

# CLUSTERING DOKUMEN DENGAN SEMANTIC WORD HOLONIM DAN FUZZY ASSOCIATION RULE MINING

Fahrur Rozi<sup>1)</sup>, Rikie Kartadie<sup>2)</sup>

<sup>1), 2)</sup> Pendidikan Teknologi Informasi STKIP PGRI Tulungagung  
Jl Mayor Sujadi Timur no.7. Tulungagung  
Email : 1<sup>1)</sup>, rikie.kartadie@gmail.com<sup>2)</sup>

## Abstrak

Meningkatnya penggunaan dokumen teks berimbas pada semakin menumpuknya file dokumen teks sehingga memerlukan pengorganisasian terhadap file dokumen teks tersebut. Salah satu metode yang dapat mengelompokkan dokumen dengan tepat adalah menggunakan fuzzy association rule. Tahap mendapatkan keyword serta tipe fuzzy yang digunakan berpengaruh terhadap kualitas pengelompokan dokumen. Penggunaan holonim untuk mendapatkan keyword yang selanjutnya digunakan untuk membentuk suatu klaster label dapat memperluas makna dari klaster label, sehingga dapat diperoleh suatu meaningful klaster labe. Penelitian ini mengusulkan sebuah metode yaitu clustering dokumen menggunakan semantic word holonim dan fuzzy association rule mining. Metode ini terdiri dari empat tahap, yaitu : preprocessing dokumen, ekstraksi key terms dari holonim, ekstraksi kandidat klaster, dan konstruksi klaster tree. Pengujian terhadap metode ini dilakukan dengan tiga jenis data berbeda, yaitu Classic, Reuters, dan 20 Newsgroup. Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai overall f-measure dari metode tanpa semantic (non semantic), dan holonim.

**Kata kunci:** association rule, clustering dokumen, fuzzy, holonim

## 1. Pendahuluan

Salah satu bentuk metode pengelolaan teks yang cukup baik untuk mengefisienkan serta melakukan peringkasan teks adalah clustering dokumen [1]. Clustering dapat ditingkatkan kualitasnya dengan beberapa hal, diantaranya : mengatasi dimensi tinggi yang diakibatkan besarnya jumlah dokumen dan jumlah kata dalam dokumen, meningkatkan skalabilitas agar mampu bekerja dengan jumlah dokumen dalam skala kecil ataupun besar (*scalable*), meningkatkan akurasi, memberikan label *cluster* yang bermakna, mampu mengatasi overlapping, serta memperhitungkan kesamaan konseptual istilah dari kata [2].

Beberapa metode telah dikembangkan untuk mendapatkan clustering dokumen dengan kualitas yang baik. Salah satunya adalah dengan menggunakan logika fuzzy sebagai metode untuk mengelompokkan dokumen [3]. Penggunaan metode logika fuzzy ini mampu

menghasilkan *cluster* yang *overlapping*. Selain penggunaan fuzzy metode lain yang sering digunakan dalam clustering maupun pengambilan keputusan adalah association rule mining [4]. Namun, berdasarkan penelitian Fung,dkk bahwa association rule saja tidak scalable [5]. Sehingga untuk menghasilkan metode yang scalable, Fung dkk mengembangkan metode *Frequent Itemset Hierarchical Clustering* (FIHC) yang merupakan algoritma hasil pengembangan *frequent-itemset* yang berasal dari *association rule mining* untuk membangun *hierarchical tree* untuk topik *cluster*.

Terdapat beberapa metode hybrid yang menggabungkan 2 buah metode dimana salah satunya menggunakan fuzzy. Seperti pada penggabungan antar logika fuzzy dan jaringan syaraf tiruan atau biasa disebut Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) [6]. Penggabungan antara fuzzy dan *association rule mining* yaitu *Fuzzy Frequent Itemset-Based Hierarchical Clustering* (F2IHC) mampu meningkatkan tingkat akurasi serta menghasilkan *cluster* yang *overlapping* dalam *clustering* dokumen [7]. Beberapa penelitian HFTC [8], FIHC [5], dan F<sup>2</sup>IHC dengan fuzzy set tipe-2 [9] masih menggunakan *term* yang berada dalam dokumen teks sebagai *label cluster*. Meskipun hal tersebut dibenarkan, namun pelabelan *cluster* yang lebih umum akan memudahkan melakukan analisis terutama dalam domain pengetahuan [10], [11].

Penelitian dengan menggunakan semantic dalam mendapatkan keyword dengan fuzzy association rule mining dapat memperluas makna dari suatu kata dalam dokumen [2],[12],[13]. Pada penelitian sebelumnya [13], penggunaan hipernim dan sinonim untuk mendapatkan keyword dapat meningkatkan nilai akurasi, karena mampu mengelompokkan suatu dokumen dengan karakteristik yang sama. Selain semantic menggunakan hipernim dan sinonim, penggunaan holonim dalam pengelompokan dokumen mampu mengurangi dimensional yang tinggi [13]–[15]. Dengan menggunakan holonim permasalahan mengenai dokumen yang terdiri dari beberapa term yang berbeda namun memiliki makna yang sama dapat terselesaikan [14].

Selain penggunaan semantic word hipernim dan sinonim penggunaan semantic word holonim untuk mendapatkan suatu cluster label juga dapat memperluas makna dari cluster label, sehingga dapat diperoleh suatu meaningful

cluster label. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membangun metode clustering dokumen dengan semantic word holonim dan fuzzy association rule mining.

## 2. Pembahasan

Rancangan sistem dalam penelitian ini terdiri atas empat bagian utama yaitu : (1) preprocessing dokumen, (2) ekstraksi *key term* dari sinonim, (3) ekstraksi *candidate cluster*, dan (4) konstruksi *cluster tree*.

### (1) Preprocessing Dokumen

Terdapat beberapa tahap yang dilakukan dalam preprocessing dokumen, yaitu : ekstraksi term, penghilangan stopwords, stemming, dan seleksi term. Pada tahap awal, hasil dari ekstraksi dokumen dikumpulkan dalam suatu koleksi single word  $T_D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ .  $T_D$  menyatakan koleksi term ( $t$ ) dalam dokumen ( $D$ ),  $n$  menyatakan jumlah term dalam  $T_D$ . Hasil yang didapatkan dari ekstraksi term  $T_D$  digunakan sebagai input untuk dilanjutkan dengan penghilangan stopwords dan proses stemming. Algoritma stemming yang digunakan dalam penelitian ini adalah Porter stemmer yang ditemukan oleh Martin Porter pada tahun 1980. Langkah terakhir yang dilakukan dalam preprocessing dokumen adalah seleksi term dengan menghitung bobot tfidf (1) setiap term dalam  $T_D$ .

$$tf. idf_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{j=1}^m f_{ij}} \times \log \left( \frac{|D|}{|\{d_i | t_j \in d_i, d_i \in D\}|} \right), \quad (1)$$

dimana  $tf. idf_{ij}$  adalah bobot term  $t_j$  dalam dokumen  $d_i$ . Untuk mencegah bias dokumen yang panjang, bobot frekuensi term dinormalisasi dengan total frekuensi semua term dalam dokumen  $d_i$ . Variabel  $|D|$  adalah jumlah seluruh dokumen dan  $|\{d_i | t_j \in d_i, d_i \in D\}|$  adalah jumlah dokumen yang memiliki term  $t_j$ .

### (2) Mendapatkan Keyword dengan Holonim

Holonim adalah bagian yang lebih besar yang disusun dari meronim, sementara meronim adalah bagian atau anggota penyusun sesuatu. Contoh, mata adalah holonim dari kornea. Sehingga jika suatu term dan holonimnya terdapat dalam satu dokumen yang sama, maka nilai frekuensinya akan dihitung sebagai satu kesatuan seperti yang dijabarkan dalam persamaan 3.

$$Hf_{ij} = hf_{ij} + h_{ij}, \quad (3)$$

dimana  $hf_{ij}$  adalah frekuensi term dalam dokumen  $i$ , dan  $h_{ij}$  adalah frekuensi holonim dari term  $t_j$  dalam dokumen  $d_i$ .

### (3) Ekstraksi Kandidat Cluster

Terdapat empat proses yang harus dilalui untuk mendapatkan kandidat cluster, diantaranya : menghitung nilai membership function dengan fuzzy set tipe-2, menemukan candidate-1 itemset, menemukan candidate-2 itemset, dan seleksi kandidat cluster. Fuzzy set tipe-2 dalam penelitian ini menggunakan dua jenis tipe fungsi keanggotaan, yaitu : fungsi keanggotaan jenis triangular

sebagai LMF (Lower Membership Function) dan fungsi keanggotaan jenis trapezoidal sebagai UMF (Upper Membership Function). Setiap term  $j$  dalam dokumen  $i$  dengan frekuensi  $f_{ij}$  memiliki bobot  $w_{ij}^{r,z}$  yang menyatakan bobot atau fungsi keanggotaan term  $j$  dalam dokumen  $i$  yang terdapat dalam wilayah fungsi keanggotaan fuzzy set tipe-2. Variabel  $r$  dalam  $w_{ij}^{r,z}$  merupakan variabel linguistik, yaitu : *Low*, *Medium*, dan *High*. Sementara  $z$  merepresentasikan LMF dan UMF.

Hasil bobot fuzzy tipe-2 dari setiap term selanjutnya akan digunakan untuk menentukan candidate 1-frequent itemset. Untuk menemukan term yang digunakan sebagai candidate 1-itemset, setiap term dilakukan perhitungan nilai support. Perhitungan nilai support didapatkan dari hasil perbandingan antara nilai bobot fuzzy dengan jumlah dokumen. Hasil term  $j$  yang diperoleh dari candidate 1-itemset akan diasosiasikan terhadap term yang lain untuk mendapatkan candidate 2-itemset. Setiap pasang term yang memiliki nilai support dan confidence lebih dari minimum support dan minimum confidence akan dijadikan sebagai candidate 2-itemset. Hasil dari kandidat 1-itemset dan candidate 2-itemset dijadikan sebagai kandidat cluster set  $C_D = \{c_1^1, \dots, c_{l-1}^2, c_1^q, \dots, c_k^{-q}\}$ , dimana  $D$  merupakan koleksi dokumen,  $q$  merupakan jumlah q-itemset, dan adalah jumlah semua kandidat cluster  $c$  yang didapatkan dari candidate 1-itemset dan candidate 2-itemset.

### (4) Konstruksi cluster tree

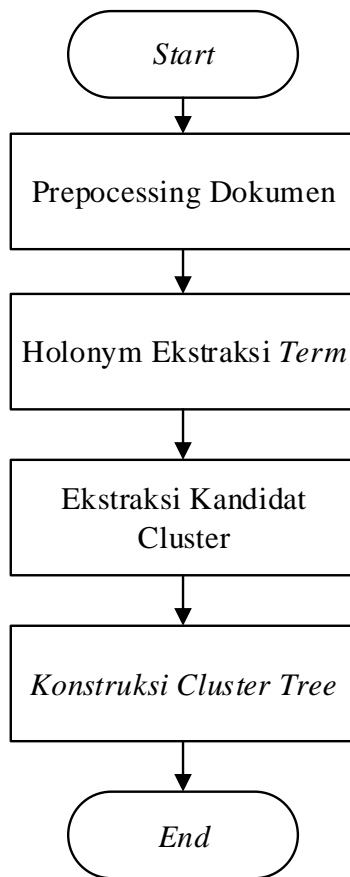
Untuk membentuk cluster tree dibutuhkan beberapa tahap, yaitu membentuk Document-Term Matrix (DTM), membentuk Term-Cluster Matrix (TCM), dan membentuk Document-Cluster Matrix (DCM) [12], [13]. Diagram alir dari pengelompokan dokumen terdapat pada gambar 1.

## Evaluasi

F-measure merupakan salah satu perhitungan evaluasi dalam sistem temu kembali informasi yang mengkombinasikan antara recall dan precision. Ukuran yang menampilkan timbal balik antara recall dan precision adalah f-measure yang merupakan bobot harmonic mean dari recall dan precision. Recall merupakan dokumen yang ditemukan dan relevan dengan query yang dimasukkan oleh user dalam suatu sistem temu balik informasi. Recall terkait dengan kemampuan suatu sistem untuk mendapatkan dokumen yang relevan. Sementara, precision merupakan jumlah kelompok dokumen yang relevan dari total jumlah dokumen yang ditemukan oleh sistem. Precision terkait dengan tingkat efektivitas sistem temu balik informasi.  $F(C)$  dapat didefinisikan dalam persamaan 4.

$$F(C) = \sum_{i_j \in L} \frac{|i_j|}{|D|} \max_{c_i \in C} (F),$$

$$\text{dimana } F = \frac{2PR}{P+R}, P = \frac{|c_i \cap i_j|}{|c_i|}, R = \frac{|c_i \cap i_j|}{|i_j|}, \quad (4)$$



**Gambar 1.** Diagram Alir Pengelompokan Dokumen

dimana  $|D|$  merupakan jumlah dokumen dalam dataset  $D$ . Variabel  $c$  merupakan cluster yang terdapat dalam sistem. Variabel  $L$  merupakan label kelas yang diperoleh dari dataset.  $|c_i|$  merupakan jumlah dokumen dalam cluster  $C(c_i \in C)$ .  $|c_i|$  merupakan jumlah dokumen dalam class  $L (I_j \in L)$ . Persamaan  $|c_i \cap I_j|$  menyatakan jumlah dokumen yang berada tepat dalam kedua cluster  $c_i$  dan  $I_j$ .

### Dataset

Terdapat tiga jenis dataset yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu :

1. Classic : merupakan dataset dari abstract jurnal ilmiah yang terdiri atas kombinasi empat kelas CACM, CISI, CRANFIELD, dan MEDICAL. Jumlah data yang digunakan dalam dataset classic ini berjumlah 1000 data, dimana setiap kelas, yaitu : CACM, CISI, CRANFIELD dan MEDICAL berjumlah 250 data. CACM merupakan jurnal dengan topik akademis, CISI merupakan jurnal dengan topik informasi retrieval, CRANFIELD merupakan jurnal dengan topik sistem penerbangan, dan MEDICAL merupakan jurnal dengan topik medis.
2. Reuters : merupakan dataset yang berasal dari koleksi Reuters newswire. Dalam dataset ini terdapat beberapa kelas, diantaranya reut2-001, reut2-002,

reut2-003, dan reut2-004. Masing-masing kelas terdiri dari 250 data, sehingga total keseluruhan data adalah 1000 data.

3. 20 Newsgroup : merupakan kumpulan dari dokumen newsgroup yang terbagi kurang lebih 20 kelas berbeda kelas yang digunakan dalam dataset 20 Newsgroup adalah 4 kelas yang terdiri dari : *comp.sys.mac.hardware*, *rec.sport.baseball*, *sci.space*, dan *talk.politics.mideast*. Masing – masing kelas terdiri dari 150 data, sehingga total terdapat 600 data.

### Pengujian

Metode yang diusulkan dilakukan pengujian dengan menggunakan dua buah skenario berbeda, yaitu : pengujian tanpa penggunaan semantic word holonim dan penggunaan semantic word holonim dalam mendapatkan keyword dari suatu dokumen. Masing – masing skenario pengujian dilakukan untuk mencari nilai overall f-measures terbaik berdasarkan jumlah dataset yang berbeda – beda. Jumlah dataset yang digunakan adalah 5 jenis data yang berbeda dengan rincian jumlah 200, 400, 600, 800, dan 1000. Hasil dari pengujian ini untuk dataset Classic terdapat pada Tabel 1 dan Gambar 2, untuk dataset Reuters terdapat pada Tabel 2 dan Gambar 3, dan untuk dataset 20 Newsgroup terdapat pada Tabel 3 dan Gambar 4.

**Tabel 1.** Hasil Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data Classic

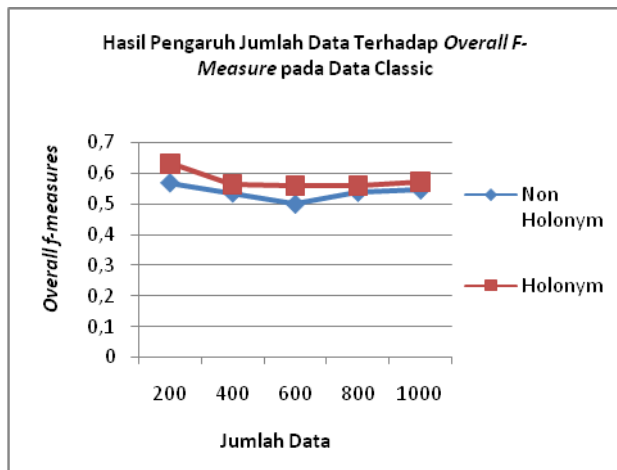
Jumlah Data	Overall F-Measure	
	Non Holonim	Holonim
200	0.5694	0.6333
400	0.5358	0.5649
600	0.4992	0.5606
800	0.5382	0.5625
1000	0.5461	0.5744

**Tabel 2.** Hasil Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data Reuters

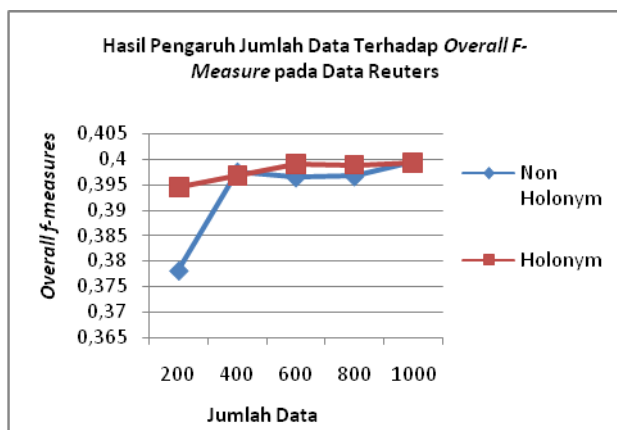
Jumlah Data	Overall F-Measure	
	Non Holonim	Holonim
200	0.378	0.3945
400	0.3975	0.3967
600	0.3964	0.3989
800	0.3966	0.3989
1000	0.3994	0.3993

**Tabel 3.** Hasil Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data 20 Newsgroup

Jumlah Data	Overall F-Measure	
	Non Holonim	Holonim
200	0.5651	0.5736
400	0.5343	0.5332
600	0.4658	0.5603
800	0.5387	0.6332
1000	0.5542	0.6716



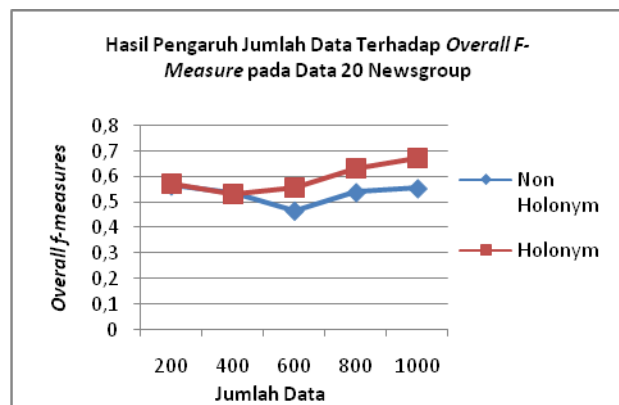
**Gambar 4.** Grafik Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data Classic



**Gambar 5.** Grafik Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data Reuters

Berdasarkan Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3 serta Gambar 4, Gambar 5, dan Gambar 6 diketahui bahwa setiap pada dataset memiliki hasil overall f-measures yang berbeda. Pada penggunaan dataset Classic metode yang diusulkan dengan menggunakan semantic word holonim mampu menghasilkan nilai overall f-measures yang lebih baik dibandingkan metode yang tanpa menggunakan holonim sebagai metode untuk mendapatkan keyword dalam

suatu dokumen. Penggunaan semantic word holonim menghasilkan nilai overall f-measures terbaik pada



**Gambar 6.** Grafik Pengaruh Jumlah Data Terhadap Overall f-measure pada Data 20 Newsgroup

jumlah dataset 200 dengan nilai overall f-measures 0.3993. Setiap pengujian yang dilakukan dengan jumlah dataset yang berbeda juga mendapatkan hasil yang sama yaitu nilai overall f-measures metode yang menggunakan holonim lebih baik dibandingkan metode yang tidak menggunakan holonim. Holonim sebagai metode tambahan untuk mendapatkan keyword terbukti mampu untuk mendapatkan keyword yang memiliki karakteristik yang hampir sama, sehingga mampu mengelompokkan dokumen yang memiliki keyword dengan karakteristik yang sama.

Pada penggunaan dataset Reuters metode yang diusulkan dengan menggunakan semantic word holonim mampu menghasilkan nilai overall f-measures yang lebih baik dibandingkan metode yang tanpa menggunakan holonim sebagai metode untuk mendapatkan keyword dalam suatu dokumen. Penggunaan semantic word holonim menghasilkan nilai overall f-measures terbaik pada jumlah dataset 1000 dengan nilai overall f-measures 0.6716. Setiap pengujian yang dilakukan dengan jumlah dataset yang berbeda juga mendapatkan hasil yang sama yaitu nilai overall f-measures metode yang menggunakan holonim lebih baik dibandingkan metode yang tidak menggunakan holonim kecuali pada penggunaan dataset 400 dimana nilai overall f-measures metode non holonim lebih baik dibanding metode dengan holonim. Holonim sebagai metode tambahan untuk mendapatkan keyword terbukti mampu untuk mendapatkan keyword yang memiliki karakteristik yang hampir sama, sehingga mampu mengelompokkan dokumen yang memiliki keyword dengan karakteristik yang sama.

Pada penggunaan dataset 20 Newsgroup metode yang diusulkan dengan menggunakan semantic word holonim mampu menghasilkan nilai overall f-measures yang lebih baik dibandingkan metode yang tanpa menggunakan holonim sebagai metode untuk mendapatkan keyword dalam suatu dokumen.

Penggunaan semantic word holonim menghasilkan nilai overall f-measures terbaik pada jumlah dataset 1000 dengan nilai overall f-measures 0.6716. Setiap pengujian yang dilakukan dengan jumlah dataset yang berbeda juga mendapatkan hasil yang sama yaitu nilai overall f-measures metode yang menggunakan holonim lebih baik dibandingkan metode yang tidak menggunakan holonim kecuali pada penggunaan dataset 400 dimana nilai overall f-measures metode non holonim lebih baik dibanding metode dengan holonim. Holonim sebagai metode tambahan untuk mendapatkan keyword terbukti mampu untuk mendapatkan keyword yang memiliki karakteristik yang hampir sama, sehingga mampu mengelompokkan dokumen yang memiliki keyword dengan karakteristik yang sama.

### 3. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian didapatkan bahwa penggunaan holonim dalam mendapatkan keyword mampu menghasilkan rata-rata overall f-measure yang lebih baik dibanding non semantic dan hipernim dengan nilai rata-rata overall f-measures sebesar 0.5791 untuk data classic, 0.3977 untuk data Reuters, dan 0.5943 untuk data 20 newsgroup. Berdasarkan nilai overall f-measures yang didapatkan dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode yang disulitkan yaitu semantic word holonim untuk mendapatkan keyword dalam suatu dokumen memiliki akurasi yang lebih baik. Hal ini disebabkan dalam mendapatkan keyword dengan menggunakan holonim akan memperluas makna dari suatu kata, sehingga dokumen yang memiliki karakteristik sama akan dikelompokkan menjadi satu kelompok dokumen.

### Daftar Pustaka

- [1] C. Lou, L. Yanjun, and S. M. Chung, "Text document clustering based on neighbors," *Text Doc. Clust. based neighbors*, vol. 68, no. 1, pp. 1271–1288, 2009.
- [2] C. L. Chien, F. S. C. Tseng, and T. Liang, "An Integration of WordNet and fuzzy association rule mining for multi-label document clustering," *Data Knowl. Eng.*, vol. 69, no. 1, pp. 1208–1226, 2010.
- [3] R. Saracoglu, K. Tutuncu, and N. Allahverdi, "A new approach on search for similar documents with multiple categories using fuzzy clustering," *Expert Syst. Appl.*, pp. 2545–2554, 2008.
- [4] F. Sukmana and J. L. Bulaili, "Rekomendasi Solusi pada Computer Maintenance Management System Menggunakan Association Rule, Koefisien Korelasi Phi dan Chi-Square," in *Prosiding Seminar Nasional Manajemen Teknologi XXII*, 2015, pp. 1–8.
- [5] B. C. M. Fung, K. Wang, and M. Ester, "Hierarchical document clustering using frequent itemset," in *Simon Fraser University*, 2002.
- [6] F. Rozi and F. Sukmana, "Metode Siklis dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System untuk Peramalan Cuaca," *J. Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 7–13, 2016.
- [7] C. Chen, F. S. C. Tseng, and T. Liang, "Mining fuzzy frequent itemset for hierarchical document clustering," *Inf. Process. Manag.*, vol. 46, pp. 193–211, 2010.
- [8] F. Beil, M. Ester, and X. Xu, "Frequent Term-Based Text Clustering," in *Proc. of Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2002, pp. 436–442.
- [9] S. Sari, "Clustering berbasis dokumen secara hierarki berbasis fuzzy set tipe-2 trapezoidal dan triangular dari frequent itemset,"

- in *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, 2012.
- [10] Y. H. Tseng, "Generic title labeling for clustered documents," *Generic title labeling Clust. Doc.*, vol. 37, pp. 2247–2254, 2010.
  - [11] F. Rozi, S. H. Wijoyo, S. A. Isanta, Y. Azhar, and D. Purwitasari, "Pelabelan Klaster Fitur Secara Otomatis pada Perbandingan Review Produk," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 55–61, 2014.
  - [12] F. Rozi, C. Faticah, and D. Purwitasari, "Ekstraksi Kata Kunci Berdasarkan Hipernim dengan Inisialisasi Klaster Menggunakan Fuzzy Association Rule Mining pada Pengelompokan Dokumen," *J. Teknol. Inf.*, vol. 13, no. 2, pp. 190–197, 2015.
  - [13] F. Rozi and R. Kartadie, "Sinonim untuk Ekstraksi Kata Kunci Pada Pengelompokan Dokumen Menggunakan Fuzzy Association Rule Mining," *Semnasteknomedia*, vol. 4, no. 1, 2016.
  - [14] R. Baghel and R. Dhir, "A Frequent Concepts Based Document Clustering Algorithm," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 4, no. 5, pp. 6–12, 2010.
  - [15] G. Bharati and G. Venkatesan, "Improving Information Retrieval Using Document Cluster and Semantic Synonym Extraction," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 36, no. 2, pp. 167–173, 2012.

### Biodata Penulis

**Fahrur Rozi, S.Kom., M.Kom.**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Universitas Brawijaya. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS Surabaya pada tahun 2015. Saat ini menjadi dosen di STKP PGRI Tulungagung.

**Rikie Kartadie, S.T., M.Kom.**, Mendapatkan gelar Sarjana Teknik (S.T.) pada tahun 2001 dari Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Yogyakarta, mendapatkan gelar Master Komputer (M.Kom.) pada Mei 2014 Konsentrasi Sistem Informasi dari STMIK AMIKOM Yogyakarta, dan menjadi dosen di STKP PGRI Tulungagung.

