

## PERBANDINGAN METODE COLLABORATIVE FILTERING DAN HYBRID *JLANG-CONRATH*

Imam Fahrurrozi<sup>1</sup>, Alviska Galuh Nurwana<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Komputer dan Sistem Informasi/Departemen Teknik Elektro dan Informatika/Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, Indonesia

Email: [imam.fahrurrozi@ugm.ac.id](mailto:imam.fahrurrozi@ugm.ac.id), [alviska.galuh.n@mail.ugm.ac.id](mailto:alviska.galuh.n@mail.ugm.ac.id)

### Abstract

*Recommender system is a component which has been developed for online commerce purposes. In this issue, one of the popular methods that has been widely used is collaborative filtering. However, this method has some drawbacks and needs to be improved. Therefore, in this research a combination of Collaborative Filtering (CF) and hybrid jiang-conrath method has been compare with original CF, and the result expected reducing some defciencies on the original collaborative filtering method.*

*Based on the performance tests, the results conclude that the combination can reduce some weaknesses on the original collaborative filtering, especially on the cold-start item and sparsity issue.*

**Keywords**— recommender system, collaborative filtering, jiang-conrath, combination, cold-start item, sparsity data.

### PENDAHULUAN

Dewasa ini, toko online merupakan suatu hal yang populer dan sering kita temui sehari-hari. Akan tetapi timbul masalah yang timbul dengan banyaknya data yang ada di toko online, yaitu pengguna akan kesulitan untuk memilih produk yang diinginkan oleh pengguna tersebut, dengan sedikitnya waktu pengguna untuk memilih produk yang tepat atau yang pengguna inginkan. Beberapa peneliti telah banyak mengusulkan beberapa cara untuk meningkatkan kinerja system aplikasi online tersebut sedemikian rupa semakin mudah, cepat untuk digunakan bagi pengguna. Misalnya sistem-sistem online yang dikembangkan dengan menggunakan teknik-teknik komputasi cerdas [1,2], data mining [3], sistem rekomendasi [4].

Sistem rekomendasi merupakan aplikasi untuk mengusulkan informasi dan menyediakan fasilitas yang diinginkan pengguna dalam membuat suatu keputusan [5]. Selain itu, sistem rekomendasi dapat memberikan saran item yang akan berguna bagi pengguna. Saran-saran berhubungan dengan berbagai proses pengambilan keputusan, seperti barang apa yang harus dibeli, musik apa yang harus didengarkan, atau berita online apa untuk dibaca. Item adalah istilah umum yang digunakan untuk menunjukkan apa yang direkomendasikan sistem kepada pengguna. Sistem rekomendasi biasanya berfokus pada jenis item tertentu, misalnya CD atau berita. Oleh karena itu desain, antarmuka pengguna grafis dan teknik rekomendasi inti digunakan untuk menghasilkan semua rekomendasi yang disesuaikan untuk memberikan manfaat dan saran efektif untuk jenis barang spesifik tersebut.

Metode *collaborative filtering*(CF) telah banyak dipakai pada sistem rekomendasi perdagangan online [6]. Metode CF *pada prinsipnya adalah proses* penyaringan data berdasarkan kemiripan informasi, karakteristik atau profil dari para pembeli. *Collaborative filtering* menghasilkan prediksi atau rekomendasi bagi pengguna / pelanggan yang dituju terhadap satu *item* atau lebih. *Item* dapat terdiri dari apa saja yang dapat disediakan

manusia seperti misalnya buku, film, seni, artikel, atau tujuan wisata. *Rating* dalam *collaborative filtering* dapat berbentuk :

1. Model rating *skalar* yang terdiri dari rating numerik seperti 1 sampai 5;
2. Model rating biner dengan memilih antara setuju, atau tidak setuju atau dapat pula baik atau buruk;
3. *Rating unary* dapat mengindikasikan bahwa *user* telah mengobservasi atau membeli item atau merating item dengan positif. Tidak tersedianya rating mengindikasikan tidak terdapat informasi yang menghubungkan *user* dengan *item*.

*Rating* dapat dikumpulkan secara *eksplisit*, *implisit*, ataupun gabungan antara *eksplisit* dan *implisit*. *Rating eksplisit* yaitu rating yang didapatkan pada saat pelanggan / pengguna diminta menyediakan opini terhadap item tertentu. *Rating implisit* yaitu rating yang didapatkan melalui aksi yang dilakukan pelanggan / pengguna.

Menurut [6,7] metode *collaborative filtering* masih mempunyai kelemahan *sparsity data* (keterbatasan data) dan *the cold-start item*. *Sparsity data* merupakan keadaan dimana data yang tersedia tidak cukup untuk mengidentifikasi pengguna serupa. Hal tersebut menyebabkan kualitas rekomendasi dan penerapan CF menjadi terbatas. Contoh dalam kasus ini yaitu ketika jumlah barang yang terjual sangat banyak, namun user yang aktif memberi rating sangat sedikit, bahkan item yang paling populer sekalipun memiliki sedikit rating.

Kelemahan CF yang kedua yaitu *cold-start item* merupakan keadaan dimana suatu produk tidak dapat direkomendasikan kecuali telah diberi rating oleh sejumlah besar pengguna. Contoh dalam kasus ini yaitu ketika user atau item baru saja ditambahkan ke dalam *database* sistem. Kurangnya rating atau riwayat pembelian yang dimiliki oleh pengguna akan berdampak buruk pada kualitas rekomendasi yang diberikan oleh sistem [6,7].

Kesamaan dari produk-produk yang berbeda, dapat dispesifikasikan dalam bentuk informasi semantik yaitu kesamaan semantic dari beberapa item yang didasarkan pada sumber pengetahuan (*ontology*). Dalam konteks sistem atau aplikasi rekomendasi online di atas dapat juga dikombinasikan dengan menambahkan *semantic information* dari *item*, yang berguna untuk memberikan informasi sebagai model rekomendasi berdasarkan sumber pengetahuan [8]. Berdasarkan permasalahan pada metode CF, penelitian ini mencoba membandingkan antara *hybrid jiang-conrath* (CF dan *jiang-conrath*) dan *traditional collaborative filtering* sehingga didapatkan mana metode yang paling baik tingkat prediksi rekomendasinya dengan menggunakan pengujian *Mean Absolute Error* (MAE).

## METODE PENELITIAN

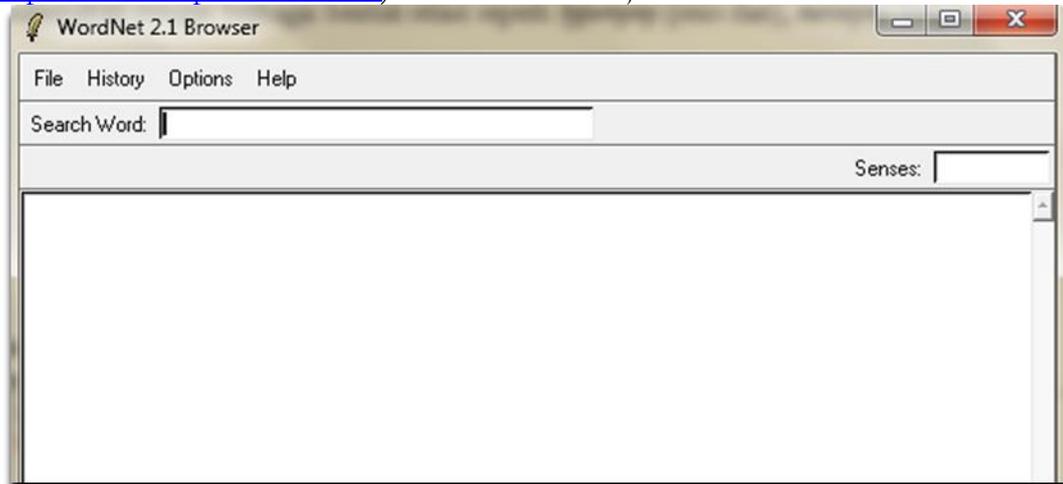
### Data Penelitian

Data diperlukan untuk menghasilkan informasi yang baik, karena informasi pada dasarnya merupakan hasil dari pengolahan data yang diinputkan pada sistem. Pada sistem rekomendasi ini, sumber data berasal dari data internal, yang berasal dari dalam organisasi untuk mendukung sistem rekomendasi yang akan dirancang. Adapun beberapa data internal yang dibutuhkan adalah data item produk elektronik, data spesifikasi dan data kategori produk elektronik. Yang kedua berasal dari data eksternal yang berasal dari luar organisasi namun tetap memiliki pengaruh dalam menciptakan sistem rekomendasi yang baik. Data eksternal yang dibutuhkan adalah data pengguna sistem, data harga, data jarak semantik antar produk elektronik yang berasal dari *wordnet* dan data rating pengguna ke

produk elektronik. Data eksternal diambil langsung pada toko produk elektronik di internet.

### Wordnet

*WordNet* adalah sebuah *lexical database* yang menyimpan informasi relasi semantik antar *synset* untuk bahasa Inggris yang dikembangkan di *Princeton University* (<http://wordnet.princeton.edu/>). Gambar 1 menunjukkan halaman utama wordnet.



Gambar 1 Halaman Utama Wordnet

Beberapa versi dalam bahasa lain juga telah dikembangkan seperti EuroNet. *Synset* atau yang disebut *synonym set* merupakan satuan utama yang digunakan dalam *WordNet* yang berarti kumpulan dari satu atau lebih kata yang memiliki makna sama. Contoh dari wordnet *synset* AAA beranggotakan apel dengan *gloss* nama buah yang berwarna merah. Kemudian juga ada *synset* BBB juga beranggotakan apel, upacara, dengan *gloss* upacara kemiliteran. Dari dua contoh *synset* tersebut, kita dapat mengetahui bahwa kata apel memiliki dua makna yang berbeda, di mana salah satunya adalah buah, dan yang lainnya adalah upacara. *Synset* dihubungkan dengan berbagai bentuk relasi seperti *hyponymy* (jenis dari), *meronymy* (bagian dari), *antonymy* (lawan dari) dan sebagainya. Contoh lain dari wordnet dapat dilihat pada Gambar 2 yang menjelaskan tentang bentuk relasi *hyponymy* dari laptop.

```

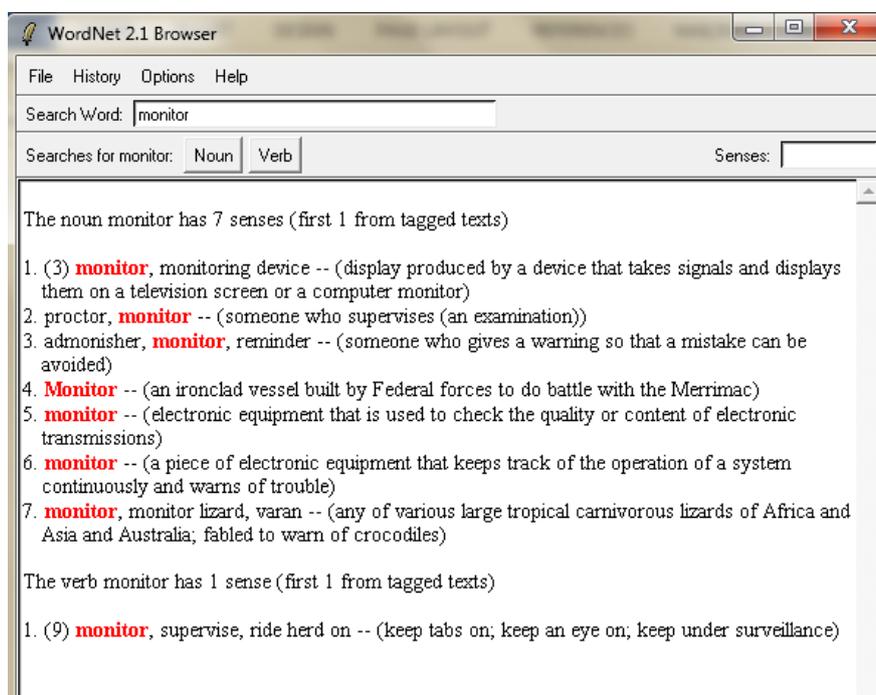
Sense 1
Sense 1
laptop, laptop computer -- (a portable computer small enough to use in your lap)
=> portable computer -- (a personal computer that can easily be carried by hand)
=> personal computer, PC, microcomputer -- (a small digital computer based on a microprocessor and designed to be used by one person at a time)
=> digital computer -- (a computer that represents information by numerical (binary) digits)
=> computer, computing machine, computing device, data processor, electronic computer, information processing system -- (a machine for performing calculations automatically)
=> machine -- (any mechanical or electrical device that transmits or modifies energy to perform or assist in the performance of human tasks)
=> device -- (an instrumentality invented for a particular purpose; 'the device is small enough to wear on your wrist'; 'a device intended to conserve water')
=> instrumentality, instrumentation -- (an artifact (or system of artifacts) that is instrumental in accomplishing some end)
=> artifact, artefact -- (a man-made object taken as a whole)
=> whole, unit -- (an assemblage of parts that is regarded as a single entity; 'how big is that part compared to the whole?'; 'the team is a unit')
=> object, physical object -- (a tangible and visible entity; an entity that can cast a shadow; 'it was full of rackets, balls and other objects')
=> physical entity -- (an entity that has physical existence)
=> entity -- (that which is perceived or known or inferred to have its own distinct existence (living or nonliving))

```

Gambar 2 Bentuk Relasi *hyponyms* dari kata *laptop*

Pada Gambar 2 menjelaskan bahwa kata laptop merupakan *hypernymy* (jenis dari) dari *portable computer*, sedangkan *portable computer* salah satu jenis dari *device* dan seterusnya sampai entity. Dari relasi *hypernym* yang disajikan dalam wordnet, dapat diuraikan juga menjadi sebuah taksonomi (struktur hirarki yang memuat informasi) pada wordnet.

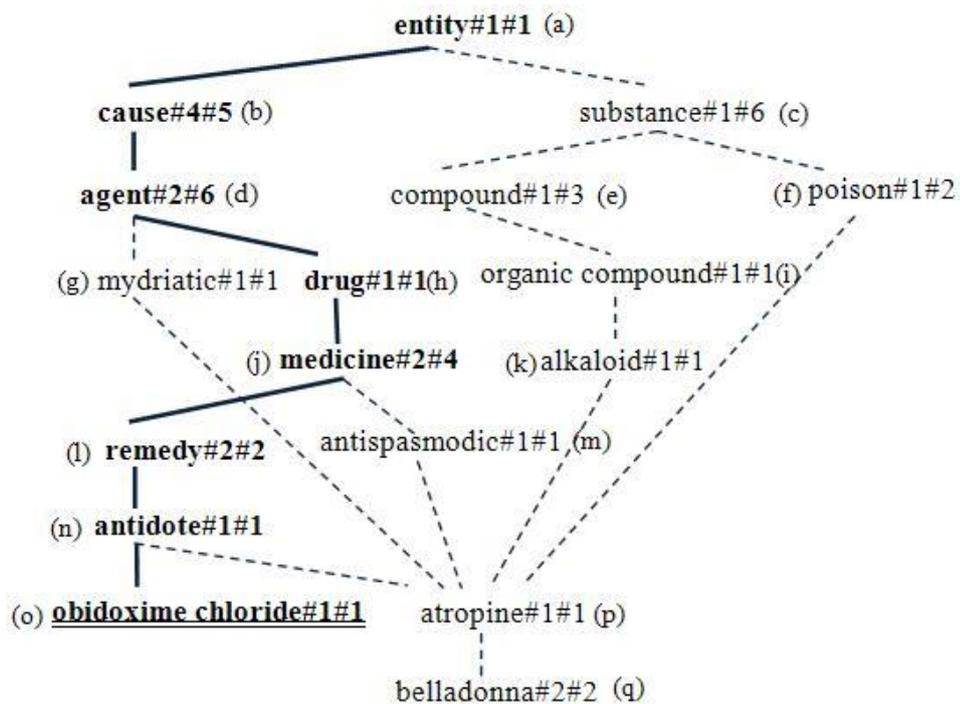
Sedangkan untuk kata lain yang mempunyai *synonym set* lebih dari satu, contohnya kata monitor seperti yang diperlihatkan pada Gambar 3. Monitor mempunyai *synonym set* (kumpulan dari satu atau lebih kata yang memiliki makna sama) 8 *synonym set*. Contohnya *synonym set* yang pertama kata monitor bisa berarti sebuah alat untuk melihat sesuatu seperti monitor computer, layar televisive dan lain-lain. Kemudian *synonym set* yang kedua dari kata monitor yaitu seseorang yang mempunyai tugas untuk mengawasi (*supervisor*) dan *synonym set* yang lainnya.



Gambar 3 *Synonym Set* kata *Monitor*

Dari taksonomi tersebut, dapat diketahui jarak antar konsep pada wordnet. Perhitungan taksonomi dengan wordnet secara garis besar dibedakan menjadi dua metode, (1) edge-based measure mengukur similaritas semantik berdasarkan path lingking (jarak yang menghubungkan) antar kata dan posisi dari kata yang ada pada taksonomi dan (2) node-based measure mengukur similaritas semantik berdasarkan jumlah node yang ada pada taksonomi [9].

Gambar 4 menjelaskan taksonomi dari entity sampai dengan kata obidoxime chloride mempunyai panjang lintasan sebesar 7 jika menggunakan edge-based measure yang dapat dihitung dengan lintasan sebagai berikut : entity – cause – agent- drug – medicine – remedy – antidote – obidoxime chloride.



Gambar 4 Taksonomi dari *obidoxime chloride*

Collaborative Filtering (CF)

*Collaborative filtering* merupakan proses penyaringan atau pengevaluasian item menggunakan opini dari orang lain [10]. *Collaborative filtering* menghasilkan prediksi atau rekomendasi bagi pengguna / pelanggan yang dituju terhadap satu *item* atau lebih. Sarwar et al menjelaskan rumus (1) untuk menghitung similaritas dengan metode *collaborative filtering* [5], sebagai berikut :

$$Sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_i)(R_{u,i} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_j)^2}} \tag{1}$$

Keterangan :

- Sim(i,j)= Nilai kemiripan antara produk i dan produk j
- $\sum_{u \in U}$  = Penjumlahan dari *user* pertama hingga *user* terakhir dari semua anggota *user*
- $\bar{R}_i$  = Nilai rata-rata rating yang diberikan pengguna u ke produk i
- $\bar{R}_j$  = Nilai rata-rata rating yang diberikan pengguna u ke produk j
- $R_{u,i}$  = Nilai rating yang diberikan pengguna u pada produk i
- $R_{u,j}$  = Nilai rating yang diberikan pengguna u pada produk j

Hasil dari metode CF ini akan dihasilkan data-data kesamaan antar produk yang ada Di Sistem yang kemudahan akan dibandingkan dengan metode Hybrid antara CF dan *Jiang-Conrath*.

*Similaritas Semantik* dengan Metode *Jiang-Conrath*

Similaritas semantik memiliki peran penting dalam *Information Retrieval*, integrasi informasi, sistem rekomendasi dan lainnya yang mencakup perbandingan antar konsep. Similaritas semantik dapat didefinisikan sebagai tingkat pengukuran set istilah atau kata

pada sumber informasi yang berdasarkan tingkat kesamaan konten semantik pada kumpulan set istilah tersebut [11].

Pederson et.al mendefinisikan similaritas semantik sebagai sebuah tolak ukur tingkat kesamaan atau keterkaitan antara dua buah konsep [12]. Sedangkan Russell dan Norvig mendefinisikan similaritas semantik sebagai pengukuran secara kuantitas fitur intrinsik yang dimiliki oleh dua konsep [13].

Penelitian ini menggunakan perhitungan similaritas semantik berbasis jarak karena mempunyai performa perhitungan yang baik [14]. Sehingga metode yang akan digunakan adalah metode similaritas semantik Jiang-Conrath (JCN) yang ditunjukkan dengan rumus (2) sebagai berikut :

$$(2) \quad sim_{jcn}(i, j) = \max[1/(IC(i) + IC(j) - 2 \times IC(LCS(i, j)))]$$

Keterangan :

i = produk elektronik i

j = produk elektronik j

IC(i) = nilai Information Content dari nama kategori produk i

IC(j) = nilai Information Content dari nama kategori produk j

LCS(i, j) = sysnset terdekat yang menyimpulkan atau menghubungkan

nama produk i dan nama kategori produk j.

Metode *Hybrid Jiang-Conrath (Collaborative Filtering dan Jiang-Conrath)*

Tahap ini mengintegrasikan dua similaritas yaitu similaritas semantik dan *collaborative filtering* untuk mendapatkan *hybrid jiang-conrath* [15]. Sehingga yang digunakan adalah rumus (3) sebagai berikut :

$$CombinedSim(i, j) = \alpha * Sim(i, j) + (1 - \alpha) * SemSim(i, j) \quad (3)$$

Keterangan:

$Sim(i, j)$  = similaritas dengan *collaborative filtering*

$SemSim(i, j)$  = similaritas semantik dengan *jiang-conrath*

$\alpha$  = parameter kombinasi semantik yang menunjukkan bobot dari similaritas semantik.

Perhitungan Prediksi dan Rekomendasi

Pada perhitungan prediksi rating pada suatu produk dapat dibagi menjadi dua perhitungan berdasarkan kondisi, yaitu ketika kondisi produk elektronik yang belum pernah *dirating* atau nilai rata-rata rating yang diberikan pengguna ke produk elektronik bernilai nol maka menggunakan metode *weighted sum* untuk memprediksi nilai *rating* [16,17] dengan rumus (4) sebagai berikut :

$$prediction_{u,j} = \frac{\sum_{u \in U} CombinedSim(i, j) \times R_{ui}}{(\sum_{u \in U} |CombinedSim(i, j)|)} \quad (4)$$

Keterangan:

$\sum_{u \in U}$  = Penjumlahan dari *user* pertama hingga *user* terakhir dari semua anggota *user*

i, j = produk elektronik i dan j

$R_{ui}$  = rating yang diberikan pengguna u ke produk elektronik i

Sedangkan untuk produk elektronik yang sudah pernah *dirating* oleh pengguna atau produk elektronik yang telah mempunyai nilai rata-rata rating yang diberikan pengguna ke produk elektronik, maka digunakan metode *weighted average of deviation* untuk memprediksi nilai *rating* [18] dengan rumus(5) sebagai berikut :

$$prediction_{u,j} = \bar{R}_j + \frac{\sum_{u \in U} CombinedSim(i,j) \times (R_{ui} - \bar{R}_i)}{(\sum_{u \in U} |CombinedSim(i,j)|)} \quad (5)$$

Keterangan:

$\sum_{u \in U}$	= Penjumlahan dari <i>user</i> pertama hingga <i>user</i> terakhir dari semua anggota <i>user</i>
$i, j$	= produk elektronik <i>i</i> dan <i>j</i>
$R_{ui}$	= rating yang diberikan pengguna ke aksesoris
$\bar{R}_i, \bar{R}_j$	= rata-rata rating pengguna ke produk elektronik <i>i</i> dan <i>j</i>

#### Rancangan Pengujian

Penelitian ini menggunakan *metric standart Mean Absolute Error (MAE)* pada pengujiannya. Metrik mean absolute error atau MAE digunakan untuk menghitung tingkat akurasi atau besar error hasil prediksi rating dari sistem terhadap rating sebenarnya yang pengguna berikan terhadap suatu *item* [19,20].

MAE diperoleh dengan menghitung error absolut dari *N* pasang rating asli dan prediksi, kemudian menghitung rata-ratanya, seperti pada rumus (6) sebagai berikut :

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |q_i - p_i|}{n} \quad (6)$$

Keterangan :

- $p_i$  = rating yang diprediksi
- $q_i$  = rating yang sebenarnya

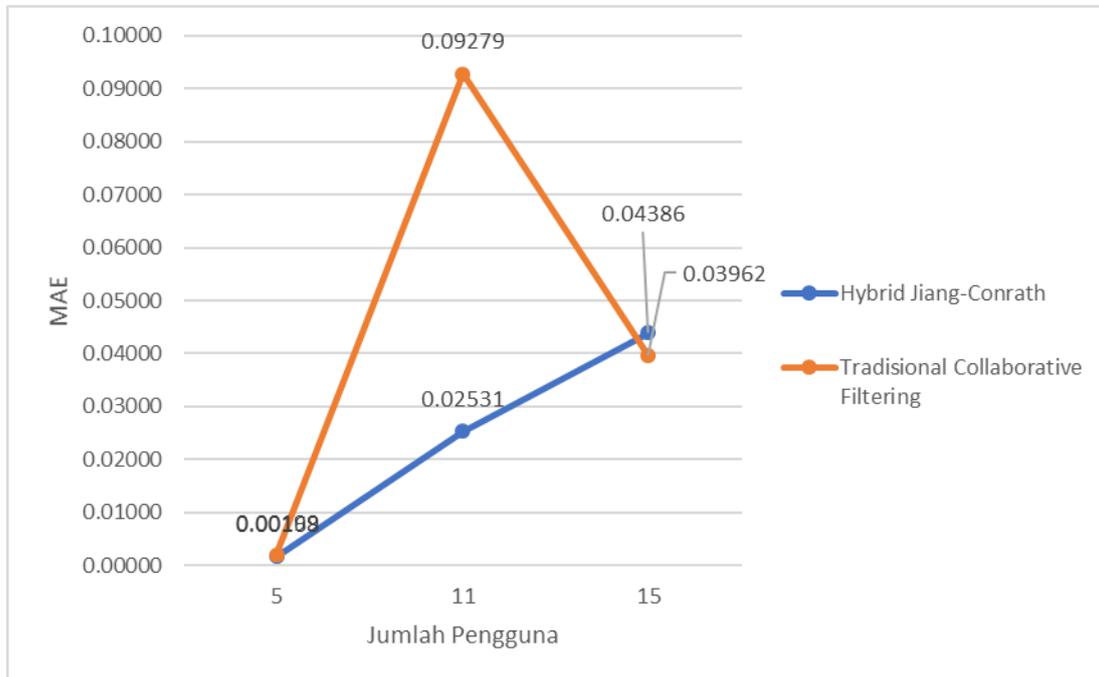
*Rating* yang diprediksi berasal dari output prediksi dari sistem dan rating yang sebenarnya berasal dari hasil kuisioner dari pengguna sistem. Data yang digunakan pada produk elektronik dengan menggunakan metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan *traditional collaborative filtering*. Perbandingan hasil rekomendasi akan dilakukan oleh 10 sampai 50 pengguna.

#### HASIL DAN PEMBAHASAN

Secara prinsip pengujian model sistem rekomendasi yang dibangun dalam penelitian ini dilakukan dengan membandingkan prediksi rekomendasi metode *hybrid jiang-conrath* dan *traditional collaborative filtering* berdasarkan nilai *Mean Absolute Error (MAE)*. Semakin kecil nilai MAE maka semakin kecil tingkat kesalahan dan semakin bagus tingkat rekomendasi yang dihasilkan. Tujuan dari pengujian tersebut adalah untuk membandingkan metode *hybrid jiang-conrath* dengan metode *traditional collaborative filtering*.

Pengujian ini memperlihatkan perbandingan nilai MAE antara metode *hybrid jiang-conrath* dengan *traditional collaborative filtering* yang dipengaruhi oleh jumlah sampel pengguna dan jumlah data koleksi produk elektronik. Semakin kecil nilai MAE maka semakin bagus nilai prediksi dan rekomendasi yang diberikan oleh sistem. Terdapat 3 skenario pengujian yaitu 5 pengguna 5 data produk elektronik, 11 pengguna 15 data produk elektronik dan 15 pengguna 18 data produk elektronik.

Berdasarkan Gambar 3, nilai MAE metode *hybrid semantic similarity* relatif lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai MAE dari metode *traditional collaborative filtering*, hal ini menunjukkan bahwa metode *hybrid jiang-conrath* memiliki prediksi dan rekomendasi yang lebih bagus daripada metode *traditional collaborative filtering*. Dari Gambar 5 menunjukkan nilai MAE metode *hybrid jiang-conrath* (CF dan JCN) mempunyai nilai terkecil di skenario ke 2 (11 pengguna 15 data produk elektronik) yaitu 0.02531 ketika dibandingkan dengan *traditional collaborative filtering standart (CF)* dengan nilai MAE = 0.09279.



Gambar 5 Perbandingan akurasi hasil prediksi rating pada metode *hybrid jiang-conrath* dengan tradisional *collaborative filtering* berdasarkan jumlah *sample* pengguna.

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa metode *hybrid jiang-conrath* (CF dan JCN) mempunyai tingkat kesalahan yang lebih sedikit (MAE lebih kecil) serta mempunyai tingkat prediksi rekomendasi yang lebih baik daripada tradisional *collaborative filtering* skenario ke 2 (11 pengguna 15 data produk elektronik) yang dibuktikan dengan pengujian yang dilakukan di bab hasil dan pembahasan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wanarsup, W., Pattamavorakun, Sn., & Pattamavorakun, St., Intelligent Personalization Job Web Site, *Ninth ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing, 2008. SNPD '08*, pp. 959 – 964.
- [2] Sun, X., & Zhao, W., 2009, Design and Implementation of an E-learning Model Based on WUM Techniques, *International Conference on E-Learning, E-Business, Enterprise Information Systems, and E-Government, 2009. EEEE '09*, pp. 248n-251.
- [3] Liu, X., Jia, S., Liu, E., & Zhang, Z., 2009, Application of Web-based Data Mining in Personalized Online Recruiting System, *International Conference on Management and Service Science, 2009. MASS '09*, pp. 1-4.
- [4] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J., 2001, Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. In *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, pp. 285-295.

- [5] Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. & Kantor, B. P., 2010, *Recommender Systems Handbook*, Springer Science+Business Media, New York.
- [6] Shambour, Q. & Lu, J., 2011, A Hybrid Multi-Criteria Semantic-enhanced Collaborative Filtering Approach for Personalized Recommendations, *IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, Vol. 1, pp. 71-78.
- [7] Sachan, A., & Richhariya, V., 2013, "Reduction of Data Sparsity in Collaborative Filtering based on Fuzzy Inference Rules", *International Journal of Advanced Computer Research (IJACR)*, Volume-3, Issue-10, pp.101-107.
- [8] Montiel, R.M., & Montes, A.J. F., 2009, Semantically Enhanced Recommender Systems., *On the Move to Meaningful Internet Systems: OTM 2009 Workshops Springer Berlin Heidelberg*, pp. 604-609.
- [9] Jiang, J. & Conrath, D., 1997, Semantic similarity based on corpus statistics and lexical taxonomy. In *Proceedings on International Conference on Research in Computational Linguistics*, pages 19–33, Taiwan
- [10] Adomavicius, G., & Tuzhilin, A., 2005, Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-art and Possible Extensions, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 17, pp. 734-749.
- [11] Schafer, J. B., Frankowski, D., Herlocker, J., & Sen, S., 2007, Collaborative filtering Recommender Systems., *In The adaptive web, Springer Berlin Heidelberg*, pp. 291-324.
- [12] Saruladha, K., 2011, Semantic Similarity Measures for Information Retrieval Systems Using Ontology, Thesis, Department Computer Science Pondicherry University, India.
- [13] Pedersen T., Pakhomov S. and Patwardhan S., 2007, Measures of Semantic Similarity and Relatedness in the Medical Domain, University of Minnesota Digital Technology Center Research Report DTC 2005/12, Vol. 40, No. 3.
- [14] Russell S. and Norvig P., 2003, *Artificial intelligence: A Modern Approach* 2<sup>nd</sup> Edition, New Jersey, Prentice Hall.
- [15] Ganesan, P., Garcia-Molina, H., & Widom, J., 2003, Exploiting Hierarchical Domain Structure to Compute Similarity, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol. 21, No.1, pp.64-93.
- [16] Guo, X., & Lu, J., 2005, Recommending Trade Exhibitions by Integrating Semantic Information with Collaborative Filtering, *Web Intelligence Proceedings IEEE/WIC/ACM International Conference*, pp. 747-750.
- [17] Djamal, R. A., Maharani, W., & Kurniati, A.P., 2010, Analisis dan Implementasi Metode Item-Based Clustering Hybrid pada Recommender System, *Konferensi Nasional Sistem dan Informatika*, pp. 216-222.

- [18]Zhang, L., Zhang, X., Chen, Q., Zhu, Z., & Shi, Y. , 2011, Domain-Knowledge Driven Recommendation Method and Its Application, *Computational Sciences and Optimization (CSO) IEEE Fourth International Joint Conference*, pp. 21-25
- [19]Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. , 2004, Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol 22, No.1,pp. 5-53.
- [20]Vozalis, E., & Margaritis, K. G., 2003, Analysis of Recommender Systems Algorithms, *Proceedings of the 6th Hellenic European Conference on Computer Mathematics and its Applications , Athens, Greece.*