

Sistem Rekomendasi pada Pembelajaran Mobile Menggunakan Metode *Cosine Similarity* dan *Collaborative Filtering*

Imam Much Ibnu Subroto*, Sri Mulyono*, Rusmal Firmansyah*, **Muhammad Qomaruddin, Eka Nuryanto Budi Susila **

* Teknik Informatika, Universitas Islam Sultan Agung

** Magister Teknik Elektro, Universitas Islam Sultan Agung

Correspondence Author: imam@unissula.ac.id

Abstract

Sistem pembelajaran secara online telah berkembang dengan pesat seiring dengan perkembangan teknologi internet dan aplikasi mobile. Konten pembelajaran sangat banyak dan mudah didapatkan di internet. Permasalahan yang dihadapi oleh siswa adalah kebingungan siswa untuk memilih materi yang relevan dan diperlukan dari sekian banyak materi yang ada. Penelitian ini menawarkan solusi sistem rekomendasi materi pembelajaran dimana rekomendasi diartikan sebagai sebuah saran yang menganjurkan untuk dilakukan. Rekomendasi berfungsi untuk membantu pengguna memilih sesuatu yang paling mirip dengan apa yang sedang di cari. Ada beberapa cara rekomendasi yang diberikan antara lain jumlah rating, jumlah kesamaan nama, jumlah view dan lain sebagainya. Dalam memberikan rekomendasi, penelitian ini menggunakan metode collaborative filtering, Collaborative filter memiliki 3 cara pemberian rekomendasi yaitu memory based (berdasarkan rating yang diberikan user lain), model based (berdasarkan kemiripan sumber data) dan gabungan keduanya menjadi hybrid recommendation system bertujuan untuk mengatasi kelemahan yang muncul pada kedua kategori sebelumnya. Penelitian ini menekankan pada hybrid recommendation system, yaitu menggabungkan antara memory based dan model based. Dalam menghitung nilai memory based digunakan algoritma cosine similarity, sedangkan untuk model based digunakan algoritma simple additive weight (SAW). Dalam pembobotan SAW digunakan 0.571 untuk kemiripan dan 0.429 untuk nilai rating yang diperoleh dari hasil quisioner. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini menunjukkan bahwa dalam menghitung nilai similarity harus menentukan nilai vektor masing-masing pelajaran dengan mencari nilai kemunculan kata/term frekuensi (tf), dokument frekuensi (df), dan inverse dokument frekuensi(idf). Setelah menemukan nilai vektor maka dilakukan pencarian kemiripan dengan cosine similarity. Hasil similarity kemudian bandingkan dengan rating masing-masing untuk dirangking dengan SAW sesuai dengan bobot masing-masing. Dari tersebut maka diperoleh pelajaran yang direkomendasikan. Batas nilai yang direkomendasikan adalah 0.4. Penelitian ini memberikan rekomendasi sesuai dengan tingkat kemiripan judul dan juga rating tertinggi Dengan diberikan nilai batas maka pelajaran yang memiliki kemiripan nama tidak akan selalu di tampilkan, karena nilai rating pelajaran tersebut ratingnya rendah.

Keyword: *e-Learning*, Sistem Rekomendasi, Collaborative Filtering

1. PENDAHULUAN

Metode pembelajaran sudah mengalami banyak peningkatan yang baik, mulai dari metode pembelajaran yang diterapkan di sekolah-sekolah sampai pada penggunaan teknologi sebagai pendukung media belajar. Pembelajaran berbasis teknologi saat ini telah gampang diakses oleh semua orang karena banyaknya situs-situs seperti udacity ataupun aplikasi yang berbasis mobile yang menyediakan layanan pembelajaran *online* maupun *offline*. Metode pembelajaran dengan media online dinilai lebih praktis karena kemudahan dalam mengakses bahan ajar dan juga dapat diakses dimana saja.

Rekomendasi adalah sebuah saran yang menganjurkan untuk dilakukan. Penggunaan rekomendasi yang paling sering ditemukan yaitu pada aplikasi jual beli *online* (*e-commerce*). Rekomendasi berfungsi untuk membantu pengguna memilih sesuatu yang paling mirip dengan apa yang sedang di cari. Ada beberapa cara rekomendasi yang diberikan antara lain jumlah rating, jumlah kesamaan nama, jumlah view dan lain sebagainya. Sistem rekomendasi dibagi menjadi dua yaitu content based approach dan collaborative filter[1].

Collaborative filter merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk menyusun Sistem Rekomendasi dan telah terbukti memberikan hasil yang sangat baik. *Collaborative filter* memiliki 3 cara pemberian rekomendasi yaitu memory based (berdasarkan rating yang diberikan user lain), model based (berdasarkan kemiripan sumber data) dan gabungan keduanya menjadi hybrid recommendation system bertujuan untuk mengatasi kelemahan yang muncul pada kedua kategori sebelumnya. Memory based memanfaatkan database dari item yang telah ada untuk

dijadikan prediksi. Teknik ini akan mengumpulkan semua item yang memiliki tingkat kesamaan dengan item yang dicari. Kemudian item-item tersebut akan dijadikan acuan untuk memberikan rekomendasi pada item yang dicari[2]. *Memory based* memiliki kelebihan yaitu mudah dalam mengimplementasikannya, mudah dalam menambah data baru tanpa perlu mempertimbangkan content item yang direkomendasikan, tetapi *memory based* akan bergantung pada rating yang diberikan *user*, performansi akan berkurang jika terdapat data yang jarang[1]. *Model Based* melakukan pemberian rekomendasi berdasarkan model atau perhitungan algoritma tertentu untuk di jadikan prediksi[2]. *Model Based* dapat melakukan pemberian rekomendasi walaupun terdapat data yang jarang (data kurang), skalability ataupun masalah lainnya. *Model Based* harus memerlukan sumber daya yang besar untuk melakukan komputasi. *Hybrid Recommendation System* menggabungkan *Memory Based* dan *Model Based*, hal ini dilakukan untuk meminimalisir kekurangan yang ada pada *memory based* dan *model based*. [1].

Seorang mahasiswa dari Jurusan Teknik Informatika Universitas Widyatama Bandung dalam Jurnal yang berjudul *Collaborative Filter* dan Aplikasinya menyatakan bahwa *Collaborative filtering* merupakan salah satu dari teknik di dalam *Recommender System* yang paling sering digunakan saat ini karena kehandalannya. *Recommender system* banyak dipakai di dalam dunia *e-Commerce* untuk membuat personalisasi di dalam sebuah *website*. [1]

Dalam Jurnal Konsep *Multicriteria collaborative filter* untuk perbaikan rekomendasi yang ditulis oleh Wiranto dan Edi Winarko, melakukan perhitungan nilai kemiripan *user-user* dengan *cosine-based similarity* Sedangkan pendekatan *item based collaborative filtering* menjadikan item-item yang telah di rating oleh pengguna menjadi dasar perhitungan. *Collaborative filter classic* dinilai kurang memberikan rekomendasi yang relevan, karena terdapat perbedaan nilai rating dan nilai item[2].

Mobile Learning (m-learning) merupakan proses belajar di berbagai konteks, melalui interaksi sosial dan konten, menggunakan perangkat elektronik pribadi[3]. *m-learning* didefinisikan pula sebagai kegiatan belajar yang menggunakan perangkat elektronik bergerak[4].

Sistem rekomendasi adalah perangkat lunak yang memberikan rekomendasi pada pengguna mengenai produk yang dapat digunakannya. Produk tersebut dapat berupa barang elektronik, buku, musik, film, dan sebagainya. Rekomendasi ini dibuat berdasarkan adanya personalisasi sehingga rekomendasi yang dihasilkan mungkin berbeda-beda bagi tiap *user*. Personalisasi ini dapat dihasilkan dari informasi *user*, yang berupa *rating* atau data transaksi *user*[5].

2. METODE PENELITIAN

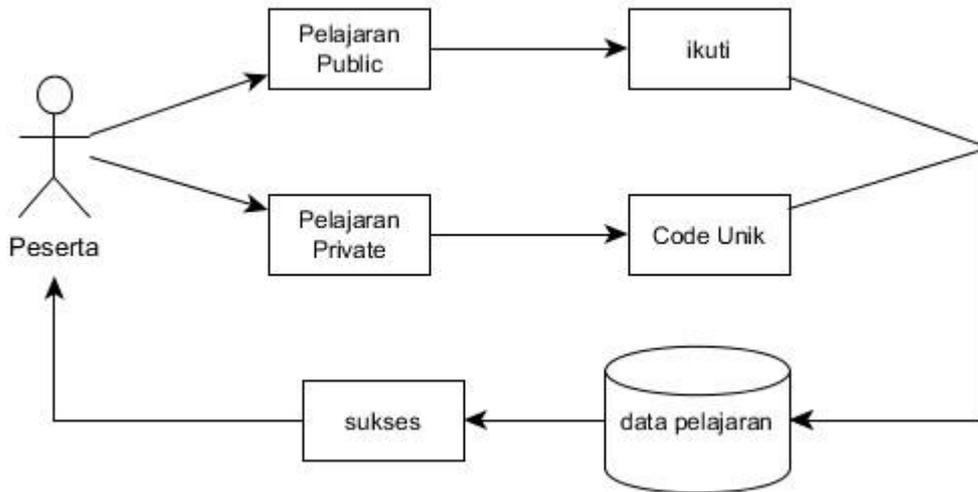
Dalam membuat aplikasi ini diperlukan data untuk mendukung berjalannya aplikasi dengan baik. Metode yang digunakan untuk mengumpulkan data yaitu *Sampling* yang digunakan untuk mengambil *sample-sample* seperti data pengguna, data oleh-oleh yang akan dimasukkan ke dalam aplikasi dan juga Kuisioner digunakan untuk menghitung kebutuhan persentasi yang digunakan dalam melakukan perbandingan antara *rating* dan kesamaan kata.

Dalam membangun aplikasi ini digunakan metode perancangan *prototyping*. Metode *prototyping* mengidentifikasi masalah yang ada kemudian dibuat pemodelan sistemnya. Dari pemodelan sistem tersebut dilakukan pembuatan sistem yang sesuai. Dari hasil pembuatan tersebut, aplikasi dilakukan pengujian kepada *user* yang akan menggunakan sistem. Setelah memenuhi syarat maka dapat dilanjutkan ke pembuatan sistem yang sesungguhnya[6].

Dalam metode *prototyping* lebih mengarah kepada produk dan terdiri dari 7 tahapan yaitu:

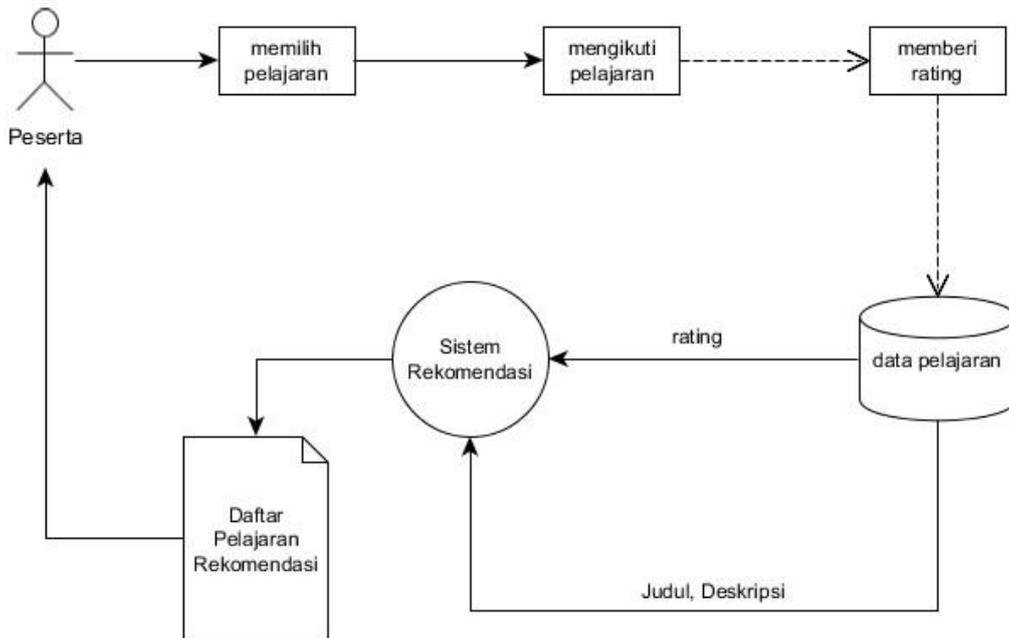
- *Object Identification*, pada tahap ini dilakukan identifikasi masalah dan juga kebutuhan yang diperlukan untuk aplikasi.
- *Risk Identification*, tahap ini dilakukan identifikasi secara menyeluruh dan juga mengidentifikasi batasan-batasan yang dapat dilakukan aplikasi.
- *Construction*, tahap ini dilakukan *coding* program dengan menggunakan Android Studio dan menghitung *collaborative filtering*
- *Evaluation*, tahap ini dilakukan uji coba pada *user* dan menerima *feedback* dari user tentang aplikasinya
- *Looping Process*, tahap ini dilakukan pembuatan aplikasi secara terus menerus sampai mendekati keinginan *user*.
- *Building real product*, tahap ini menguji coba aplikasi final yang akan digunakan oleh *user Implementasi*, tahap ini dilakukan pembuatan kesimpulan dan saran dari aplikasi yang dibuat

3. HASIL DAN ANALISA
3.1. Konsep Aplikasi



Gambar 1 Join pelajaran

Gambar 1 merupakan alur mengikuti pelajaran. Pelajaran yang bersifat *public* bisa langsung diikuti sedangkan pelajaran yang bersifat *private* harus memasukkan *code* unik terlebih dahulu.



Gambar 2 Alur Rekomendasi

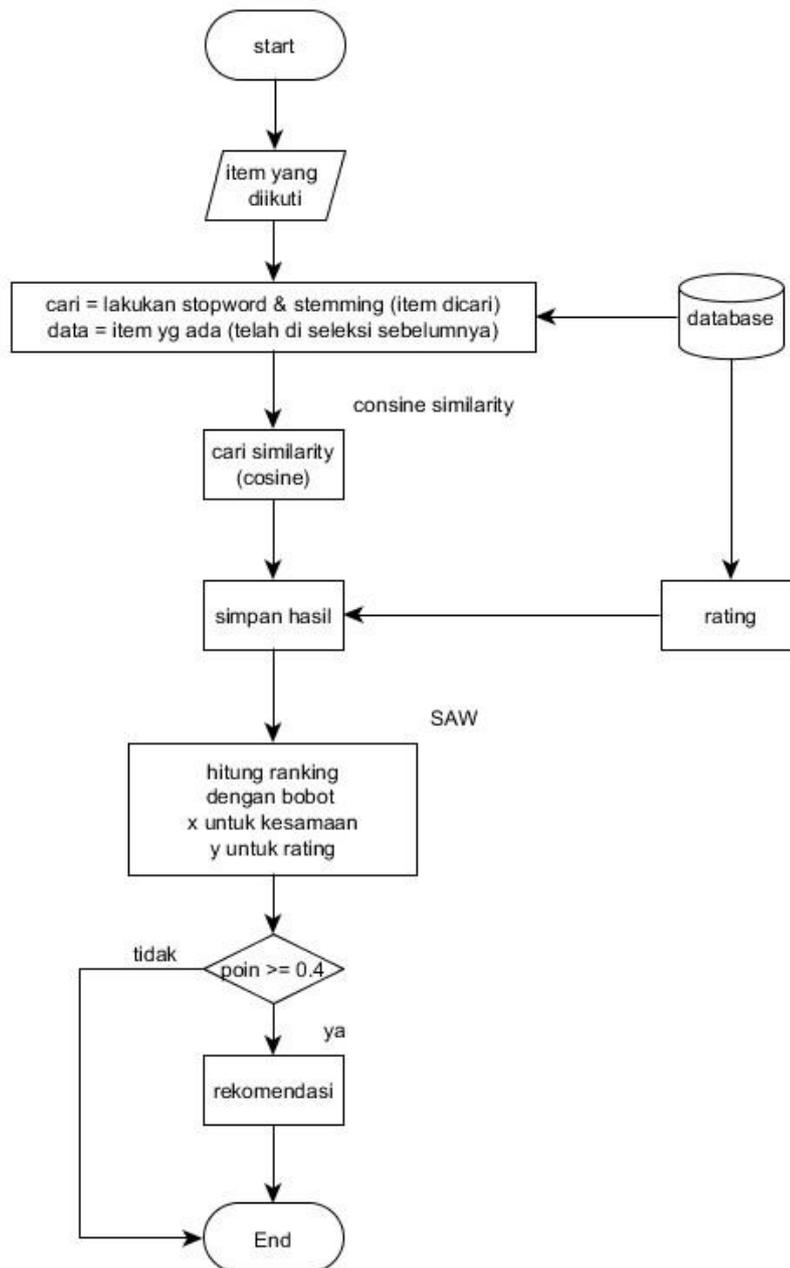
Sistem rekomendasi akan bekerja jika peserta telah mengikuti pelajaran tertentu. Pelajaran tersebut wajib diberikan rating walaupun bukan pada saat itu. Kemudian sistem rekomendasi akan menyeleksi pelajaran yang bersifat *public* berdasarkan judul dan deskripsi yang mirip serta berdasarkan rating yang diberikan peserta lainnya. Kemudian sistem akan memberikan daftar pelajaran rekomendasi seperti pada Gambar 2. Untuk mencari nilai kemiripan antara judul dan pelajaran lainnya digunakan metode *cosine similarity* dengan rumus:

$$(x, y) = \cos(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \cdot \|y\|}$$

Setelah proses *cosine based similarity* selesai, maka akan menghasilkan data nilai *cosine* mulai dari tingkat kemiripan paling tinggi sampai ke terkecil. Dari hasil tersebut, kemudian dilakukan perangkikan ulang dengan menambahkan *attribute rating*. Perangkitan ulang ini akan dilakukan dengan metode *Simple Addictive Weighting*

(SAW). Pembobotan pada SAW ini dibagi berdasarkan kuisioner yaitu *similarity* 0.571 dan *rating* 0.429. Persamaan yang akan SAW dapat ditulis dengan :

$$V_i = \sum_{j=0}^n w_j r_{ij}$$



Gambar 3 *Flowchart* Pemberian Rekomendasi

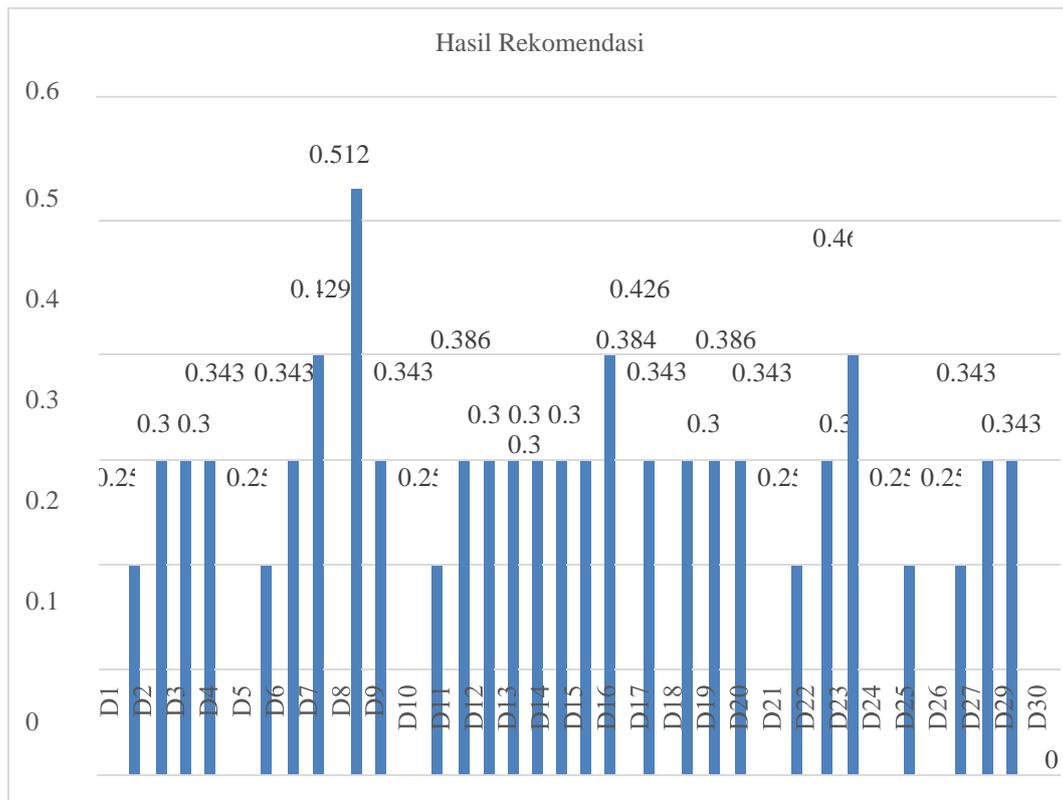
Gambar 3 merupakan alur pemberian rekomendasi dengan metode *cosine similarity* dan *Simple Addictive Weight*.

3.2. Hasil Rekomendasi

- | | | |
|--|--------------------------------------|---|
| D1 - Menjadi Android Developer Expert | D12 - Bahasa Indonesia | D23 - Pemrograman Berbasis Platform |
| D2 - Belajar Membangun Game HTML5 | D13 - Sastra Indonesia | D24 - Sistem Informasi Manajemen |
| D3 - Belajar Membangun Game 2D dan 3D dengan Unity | D14 - Matematika Diskrit | D25 - Nation Building: Unity in Diversity |
| D4 - Belajar Membangun Aplikasi Multi-platform | D15 - Multimedia | D26 - Kalkulus 2 |
| D5 - Belajar Membuat Aplikasi Kognitif dengan IBM Watson | D16 - Sistem Pakar | D27 - Public Speaking |
| D6 - Samsung Galaxy SDK | D17 - Sistem Tertanam | D28 - Sistem Operasi |
| D7 - Belajar Membangun Aplikasi Android Native | D18 - Jaringan Komputer | D29 - bahasa inggris |
| D8 - Teknik Digital | D19 - Algoritma dan Struktur Data | D30 - Pemrograman Mobile |
| D9 - Ekonomi Teknik | D20 - Algoritma dan Kompleksitas | |
| D10 - Economic Integration The Case of ASEAN | D21 - Kalkulus | |
| D11 - Sustainable Development | D22 - Pemrograman Berorientasi Obyek | |

Gambar 4 Data Pelajaran

Dari data yang ada pada *database* seperti Gambar 4, kemudian dimisalkan pelajaran yang menjadi kata kunci untuk melakukan pemberian rekomendasi adalah sistem operasi (kata kunci : sistem operasi kelas bahas kerja sistem operasi linux windows), maka diperoleh hasil sebagai berikut :



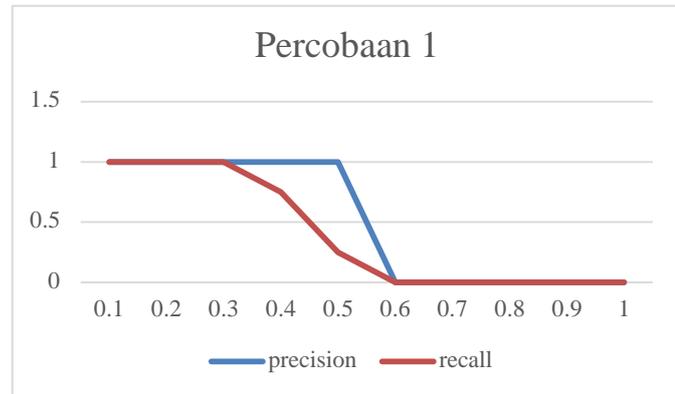
Gambar 5 Grafik Hasil Rekomendasi

Berdasarkan Gambar 5, diperoleh urutan rekomendasi mulai dari D8, D24, D7 sampai D30 yang hanya memiliki poin akhir 0.

Dari percobaan 1 ini dengan kata kunci sistem operasi kelas bahas kerja sistem operasi linux windows di peroleh hasil dengan menggunakan berbagai *thresholding*

Tabel 1 Percobaan 1

<i>Thresholding</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>
0.1	1	1
0.2	1	1
0.3	1	1
0.4	1	0.75
0.5	1	0.25
0.6	-	-
0.7	-	-
0.8	-	-
0.9	-	-
1	-	-
Total	0.5	0.4



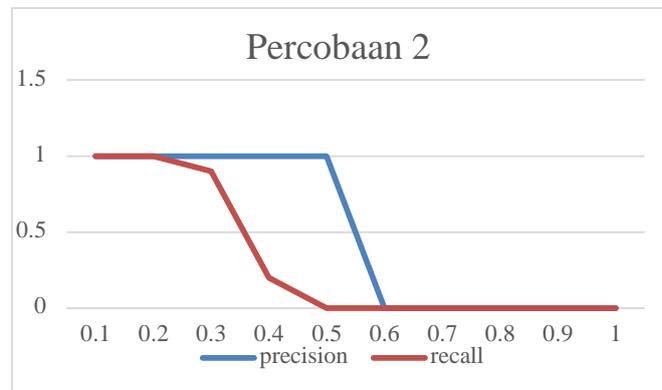
Gambar 6 Grafik Percobaan 1

Tabel 1 dan Gambar 6 menunjukkan tingkat *precision* dan *recall* percobaan 1 untuk setiap *thresholding*. Nilai rata-rata yang diperoleh adalah 0.5 untuk *precision* dan 0.4 untuk *recall*.

Selanjutnya dilakukan 2 percobaan lagi untuk melihat nilai *thresholding* yang paling baik dan juga nilai *precision* dan *recall* yang akan menjadi nilai akurasi dari pemberian rekomendasi. Untuk kedua percobaan selanjutnya digunakan kata kunci teknik digital rangkaian sistem digital sistem bilangan sistem kode gerbang logika aljabar boole angka logika kombinasi logika kombinasi mas ic angka logika kuensial cacah register ajar teknik digital software dukung simulasi wiring rangkaian digital multisim dsch2 untuk percobaan 2 dan percobaan 3 digunakan kata kunci ajar aplikasi kognitif ibm watson.

Tabel 2 Percobaan 2

<i>Thresholding</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>
0.1	1	1
0.2	1	1
0.3	1	0.9
0.4	1	0.2
0.5	1	-
0.6	-	-
0.7	-	-
0.8	-	-
0.9	-	-
1	-	-
Total	0.5	0.31

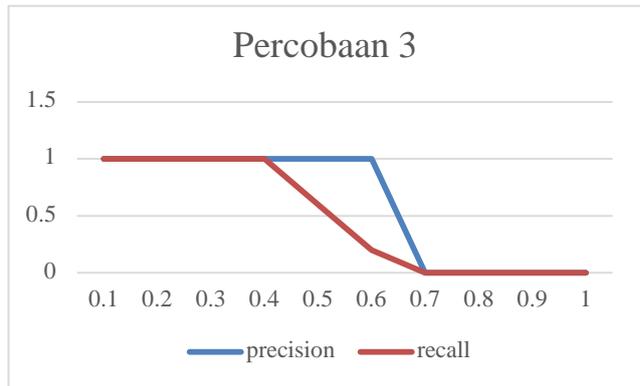


Gambar 7 Grafik Percobaan

Tabel 2 dan Gambar 7 menunjukkan tingkat *precision* dan *recall* percobaan 2 untuk setiap *thresholding*. Nilai rata-rata yang diperoleh adalah 0.5 untuk *precision* dan 0.31 untuk *recall*.

Tabel 3 3 Percobaan 3

<i>Thresholding</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>
0.1	1	1
0.2	1	1
0.3	1	1
0.4	1	1
0.5	1	0.6
0.6	1	0.2
0.7	-	-
0.8	-	-
0.9	-	-
1	-	-
Total	0.6	0.48



Gambar 8 Grafik Percobaan 3

Tabel 3 dan Gambar 8 menunjukkan tingkat *precision* dan *recall* percobaan 2 untuk setiap *thresholding*. Nilai rata-rata yang diperoleh adalah 0.6 untuk *precision* dan 0.48 untuk *recall*.

Dari dilakukan tiga kali percobaan tersebut, dapat dilihat bahwa yang menunjukkan *thresholding* yang paling baik adalah ketika nilai *precision* dan *recall* yang berada pada bobot 1. Akan tetapi, dengan menggunakan *thresholding* yang rendah maka akan banyak diperoleh hasil yang tidak relevan. Sehingga dari ketiga percobaan diatas dilihat kapan terjadi perubahan nilai *recall*. Untuk percobaan 1 nilai *recall* berubah pada *thresholding* 0.4, pada percobaan 2 terjadi perubahan nilai *recall* pada *thresholding* 0.3 sedangkan pada percobaan 3 nilai *recall* berubah pada *thresholding* 0.5.

Untuk menentukan *thresholding* yang paling baik, maka dari tiga kali percobaan tersebut dilakukan rata-rata nilai *thresholding*. Nilai *thresholding* pada perubahan *recall* akan dijumlahkan kemudian dibagi 3 seperti pada persamaan 1 berikut :

$$0.4 \quad \frac{+ 0.3 + 0.5}{\text{thresholding} = 3 \cdot 0.4} \quad (1)$$

Dari hasil rata-rata pada persamaan 1 diatas diperoleh nilai terbaik *thresholding* pada bobot 0.4. Sehingga nilai *thresholding* ini akan digunakan sebagai batas dalam penentuan pemberian rekomendasi. Dengan nilai *thresholding* 0,4 maka untuk nilai *precision* dan *recall* untuk pemberian rekomendasi seperti Tabel 4 berikut :

Tabel 4 Precision dan Recall		
	<i>precision</i>	<i>recall</i>
Percobaan 1	1	0.75
Percobaan 2	1	0.2
Percobaan 3	1	1
Rata-rata	1	0.65

Dengan nilai *thresholding* 0,4 sistem rekomendasi akan memberikan rekomendasi dengan nilai *precision* 1 dan nilai *recall* 0.65.



Gambar 9 *User Interface* Rekomendasi Pada Aplikasi

Gambar 6 menunjukkan tampilan yang disajikan sistem untuk memberikan rekomendasi pada pelajaran sistem operasi.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian ini, hasil yang direkomendasikan berdasarkan kesamaan kata kunci pelajaran dengan kata kunci yang dicari (sistem operasi kelas bahas kerja sistem operasi linux windows) serta digabungkan dengan pelajaran yang memiliki rating tertinggi sesuai dengan yang diharapkan. Dengan evaluasi menggunakan *thresholding* 0.4 diperoleh hasil *precision* 1 dan nilai *recall* 0.65. Dengan nilai *thresholding* 0,4 maka tidak semua pelajaran yang memiliki kesamaan nama menjadi hasil rekomendasi, walaupun nilai kesamaan nama pelajaran tersebut ada tetapi harus di gabungkan dengan rating yang diberikan *user* lain. Sehingga pelajaran yang ditampilkan hanya pelajaran yang memiliki poin akhir rekomendasi diatas 0.4.

Acknowledgment

Terimakasih kepada Universitas Islam Sultan Agung serta Direktorat Riset dan Pengembangan KEMERISTEKDIKTI yang telah membiaya proyek penelitian ini. Artikel ini merupakan bagian dari Skema Penelitian Terapan Unggulan Perguruan Tinggi (PTUPT) dengan tema Adaptive e-Learning berbasis Machine Learning dan Statistik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. A. Laksana, "Collaborative Filtering dan Aplikasinya," vol. 1, no. 1, pp. 36–40, 2014.
- [2] E. Winarko, J. T. Informatika, U. S. Maret, P. Studi, I. Komputer, and U. G. Mada, "Konsep Multicriteria Collaborative Filtering," vol. 2010, no. semnasIF, pp. 95–101, 2010.
- [3] A. S. Alyahi, S. Nugroho, and D. Utomo, "Aplikasi Mobile Learning Berbasis Web Service Menggunakan Sistem Operasi Android (Studi Kasus Fakultas Teknik Elektronika dan Komputer UKSW)," pp. 137–146.
- [4] Y. J. Pamungkas, "Pengembangan Teknologi Informasi Mobile Learning Universitas Diponegoro Berbasis Android," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 249–256, 2014.
- [5] Y. G. Hapsari, A. T. Wibowo, F. Informatika, U. Telkom, F. Informatika, and U. Telkom, "Analisis Dan Implementasi Sistem Rekomendasi Menggunakan Most-Frequent Item Dan Association Rule Technique Analysis and Implementation Recommender System Using Most- Frequent Item and Association Rule Technique," pp. 0–7.
- [6] D. Rosmala, M. D. Djatmiko, and B. Julianto, "Implementasi Aplikasi Website E-Commerce Batik Sunda dengan Menggunakan Protokol SSL," *J. Inform. ITENAS Bandung*, vol. 3, no. 3, pp. 58–67, 2012.