

Fuzzy Case-Based Reasoning: Implementasi Logika Fuzzy pada Case-Based Reasoning

Abdiansah¹

¹Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
¹Jln. Raya Palembang Prabumulih, Km.32 Inderalaya, Ogan Ilir, Indonesia, 30662
e-mail: ¹abdiansah@unsri.ac.id

Abstrak

Penggunaan logika fuzzy untuk menangani masukan yang berupa linguistik telah dieksplorasi dan memberikan beberapa hasil uji terhadap data yang digunakan. Penelitian ini menggunakan data standar sebanyak 958 data dan masing-masing data memiliki 14 atribut yang kemudian dapat dibentuk menjadi Case-Based Reasoning (CBR). Nilai kemiripan diperoleh dari dua teknik similaritas, yaitu similaritas Fuzzy dan similaritas Nearest-Neighbour. Pengujian menggunakan sebanyak 81 data dengan rata-rata akurasi kemiripan sekitar 77% untuk similaritas Fuzzy dan 78,5% untuk Nearest-Neighbour. Tingkat akurasi similaritas Fuzzy lebih rendah dari Nearest-Neighbour, tetapi terdapat kelebihan jika menggunakan masukan bersifat linguistik, seperti lebih sederhana dan fleksibel dalam memasukkan data yang berbentuk linguistik (kata-kata).

Kata kunci: *Case-Based Reasoning, similaritas Fuzzy, similaritas Nearest-Neighbour.*

Abstract

The using of fuzzy logic was to handle input in the linguistic form has been explored and gave several test results of data. This research used standard data amount 958 and each data had 14 attributes to be formed into Case-Based Reasoning (CBR). This research used two similarity techniques, namely Fuzzy similarity and Nearest-Neighbour similarity. Number of testing data were 81 data which produced average accuracy about 77% for Fuzzy similarity and 78.5% for Nearest-Neighbour. The accuracy of similarity Fuzzy was lower than Nearest-Neighbour, but there were several advantages when used linguistic data such as more simple and flexible to use the linguistic (words) data.

Keywords: *Case-Based Reasoning, Fuzzy similarity, Nearest-Neighbour similarity.*

1. Pendahuluan

Case-Based Reasoning (CBR) atau Penalaran Berbasis Kasus merupakan salah satu metode pada bidang Ilmu Komputer yang digunakan untuk menyelesaikan suatu permasalahan (kasus) baru menggunakan kasus lama. CBR termasuk juga sebagai Sistem Berbasis Pengetahuan dan menjadi salah satu alternatif selain Rule-Based Reasoning (RBR). Ide dasar CBR adalah “similar problems have similar solutions”, dimana setiap masalah yang sama dimungkinkan untuk mempunyai solusi yang sama pula. Pengetahuan yang dimiliki CBR direpresentasikan dalam bentuk kasus dimana setiap kasus berisi dua slot, yaitu slot masalah dan slot solusi. Slot masalah berisi fitur-

fitur deskripsi dari suatu masalah sedangkan slot solusi berisi solusi dari masalah tersebut. Nilai kesamaan antara kasus baru dengan kasus lama dihitung menggunakan fungsi similaritas, semakin tinggi nilai similaritas semakin besar kesamaan solusi antara kasus baru dengan kasus lama. Logika *Fuzzy* (LF) merupakan salah satu model matematik yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah yang berisi informasi yang kurang teliti dan kurang pasti. Ide dasar teknik LF adalah memberikan informasi secara gradual bukan secara parsial. Selain itu, LF juga memberikan pendekatan informasi sesuai dengan kebiasaan manusia, dimana informasi yang diberikan berupa linguistik (kata-kata) bukan berupa numerik (angka-angka pasti). Oleh karena itu, LF sering digunakan pada *pre-processing* untuk masukan berbentuk informasi linguistik.

Proses CBR memiliki beberapa tahapan siklus yang secara umum terdiri dari empat siklus yaitu: 1) *Retrieve*, pada tahap ini dilakukan pencocokan antara kasus baru dengan kasus lama yang terdapat pada basis-data kasus menggunakan fungsi similaritas. Sebelum tahap ini dilakukan terdapat tahapan *pre-processing* yaitu me-representasikan masalah ke dalam bentuk kasus, tahapan representasi ini menghasilkan fitur-fitur atau indeks dari kasus. Fitur-fitur tersebut dapat berbentuk simbolik dan numerik; 2) *Reuse*, tahap ini merupakan tahapan seleksi terhadap kasus-kasus terbaik yang didapat dari hasil perhitungan fungsi similaritas, kasus dengan nilai tertinggi dijadikan solusi untuk kasus baru; 3) *Revisi/Adaptasi*; tahap ini dilakukan jika terdapat perubahan kasus lama yang diakibatkan oleh kasus baru dan 4) *Retain*; tahapan ini merupakan tahapan penyimpanan kasus jika tidak ada kecocokan dan ada revisi antara kasus-kasus lama dengan kasus baru. Seperti yang sudah disebutkan sebelumnya bahwa pada tahapan *pre-processing*, fitur-fitur kasus berbentuk simbolik (numerik) sehingga lebih menyusahakan manusia dalam memberikan informasi dan mendeskripsikan suatu kasus. Oleh karena itu, penelitian ini mencoba untuk menganalisis dan merancang representasi kasus pada CBR menggunakan LF, sehingga nilai fitur-fitur kasus dalam CBR tidak hanya berbentuk simbolik dan numerik tetapi juga dapat berbentuk linguistik, sehingga CBR yang dibangun dapat lebih mudah menerima masukan berbentuk linguistik.

CBR memiliki empat siklus dalam memproses kasus-kasus, sebelum ke-empat siklus tersebut dijalankan, terlebih dahulu dilakukan *pre-processing* terhadap kasus yang diproses yaitu merepresentasikan masalah ke dalam bentuk kasus dan mendefinisikan fitur-fitur kasus tersebut menjadi sebuah nilai berbentuk simbolik atau numerik. Persoalan terjadi ketika proses definisi fitur-fitur tersebut harus berbentuk simbolik (numerik) sedangkan manusia lebih cenderung menggunakan linguistik. Oleh karena itu, persoalan yang diselesaikan pada penelitian ini adalah bagaimana mengubah fitur-fitur CBR yang bersifat numerik (simbolik) menjadi fitur linguistik.

2. Penelitian Terkait

Penelitian tentang *fuzzy* dan CBR telah banyak dilakukan, berikut ini beberapa ringkasan dari artikel yang membahas tentang *Fuzzy CBR*. Pada penelitian [1] mengembangkan prototipe sistem untuk memperkirakan nilai properti daerah pemukiman yang dapat digunakan untuk transaksi *real-estate*. Sistem tersebut menggunakan CBR yang bantu oleh teknik logika *fuzzy* dalam menentukan similaritas antara subjek dan properti yang dibandingkan. Similaritas tersebut menghasilkan proses seleksi dan agregasi yang bertujuan untuk mencari perkiraan nilai properti. *Fuzzy* juga digunakan untuk menghasilkan *confidence value* yang meningkatkan kualifikasi perkiraan. Dubois, dkk [2] membahas pemodelan *fuzzy* untuk CBR dan *Case-Based*

Decision. Prinsip CBR “*similar problem have similar solution*” dimodelkan dalam bentuk *fuzzy-rule*. Koironen, dkk [3] membahas tentang sistem *hybrid* antara CBR, *fuzzy* dan *neural network*. Fokus artikel ini membahas proses *revise/adaptasi* dari suatu kasus.

Shiu, dkk [4] membahas tentang perawatan CBR menggunakan pohon keputusan *fuzzy*. Fokus artikel ini membahas tentang pengindeksan kasus-kasus yang disimpan dalam basis-data kasus. Semakin bertambah kasus maka semakin kompleks perawatan basis-data kasus. Oleh karena itu digunakan pohon keputusan *fuzzy* untuk mengorganisir indeks kasus. Riordan, dkk [5] membahas tentang penggunaan *fuzzy* dan CBR untuk memprediksi cuaca. Pengetahuan tentang fitur-fitur kasus dikodekan dalam bentuk *fuzzy similarity measure*. Algoritma *retrieval* menggunakan teknik *k-nearest neighbours*. Esteva, dkk [6] membahas tentang pemodelan similaritas *fuzzy* dalam CBR. Dua bentuk prinsip similaritas CBR dibahas yang pertama adalah prinsip dasar CBR “*similar problem have similar problem*” dan yang kedua adalah prinsip dasar CBR menggunakan *fuzzy* “*the more similar problem have the more similar solution*”. Pal dan Mitra [7] membahas tentang sistem *hybrid* antara CBR, *fuzzy* dan *rough*. Fokus artikel ini membahas proses *retrieval* yang menggunakan fungsi similaritas *fuzzy*. Dubois, dkk [8] membahas tentang penggunaan *fuzzy* untuk *case-based recommendation* dan *case-based decision*. Cheetham, dkk [9] membahas tentang sistem *hybrid* antara CBR dengan *soft-computing* yang meliputi: *fuzzy*, *neural network*, *evolutionary computing* dan *probabilistic reasoning*. Artikel ini menjelaskan bagaimana *soft-computing* dapat digunakan untuk merepresentasikan kasus, *retrieval*, adaptasi, *reuse* dan perawatan basis-data kasus.

Ahmed, dkk [10] mengembangkan sebuah sistem CBR untuk mendiagnosa *stress* yang *hybrid* dengan *fuzzy-similarity* dan *cosine matching function*. *Fuzzy* digunakan untuk pencocokan kasus berdasarkan aspek sinyal yang menangani ketidakpastian dan ketidaktelitian dari sensor pengukur. Voskoglou [11] membahas tentang kombinasi antara CBR dan *fuzzy* untuk menyelesaikan masalah. Artikel ini membahas pemodelan *fuzzy* untuk representasi sistem CBR yang meliputi *retrieve*, *reuse*, *revise* dan *retain*. Shi, dkk [12] membahas tentang *fuzzy* CBR untuk *product-style*. Algoritma *retrieval* menggunakan *fuzzy-nearest neighbors* (f-nn).

3. Analisis Data

Data dikumpulkan berasal dari data sekunder yang diambil dari situs: <http://mycbr-project.net> dengan nama basis-data Cars. Data yang diambil adalah data penjualan mobil bekas dari tahun 1994 sampai tahun 1997 dengan jumlah data sebanyak 958 data dengan 14 atribut yang dapat dilihat pada Tabel 1. Nilai-nilai yang digunakan setiap atribut masih bersifat numerik/symbolik. Dari ke-12 atribut yang ada pada Tabel 1, hanya diambil 4 atribut yang akan digunakan dan diproses dalam penelitian ini yaitu: 1) atribut *Price* (harga); 2) *Miles* (Jumlah kilometer); 3) *Power (Horse Power)* dan 4) *Speed* (Kecepatan). Atribut lainnya hanya digunakan sebagai atribut pelengkap.

4. Analisis Pembentukan Kasus

Tahapan pertama pengembangan sistem CBR adalah merepresentasikan domain permasalahan ke dalam bentuk kasus, dimana suatu kasus terdiri dari dua bagian yaitu bagian *problem* dan bagian *solution*. Pada Tabel 1 atribut *Car Code* dijadikan solusi, hal ini disebabkan karena atribut tersebut menunjukkan identitas dari suatu mobil. Sedangkan atribut yang diproses untuk mencari kemiripan antar kasus digunakan atribut: *Price*, *Miles*, *Power* dan *Speed*. Atribut lain hanya digunakan sebagai informasi

pelengkap walaupun dapat juga dilibatkan dalam proses mencari kesamaan, tabel kasus dapat dilihat pada Tabel 2. Pemilihan keempat atribut tersebut dijadikan batasan dalam penelitian ini disebabkan terlalu banyak proses yang terlibat dan membutuhkan penelitian lebih lanjut lagi.

Tabel 1: Atribut *Cars*

No.	Nama Atribut	Contoh Nilai
1	Car Code	001
2	Manufacturer	BMW
3	Model	325T
4	Body	Sedan
5	Price	\$ 28.000
6	Color	DARK RED
7	Year	1994
8	Miles	76.474
9	Doors	4
10	Power	115
11	Gas	DIESEL
12	Speed	203
13	CCM	2500
14	ZIP	8

Tabel 2: Kasus CBR

No.	Nama Atribut	Keterangan
1	Car Code	Solusi
5	Price	Masalah
8	Miles	
10	Power	
12	Speed	

4.1 Fuzzifikasi

Sebelum nilai suatu atribut diproses, terlebih dahulu dilakukan proses fuzzifikasi untuk mencari nilai derajat keanggotaan suatu himpunan *fuzzy* [7]. Atribut difuzzifikasi adalah atribut yang diproses untuk dicari nilai similaritasnya.

Atribut *Price* mempunyai jarak nilai antara 4,799 – 95,199 berdasarkan jarak tersebut dibuat menjadi lima himpunan linguistik yaitu: MURAH, AGAK MURAH, SEDANG, AGAK MAHAL dan MAHAL. Untuk membagi nilai secara merata digunakan persamaan:

$$D = \frac{(maks-min)}{N} \quad \text{dan} \quad R = \frac{D}{2} \quad (1)$$

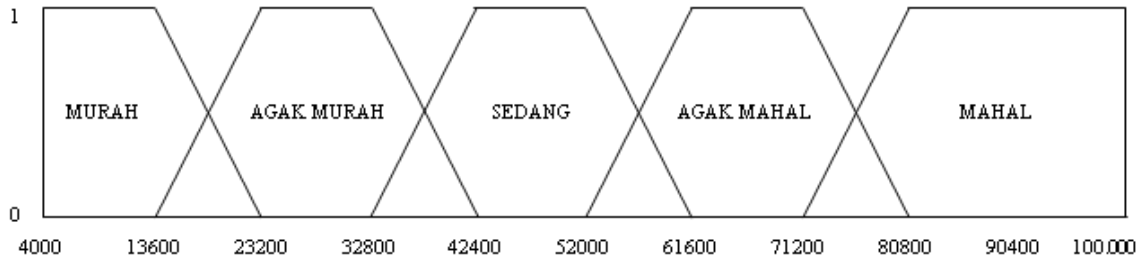
Dimana, D = jarak antar titik pembagi (klasik), R = *Fuzzy*

$Maks$ = nilai tertinggi himpunan

Min = nilai terendah himpunan

N = Jumlah total himpunan

$$X[0] = \min; \text{ sehingga } X[i] = \sum_{i=1}^{X[i]=maks} X[i - 1] + R \tag{2}$$



Gambar 1: Fungsi Keanggotaan Himpunan *Price*

Berdasarkan Persamaan (2) maka didapat grafik keanggotaan *fuzzy* yang diperlihatkan pada Gambar 1. Langkah selanjutnya adalah membuat fungsi untuk mencari derajat keanggotaan berdasarkan grafik pada Gambar 1, berikut ini fungsi keanggotaan masing-masing himpunan:

$$\mu_{Murah}(x) = \begin{cases} 1; & 4.000 \leq x \leq 13.600 \\ \frac{23.200 - x}{9.600}; & 13.600 \leq x \leq 23.200 \\ 0; & x \geq 23.200 \end{cases}$$

$$\mu_{AgakMurah}(x) = \begin{cases} 1; & 23.200 \leq x \leq 32.800 \\ \frac{x - 13.600}{9.600}; & 13.600 \leq x \leq 23.200 \\ \frac{42.400 - x}{9.600}; & 32.800 \leq x \leq 42.400 \\ 0; & x \leq 13.600 \text{ dan } x \geq 23.200 \end{cases}$$

$$\mu_{Sedang}(x) = \begin{cases} 1; & 42.400 \leq x \leq 52.000 \\ \frac{x - 32.800}{9.600}; & 32.800 \leq x \leq 42.400 \\ \frac{61.600 - x}{9.600}; & 52.000 \leq x \leq 61.600 \\ 0; & x \leq 32.800 \text{ dan } x \geq 61.600 \end{cases}$$

$$\mu_{AgakMahal}(x) = \begin{cases} 1; & 61.600 \leq x \leq 71.200 \\ \frac{x - 52.000}{9.600}; & 52.000 \leq x \leq 61.600 \\ \frac{80.800 - x}{9.600}; & 71.200 \leq x \leq 80.800 \\ 0; & x \leq 52.600 \text{ dan } x \geq 80.800 \end{cases}$$

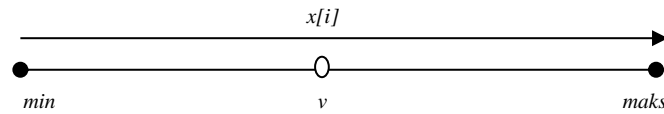
$$\mu_{Murah}(x) = \begin{cases} 1; & 81.800 \leq x \leq 100.000 \\ \frac{x - 71.200}{9.600}; & 71.200 \leq x \leq 80.800 \\ 0; & x \geq 71.200 \end{cases}$$

Proses serupa diperlakukan untuk mencari fungsi keanggotan untuk *Miles*, *Power* dan *Speed*.

4.2 Fungsi Similaritas

Penelitian ini menggunakan dua fungsi similaritas, yaitu *Nearest-Neighbor* (NN) dan *Fuzzy Similarity* (FS). Fungsi similaritas NN digunakan untuk mencari kemiripan kasus dengan memproses nilai numerik/symbolik, sebaliknya fungsi similaritas FS akan memproses nilai secara linguistik.

4.2.1 Nearest-Neighbour



Gambar 2: Jarak antara v dan $x[i]$

$$N = \max(|v - x[i]|) \tag{3}$$

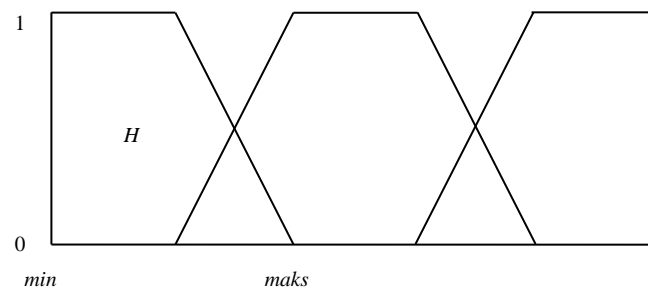
$$Sim(v, x[i]) = 1 - \frac{|v - x[i]|}{N} \tag{4}$$

Dimana, v = nilai masukan
 $x[i]$ = nilai ke-i dari suatu himpunan
 N = nilai tertinggi dari suatu himpunan

Ide dasar fungsi NN adalah mencari kesamaan antara dua buah nilai dengan menghitung selisih, jika hasil selisih adalah 0 maka kedua nilai tersebut mempunyai kemiripan total. Pada Gambar 2 dapat dilihat jika terdapat sebuah nilai v yang dicari kemiripan dengan sekumpulan nilai sebut saja $x[i]$ maka nilai kesamaan antara v dan $x[i]$ dapat dihitung menggunakan Persamaan (4). Persamaan tersebut menghasilkan nilai 1 jika kedua nilai mempunyai kemiripan total, 0 jika tidak mirip sama sekali dan nilai antara 0-1 yang memberikan derajat kemiripan dengan skala 0-1.

4.2.2. Fuzzy Similarity

Ide dasar dari fungsi FS adalah mengambil sekumpulan nilai dari suatu himpunan *fuzzy*, seperti tampak pada Gambar 3 terdapat 3 himpunan *fuzzy*, (simbol H mewakili himpunan *fuzzy*) dimana dari ketiga himpunan tersebut diambil salah satu saja. Kemudian seluruh nilai difuzzifikasi-kan sehingga nilai-nilainya berada pada rentang 0-1. Langkah terakhir adalah memproses kemiripan suatu nilai v dengan nilai-nilai yang ada pada himpunan tadi menggunakan Persamaan (6).



Gambar 3: Himpunan fuzzy

$$x[i] = \{F|H\} \tag{5}$$

$$Sim(v, x[i]) = 1 - |v - x[i]| \tag{6}$$

Dimana, v = nilai masukan, $x[i]$ = nilai ke-i dari suatu himpunan, H = suatu himpunan *fuzzy*, dan F = nilai-nilai yang di fuzzifikasi-kan dari suatu himpunan H .

5. Arsitektur dan Diagram Alir Sistem

Pada Gambar 4 dapat terlihat arsitektur yang mengikuti siklus CBR dengan ditambah Logika *Fuzzy* dan diagram alir sistem yang menjelaskan alur proses dari sistem yang akan dibuat. Berikut penjelasan dari masing-masing komponen yang ada pada Gambar 4:

- a. *Problem-Domain*: Merupakan domain permasalahan yang diselesaikan oleh *fuzzy* dan CBR. Penelitian ini menentukan *problem domain* yang masukannya bersifat linguistik sehingga lebih sesuai untuk diproses oleh logika *fuzzy*.
- b. *Logika Fuzzy*: Komponen ini memproses masukan yang bersifat simbolik/numerik dan mengubah menjadi linguistik. Komponen ini juga merepresentasikan masalah menjadi kasus dan mendefinisikan fitur-fitur kasus.
- c. Kasus Baru: Merupakan kasus yang dihasilkan dari logika *fuzzy* dan siap diproses oleh CBR. Kasus baru mempunyai fitur-fitur kasus tetapi tidak mempunyai solusi.
- d. Kasus-Kasus Lama: Merupakan kasus-kasus lama yang disimpan di dalam basisdata kasus. Proses pembuatan kasus lama sama seperti pembuatan kasus baru, hanya saja kasus-kasus lama tersebut sudah diberi solusi oleh pakar.
- e. Fungsi Similaritas: Komponen ini memproses kesamaan antara kasus baru dengan kasus-kasus lama. Kasus lama yang mempunyai kesamaan yang paling tinggi dijadikan solusi untuk kasus baru.
- f. Solusi: Penyelesaian masalah untuk kasus baru. Solusi diambil dari solusi kasus lama yang memiliki kesamaan paling tinggi dengan kasus baru.
- g. Pengguna: Orang yang menggunakan CBR untuk menyelesaikan masalahnya.
- h. Revisi: Kasus baru yang belum dapat diselesaikan masalahnya direvisi dan dicari jawaban yang cocok. Revisi dilakukan jika tidak ada kemiripan atau kurang antara kasus baru dengan kasus-kasus lama.
- i. Pakar: Orang yang membantu memberikan pengetahuan untuk sistem CBR dan juga yang melakukan revisi untuk kasus yang belum ada solusi.

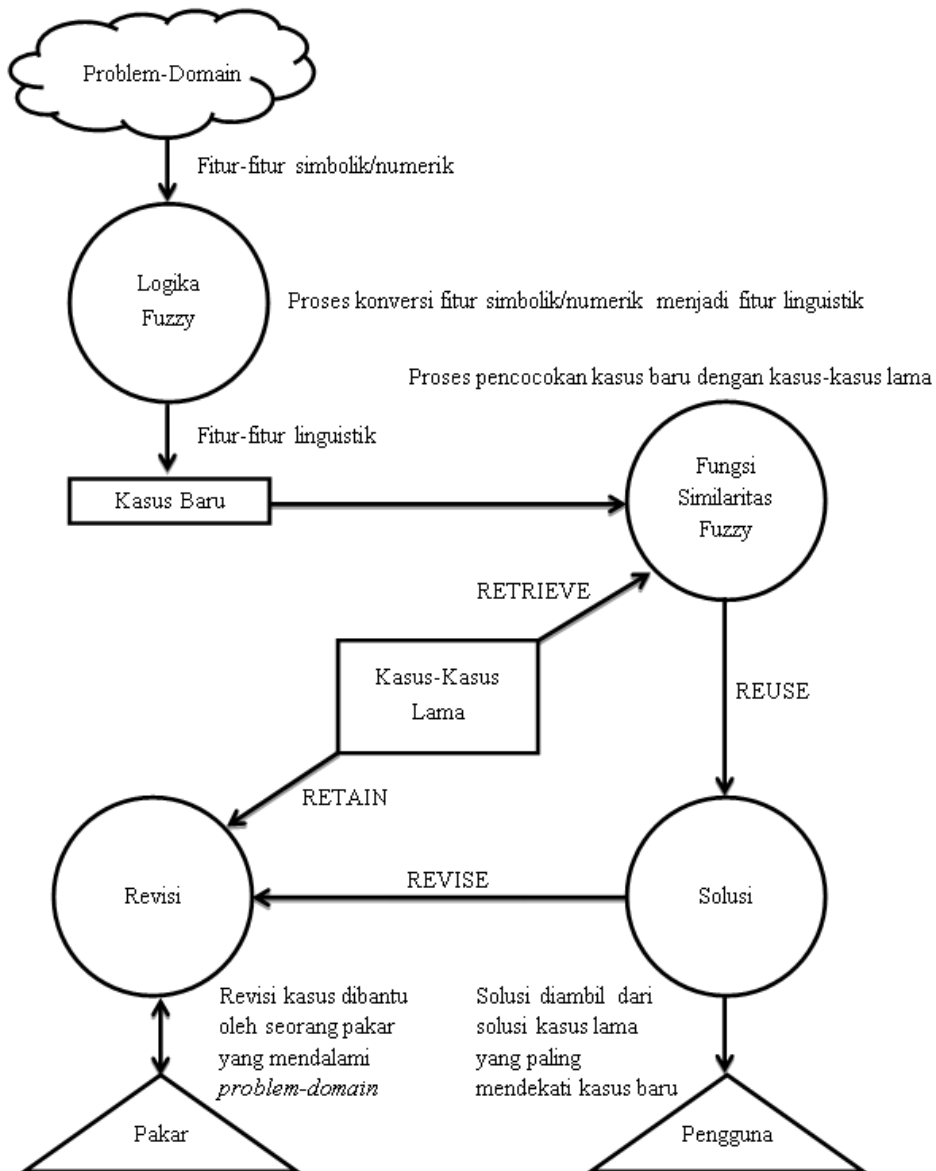
6. Hasil dan Analisis

Perangkat lunak merupakan aplikasi yang mengimplementasikan arsitektur sistem untuk mengolah *input* dan *output*, serta digunakan sebagai alat uji untuk metode-metode yang digunakan. Pengujian merupakan cara yang digunakan untuk mengevaluasi metode dan mencari tingkat akurasi kebenaran dari solusi yang dihasilkan oleh sistem.

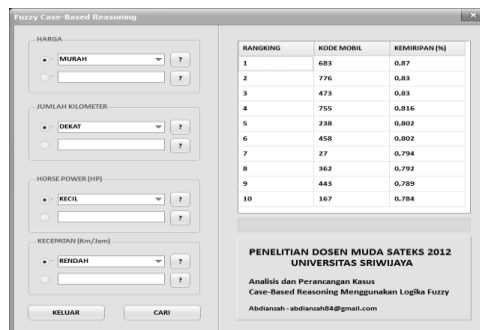
6.1 Perangkat Lunak Uji

Hasil penelitian ini adalah berupa perangkat lunak yang mengimplementasikan Logika *Fuzzy* untuk mengolah data numerik/symbolik menjadi data linguistik. Ada tiga antarmuka yang dibuat yaitu: 1) antarmuka utama, yang berisi seluruh masukan dan keluaran; 2) antarmuka detil mobil, yang berisi informasi lengkap dari suatu mobil berdasarkan Car Code dan; 3) antarmuka grafik fungsi keanggotaan *fuzzy*, yang menampilkan grafik fungsi keanggotaan untuk masing-masing himpunan *fuzzy*.

Pada Gambar 5 menunjukkan bahwa antarmuka utama dibagi menjadi dua bagian yaitu panel kiri dan kanan. Pada panel kiri terdapat empat buah kategori masukan yaitu: 1) Harga; 2) Jumlah Kilometer; 3) Horse Power; dan 4) Kecepatan. Masing-masing kategori memiliki dua jenis masukan dimana masukan bagian atas merupakan masukan untuk nilai linguistik/*fuzzy* dan bagian bawah untuk nilai numerik. Di bawah kategori terdapat dua tombol yaitu tombol keluar dan tombol cari yang berfungsi untuk mencari kesamaan antara nilai yang dimasukkan pengguna dengan nilai yang ada dalam basisdata



Gambar 4: Arsitektur dan Diagram alir sistem



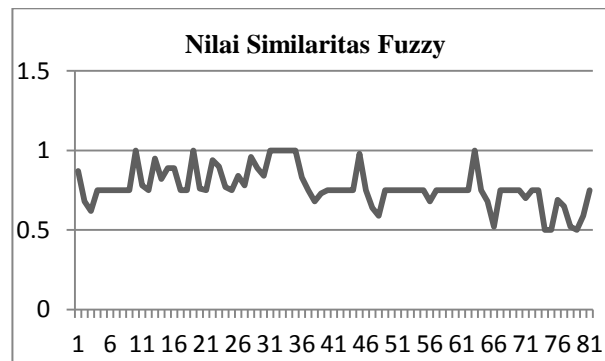
Gambar 5: Antarmuka Utama

Cars. Pada panel sebelah kanan merupakan tampilan untuk hasil keluaran dari proses pencarian. Terdapat tabel dengan tiga kolom: 1) Rangking; 2) Kode Mobil dan 3)

Kemiripan. Sistem menampilkan hasil sebanyak 10 kasus dimulai dari kasus dengan similaritas tertinggi. Di bawah tabel terdapat progress-bar yang berfungsi untuk menunjukkan kemajuan dari proses yang sedang berjalan.

6.2 Hasil Percobaan

Hasil pengujian penelitian ini membandingkan antara fungsi similaritas *Fuzzy* dan fungsi similaritas *Nearest-Neighbour* berdasarkan pada Persamaan (4) dan (6).



Gambar 6: Grafik Similaritas *Fuzzy*

Secara keseluruhan terdapat 225 masukan untuk setiap kombinasi dari keempat masukan: Harga, Kilometer, Power dan Kecepatan. Penelitian ini hanya menguji sebanyak 81 masukan yang diambil dari Harga (murah, sedang, mahal), Kilometer (dekat, sedang, jauh), Power (kecil, sedang, besar) dan Kecepatan (rendah, sedang, tinggi). Hal ini dilakukan karena untuk disesuaikan dengan masukan biasa yang dihitung menggunakan fungsi *Nearest-Neighbour*. Hasil pengujian terhadap 81 data, didapat rata-rata tingkat akurasi sebesar 77%. Pada Gambar 6 dapat dilihat nilai-nilai similaritas data yang diuji, rata-rata nilai similaritas sebesar 0,77 pada skala nilai 0 – 1.

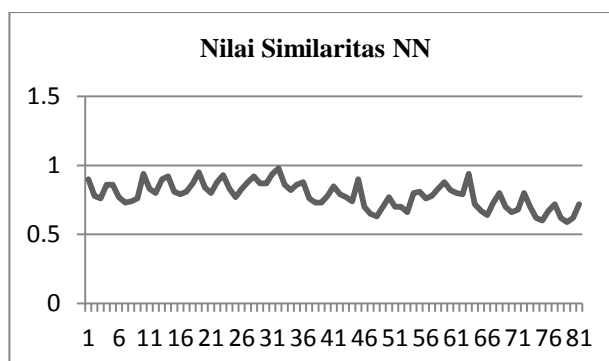
Seperti yang telah disebutkan sebelumnya bahwa data yang diuji seharusnya sebanyak 255 kasus, tetapi hanya diuji sebanyak 81 kasus hal ini dikarenakan kemudahan untuk menyesuaikan data numerik dengan data linguistik. Data numerik untuk NN didapatkan dari hasil *query* pada basis-data *Cars*, yaitu dengan mencari data minimum, maksimum dan nilai tengah. Untuk nilai tengah di dapat dari Persamaan (7).

$$NT = max - \left(\frac{max-min}{2} \right) \quad (7)$$

Dimana, *NT* = Nilai Tengah, *max* = nilai tertinggi, *min* = nilai terendah

Berdasarkan pengujian terhadap 81 data, didapat rata-rata tingkat akurasi sebesar 78,5% dengan menggunakan fungsi similaritas NN. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa fungsi similaritas *Fuzzy* kurang akurat dibandingkan dengan fungsi NN. Hal ini dapat dimaklumi dikarenakan nilai yang digunakan dalam similaritas *Fuzzy* hanya berdasarkan nilai fuzzifikasi, yang tergantung pada pemodelan grafik fungsi keanggotaan. Grafik fungsi keanggotaan untuk setiap himpunan *fuzzy* dibuat seragam berdasarkan Persamaan (2), untuk meningkatkan akurasi sebaiknya dibutuhkan seorang ahli untuk menentukan model fuzzifikasi yang sesuai dengan domain permasalahan

karena secara teori grafik keanggotaan menentukan derajat kebenaran suatu nilai terhadap suatu domain permasalahan tersebut.



Gambar 7: Grafik Similaritas Nearest-Neighbour

Sisi keunggulan penggunaan fitur *fuzzy*/linguistik pada penelitian ini adalah pengguna dapat diberikan sebanyak 255 pilihan yang sesuai dengan kondisi domain permasalahan. Dengan kata lain, pengguna tidak harus bertanya atau memikirkan berapa harga terendah atau harga termahal yang dimiliki oleh sistem. Pada dasarnya setiap sistem mungkin memiliki data yang berbeda-beda (“rendah” di sistem A belum tentu sama dengan “rendah” di sistem B, tergantung data dan pemodelan grafik fungsi keanggotaan) sehingga dapat menyulitkan pengguna dalam memberikan informasi masukan yang benar dan menghindarkan pengguna untuk mencari lagi informasi tambahan karena logika *fuzzy* mampu untuk mengatasi perbedaan nilai suatu sistem dengan menggunakan fitur linguistik.

Selain dapat menghitung similaritas *Fuzzy* dan NN, aplikasi penelitian ini juga dapat digunakan untuk melakukan perhitungan kombinasi *Fuzzy* dan NN, tetapi peneliti belum sempat menguji karena hanya fokus pada perbandingan saja. Oleh karena itu, terdapat beberapa hal yang perlu diuji dan diperbaiki lebih lanjut, diantaranya adalah meningkatkan akurasi dan melakukan pengujian kombinasi untuk mendapatkan hasil yang maksimal.

7. Kesimpulan

Penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

- perangkat lunak *Case-Based Reasoning* dapat memproses kasus berupa fitur-fitur linguistik dan numerik/symbolik serta mencari kemiripan antara kasus baru dengan kasus-kasus yang ada dalam basis-data kasus;
- perangkat lunak dapat memberikan 255 kasus baru dengan fitur-fitur linguistik;
- pengujian terhadap 81 kasus baru dengan fitur-fitur linguistik dan menggunakan similaritas *Fuzzy* dan NN masing-masing memberikan rata-rata hasil akurasi sebesar 77% dan 78,5%;
- Salah satu keunggulan fitur linguistik adalah lebih memudahkan pengguna karena masukan berupa linguistik/kata-kata. Selain itu, sistem yang menggunakan fitur-fitur linguistik dapat memberikan fleksibilitas masukan karena pengguna hanya memberikan data linguistik dan sistem memproses sesuai dengan data linguistik yang diberikan.

Hasil akurasi similaritas *Fuzzy* kurang optimal, hal ini dikarenakan pemodelan fungsi keanggotaan hanya menggunakan sebaran nilai tanpa melihat domain permasalahan. Untuk itu diperlukan penelitian lebih lanjut guna mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu dapat pula diuji kombinasi antara similaritas *Fuzzy* dengan NN dan dicari komposisi yang tepat sehingga dapat menjadi model baru dalam melakukan kemiripan kasus. Basisdata Cars masih terdapat pada fitur-fitur numerik dapat digunakan dan dieksplorasi lagi selain ke-empat fitur yang digunakan pada penelitian ini.

Referensi

- [1] P. P. Bonissone, & W. Cheetham, "Financial applications of fuzzy case-based reasoning to residential property valuation", *Fuzzy Systems, Proceedings of the Sixth IEEE International Conference, Barcelona, Spain, Vol.1*, pp: 37-44, 1-5 Jul 1997.
- [2] D. Dubois, H. Prade, F. Esteva, P. Garcia, L. Godo, & R. L. Mántaras, "Fuzzy set modelling in case-based reasoning", *International Journal of Intelligent Systems*, Vol. 13, Issue 4, pp: 345–373, April 1998.
- [3] T. Koironen, T. Virkki-Hatakka, A. Kraslawski, & L. Nystrom, "Hybrid, fuzzy and neural adaptation in case-based reasoning system for process equipment selection", *Computers and Chemical Engineering*, Vo. 22, Supplement 1, pp: 997-1000 (4), 24 May 1998.
- [4] S. C. Shiu, C. H. Sun, X. Z. Wang, & D. S. Yeung, "Maintaining Case-Based Reasoning Systems Using Fuzzy Decision Trees", *Proc 5th European Workshop on CBR, Springer Verlag*, pp: 73-88, 2000.
- [5] D. Riordan, & B. K. Hansen, "A fuzzy case-based system for weather prediction. Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communications", Vol. 10, Issue: 3, pp: 139-146, 2002.
- [6] F. Esteva, P. Garcia-Calves, & L. Godo, "Fuzzy similarity-based models in case-based reasoning. Fuzzy Systems", *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference, Honolulu, USA*, pp.1348 – 1353, 2002.
- [7] S. Pal, & P. Mitra, "Case generation using rough sets with fuzzy representation", *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions*, pp: 293 – 300, 2004.
- [8] D. Dubois, E. Hüllermeier, & H. Prade, "Fuzzy methods for case-based recommendation and decision support", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 27, Num. 2, pp: 95-115, 2006.
- [9] W. Cheetham, S. Shiu, & R. O. Weber, "Soft case-based reasoning", *The Knowledge Engineering Review*, Vol. 20 (3), pp: 267–269, 2006.
- [10] M. U. Ahmed, S. Begum, P. Funk, N. Xiong, & B. V. Schéele, "Case-Based Reasoning for Diagnosis of Stress using Enhanced Cosine and Fuzzy Similarity", *Transactions on Case-Based*, Vol.1, No.1, pp: 3-19, 2008.
- [11] M. G. Voskoglou, "Combining Case-Based and Fuzzy Reasoning in Problem Solving", Italy: Department of Mathematics, University of Palermo, 2010.
- [12] F. Shi, J. Xu, & S. Sun, "Fuzzy Case-based Reasoning in Product Style Acquisition incorporating Valence-Arousal based Emotional Cellular Model", *Journal of Applied Mathematics*, Vol. , 18 pages, 2011.