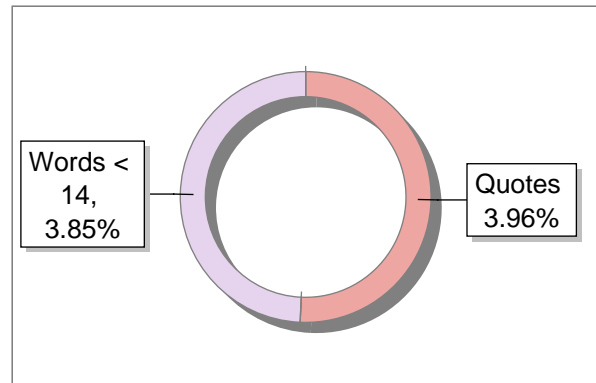
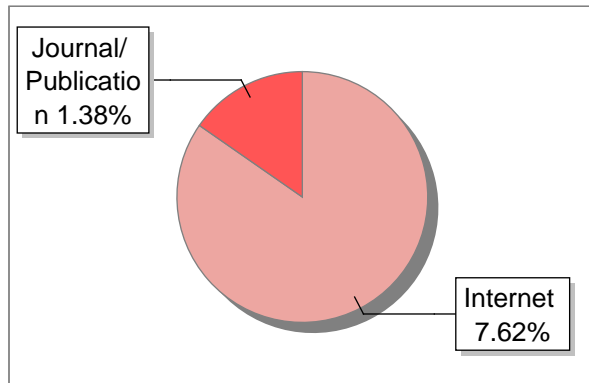
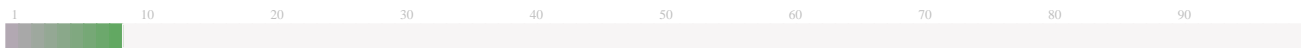


Submission Information

Author Name	Ardiansyah
Title	Hasil fullpaper-konik2020
Paper/Submission ID	1586683
Submitted by	nanik.arkiyah@staff.uad.ac.id
Submission Date	2024-03-30 22:59:03
Total Pages	8
Document type	Article

Result Information

Similarity **9 %**



Exclude Information

Quotes	Excluded
References/Bibliography	Excluded
Sources: Less than 14 Words %	Not Excluded
Excluded Source	0 %
Excluded Phrases	Not Excluded

Database Selection

Language	Non-English
Student Papers	Yes
Journals & publishers	Yes
Internet or Web	Yes
Institution Repository	Yes

A Unique QR Code use to View/Download/Share Pdf File





DrillBit Similarity Report

9

SIMILARITY %

19

MATCHED SOURCES

A

GRADE

A-Satisfactory (0-10%)

B-Upgrade (11-40%)

C-Poor (41-60%)

D-Unacceptable (61-100%)

LOCATION	MATCHED DOMAIN	%	SOURCE TYPE
1	Subjective Evaluation A Comparison of Several Statistical Techniques, by Mittal, Himani Dev- 2018	1	Publication
2	adoc.pub	1	Internet Data
3	adoc.pub	1	Internet Data
4	moam.info	1	Internet Data
5	adoc.pub	1	Internet Data
6	jurnal.una.ac.id	1	Internet Data
8	fdokumen.id	<1	Internet Data
9	etheses.uin-malang.ac.id	<1	Internet Data
10	repository.unair.ac.id	<1	Internet Data
11	adoc.pub	<1	Internet Data
12	journal.uii.ac.id	<1	Publication
13	jurnal.unpad.ac.id	<1	Internet Data
14	qdoc.tips	<1	Internet Data
15	docplayer.net	<1	Internet Data

16	123dok.com	<1	Internet Data
17	adoc.pub	<1	Internet Data
18	aprenderly.com	<1	Internet Data
19	docplayer.net	<1	Internet Data
20	repositorio.unal.edu.co	<1	Internet Data

Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2020 ISSN : 2338-2899 1 Penentuan Reviewer Otomatis pada Open Journal System menggunakan Latent Semantic Analysis Gontang Ragil Prakasa¹, Ardiansyah² ¹⁵ **Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan** Email: gontangprakasa02@gmail.com¹, ardiansyah@tif.uad.ac.id² Abstract — Scientific articles which will be submitted to the open journal system (OJS) application will be reviewed first to assign the reviewers based on their related expertise. However, the reviewer assignment was selected subjectively. This study aims to automate the paper reviewer assignment on OJS and latent semantic analysis (LSA) is able to reduce the dimensions of the document so that it can shorten the time of returning the relevance of documents in the scientific article reviewer features open journal system applications. ¹⁹ **The results of the study indicate that the implementation of automatic journal reviewer determination in the open journal the system using latent semantic analysis is able to recommend reviewers based on the query quicker and precisely.** ²⁰ **System evaluation was carried out** using 1422 queries and 12899 documents. ¹⁸ **The evaluation results show that** the mean average precision (MAP) accuracy for paper reviewer assignment is 0.987 or 99%. The MAP value was stated to be very good and included in the classification of excellent recommendations based on diagnostic tests. ⁹ **The results of this study** can then be used by editors to quickly and accurately assign a paper reviewer based on reviewer's portfolios. Keywords — paper reviewer assignment, latent semantic analysis, term frequency-inverse document frequency, singular value decomposition, cosine similarity Abstrak — Artikel ilmiah yang akan dikirim pada aplikasi open journal system (OJS) akan di review terlebih dahulu untuk menentukan reviewer yang sesuai dengan bidangnya masing-masing. Namun selama ini pemilihan reviewer masih dilakukan secara subjektif. ¹⁰ **Penelitian ini bertujuan untuk** mengotomatisasi penentuan reviewer pada OJS menggunakan latent semantic analysis (LSA) agar bisa mereduksi dimensi dokumen sehingga dapat mempersingkat waktu pengembalian relevansi dokumen pada fitur reviewer artikel ilmiah aplikasi open journal system. ¹⁴ **Hasil penelitian menunjukkan bahwa** implementasi penentuan reviewer jurnal otomatis pada open journal system menggunakan latent semantic analysis mampu berfungsi untuk memberikan rekomendasi reviewer jurnal yang sesuai dengan query secara lebih cepat dan tepat. ¹¹ **Evaluasi sistem dilakukan dengan menggunakan** 1422 query dan 12899 dokumen. Hasil evaluasi menunjukkan nilai akurasi mean average precision (MAP) untuk penentuan reviewer jurnal otomatis adalah sebesar 0.987 atau 99%. Nilai MAP tersebut dinyatakan sangat baik atau masuk pada klasifikasi excellent recommendation berdasarkan diagnostic test. Hasil penelitian ini selanjutnya bisa digunakan editor dalam menentukan reviewer artikel ilmiah secara ² **cepat dan akurat sesuai dengan** riwayat publikasi ilmiah reviewer. Kata kunci — paper reviewer assignment, latent semantic analysis, term frequency-inverse document frequency, singular value decomposition, cosine similarity I. ⁸ **PENDAHULUAN** Teknologi informasi saat ini sangat membantu dalam mengelola proses publikasi dan akses terhadap karya-karya ilmiah. Banyak jurnal ilmiah yang ada saat ini menerapkan tata kelola jurnal elektronik/online. Semua proses ⁴ **dikelola dan diterbitkan secara elektronik** dalam suatu sistem [1] menggunakan open journal system (OJS). Salah satu fitur utama yang ada di OJS adalah menentukan reviewer. Fitur ini bermanfaat untuk memilih reviewer yang terdapat dalam database secara manual [2]. Reviewer adalah orang yang berperan penting dalam menilai suatu karya ilmiah [3] dan proposal penelitian [4]. Reviewer yang ditunjuk biasanya sudah sesuai dengan kualitas bidang kepakarannya masing-masing [5]. Namun selama ini pemilihan reviewer masih dilakukan secara subyektif. Akibatnya reviewer yang ditunjuk kerap tidak sesuai bidang keahliannya dengan artikel yang akan di-review. Vectos space model (VSM) beberapa kali coba digunakan sebagai salah satu metode untuk menentukan reviewer secara otomatis. Vector Space Model (VSM) menghasilkan rekomendasi yang cukup baik dengan ⁴ **tingkat akurasi yang tinggi** untuk memberikan rekomendasi reviewer terhadap suatu artikel ilmiah berdasarkan kemiripan judul artikel [6]. Kekurangan dan kelemahan metode ini berupa dimensi yang terlalu besar, mesin harus membandingkan dua vektor dengan jutaan dimensi dan jutaan dokumen sehingga **membutuhkan waktu yang tidak sedikit** [7]. **Salah satu metode yang** digunakan untuk mereduksi dimensi adalah Latent Semantic Analysis (LSA). Latent Semantic Analysis (LSA) merupakan perluasan dari VSM dengan pemodelan term dokumen LSA menggunakan konsep singular value decomposition (SVD). SVD bertujuan untuk mengurangi dimensi dengan menemukan makna yang tersembunyi dari kata dan dokumen serta menghasilkan data asli matriks sebagai ruang semantik. Jika teridentifikasi ada kata-kata yang tidak penting (noisy) maka selanjutnya bisa diabaikan [7]. Berdasarkan

latar belakang yang telah dipaparkan, maka penelitian ini akan menerapkan LSA pada fitur review assignment OJS sehingga mampu memberikan rekomendasi dengan mereduksi dimensi serta mampu mempersingkat waktu pengembalian relevansi terhadap dokumen.

Prakasa, et al. IJCCSISSN 2 II. LANDASAN TEORI A. Information Retrieval Information retrieval (IR) adalah suatu proses untuk mengidentifikasi dan menyediakan informasi bagi pemakai sebagai respon atas permintaan atau berdasarkan kebutuhan pemakai. IR kemudian memanggil retrieve suatu dokumen dari suatu penyimpanan sebagai jawaban atas permintaan informasi agar sesuai dengan kebutuhan pengguna [8]. Tahapan IR dapat dilihat pada Gambar 1. Ilustrasi tahapan information retrieval B. Latent Semantic Analysis Latent Semantic Analysis merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengukur koherensi dan kelengkapan teks term dengan cara pembobotan pada term berdasarkan analisis SVD [9]. Proses penting yang dilakukan dalam penerapan Latent Semantic Analysis antara lain: 1. Preprocessing Menurut [10] preprocessing bertujuan untuk mendapatkan dataset yang dapat diolah dengan cepat dan menghasilkan kesimpulan yang tepat. Salah satu proses preprocessing data yang dapat dilakukan adalah pemilihan fitur (feature selection). Terdapat beberapa tahap feature selection, antara lain tokenizing, filtering, dan stemming. 2. Term Frequency-Inverse Document Frequency Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan teknik berbasis statistik teks yang memberikan bobot hubungan suatu term terhadap suatu dokumen [11]. Proses pembobotan kata dinotasikan pada persamaan (1).
(1) Keterangan : TF-IDF (ti, dj) = bobot term ti terhadap dokumen dj tf (ti, dj) = jumlah kemunculan term ti dalam dokumen dj N = jumlah semua dokumen N (ti) = jumlah dokumen yang mengandung term ti 3. Singular Value Decomposition Singular Value Decomposition (SVD) merupakan salah satu metode unsupervised training yang terkait dengan nilai eigen dan nilai singular (singular value) suatu matriks yang merupakan salah satu karakteristik tersebut [12]. Proses perhitungan SVD ditunjukkan dalam persamaan 2. A ! (2) Keterangan : matriks diagonal berupa nilai-nilai singular matriks A U dan V = matriks-matriks berupa vektor singular kiri dan kanan 4. Cosine Similarity Cosine similarity merupakan ukuran kesamaan antara dua vektor n dimensi dengan mencari kosinus sudut antara keduanya. Cosine similarity sering digunakan untuk membandingkan dokumen dalam text mining [11]. Proses perhitungan cosine similarity ditunjukkan dalam persamaan 3. # \$ %, & '.) *|'|* .||) (3) Keterangan : TABEL 1 SAMPEL DATASET PAPER No Judul Reviewer Abstrak 1 impact of spam exposure on user engagement. anirban dasgupta In this paper we quantify the effect..... 2 a real time algorithm for detection of spectacles leading to eye detection anirban dasgupta Eye detection plays an important role in many Intelligent Human..... 3 clustering cookies for identifying unique mobile devices anirban dasgupta Embodiments are directed towards clustering..... 14321 who gets acknowledged: measuring scientific contributions through automatic acknowledgment indexing c. lee giles Acknowledgments in research publications, like citations, indicate influential contributions to scientific work.

Prakasa, et al. IJCCSISSN 3 $\|x\| = \text{Panjang vektor } x$ $\|y\| = \text{Panjang vektor } y$ Cosine Similarity antara vektor query dan vektor dokumen dapat digunakan sebagai ukuran skor dokumen untuk query tersebut. Nilai yang dihasilkan kemudian dapat digunakan untuk memilih penilaian atas dokumen untuk query [13].

4. Text Mining Text mining adalah proses analisis data dalam bentuk teks. Sumber data text mining sendiri berasal dari dataset berupa dokumen [14]. Tahapan text mining meliputi pengumpulan data dan ekstraksi fitur [14]. Dengan mengaplikasikan proses-proses dalam text mining maka akan diperoleh pola-pola data, tren, dan ekstraksi dari pengetahuan-pengetahuan yang potensial dari data teks [15].

III. METODE A. Pengumpulan Data Penelitian ini menggunakan library scholarly python yang dapat mengakses Google Scholar API himpunan data prosiding ICDM'09 (IEEE International Conference on Data Mining), KDD '08 Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge discovery and data mining (ICDM'09). B. Text Preprocessing Library nltk dan sastrawi digunakan pada tahap text preprocessing. Tujuannya untuk mengubah dataset dokumen yang terdiri dari judul dan abstrak ke dalam bentuk dasar sebelum digunakan sebagai query. Proses yang dilakukan pada tahapan ini yaitu tokenizing, filtering, dan stemming C. Pembobotan, Dekomposisi, dan Similarity Pembobotan dokumen dilakukan dengan menggunakan library Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF- IDF) dari scikit learn python. Pembobotan dilakukan untuk menentukan bobot term di setiap dokumen yang diperoleh dari query dan dataset berupa judul artikel. Setelah selesai proses pembobotan kemudian tiap term pada query dan judul artikel diubah ke dalam bentuk matriks untuk menghitung nilai singular value decomposition (SVD) menggunakan library TruncatedSVD dari scikit learn python. Perhitungan SVD menghasilkan ruang semantik dari kemunculan kata-kata yang cocok dan terbaik berdasarkan kosinus antarkalimat. Hasil yang didapat dari proses SVD adalah nilai ortogonal, nilai eigenvalue, dan nilai eigenvector. Nilai eigenvalue digunakan untuk mencari k-dimensi dengan mengevaluasi nilai tak nol. Perhitungan yang dihasilkan kemudian menjadi bobot term yang akan diproses dalam cosine similarity. Nilai cosine similarity menentukan nilai kemiripan antara query yang dimasukkan dengan dokumen. D. Perbandingan Metode Perbandingan metode dilakukan untuk mengukur efektifitas dari sistem rekomendasi reviewer artikel jurnal menggunakan metode Latent Semantic Analysis dan Vector Space Model. Perbandingan dilakukan menggunakan mean average precision (MAP) dan efisiensi waktu pengembalian dokumen. E. Evaluasi Pada tahap evaluasi dilakukan pengujian untuk mengukur efektifitas dari sistem rekomendasi judul jurnal yang dibangun. Perhitungan pengukuran dilakukan dengan menggunakan mean average precision (MAP). MAP merupakan nilai rata-rata average precision seluruh query yang dimasukkan. Dengan pengukuran ini dapat diketahui bahwa semakin tinggi nilai MAP yang diberikan maka

TABEL 2 SAMPEL DATASET PAPER YANG TELAH DIPREPROCESSING

No Judul Penulis Abstrak preprocessed_Judul preprocessed_Abstrak

1 impact of spam exposure on user engagement. anirban dasgupta In this paper we quantify the effect impact spam exposure user engag paper quantify effect

2. a real time algorithm for detection of ... anirban dasgupta Eye detection plays an important role in... real time algorithm detection spectacle lead eye detection real time algorithm detection spectacles leading eye detect

3 clustering cookies for identifying unique mobile devices anirban dasgupta Embodiments are directed toward clustering ... cluster cooky identify unique mobile device clustering cookies identifying unique mobile devic

4 spam or ham?: characterizing and detecting..... anirban dasgupta Web mail providers rely on users to\" vote\" to.... spam characterize detect fraudulent spam report web mail spam ham characterizing detecting fraudulent spam reports web mail system

..... 14.321 who gets acknowledged: c. lee giles Acknowledgments in research acknowledge measure scientific contribution automatic acknowledgment gets acknowledged measuring scientific....

Prakasa, et al. IJCCSISSN 4 semakin baik juga rekomendasi reviewer yang diberikan. Tahapan penelitian secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 2. Tahapan Penelitian F. Perencanaan Perancangan dilakukan untuk mengetahui secara lebih detail tahap-tahap yang dilakukan untuk menghasilkan sebuah sistem yang diinginkan. Perencanaan yang dilakukan pada tahapan ini yaitu perancangan sistem, database dan user interface. IV. HASIL DAN PEMBAHASAN A. Pengumpulan Data Data yang bisa diperoleh dari proses akses Google Scholar API adalah sebanyak 14.335 artikel paper prosiding ICDM'09 yang ditulis sebanyak 339 penulis. Selanjutnya dilakukan pembersihan dataset sehingga dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 14.321 paper paper prosiding ICDM'09 dari 339 penulis. Sampel paper yang digunakan bisa dilihat pada Tabel 1. B. Text Preprocessing Pada tahapan text preprocessing, digunakan untuk mengubah suatu dataset dokumen yang terdiri dari judul dan abstrak jurnal ke dalam bentuk kata dasar. Selain dokumen, query juga harus melalui proses preprocessing terlebih dahulu. Tahapan text preprocessing yang dilakukan meliputi tokenisasi, filtering dan stemming. Sampel dataset hasil text preprocessing bisa lihat pada Tabel 2. C. Pembobotan, Dekomposisi, dan Similarity Langkah selanjutnya adalah pembobotan dokumen yang dilakukan dengan menggunakan library TF-IDF. Tujuannya untuk menentukan bobot term pada setiap dokumen yang diperoleh dari query dan dokumen. Kemudian bobot term tersebut dihitung menggunakan singular value decomposition untuk menghasilkan ruang semantik dari kemunculan kata-kata yang cocok dan terbaik berdasarkan kosinus antarkalimat. Hasil yang didapat dari proses singular value decomposition adalah nilai ortogonal, nilai eigenvalue, dan nilai eigenvector. Nilai eigenvalue digunakan untuk mencari k-dimensi dengan mengevaluasi nilai tak nol sehingga didapat hasil pengurangan dimensi sebanyak (14321,2) nilai ortogonal, (2,2) nilai eigenvalue, dan (2,11529) nilai eigenvector. Perhitungan yang dihasilkan kemudian menjadi bobot term yang akan diproses dalam perhitungan cosine similarity. Nilai cosine similarity menentukan nilai kemiripan antara query yang dimasukkan dengan dokumen judul artikel yang tersedia. Sampel hasil perhitungan nilai cosine similarity ditunjukkan pada Gambar 3.

TABEL 3 SAMPEL REKOMENDASI BERDASARKAN INPUT QUERY

Dokumen	Reviewer Score	Judul Document
13036	0.948	Characterizing and modelling clustering features in as-level internet topology
3	0.911	Clustering cookies for identifying unique mobile devices
13884	0.911	Clustering cookies for identifying unique mobile devices
13923	0.816	Multi-modal clustering for multimedia collections
6050	0.813	Multi-way distributional clustering via pairwise interactions

Prakasa, et al. IJCCSISSN 5 Gambar 3. Hasil perhitungan nilai cosine similariy dalam bentuk list D. Implementasi Hasil implementasi halaman rekomendasi dilakukan dengan membuat menu untuk rekomendasi reviewer. Rekomendasi dengan inputan query akan menampilkan data hasil rekomendasi berdasarkan input query dari pengguna. Sampel hasil implementasi rekomendasi input query dapat dilihat pada Tabel 3 dengan contoh query “cookies mobile clustering unique”. Hasil implementasi pada sistem rekomendasi reviewer dengan menginputkan query kemudian memberikan hasil lima teratas yang cocok dengan bidangnya masing-masing. Implementasi halaman dari rekomendasi reviewer ditunjukkan pada Gambar 4. Gambar 4. Rekomendasi lima reviewer teratas E. Perbandingan Metode Hasil pengujian mean average precision pada Vector Space Model dan Latent Semantic Analysis yang terdapat pada gambar 5 menunjukkan Latent Semantic Analysis lebih relevan di bandingkan dengan Vector Space Model. Gambar 5. Hasil Komparasi MAP Lantent Semantic Analysis dan Vector Space Model Merujuk hasil kedua metode yang ditunjukkan pada gambar 5 bahwa Latent Semantic Analysis mendapatkan hasil lebih baik dalam pengembalian dokumen dibandingkan dengan Vector Space Model namun selisihnya sangat kecil dan tidak terlalu signifikan. Tabel 4 menunjukkan bahwa metode Latent Semantic Analysis memberikan hasil 0.00063 detik dan metode Vector Space Model memberikan hasil 0.00119 detik. Merujuk pada hasil perbandingan kedua metode tersebut diperoleh bahwa Latent Semantic Analysis lebih cepat waktu pengembalian dokumen di bandingkan dengan Vector Space Model. F. Evaluasi Evaluasi dilakukan menggunakan teknik evaluasi Informatiaon Retrieval untuk yang menghasilkan ranking. Pengukuran dilakukan terhadap pengujian presisi hasil pengembalian rekomendasi. Setiap penentuan rekomendasi dilakukan pengecekan relevansi antara rekomendasi dengan query. Setiap rekomendasi juga akan diberi label. Label akan digunakan untuk menghitung atau mengukur nilai precision dari data rekomendasi yang terambil pada setiap query yang diinputkan. Perhitungan nilai precision dilakukan pada sepuluh rekomendasi teratas pada setiap query yang dimasukkan. Dari hasil tersebut akan dihitung nilai average precision. Kemudian skor average precision setiap query akan dijumlah dan dibagi dengan jumlah query untuk mendapatkan nilai mean average precision (MAP). Pengujian dilakukan menggunakan 1422 query dari dokumen dataset. Sampel evaluasi MAP bisa dilihat pada tabel 5. Berdasarkan klasifikasi keakuratan pengujian diagnostic test maka skor 0.9 sampai 1.00 masuk pada klasifikasi excellent recommendation atau dianggap sebagai rekomendasi yang sangat baik. Hasil perhitungan nilai Mean Average Precision yang diperoleh pada penelitian ini adalah 0.987 atau 99%. Hal ini menunjukkan bahwa rekomendasi yang diberikan pada sistem ini masuk pada klasifikasi sangat baik. 0% 50% 100% 150% R TR Latent Semantic Analysis Vector Space Model

Prakasa, et al. IJCCSISSN 6 Gambar 6. Scatter Hasil Average Precision Gambar 6 menunjukkan hasil nilai average precision berada pada kisaran 0 sampai 1. Semakin nilai average precision mendekati angka satu artinya semakin banyak rekomendasi relevan yang diberikan, begitu juga sebaliknya. Scatter tersebut menunjukkan bahwa nilai average precision sebagian besar berada pada angka satu atau mendekati satu. Gambar 7. Komposisi Relevansi Dokumen Gambar 7 merepresentasikan hasil rekomendasi yang relevan dengan yang tidak relevan dari setiap query. Hasil rekomendasi relevan adalah 99% sedangkan rekomendasi yang tidak relevan adalah 1%. G. Perancangan Adapun desain arsitektur yang diusulkan kemudian ditunjukkan seperti pada gambar 8. Dari rancangan tersebut 0 0,2 0,4 0,6 0,8 1 1,2 0 500 1000 1500 Average Precision Query Scatter Pengujian Query 99% 1% Diagram Relevansi Dokumen Relevan Tidak relevan TABEL 4 KOMPARASI KECEPATAN PROSES VSM DAN LSA (DETIK) Query Q VSM LSA impact of spam exposure on user engagement. Q1 0.000999212 0.00099802 a real time algorithm for detection of spectacles leading to eye detection Q2 0.000998497 0.000998259 clustering cookies for identifying unique mobile devices Q3 0.000997543 0.00099349 video & eog based investigation of pure saccades in human subjects Q4 0.000989914 0.000994205 spam or ham?: characterizing and detecting fraudulent not spam reports in web mail systems Q5 0.001000643 0.000998735 overcoming browser cookie churn with clustering Q6 0.000998735 0 on sampling nodes in a network Q7 0.000996113 0 analysis of training parameters for classifiers based on haar- like features to detect human faces Q8 0.001004457 0 an on-board vision based system for drowsiness detection in automotive drivers Q9 0.000991583 0.00099802 disambiguating authors in academic publications using random forests Q10 0.000998259 0.000998497 the discoverability of the web Q40 0.001997948 0.000997782 aggregating crowdsourced binary ratings Q41 0.000995636 0 on scheduling in map-reduce and flow-shops Q42 0.001000166 0.000998735 natural language grammatical inference with recurrent neural networks Q43 0.001997948 0.000998735 superposter behavior in mooc forums Q44 0.000997543 0 a sparse johnson: lindenstrauss transform Q45 0.009997323 0 Total 0,00119 0,00063

Prakasa, et al. IJCCSISSN 7 dapat terlihat bahwa bagian yang memiliki peranan penting adalah pengguna. Pengguna sangat berperan untuk memilih bagaimana cara mendapatkan rekomendasi yaitu dengan memasukkan query. Query yang diberikan selanjutnya akan melewati tahap preprocessing. Hasil dari preprocessing query akan digunakan untuk melakukan pengecekan kemiripan query pada database history. Jika tersedia maka sistem akan langsung memberikan rekomendasi, jika tidak tersedia maka sistem akan memproses pembobotan query dengan dokumen preprocessed-dataset menggunakan latent semantic analysis. Hasil rekomendasi yang menggunakan query baru akan disimpan pada database history yang terdiri dari dua Tabel yaitu queries untuk menyimpan query dan tabel details untuk menyimpan hasil rekomendasi. Gambar 8.

Arsitektur sistem rekomendasi yang diusulkan V. KESIMPULAN Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian ini, maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut. TABEL 5 SAMPEL EVALUASI MEAN AVERAGE PRECISION

Query Q Mirip Tidak Mirip Ave. Precision integrating catalog Q1 10 0 1 overfitting neural networks conjugate gradient backpropag Q2 10 0 1 mining web logs improve website organ Q3 10 0 1 privacy preserving olap Q4 10 0 1 mining newsgroups using networks arising social behavior Q5 10 0 1 discovering trends text databas Q6 10 0 1 partial classification using association rul Q7 10 0 1 mining generalized association rul Q8 10 0 1 quest data mining system Q9 10 0 1 integrating catalog Q10 10 0 1 colibri fast mining large static dynamic graph Q40 10 0 1 time series compressibility privaci Q41 10 0 1 smallblue social network analysis expertise search collective intellig Q42 10 0 1 vinci serviceoriented architecture rapid development web appl Q43 0 10 0 adaptive handsoff stream min Q44 10 0 1 braid stream mining group lag correl Q45 10 0 1 higher order recurrent networks grammatical infer Q46 10 0 1 incremental tensor analysis theory appl Q47 10 0 1 data mining meets performance evaluation fast algorithms modeling bursty traff Q48 10 0 1 finding frequent items probabilistic data Q49 10 0 1 Total 1404 Mean Average Precision 0.987

Prakasa, et al. IJCCSISSN 8 1. Telah dibangun purwarupa sistem rekomendasi reviewer jurnal berdasarkan input query yang mampu memberikan informasi yang bermakna untuk menentukan kecocokan antara query dengan dokumen reviewer jurnal, sehingga dapat membantu pengguna dalam menemukan rekomendasi reviewer. 2. Akurasi yang diperoleh melalui evaluasi sistem rekomendasi reviewer jurnal menggunakan metode Latent Semantic Analysis dengan pengujian MAP adalah sebesar 0.987 atau 99%, sedangkan menggunakan metode Vector Space Model dengan pengujian MAP adalah sebesar 0.96%. Evaluasi melibatkan query sebanyak 1422 dan dokumen sebanyak 14321. Nilai MAP Latent Semantic Analysis dan Vector Space Model dinyatakan sangat baik atau masuk pada klasifikasi excellent recommendation berdasarkan diagnostic test. Merujuk pada hasil komparasi kedua metode tersebut di peroleh bahwa nilai MAP Latent Semantic Analysis mendapatkan nilai akurasi lebih tinggi di dibandingkan dengan Vector Space Model. 3. Efisiensi waktu yang diperoleh melalui evaluasi sistem rekomendasi reviewer jurnal menggunakan metode Latent Semantic Analysis adalah sebesar 0.00063, sedangkan menggunakan metode Vector Space Model adalah sebesar 0.00119. Evaluasi melibatkan query sebanyak 1422 dan dokumen sebanyak 14321. Berdasarkan hasil perbandingan kedua metode tersebut menunjukkan bahwa waktu yang dibutuhkan Latent Semantic Analysis lebih sedikit disbanding Vector Space Model, tetapi selisihnya sangat kecil dan tidak terlalu signifikan. 4. Penerapan Latent Semantic Analysis pada penelitian ini telah menghasilkan rekomendasi yang baik dengan keakuratan yang tinggi sehingga cocok untuk memberikan rekomendasi reviewer terhadap suatu artikel ilmiah berdasarkan kemiripan judul artikel. 5. Sistem rekomendasi reviewer artikel ilmiah saat ini masih terpisah dari Open Journal System karena open journal system memiliki keamanan untuk menolak API dari luar sistem sehingga pengembangan langsung pada aplikasi OJS harus dilakukan di luar sistem OJS.

DAFTAR ACUAN [1] T. Mathar, "Proses Submit Artikel dan Peer- Reviewer pada Jurnal Elektronik (OJS) Nature: National Academic Journal of Architecture1," *Elektronik (OJS)*, pp. 1–9, 2017. [2] B. Kale, Kharat, "Automated Fair Paper Reviewer Assignment for Conference Management System," *Comput. Commun. Control Autom. (ICCUBEA)*, 2015 Int. Conf., 2015. [3] W. Nashihuddin, "Pedoman manajemen kebijakan penerbitan baca: jurnal dokumentasi dan informasi," no. June 2016, 2017. [4] G. S. Da and T. Göçken, "A fuzzy approach for the reviewer assignment problem," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 72, no. 1, pp. 50–57, 2014. [5] Z. Charlin, "The Toronto paper matching system: an automated paper-reviewer assignment system," *Icml*, vol. 28, 2013. [6] M. J. Akbar, "Penentuan reviewer otomatis pada open journal system menggunakan vector space model," 2018. [7] F. A. Pratama, "Aplikasi Vector Space Model dalam Pencarian Arsip Karya Tulis Mahasiswa ITB," no. November 2015, pp. 1–6, 2015. [8] J. Hasugian, "Penelusuran Informasi Ilmiah Secara Online: Perlakuan Terhadap Seorang Pencari Informasi Sebagai Real User," *Pustaka*, vol. 2, no. 1, pp. 1–13, 2006. [9] P. W. Foltz, "Latent semantic analysis for text-based research," *Behav. Res. Methods, Instruments, Comput.*, vol. 28, no. 2, pp. 197–202, 1996. [10] B. Herwijayanti, D. E. Ratnawati, and L. Muflikhah, "Klasifikasi Berita Online dengan menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Cosine Similarity," *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 306–312, 2018. [11] K. P. N. V Satya and J. V. R. Murthy, "Clustering based on cosine similarity measure," *Int. J. Eng. Sci. Adv. Technol.*, no. 3, pp. 508–512, 2012. [12] T. K. Landauer, D. Laham, and P. Foltz, "Learning human-like knowledge by singular value decomposition: A progress report," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 45–51, 1998. [13] Manning, *Irbookprint.Pdf*. 2008. [14] Feldman and Sanger, "The text mining handbook: Advanced approaches in analyzing unstructured data," *Perspect. Public Health*, vol. 130, no. 5, pp. 239–239, 2007. [15] A. Tan, "Text Mining: The state of the art and the challenges Concept-based," *Proc. PAKDD 1999 Work.*, pp. 65–70, 2011. [16] Manning, Raghavan, and Schütze, "An Introduction to Information Retrieval," *Inf. Retr. Search. 21st Century*, no. c, pp. 85–101, 2009.