

STUDI KINERJA ALGORITMA SIMILARITAS BERBOBOT DALAM CASE BASED REASONING REKOMENDASI RESEP KULINER INDONESIA

Setyawan Wibisono¹, Wiwien Hadikurniawati², Mardi Siswo Utomo³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank

¹setyawan@edu.unisbank.ac.id, ²wiwien@edu.unisbank.ac.id, ³mardi@edu.unisbank.ac.id

ABSTRAK

Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan kinerja antara beberapa algoritma similaritas pada metoda case based reasoning untuk memberikan rekomendasi resep kuliner Indonesia. Sistem akan memberikan saran resep masakan yang paling sesuai dengan bahan masakan yang dikonsultasikan oleh pengguna. Dalam penentuan resep masakan yang paling sesuai didasarkan pada hasil perhitungan similaritas pada algoritma kemiripan dengan metoda case based reasoning. Algoritma similaritas yang akan diteliti kinerjanya adalah algoritma Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai.

Dari input bahan masakan yang berasal dari pengguna yang biasanya disebut sebagai konsultasi, maka sistem akan membandingkan bahan masakan tersebut dengan bahan masakan pada setiap resep masakan. Bahan masakan diberikan bobot oleh sistem, dengan mengambil data yang telah ada dalam tabel. Setiap bahan masakan ditentukan bobotnya berdasarkan pengelompokan bobot yang sudah ditetapkan. Pengelompokan bobot dibagi dalam lima kategori besar bahan masakan. Setiap kelompok bahan masakan ditentukan nilai bobotnya sesuai dengan peran bahan masakan tersebut dalam membentuk resep masakan. Peran pembentuk resep masakan ditentukan oleh pakar, dengan aturan bahan masakan yang dipunyai oleh hampir semua masakan atau dapat dikatakan sebagai bahan masakan yang umum akan diberikan bobot yang kecil, sedangkan bahan masakan yang hanya dimiliki oleh sedikit resep masakan akan diberikan nilai yang lebih besar. Tujuan pemberian bobot ini adalah meningkatkan akurasi kemiripan antara konsultasi dengan rekomendasi masakan yang diusulkan.

Algoritma similaritas yang diimplementasikan pada metoda CBR dapat berbeda-beda. Dalam penelitian ini algoritma similaritas yang dicoba untuk diimplementasikan adalah algoritma similaritas Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai. Bahan masakan dikelompokkan dalam lima kategori yaitu: bahan utama diberikan nilai bobot 9, bahan pendukung diberikan nilai bobot 7, bumbu utama diberikan nilai bobot 5, bumbu pendukung diberikan nilai bobot 3 dan bumbu umum diberikan nilai bobot 1. Dari beberapa algoritma similaritas yang dicoba untuk diimplementasikan nilai similaritas 3W-Jaccard menghasilkan nilai similaritas paling tinggi, sedangkan nilai similaritas paling rendah diperoleh pada sebagian algoritma Sokal&Sneath-1.

Kata Kunci: case based reasoning, resep masakan, bahan masakan, similaritas, nilai bobot

1. PENDAHULUAN

Salah satu keterbatasan situs masakan adalah resep masakan yang ditampilkan adalah resep masakan yang lengkap, artinya untuk membuat sebuah masakan, pengguna harus menyesuaikan bahan-bahan pembentuk masakan dengan resep yang ditampilkan. Sebuah situs masakan tidak dapat memberikan sebuah rekomendasi suatu resep masakan kepada pengguna apabila pengguna mempunyai keterbatasan pada bumbu maupun bahan. Sebuah sistem pemberi rekomendasi suatu resep masakan relatif akan lebih memberikan kemudahan pengguna untuk menemukan resep sesuai kondisi nyata seorang pengguna dalam hal ketersediaan bumbu maupun bahan pembentuk masakan. Resep masakan yang direkomendasikan kepada pengguna disesuaikan dengan ketersediaan bahan dan bumbu yang dimiliki pengguna. Pengguna akan mendapatkan beberapa alternatif resep masakan yang akurat sehingga pengguna akan lebih mudah dalam memilih resep masakan apa yang akan dimasak pada saat itu.

Dalam bidang sistem pakar terdapat beberapa metoda yang dapat digunakan, misalnya: metoda rule based reasoning dan case based reasoning. Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah CBR (*case based reasoning* yaitu suatu metode untuk memberikan saran sebuah resep kuliner Indonesia berdasarkan dari kumpulan resep masakan Indonesia yang telah tersimpan dalam basisdata. Penentuan nilai kemiripan ketersediaan bahan dibandingkan dengan resep masakan Indonesia yang telah ada dan tersimpan sebelumnya dalam basisdata masakan [1]. Pada algoritma similaritas, pembobotan dilakukan untuk melakukan perbaikan nilai similaritas dengan cara memberikan bobot yang berbeda pada beberapa kelompok bahan pembentuk masakan. Bahan makanan dengan kategori paling umum, yang berarti bahwa bahan masakan tersebut digunakan pada hampir semua resep masakan diberikan nilai bobot paling rendah. Bahan makanan dengan kategori paling khusus, yang berarti bahwa bahan masakan tersebut digunakan sebagai pembentuk utama pada resep masakan diberikan nilai bobot paling tinggi.

Algoritma similaritas saat ini banyak digunakan dalam penelitian dalam berbagai bidang seperti pada information retrieval, data mining, Case Based Reasoning. Dalam Case Based Reasoning, untuk mengukur

kemiripan biasanya digunakan algoritma KNN (K-Nearest Neighbor). *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode dalam melakukan klasifikasi objek di mana tetangga terdekat dihitung berdasarkan nilai K, yang menentukan berapa banyak tetangga terdekat harus dipertimbangkan untuk menentukan kelas dari titik data sampel. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan teknik sederhana untuk mencari jarak terdekat dari tiap tiap kasus yang ada didalam basisdata, dan seberapa ukuran kemiripan (similaritas) setiap kasus lama yang ada di dalam basisdata dengan kasus baru yang ditemukan. *K-Nearest Neighbor* dapat membantu untuk mengambil keputusan dari permasalahan gejala baru berdasarkan gejala lama [2].

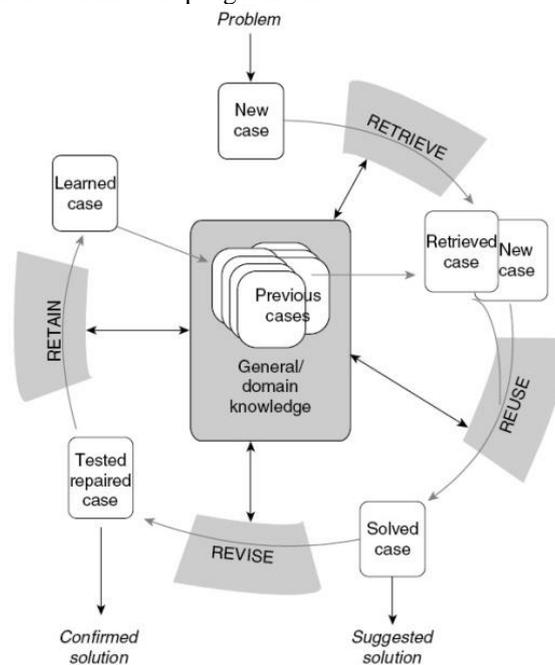
Beberapa algoritma similaritas yang biasa digunakan antara lain adalah algoritma Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai. Perbandingan kinerja antar algoritma similaritas dan perbandingannya dengan fungsi pembobotan jarang dilakukan, padahal faktor kedekatan dan similaritas ini merupakan persoalan cukup penting dalam kinerja Case Based Reasoning. Untuk itulah dalam penelitian ini akan dilakukan upaya perbandingan kinerja algoritma similaritas dengan penambahan pembobotan dalam pencarian nilai kemiripan dokumen. Penelitian ini mencari fungsi mana yang paling efektif dan efisien secara komputasional pada suatu domain terbatas [3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Case Based Reasoning (CBR)

Case Based Reasoning (CBR) adalah metode untuk mengambil sebuah keputusan dari kasus yang baru dengan berdasarkan solusi dari kasus yang sebelumnya pernah diteliti. CBR dapat berarti proses adaptasi solusi lama untuk menemukan solusi baru, menggunakan kasus lama untuk menjelaskan situasi baru, menggunakan kasus lama untuk memperbaiki solusi baru, atau penalaran dari kasus lama untuk menjelaskan situasi baru, atau membuat situasi yang adil untuk sebuah masalah baru. Keuntungan dengan penerapan metode ini adalah pembangunan pengetahuan yang tidak perlu memerlukan akuisisi pengetahuan secara langsung dari seorang pakar [1]. Secara umum dinyatakan bahwa metode CBR memiliki 4 langkah seperti terlihat pada gambar 1 yaitu:

1. *Retrieve*, mendapatkan perolehan kasus lama yang pernah terjadi.
2. *Reuse*, menggunakan kembali data dan informasi dari sebuah kasus sebagai dasar untuk mendapatkan solusi.
3. *Revise*, melakukan perbaikan kembali serta mengevaluasi solusi pada proses reuse, jika berhasil maka disimpan.
4. *Retain*, menyimpan bagian-bagian pengalaman agar menjadi solusi di masa mendatang dan selanjutnya solusi baru akan disimpan ke dalam basis pengetahuan.



Gambar 1. Siklus Case Based Reasoning

Case based reasoning (CBR) adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengembangkan suatu sistem cerdas. Perbandingan suatu kasus baru dengan kasus lama merupakan proses inti dalam CBR. Pengukuran similaritas (kesamaan) dari hasil perbandingan merupakan salah satu hal terpenting dalam penentuan kasus. Seringkali sistem CBR disebut sebagai sebuah sistem pencarian kesamaan dengan algoritma perhitungan kemiripan, dengan persoalan yang mendasar adalah seberapa efektif untuk mengukur tingkat

kemiripan antara sepasang kasus [4]. Menghitung kesamaan antara dua buah kasus merupakan hal paling penting dari tahap pencarian dalam CBR. Pada kebanyakan proses CBR, kesamaan dihitung berdasarkan deskripsi nilai fitur dari suatu kasus dengan menggunakan metrik kesamaan. Dalam CBR penentuan nilai fitur merupakan bagian yang paling menentukan hasil perbandingan antara kasus lama dengan kasus baru [5].

2.2. K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah metode dalam melakukan klasifikasi objek di mana tetangga terdekat dihitung berdasarkan nilai K, yang menentukan berapa banyak tetangga terdekat harus dipertimbangkan untuk menentukan kelas dari titik data sampel. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan teknik sederhana untuk mencari jarak terdekat dari tiap kasus yang ada didalam basisdata, dan seberapa ukuran kemiripan (similaritas) setiap kasus lama yang ada di dalam basisdata dengan kasus baru yang ditemukan. *K-Nearest Neighbor* dapat membantu untuk mengambil keputusan dari permasalahan gejala baru berdasarkan gejala lama [2].

Algoritma Nearest Neighbor Retrieval (K-Nearest Neighbor atau k-NN) adalah sebuah algoritma untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Kasus khusus di mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, k=1) disebut algoritma Nearest Neighbor. Algoritma Nearest Neighbor berdasarkan pada proses pembelajaran menggunakan analogi/learning by analogi. Training sampelnya dideskripsikan dalam bentuk atribut numerik n-dimensi. Tiap sampel mewakili sebuah titik pada ruang n-dimensi. Dengan cara ini, semua training sampel disimpan pada pola ruang n-dimensi. Ketika diberikan “unknown” sampel, K-Nearest Neighbor Classifier mencari pola ruang K training sampel. Proses pembobotan yang dilakukan oleh sistem ditampilkan dalam perhitungan di bawah ini [6].

Bobot parameter (w):

1. Gejala Penting = 5
2. Gejala Sedang = 3
3. Gejala Biasa = 1

$$Similarity (problem, case) = \frac{(s_1 * w_1) + (s_2 * w_2) + \dots + (s_n * w_n)}{(w_1) + (w_2) + \dots + (w_n)} \tag{1}$$

Keterangan:

S = *similarity* (nilai kemiripan) yaitu 1 (sama) dan 0 (beda)

W = *weight* (bobot yang diberikan)

2.3. Algoritma Similaritas

Algoritma similaritas adalah suatu langkah menghitung kemiripan/jarak antar dua buah objek dengan membandingkan kemiripan ditinjau dari suatu nilai sintaksis maupun nilai semantik. Sebuah koefisien korelasi diadopsi untuk mengungkapkan kuantitas kesamaan/kemiripan. Algoritma similaritas adalah algoritma untuk memecahkan banyak masalah pengenalan pola seperti klasifikasi, klustering, dan masalah pengambilan data [4].

Algoritma similaritas merupakan salah satu algoritma yang mencari nilai prosentase kemiripan. Misalkan ada dua objek yaitu objek i dan j di wakili bentuk biner, n menjadi jumlah fitur (atribut) atau dimensi dari vektor fitur. Variabel a adalah jumlah dimana nilai i dan j sama diberi nilai 1. Variabel b adalah jumlah dimana nilai j tidak ada di i maka b diberi nilai antara 0 dan1. Variabel c adalah jumlah dimana nilai i tidak ada di j maka c diberi nilai antara 0 dan1. Variabel d adalah nilai i dan j yang tidak sama maka diberi nilai 0. Nilai koefisien berkisar dari nol (0) ketidaksamaan lengkap, ke satu (1) kesamaan total [7]. Berikut ini adalah prosedur ekspresi binary i dan j yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Ekspresi Binary i dan j

j \ i	1 (Presence)	0 (Absence)
1 (Presence)	$a = i \cdot j$	$b = i \cdot \bar{j}$
0 (Absence)	$c = \bar{i} \cdot j$	$d = \bar{i} \cdot \bar{j}$

Beberapa algoritma similitas yang akan dibandingkan dalam penelitian ini adalah:

1. Algoritma Similaritas Jaccard, rumus Algoritma Similaritas Jaccard dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 2 [8].

$$S_{Jaccard} = \frac{a}{a + b + c} \tag{2}$$

2. Algoritma Similaritas Dice, rumus Algoritma Similaritas Dice dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 3 [8].

$$S_{Dice} = \frac{2a}{2a + b + c} \quad (3)$$

3. Algoritma Similaritas 3W-Jaccard, rumus Algoritma Similaritas 3W-Jaccard dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 4 [8].

$$S_{3W-Jaccard} = \frac{3a}{3a + b + c} \quad (4)$$

4. Algoritma Similaritas Sokal&Sneath-1, rumus Algoritma Similaritas Sokal&Sneath-1 dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 5 [8].

$$S_{Sokal\&Sneath-1} = \frac{a}{a + 2b + 2c} \quad (5)$$

5. Algoritma Similaritas Sorgenfrei, rumus Algoritma Similaritas Sorgenfrei dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 7 [8].

$$S_{Sorgenfrei} = \frac{a^2}{(a + b)(a + c)} \quad (6)$$

6. Algoritma Similaritas Sorgenfrei, rumus Algoritma Similaritas Sorgenfrei dalam bentuk ekspresi terlihat pada persamaan 7 [8].

$$S_{Ochiai} = \frac{a}{\sqrt{(a + b)(a + c)}} \quad (7)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Deskripsi Sistem

Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan kinerja antara beberapa algoritma similaritas pada metoda case based reasoning untuk memberikan rekomendasi resep kuliner Indonesia. Sistem akan memberikan saran resep masakan yang paling sesuai dengan bahan masakan yang dikonsultasikan oleh pengguna. Dalam penentuan resep masakan yang paling sesuai didasarkan pada hasil perhitungan similaritas pada algoritma kemiripan dengan metoda case based reasoning. Algoritma similaritas yang akan diteliti kinerjanya adalah algoritma Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai.

Pada sistem ini pengguna hendak memasak suatu makanan, namun mempunyai keterbatasan dalam hal pengetahuan resep masakan dan keterbatasan dalam hal ketersediaan bahan baku masakan. Dari kesulitan inilah maka pengguna akan dibantu dalam menentukan resep masakan yang paling sesuai dengan ketersediaan bahan baku masakan yang dimiliki.

Proses dimulai dari sebuah konsultasi dari pengguna yang akan berupa pemberian masukan berupa beberapa data bahan baku makanan yang tersedia oleh pengguna. Data masukan bahan makanan akan diberikan bobot oleh sistem. Pembobotan ini nantinya diharapkan berfungsi untuk meningkatkan nilai akurasi bahan makanan berdasarkan kategori kelompok bahan makanan. Nilai bobot akan diberikan kepada sistem oleh administrator berdasarkan pengelompokan dan pembobotan oleh pakar. Administrator juga akan memasukkan sejumlah besar resep masakan ke dalam sistem yang sumbernya berasal dari pakar.

Dari input bahan masakan yang berasal dari pengguna yang biasanya disebut sebagai konsultasi, maka sistem akan membandingkan bahan masakan tersebut dengan bahan masakan pada setiap resep masakan. Bahan masakan diberikan bobot oleh sistem, dengan mengambil data yang telah ada dalam tabel. Setiap bahan masakan ditentukan bobotnya berdasarkan pengelompokkan bobot yang sudah ditetapkan. Pengelompokkan bobot dibagi dalam lima kategori besar bahan masakan. Setiap kelompok bahan masakan ditentukan nilai bobotnya sesuai dengan peran bahan masakan tersebut dalam membentuk resep masakan. Peran pembentuk resep masakan ditentukan oleh pakar, dengan aturan bahan masakan yang dipunyai oleh hampir semua masakan atau dapat dikatakan sebagai bahan masakan yang umum akan diberikan bobot yang kecil, sedangkan bahan masakan yang hanya dimiliki oleh sedikit resep masakan akan diberikan nilai yang lebih besar. Tujuan pemberian bobot ini adalah meningkatkan akurasi kemiripan antara konsultasi dengan rekomendasi masakan yang diusulkan.

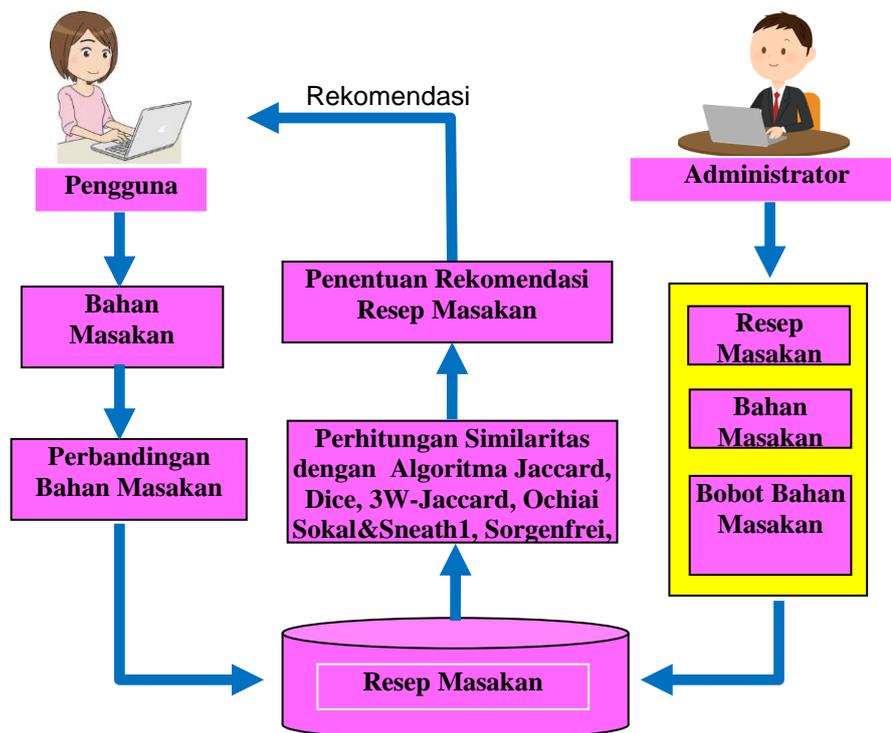
Untuk menghitung similaritas antara kumpulan bahan yang berasal dari input dengan data dalam tabel, maka bahan masakan akan dipisah dalam 4 golongan, yaitu:

1. Bahan masakan yang sama antara input konsultasi dengan bahan masakan yang terdapat dalam resep masakan, biasanya disimbolkan dengan variabel 'a'.

2. Bahan masakan yang terdapat dalam resep masakan, namun tidak terdapat dalam input konsultasi, biasanya disimbolkan dengan variabel 'b'.
3. Bahan masakan yang terdapat dalam input konsultasi, namun tidak terdapat dalam resep masakan, biasanya disimbolkan dengan variabel 'c'.
4. Bahan masakan yang tidak terdapat dalam input konsultasi, juga tidak terdapat dalam resep masakan, biasanya disimbolkan dengan variabel 'd'.

Setiap bahan masakan dikumpulkan sesuai variabel masing-masing. Setiap kelompok variabel dijumlahkan, sehingga diperoleh suatu bilangan akumulatif. Dari bilangan akumulatif setiap variabel, maka dapat dihitung nilai similaritas antara input konsultasi dan resep masakan yang tersedia. Nilai similaritas dihitung dengan rumus algoritma similaritas. Pada penelitian ini akan dihitung nilai similaritas dengan menggunakan algoritma similaritas Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai.

Setiap konsultasi akan menghasilkan nilai similaritas pada setiap resep masakan. Nilai similaritas tertinggi pada resep akan menjadikan resep tersebut sebagai resep masakan yang direkomendasikan kepada pengguna. Proses kerja pemberian rekomendasi resep masakan, seperti terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Skema Diagram Rekomendasi Resep Masakan

Pengguna dalam sistem pemberian rekomendasi resep masakan ini ada dua jenis yaitu pengguna dan administrator. Pengguna adalah orang yang menggunakan sistem untuk melakukan konsultasi dengan memasukkan bahan masakan yang dimiliki, sedangkan administrator adalah orang yang melakukan input data bahan masakan, resep masakan dan bobot bahan masakan. Administrator juga dapat melakukan revise pada resep masakan, jika terdapat resep masakan baru.

Pada sistem pemberian rekomendasi resep masakan menggunakan metoda Case Based Reasoning (CBR) ada empat tahap yang dapat dilaksanakan yaitu retrieve, reuse, revise, dan retain. Tahap yang paling sering digunakan adalah retrieve yaitu sistem dapat mengambil kembali data resep masakan yang sebelumnya sudah disimpan pada tabel di database. Fungsi reuse ini sebenarnya adalah fungsi dasar dalam CBR, karena dalam fungsi inilah resep-resep lama akan dimunculkan kembali.

Pada fungsi reuse, sistem dapat membandingkan data konsultasi dengan data yang didapat pada fungsi reuse. Data konsultasi akan dibandingkan dengan semua data resep masakan, namun pada akhirnya data yang diambil biasanya adalah sebuah data atau beberapa buah data yang nilai kemiripannya dengan data konsultasi paling tinggi. Dalam tahap inilah biasanya algoritma similaritas diterapkan untuk mendapatkan nilai kemiripan yang lebih presisi. Pada penelitian ini dilakukan percobaan perhitungan nilai similaritas pada sistem yang sama, namun dilakukan dengan algoritma similaritas yang berbeda.

Fungsi revise biasanya akan muncul jika terdapat suatu konsultasi dengan nilai similaritas yang relatif rendah. Dikatakan nilai similaritas rendah bila nilai similaritas lebih kecil dari nilai minimal yang telah ditetapkan, atau biasanya dikenal dengan istilah *threshold*. Diperbolehkan bila nilai similaritas suatu konsultasi

berada di bawah 0,25, maka suatu konsultasi yang menghasilkan nilai di bawah 0,25 akan dijadikan dasar dalam melakukan fungsi revise. Bila terjadi fungsi revise, maka pakar akan dapat mempelajari dan membuat suatu keputusan apakah ada resep masakan baru yang mirip dengan konsultasi untuk dapat dilakukan input resep masakan yang baru. Pembuatan solusi baru terhadap proses revise akan dijadikan sebagai dasar dalam penentuan solusi untuk masalah berikutnya yang nilai similaritasnya relatif tinggi. Tahapan inilah yang disebut sebagai fungsi retain.

Dalam sistem rekomendasi resep masakan ini, semua bahan masakan ditentukan nilai bobotnya oleh seorang pakar. Dalam menentukan nilai bobot suatu bahan masakan pakar mendasarkan pada peran resep masakan sebagai pembeda antara satu resep masakan dengan resep masakan yang lain. Suatu bahan masakan yang relatif mempunyai peran yang tinggi sebagai pembeda, maka akan diberikan nilai bobot yang relatif tinggi pula. Pembobotan kelompok bahan masakan terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Pembobotan Kelompok Bahan Masakan

NO	KELOMPOK BAHAN	BOBOT BAHAN
1	Bumbu Umum (BBM)	1
2	Bumbu Pendukung (BBP)	3
3	Bumbu Utama (BBU)	5
4	Bahan Pendukung (BHP)	7
5	Bahan Utama (BHU)	9

Pada sebuah kasus baru, dimasukkan beberapa bahan masakan sebagai pembentuk resep masakan. Berdasarkan input bahan masakan, maka akan dilakukan proses temu kembali kasus dengan melakukan adopsi kasus yang telah ada sebelumnya. Kasus-kasus yang pernah ada disimpan dalam basisdata, dengan menggunakan algoritma similaritas dan menggunakan parameter terbobot yang ditentukan dengan cara melakukan pembobotan yang dilakukan secara subjektif namun dengan tetap mempertimbangkan aturan-aturan umum yang telah diketahui sebelumnya, maka akan ditentukan kasus yang paling mirip dengan kasus baru yang dikonsultasikan. Dalam penelitian ini bahan masakan yang dijadikan sebagai sampel bahan masakan adalah bahan masakan yang secara umum terdapat dalam resep masakan Indonesia, seperti terlihat pada tabel 3.

Tabel 3. Contoh Bahan Masakan, Kelompok Bahan dan Bobot

ID BAHAN	NAMA BAHAN	KELOMPOK BAHAN	BOBOT BAHAN
B001	air	BBM	1
B002	asam jawa	BBU	5
B003	ayam	BHU	9
B004	ati ampela	BHU	9
B005	bawang bombay	BBP	3
B006	bawang merah	BBP	3
B007	bawang putih	BBP	3
B008	bayam	BHP	7
B009	bihun	BHP	7
B010	buncis	BHP	7

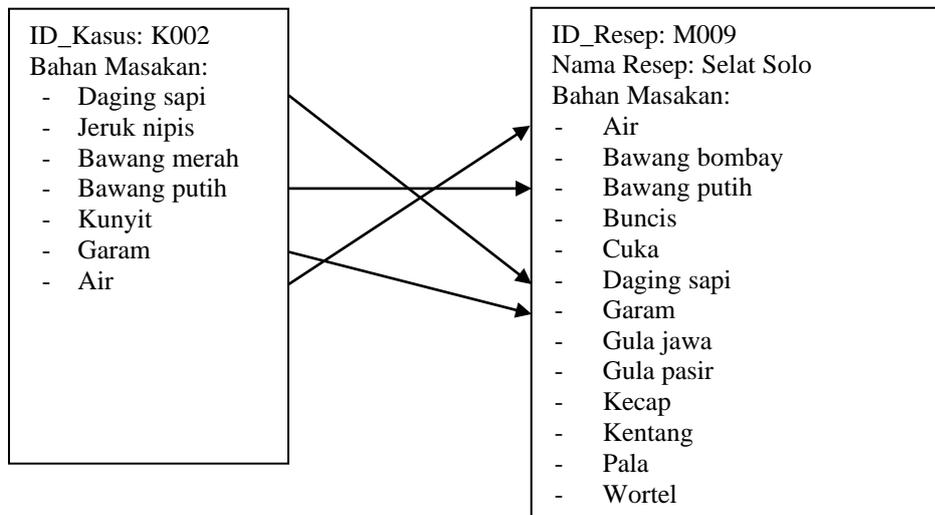
Data resep masakan didapatkan melalui www.cookpad.com/id, suatu situs web yang menjadi tempat berbagi resep masakan bagi para praktisi, ibu rumah tangga, pehobi memasak serta pengamat resep masakan. Data resep masakan diambil dari resep masakan yang berasal dari beberapa daerah di Indonesia serta resep masakan yang biasa dihidangkan dalam rumah tangga di Indonesia, seperti terlihat pada tabel 4.

Tabel 4. Contoh Masakan Indonesia

NO	ID MASAKAN	NAMA MASAKAN
1	M001	Acar Tahu
2	M002	Asam Padeh Ikan
3	M003	Asem Asem
4	M004	Ayam Bakar
5	M005	Ayam Taliwang
6	M006	Ayam Tangkap
7	M007	Ayam Woku
8	M008	Brambang Asem
9	M009	Bubur Manado
10	M010	Gami Tuday

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Rancangan pembobotan dan implementasi terhadap algoritma similaritas yang telah dibuat akan dilakukan pengujian guna mengetahui kinerja algoritma, dan berikut hasil pengujian dalam satu kasus konsultasi dibandingkan dengan semua resep masakan yang telah tersimpan. Perhitungan kasus dengan ID_Kasus: K002 dibandingkan dengan resep masakan dengan ID_Resep: M009, dengan nama resep masakan: Selat Solo.



Gambar 3. Pencocokan Konsultasi dengan Resep Masakan M009

Seperti terlihat pada gambar 3, pada proses ini sistem melakukan mencocokkan bahan masakan yang dipunyai kemudian dicocokkan dengan bahan masakan pembentuk resep masakan pada seluruh resep masakan yang ada dalam basisdata. Akan diketahui tiga hal penting, yaitu:

1. Bahan masakan yang sama-sama dimiliki oleh kasus baru yang dikonsultasikan dan resep masakan yang disimpan dalam basisdata, yang jika direpresentasikan dalam rumus perhitungan similaritas berbasis biner disimbolkan dengan 'a'.
2. Bahan masakan yang tidak dimiliki oleh kasus baru, namun dimiliki oleh resep masakan yang ada dalam basisdata yang jika direpresentasikan dalam rumus perhitungan similaritas berbasis biner disimbolkan dengan 'b'.
3. Bahan masakan yang dimiliki oleh kasus baru, namun tidak dimiliki oleh resep masakan yang ada dalam basisdata yang jika direpresentasikan dalam rumus perhitungan similaritas berbasis biner disimbolkan dengan 'c'.

Dari proses pencocokan bahan masakan dengan resep masakan M009 seperti terlihat pada gambar 6, maka diketahui:

- a = kumpulan nilai bobot dari daging sapi, bawang putih, garam, air
= 9 + 3 + 1 + 1 = 14
- b = kumpulan nilai bobot dari bawang bombay, buncis, cuka, gula jawa, gula pasir, kecap, kentang, pala, wortel
= 3 + 7 + 5 + 5 + 1 + 3 + 7 + 5 + 7 = 43
- c = kumpulan nilai bobot dari jeruk nipis, bawang merah, kunyit
= 3 + 3 + 5 = 11

Perhitungan nilai kemiripan berdasarkan algoritma similaritas dapat dihitung sebagai berikut:

1. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma Jaccard:

$$S_{Jaccard} = \frac{a}{a + b + c} = \frac{14}{14 + 43 + 11} = 0,2059$$

2. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma Dice:

$$S_{Dice} = \frac{2a}{2a + b + c} = \frac{2 \times 14}{(2 \times 14) + 43 + 11} = 0,3414$$

3. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma 3W-Jaccard:

$$S_{3W-Jaccard} = \frac{3a}{3a + b + c} = \frac{3 \times 14}{(3 \times 14) + 43 + 11} = 0,4375$$

4. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma Sokal&Sneath-1:

$$S_{Sokal\&Sneath-1} = \frac{a}{a + 2b + 2c} = \frac{14}{14 + (2 \times 43) + (2 \times 11)} = 0,1147$$

5. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma Sorgenfrei:

$$S_{\text{Sorgenfrei}} = \frac{a^2}{(a+b)(a+c)} = \frac{14^2}{(14+43)(14+11)} = 0,1375$$

6. Nilai kemiripan dengan menggunakan algoritma Ochiai:

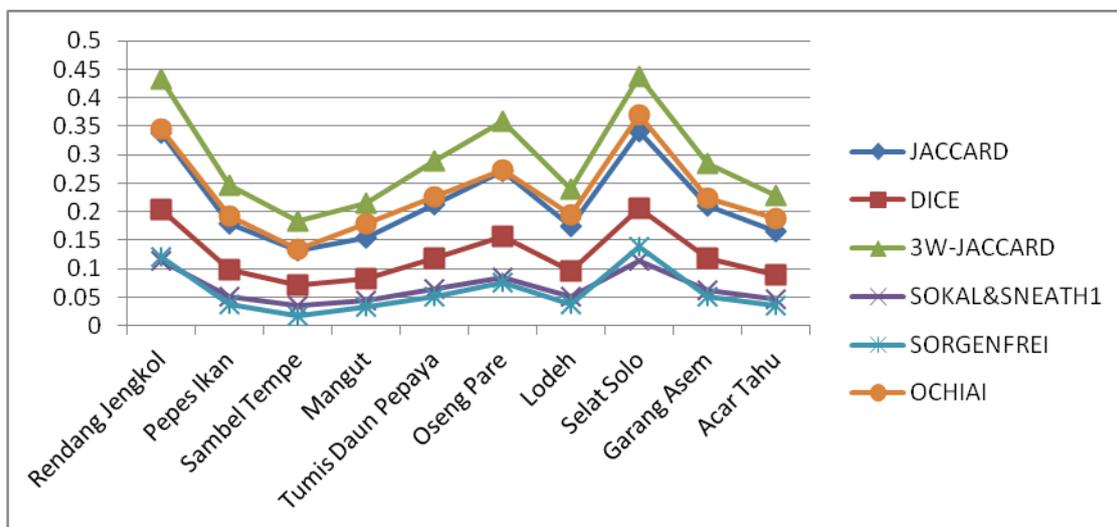
$$S_{\text{Ochiai}} = \frac{a}{\sqrt{(a+b)(a+c)}} = \frac{14}{\sqrt{(14+43)(14+11)}} = 0,3709$$

Dalam penelitian ini disimpan 94 bahan masakan serta 60 resep masakan. Pada tabel 5. ditampilkan 10 resep masakan yang telah diimplementasikan dalam Case Based Reasoning untuk memberikan rekomendasi kepada pengguna dengan algoritma similaritas yang telah diimplementasikan adalah Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath-1, Sorgenfrei dan Ochiai.

Tabel 5. Nilai Similaritas pada Algoritma Similaritas untuk Resep Masakan

	Jaccard	Dice	3W-Jaccard	Sokal&Sneath1	Sorgenfrei	Ochiai
Rendang Jengkol	0.2031	0.3377	0.4333	0.1130	0.1199	0.3462
Pepes Ikan	0.0985	0.1795	0.2471	0.0519	0.0370	0.1923
Sambel Tempe	0.0701	0.1311	0.1846	0.0364	0.0178	0.1333
Mangut	0.0833	0.1538	0.2143	0.0435	0.0324	0.1800
Tumis Daun Pepaya	0.1194	0.2133	0.2892	0.0635	0.0512	0.2263
Oseng Pare	0.1569	0.2712	0.3582	0.0851	0.0753	0.2744
Lodeh	0.0952	0.1739	0.2400	0.0500	0.0382	0.1958
Selat Solo	0.2059	0.3415	0.4375	0.1148	0.1375	0.3709
Garang Asem	0.1176	0.2105	0.2857	0.0625	0.0502	0.2240
Acar Tahu	0.0899	0.1649	0.2286	0.0471	0.0356	0.1886

Jika diperbandingkan nilai similaritas pada implementasi rekomendasi resep masakan dengan beberapa algoritma similaritas, maka proses perbandingan yang dilakukan adalah mengimplementasikan setiap algoritma pada setiap resep masakan, kemudian dicari hasil nilai similaritas setiap algoritma. Kemudian mengimplementasikan setiap algoritma pada resep masakan yang lain dan dicari juga nilai similaritasnya. Untuk seterusnya dilakukan langkah yang sama, sehingga semua resep masakan dapat diimplementasikan unt semua algoritma. Nilai similaritas tertinggi diperoleh pada algoritma 3W-Jaccard, sedangkan nilai similaritas terendah diperoleh pada sebagian algoritma Sokal&Sneath-1 dan pada sebagian algoritma Sorgenfrei, namun nilai paling rendah sebagian besar berada pada algoritma Sorgenfrei, seperti diperlihatkan pada gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Nilai Similaritas

5. KESIMPULAN

Algoritma similaritas yang diimplementasikan pada metoda CBR dapat berbeda-beda. Dalam penelitian ini algoritma similaritas yang dicoba untuk diimplementasikan adalah algoritma similaritas Jaccard, Dice, 3W-Jaccard, Sokal&Sneath1, Sorgenfrei, dan Ochiai. Bahan masakan dikelompokkan dalam lima kategori yaitu: bahan utama diberikan nilai bobot 9, bahan pendukung diberikan nilai bobot 7, bumbu utama diberikan nilai bobot 5, bumbu pendukung diberikan nilai bobot 3 dan bumbu umum diberikan nilai bobot 1. Dari beberapa algoritma similaritas yang dicoba untuk diimplementasikan nilai similaritas 3W-Jaccard menghasilkan

nilai similaritas paling tinggi, hal ini disebabkan dilakukan peningkatan nilai 'a' sebesar tiga kali, sedangkan nilai similaritas paling rendah diperoleh pada sebagian algoritma Sokal&Sneath-1, hal ini disebabkan nilai 'a' tidak dilakukan peningkatan, namun dilakukan peningkatan pada nilai 'b' dan 'c' sebagai bilangan pembagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aamodt, A., & Plaza, E. (1994). Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches. *AI communications*, 7(1), 39-59.
- [2] Cover, T., & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information theory*, 13(1), 21-27.
- [3] Hamzah, A., Soesianto, F., Susanto, A., & Istiyanto, J. E. (2015). Studi kinerja fungsi-fungsi jarak dan similaritas dalam clustering dokumen teks berbahasa indonesia. In *Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF)* (Vol. 1, No. 1).
- [4] Liao, T. W., Zhang, Z., & Mount, C. R. (1998). Similarity measures for retrieval in case-based reasoning systems. *Applied Artificial Intelligence*, 12(4), 267-288.
- [5] Cunningham, P. (2008). A taxonomy of similarity mechanisms for case-based reasoning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(11), 1532-1543.
- [6] Fransica Octaviani, S., Purwadi, J., & Delima, R. (2011). *Implementasi Case Based Reasoning Untuk Sistem Diagnosis Penyakit Anjing*. Duta Wacana Christian University.
- [7] Cha, S. H. (2007). Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions. *City*, 1(2), 1.
- [8] Choi, S. S., Cha, S. H., & Tappert, C. C. (2010). A survey of binary similarity and distance measures. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, 8(1), 43-48.