

Pengembangan Sistem Rekomendasi Tempat Pembuatan Kerajinan Tradisional Bali

I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana
Jalan Kampus Bukit Jimbaran, Badung, Bali, Indonesia
gungde@unud.ac.id

Abstract

Bali adalah salah satu destinasi tempat tujuan para wisatawan yang sangat berkembang saat ini. Banyak wisatawan datang ke Bali untuk mencari kerajinan tradisional Bali. Dari hasil data kuisioner, 56.7 % dari responden sangat tertarik dan 40.3 % dari responden tersebut tertarik ingin tahu dimana pembuatan kerajinan tradisional Bali. Wisatawan hanya mengetahui pusat pembelian kerajinan tanpa tahu dimana tempat pembuatannya. Sistem Rekomendasi dapat mengenalkan tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali dengan membangun aplikasi. Sistem rekomendasi adalah sistem yang memberikan rekomendasi kepada pengguna dalam menemukan tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali berdasarkan pengguna sebelumnya. Sistem rekomendasi ini dibangun dengan menggunakan metode ICHM (*item-basedclusteringhybridmethod*) dan algoritmaslopeone. Dimana sistem ini akan memberikan suatu rekomendasi tempat dan kerajinan berdasarkan rating item dan konten item. Pengujian menggunakan MAE (*MeanAverange Error*) pada sistem mendapatkan nilai kurang dari 1,000. Semakin rendah nilai MAE maka nilai rekomendasi semakin akurat.

Keywords: Kerajinan Tradisional Bali, Slope One, ICHM, Rekomendasi

1. Pendahuluan

Bali adalah salah satu destinasi tempat tujuan para wisatawan yang sangat berkembang saat ini, karena Bali memiliki beragam keunikan yang dimiliki oleh masyarakatnya sendiri seperti seni budaya, kerajinan tradisional, dan pariwisatanya. Berdasarkan hasil kuisioner dan pengamatan secara lisan banyak para wisatawan lokal maupun asing berkunjung ke Bali untuk mencari kerajinan tradisional Bali yang banyak diperjual belikan di pasar-pasar tradisional maupun pasar oleh-oleh Bali. Dari hasil data kuisioner, 56.7 % dari responden sangat tertarik dan 40.3 % dari responden tersebut tertarik ingin tahu dimana dan bagaimana cara pembuatan kerajinan tradisional Bali tersebut. Para wisatawan yang ingin melihat langsung cara pembuatan kerajinan tradisional tidak mengetahui dimana tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali. Salah satu yang menjadi kendala adalah kurangnya informasi yang tersedia serta pemanfaatan teknologi yang belum optimal.

Sistem rekomendasi merupakan sistem yang digunakan membantu user dalam memilih atau membeli sebuah item. Metode rekomendasi sistem yang dapat digunakan adalah metode *content-basedfiltering*, berdasarkan beberapa penelitian metode tersebut memiliki beberapa keterbatasan yaitu saat *user* menginginkan suatu rekomendasi *item* yang memiliki jenis konten yang berbeda dengan *item* yang sebelumnya pernah dipilih user. Untuk menutupi kekurangan *content-basedfiltering* maka dibangun metode *collaborativefiltering*[1]. Dalam beberapa penelitian yang pernah dilakukan, *collaborativefiltering* dinyatakan berhasil dalam rekomendasi sistem namun masih memiliki kelemahan pada suatu *item* yang tidak pernah *ter-rating* oleh *user*, sehingga *item* tersebut akan tenggelam dalam sistem dan tidak dapat direkomendasikan pada sistem tersebut yang disebut *cold-start problem*[4]. Untuk itu, dikembangkan metode *HybridCollaborativefiltering* yang menggabungkan antara *content-basefiltering* dan

collaborativefiltering[4]. Metode sistem rekomendasi yang sering digunakan dan berhasil berjalan dengan baik yaitu metode *hybridcollaborativefiltering* untuk menghasilkan output rekomendasi yang lebih baik.

Metode *HybridCollaborativefiltering* memiliki tiga cara penggabungan yaitu dengan penggabungan secara *sequensial*, *Linier*, dan *Item-basedClusteringHybridMethod*[4] *Item-basedClusteringMethod*(ICHM) adalah salah satu metode penggabungan menggunakan pendekatan *hybrid*. Dimana metode *Item-basedClusterMethod* ini memiliki kelebihan yaitu dapat mengatasi masalah rekomendasi untuk item yang baru atau belum mendapatkan rating agar tidak tenggelam pada sistem yang disebut cold-start problem.

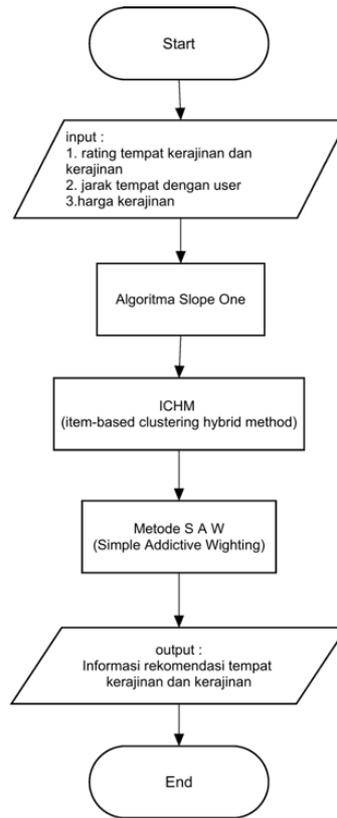
Kualitas dari sebuah kerajinan tradisional Bali dapat dilihat dari rating yang dimiliki oleh item tersebut. Beberapa penelitian telah menyebutkan bahwa jika rating sebuah item ada yang kosong akan dapat mengurangi akurasi dari hasil rekomendasi. *Algoritmaslopeone* adalah *algoritma* yang dapat digunakan untuk memprediksi *rating* yang kosong pada suatu *item* [1]. Pada *algoritmaslopeone* memerlukan dua buah inputan yaitu *rating* dari *user* sebelumnya dan *item* yang akan di prediksi.

Penelitian yang dilakukan yaitu menggabungkan kedua penelitian sebelumnya yaitu penerapan metode ICHM untuk mengatasi *cold-start problem* pada sistem rekomendasi[4] dan menerapkan AlgoritmaSlope One untuk memprediksi rating yang kosong[1]. Dimana pengembangan yang dilakukan yaitu sistem rekomendasi tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali berbasis *mobile* untuk menentukan rekomendasi tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali menggunakan metode *Item-basedClusteringHybrid* dan *AlgoritmaSlope One*. Sistem rekomendasi yang dikembangkan ini dapat memberikan sebuah informasi rekomendasi yang dapat digunakan untuk menawarkan *item* kepada *user* hingga memberikan informasi yang dapat membantu *user* lain dalam memilih tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali. Melihat latar belakang diatas dan permasalahan yang ada untuk mengetahui tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali, maka dirancang suatu sistem rekomendasi yang dapat memberikan sistem rekomendasi kepada *user* dengan ketertarikan dari *user* lain.

2. Metodologi Penelitian

Sistem rekomendasi tempat pembuatan kerajinan tradisional Bali, dikembangkan menggunakan beberapa desain rancangan, metode dan algoritma. Berikut adalah pembahasan metode, algoritma, perancangan sampai dengan hasil implementasi sistem rekomendasi.

Item-basedClusteringHybridMethod (ICHM) digunakan sebagai metode sistem rekomendasi pada penelitian ini. ICHM diharapkan mampu melakukan pendekatan solusi dengan menggabungkan konten dan *rating item* yang akan direkomendasikan. Membahas tentang data *rating item*, memungkinkan data tersebut terdapat nilai 0 yang menyebabkan akurasi rekomendasi menjadi menurun. *AlgoritmaSlope One* diharapkan dapat menjadi pendekatan solusi dari masalah tersebut. Sebelum data *rating item* diproses dengan metode ICHM, terlebih dahulu di proses dengan *algoritmaSlope One* untuk memprediksi nilai *rating item* yang selanjutnya akan diproses oleh metode ICHM. Nilai prediksi rekomendasi selanjutnya diproses menggunakan metode *SimpleAdditiveWeighting (SAW)* guna menampilkan rekomendasi item berdasarkan prioritas jarak dan rating.



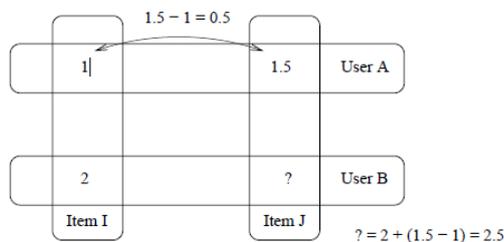
Gambar 1. Bagan alir sistem rekomendasi tempat kerajinan tradisional Bali

2.1 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi merupakan suatu model aplikasi untuk menyediakan dan memberi sebuah rekomendasi pada suatu item dalam menentukan suatu keputusan yang di inginkan *user*. Sistem rekomendasi adalah suatu model aplikasi dan hasil dari observasi yang dapat memberikan suatu rekomendasi tempat atau item kepada *user* atas keadaan dan keinginan *user*[5].

2.2 Algoritma Slope One

Algoritma *Slope one* bekerja untuk melihat perbedaan popularitas antar *item* berdasarkan selisih *rating* antar *item* tersebut. Diperlukan dua buah *input* pada algoritma *Slope One*, yaitu *rating* dari pengguna dan *item* mana yang akan diprediksi. Algoritma *Slope One* dapat mengurangi *overfitting* dimana model mengalami *random error* atau *noise*, sehingga mengakibatkan hasil prediksi tidak bagus. Algoritma *Slope One* meningkatkan kinerja dan mengurangi *rating* rata-rata dari dua buah *item*[7].



Gambar2. Basis Slope One Schema[8]

3. Hasil dan Pembahasan

Pendekatan algoritma *Slope One* digunakan untuk mendapatkan nilai rata – rata selisih *rating* antar *item*, yaitu dijelaskan sebagai berikut.

$$dev_{j,i} = \sum_{u \in S_{j,i}(X)} \frac{u_j - u_i}{card(S_{j,i}(X))} \dots\dots\dots(1)$$

Dimana,
 $dev_{j,i}$: Rata-rata selisih *rating item* i terhadap *item* j
 u_j : *Rating item* j
 u_i : *Rating item* i
 X : *Training set*
 $S_{j,i}(X)$: Kumpulan semua evaluasi $u \in X$ yang mencakup *item* i dan j didalamnya ($i, j \in S(u)$)
 $card(S_{j,i}(X))$: Banyaknya elemen dalam $S_{j,i}(X)$

Setelah memperoleh rata – rata selisih *rating* antar *item*, maka dapat dilakukan perhitungan prediksi *rating* untuk *item* yang tidak ada *rating*, yang di tulis pada persamaan sebagai berikut.

$$P^{S1}(u)_j = \frac{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} (dev_{j,i} + u_i) c_{j,i}}{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} c_{j,i}} \dots\dots\dots(2)$$

Dimana,
 $P^{S1}(u)_j$: Prediksi *Slope One* untuk *item* j
 $c_{j,i} = card(S_{j,i}(X))$: Banyaknya elemen dalam $S_{j,i}(X)$

2.3 Algoritma K-MeansClustering

Algoritma *K-MeansClustering* diperkenalkan oleh J.B. MacQueen pertama kali pada tahun 1976. *K-MeansClustering* adalah suatu algoritma analisis *cluster* yang bertujuan untuk mempartisi sejumlah n banyak data observasi ke dalam kelompok k dimana masing – masing data observasi termasuk dalam *cluster* dengan nilai rata – rata terdekat. Langkah – langkah algoritma *K-MeansClustering*, yaitu sebagai berikut [11] :

1. Menentukan k sebagai jumlah *cluster* yang ingin di bentuk.
2. Membangkitkan nilai acak untuk pusat *cluster* awal (*centroid*) sebanyak k.
3. Menghitung jarak setiap data *input* terhadap masing – masing *centroid* menggunakan persamaan *EuclideanDistance* hingga ditemukan jarak yang paling dekat dari setiap data dengan *centroid*. Berikut adalah persamaan *EuclideanDistance*.

$$D_e = \sqrt{(x_i - s_i)^2 + (y_i - t_i)^2} \dots\dots\dots(3)$$

Dimana,
 D_e : *EuclideanDistance*.
 i : objek ke-i.
 (x, y) : Koordinat objek.
 (s, t) : Koordinat *centroid*.

4. Melakukan *cluster* setiap data berdasarkan kedekatan dengan *centroid* (jarak terkecil).
5. Memperbaharui nilai *centroid* dengan rata – rata *cluster* yang bersangkutan dengan persamaan berikut.

$$c_i = \frac{\sum_{x \in C_i} x}{m_i} \dots\dots\dots(4)$$

Dimana,

- x : Suatu objek (data observasi).
- C_i : Cluster ke-i.
- c_i : Centroid baru dari cluster C_i .
- m_i : Jumlah objek (data) pada cluster ke-i.

6. Melakukan perulangan dari langkah 2 hingga 5, sampai anggota setiap cluster tidak ada yang berubah.

2.4 Item-BasedClusteringHybridMethod

Item-BasedClusteringHybridMethod (ICHM) merupakan salah satu metode berbasis *hybrid* yang menggabungkan pendekatan *Content-BasedFiltering* dan *CollaborativeFiltering*. Keunggulan dari ICHM adalah dapat mengatasi permasalahan *cold-start problem* yaitu memprediksi dan merekomendasikan item yang belum pernah di-rating sama sekali. Berikut adalah tahap – tahap metode ICHM, sebagai berikut [4] :

1. Implementasikan algoritma *clustering* pada konten *item*. Kemudian hitung nilai peluang setiap *item* ke setiap *cluster* untuk membangun matriks *group-rating*. Algoritma yang digunakan adalah algoritma *K-MeansClustering*, Namun pada langkah terakhir setelah pengelompokkan, dihitung keterkaitan atau peluang setiap *item* terhadap *cluster*, dengan persamaan berikut.

$$Pro(j, k) = 1 - \frac{CS(j, k)}{maxCS(i, k)} \dots\dots\dots(5)$$

Dimana,

- $Pro(j, k)$: Peluang *item* j untuk menjadi bagian dari *cluster* k
- $CS(j, k)$: Counter-similarity antara *item* j dan *cluster* k, dengan persamaan *EuclideanDistance*.
- $maxCS(i, k)$: Nilai *similarity* terbesar sebuah *item* pada *cluster* k.

2. Perhitungan *similarity* dilakukan pada matriks *group-rating* dan matriks *item-rating*, lalu hasilnya digabungkan untuk perhitungan prediksi.

- a. Persamaan *pearsoncorrelation-basedsimilarity* merupakan persamaan berbasis korelasi digunakan untuk menghitung *similarity item-rating*, dengan persamaan sebagai berikut.

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,i} - \bar{R}_i) \times (R_{u,j} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,i} - \bar{R}_i)^2} \times \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,j} - \bar{R}_j)^2}} \dots\dots\dots(6)$$

Dimana,

- $sim(i, j)$: Nilai *similarity* antara *item* i dan *item* j
- m : Jumlah total *user* yang me-rating *item* i dan *item* j
- \bar{R}_i dan \bar{R}_j : Rating rata – rata pada *item* i dan *item* j
- $R_{u,i}$ dan $R_{u,j}$: *User* u me-rating *item* i dan *item* j

- b. Persamaan *AdjustedCosineSimilarity* digunakan untuk menghitung *similaritygroup-rating*, dengan persamaan sebagai berikut.

$$sim(k, l) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_u) \times (R_{u,l} - \bar{R}_u)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_u)^2} \times \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - \bar{R}_u)^2}} \dots\dots\dots(7)$$

Dimana,

- $sim(k, l)$: Nilai *similarity* antara *item* k dan *item* l
- \bar{R}_u : Rata – rata nilai *cluster* u
- $R_{u,k}$ dan $R_{u,l}$: Nilai *cluster* u dengan *item* k atau *item* l

3. Menggabungkan nilai *similarityrating-item* dengan *similaritygroup-rating* dengan persamaan kombinasi linier.

$$sim(k, l) = sim(k, l)_{item} \times (1 - c) + sim(k, l)_{group} \times c \dots\dots\dots(8)$$

Dimana,
sim(k, l) : Similarity kombinasi linier antar dua obyek *k* dan *l*
sim(k, l)_{item} : Similarity item-rating antar dua obyek *k* dan *l*
sim(k, l)_{group} : Similaritygroup-rating antar dua obyek *k* dan *l*
c : kombinasi koefisien

4. Menghitung prediksi *rating* untuk suatu *item* dibagi menjadi dua berdasarkan kasus atau kondisi, yaitu *non cold-start problem* dan *cold-start problem*.

- a. *Non cold-start problem* merupakan kondisi *item* yang sudah mendapatkan *rating* dari beberapa *user*. Kondisi ini menggunakan metode *weightedaverageofdeviation* yang didapat dari rata – rata *item* yang telah di-*rating*, dengan persamaan sebagai berikut.

$$P_{u,k} = \bar{R}_k + \frac{\sum_{i=1}^n (R_{u,i} - \bar{R}_i) \times sim(k,i)}{\sum_{i=1}^n |sim(k,i)|} \dots\dots\dots(9)$$

Dimana,
P_{u,k} : Prediksi *rating item* k untuk *user* u.
n : Jumlah *rated item* user u.
R_{u,i} : *Rating* dari *user* u untuk *item* i.
 \bar{R}_k dan \bar{R}_i : *Rating* rata – rata untuk *item* k dan *item* i.
sim(k, i) : *Similarity* item k dengan seluruh *rated item activeuser*.

- b. *Cold-start problem* merupakan kondisi *item* baru masuk kedalam sistem dan belum mendapat *rating* sama sekali oleh *user*. Metode yang digunakan adalah *weighted sum*, dengan persamaan sebagai berikut.

$$P_{u,k} = \frac{\sum_{i=1}^n R_{u,i} \times sim(k,i)}{\sum_{i=1}^n |sim(k,i)|} \dots\dots\dots(10)$$

Dimana,
P_{u,k} : Prediksi *rating item* k untuk *user* u.
n : Jumlah *rated item* user u.
R_{u,i} : *Rating* dari *user* u untuk *item* i.
sim(k, i) : Nilai *similarity* antara *item* k dengan seluruh *rateditem activeuser*.

2.5 Metode SimpleAdditiveWeighting

Metode *SimpleAdditiveWeighting* (SAW) merupakan metode pembobotan kombinasi linier dengan proses sederhana yang banyak digunakan dalam kasus penyelesaian masalah *MultipleAttributeDecision Making* (MADM). Konsep dasar metode SAW yaitu penjumlahan terbobot dari nilai setiap alternatif dari semua atribut yang terlebih dahulu dilakukan normalisasi matriks keputusan (X) ke suatu skala yang dapat diperbandingkan dengan semua nilai alternatif yang ada. Tahap – tahap proses metode SAW sebagai berikut [12].

Menentukan bobot kriteria (C) dan alternatif (A) yang akan diproses menggunakan metode SAW.

Membuat matriks keputusan berdasarkan kriteria (C), dan melakukan normalisasi matriks keputusan (R) dengan persamaan sebagai berikut.

$$r_{i,j} = \begin{cases} \frac{X_{i,j}}{\text{Max}_i X_{i,j}} & \text{jika } j \text{ atribut keuntungan (benefit)} \\ \frac{\text{Min}_i X_{i,j}}{X_{i,j}} & \text{jika } j \text{ atribut biaya (cost)} \end{cases} \dots\dots\dots(11)$$

Dimana,

- $r_{i,j}$: Rating kinerja ternormalisasi alternatif A_i pada atribut C_j
- $X_{i,j}$: Nilai alternatif A_i pada atribut C_j
- Max_i : Nilai tertinggi alternatif A_i di kriteria C_j
- Min_i : Nilai tertinggi alternatif A_i di kriteria C_j

Kalkulasi nilai preferensi (V) yaitu penjumlahan dari hasil kali normalisasi matriks keputusan (R) dengan vektor bobot kriteria (W) sehingga diperoleh nilai terbesar yang dipilih sebagai alternatif terbaik sebagai solusi.

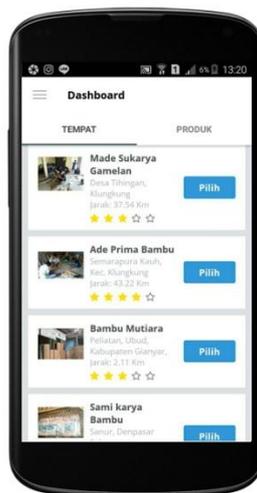
$$V_i = \sum_{j=1}^n W_j \times r_{i,j} \dots\dots\dots(12)$$

Dimana,

- V_i : Nilai preferensi setiap alternatif
- n : Jumlah kriteria (C)
- j : Kolom kriteria (C)
- W_j : Nilai bobot kriteria
- $r_{i,j}$: Rating kinerja ternormalisasi alternatif A_i pada atribut C_j

2.6 Implementasi

Antarmuka *dashboard* berfungsi untuk pengguna mendapatkan informasi rekomendasi tempat dan produk kerajinan berdasarkan rating-item, konten item, dan jarak item. Item paling teratas merupakan item yang paling direkomendasikan oleh sistem rekomendasi tempat kerajinan tradisional Bali. Informasi item yang didapatkan oleh pengguna adalah gambar, nama, deskripsi dan rating item.



Gambar 3. Antarmuka dashboard platform mobile

4. Kesimpulan

Hasil uji coba dihitung menggunakan persamaan MAE guna mengetahui nilai error dari item yang direkomendasikan. Rentang nilai MAE adalah mulai dari 0 sampai dengan 1 (kontinu). Rekomendasi menjadi tidak akurat jika nilai MAE adalah lebih besar atau sama dengan 1.

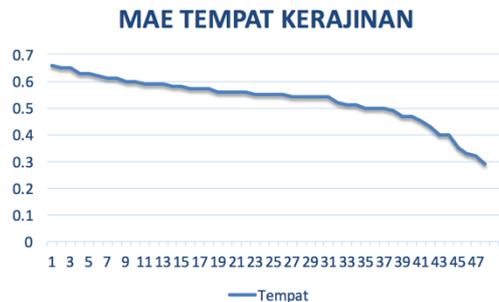
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}{N}$$

$$MAE = \frac{|(3,18-4)+(3,00-4)+(3,37-5)+\dots+(2,86-5)|}{50}$$

$$MAE = \frac{|(-0,27)+3,42+(-2,03)+\dots+(1,88)|}{50}$$

$$MAE = 0,45$$

Hasil dari perhitungan tersebut merupakan item tempat pembuatan kerajinan “Slamet Gamelan” dengan nilai MAE adalah 0,45. Berikut adalah grafik untuk semua nilai MAE item tempat kerajinan pada sistem rekomendasi.



Gambar 4. Grafik nilai MAE tempat kerajinan

Informasi rekomendasi tempat kerajinan paling akurat merupakan nilai MAE paling rendah adalah 0,31 yaitu Murtika Lukisan. Sedangkan rekomendasi yang memiliki nilai MAE paling tinggi adalah 0,66 yaitu Sumber Aneka Kreasi Bamboo. Nilai MAE yang akurat tidak lebih dari 1,00 atau semakin rendah nilai MAE maka keakuratan dari nilai prediksi tersebut memungkinkan sistem memberikan rekomendasi yang lebih baik dan berkualitas bagi user.

References

- [1] B. Liu, *Web Data Mining: Exploring, Hyperlinks, Contents, and Usage Data* (Second Edition), 2nd penyunt., New York: Springer Heidelberg Dordrecht Londong New York, p. 137, 2011.
- [2] D. Lemire dan A. Maclachlan, “Slope One Predictors for Online Rating-Based Collaborative Filtering,” *SDM*, 2005, pp. 1-5.
- [3] E. A. Laksana, “Collaborative Filtering dan Aplikasinya,” *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, pp. 36-40, 2014.
- [4] F. Masruri dan W. F. Mahmudy, “Personalisasi Web E-Commerce Menggunakan Recommender System dengan Metode Item-Based Collaborative Filtering,” *Kursor*, pp. 1-12, 2007.
- [5] G. Adomavicius dan A. Tuzhilin, “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, no. 6, pp. 734-749, June 2005.
- [6] I. W. G. P. Darmaja, “Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Warung Makanan Khas Bali Menggunakan Metode Collaborative Filtering Berbasis Mobile,” *Ilmu Komputer*, UNUD, Jimbaran, 2016
- [7] L. McGinty dan S. B., “Adaptive selection: analysis of criticizing and preference based feed back in conversation on recommender system,” *International Journal Electronics Commerce*, vol. 11, no. 2, pp. 35-57, 2006.
- [8] N. P. E. Merliana, E. dan A. J. Santoso, “Analisa Penentuan Jumlah Cluster Terbaik Pada Metode K-Means Clustering,” *Prosiding Seminar Nasional Multi Disiplin Ilmu & Call For Papers UNISBANK (SENDI_U)*, 2015, pp. 1-6.

- [9] N. R. W, S. Defiyanti dan M. Jajuli, "Impelementasi Algoritma K-Means Dalam Pengklasteran Mahasiswa Pelamar Beasiswa," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, pp. 62-68, 2015.
- [10] P. C. Fishburn, *A Problem-based Selection of Multi-Attribute Decision Making Methods*, New Jersey: Blackwell Publishing, 1967.
- [11] R. A. Djamal, W. Maharani dan P. A. Kurniati, "Analisis dan Implementasi Metode Item-Based Clustering Hybrid Pada Recommender System," *Konferensi Nasional Sistem dan Informatika*, 13 November 2010, pp. 216-222.
- [12] T. Connolly dan C. Begg, *Database Systems: a Practical Approach to Design, Implementation, and Management*. 5th Edition., America: Pearson Education, 2010.
- [13] Z. Zhengde dan L. Jianjun, "Based on Slope-one Hybrid Recommendation," *IEEE Workshop on Advanced Research and Technology in Industry Application (WARTIA)*, pp. 203-205, 2014.