

ETHOS

JURNAL PENELITIAN DAN PENGABDIAN

Pendampingan Komunitas Bhakti Alam Sendang Biru untuk Pengembangan Informasi Wisata

Agus Purnomo, Agung Wiradimadja, Bayu Kurniawan

Studi Kompetensi dan Kesadaran Pengguna e-Learning terhadap Keamanan Sistem e-Learning pada Pendidikan Tinggi

Rio Wirawan, Haris Nizhomul Haq

Pembinaan Kelompok Tani untuk Optimalisasi Lahan Sempit Berbasis Konservasi Tanah

Andi Masnang, Reny Andriyanty, Aisyah Hendri, Asmanur Djannah

Model Kelembagaan Pengelolaan Klaster Industri: Studi Kasus Kawasan Industri di Cikarang Kabupaten Bekasi

Odah

Pelatihan Customer Service Excellence pada Karyawan RSCM Kirana

Gracia Rachmi Adiarsi, Rani Chandra Oktaviani

Pemberdayaan Kader di Kecamatan Sungai Apit Kabupaten Siak dalam Deteksi Diabetes

Arfianti, Alida Widiawaty, Fifa Chandra, Huriatul Masdar, Zainiar

Pengenalan Khasiat Obat Tanaman Krisan dan Pembuatan Teh Krisan sebagai Minuman Kesehatan

Tia Setiawati, Annisa, Nurullia Fitriani, Ichsan Nurul Bari

Workshop Media Animasi untuk Meningkatkan Kreativitas Guru di Kelurahan Kefamenanu Tengah

Yohanis Ndapa Deda, Hermina Disnawati

Upaya Peningkatan Penerapan Ipteks Melalui Pelatihan dan Peningkatan Kualitas Guru serta Nilai Tambah Jasa Pelayanan di SLB

Restyaliza Dhini Hary, Ilham Tri Maulana

Case Base Reasoning untuk Mendiagnosis Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Indexing Density Based Spatial Clustering Application With Noise (DBSCAN)

Herdiesel Santoso, Andri Syafrianto

Peningkatan Kesejahteraan Ekonomi Melalui Perilaku Hidup Sehat dan Bersih pada Anak dan Pengelola Pantai Asuhan Tebet

Rutinaias Haholongan, Syahrul Effendi, Said Khaerul Wasif, Erni Rohmawati

Pemberdayaan Pembudidaya Kerapu melalui Aplikasi Automatic Fish Feeder untuk Efisiensi Pakan di Tambak Budidaya Semi Insentif

Sulastri Arsad, Evellin Dewi Lusiana, Muhammad Musa, Aminuddin Afandi, Mohamad Mahmudi, Nanik Retno Buwono

Pelatihan Pencatatan Finansial Usahatani di Kabupaten Garut

Eliana Wulandari, Dika Supyandi, Ernah

Peningkatan Keterampilan Organisasi di Bidang Mixed Reality Komunitas Augmented Reality di Universitas Trilogi

Budi Arifitama, Ade Syahputra

PKM Peningkatan Ekonomi Petani Rumput Laut Melalui Program Diversifikasi Produk Olahan Rumput Laut (DIPORLA) di Kelurahan Pantai Amal Kecamatan Tarakan Timur Kota Tarakan Kalimantan Utara

Alfi Suciyati, Ratna Yulinda, Nursia

Usaha Meningkatkan Kualitas dan Nilai Ekonomi Nata De Coco Bagi Masyarakat Desa Petanahan Melalui Penyuluhan Pembuatan yang Baik dan Benar serta Minuman Ready to Drink Berbasis Nata De Coco

Erminawati, Wuryatmo Sidik

Perancangan Sistem Informasi Gudang Barang Jadi di PT Remaja Rosdakarya

Ahmad Arif Nurrahman, Otong Rukmana, Indra Ahmad Fauzi

Pengaruh Pendidikan dan Pelatihan Calon Kepala Sekolah terhadap Peningkatan Kompetensi Supervisi Kepala Sekolah Dasar di Kabupaten Bandung

Nursiti Nuryamsinar Situmorang



ETHOS adalah jurnal akademik yang mematuhi standar tertinggi peer review, yang berpusat dalam Sains dan Teknologi. Terbit pertama kali pada 2007, Jurnal ini merupakan kontribusi dari hasil penelitian dan pengabdian masyarakat yang memanfaatkan sains dan teknologi. Jurnal ini menggambarkan semangat kerja dalam membimbing penelitian dan pengabdian masyarakat sehingga membentuk sikap, kepribadian, watak, karakter, serta keyakinan atas sesuatu yang merupakan hasil proses intelektual. Jurnal ini dikelola di bawah naungan Pusat Pengembangan Teknologi dan Lingkungan Hidup (PZTLH) Lembaga Penelitian dan Pengabdian Pada Masyarakat (LPPM) Unisba. Terbit 2 (dua) kali setahun, setiap Januari dan Juni

Ketua Dewan Penyunting : Suliadi (SCOPUS ID: 35213836500, Universitas Islam Bandung)
Wakil Ketua Dewan Penyunting : Ahmad Arif Nurrahman (Teknik Industri, Universitas Islam Bandung)

Anggota Penyunting dan Mitra Bebestari : 1. Abdul Kudus (Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung)
2. Aceng Komarudin Mutaqin (SCOPUS ID: 38961618500, Program Studi Statistika, Universitas Islam Bandung)
3. Ahmad Mubin (SCOPUS ID: 57194039003, Teknik Industri Universitas Muhammadiyah Malang)
4. Aviasti Aviastil (Teknik Industri Universitas Islam Bandung)
5. Dicky Muslim (SCOPUS ID: 6506736891, Universitas Padjadjaran)
6. Dudi Nasrudin Usman (Teknik Pertambangan, Universitas Islam Bandung)
7. Erwin Harahap (SCOPUS ID: 36468351900, Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Islam Bandung)
8. Henita Rahmayanti (SCOPUS ID: 57193697371, Fakultas Teknik Sipil, Universitas Negeri Jakarta)
9. Hilwati Hindersah (SCOPUS ID: 57205457352, Perencanaan Wilayah dan Kota, Universitas Islam Bandung)
10. Nugraha (Teknik Industri, Universitas Islam Bandung)
11. Rakhmat Ceha (SCOPUS ID: 6506806458, Teknik Industri, Universitas Islam Bandung)
12. Sani Ega Priani (Farmasi, FMIPA, Universitas Islam Bandung)
13. Siti Sunendiari (SCOPUS ID: 57194762147, Universitas Islam Bandung)
14. Sriyanti (Jurusan Teknik Pertambangan Universitas Islam Bandung)
15. Sylvira Ananda Azwar (SCOPUS ID: 57193700230, Universitas Indonesia)

Web & Layout Editors : 1. Dewi Siti Mulyaningsih (Universitas Islam Bandung)
2. Widianti Retno (Universitas Islam Bandung)

GAYA SELINGKUNG JURNAL ETHOS

- Naskah yang diajukan untuk dipublikasikan dalam Jurnal ETHOS berupa hasil penelitian dan pengabdian masyarakat yang memanfaatkan sains dan teknologi. Naskah tersebut belum pernah dipublikasikan atau tidak sedang diajukan untuk dipublikasikan pada jurnal atau prosiding lain, dilengkapi dengan surat pernyataan mengenai hal tersebut dan ditandatangani dalam kertas bermaterai.
- Naskah ditulis dalam bahasa Indonesia dengan memperhatikan kaidah bahasa yang digunakan, seluruh bagian dari naskah diketik menggunakan huruf (*font*) Times New Roman berukuran 12 point, jarak antar baris 1,5 spasi. Setiap halaman diberi nomor secara berurutan dan berformat *two pages*, naskah yang dibuat mempunyai jumlah kata 2000 - 3000 kata.
- Judul naskah menggambarkan isi pokok tulisan, ditulis secara ringkas dan jelas maksimal 11 kata.
- Nama Penulis dibuat taat azas tanpa penggunaan gelar dan dilengkapi dengan penjelasan asal instansi atau universitas dan mencantumkan email untuk korespondensi.
- Abstrak naskah diketik satu spasi, tidak lebih dari 200 kata dalam bahasa Indonesia dan Inggris. Abstrak menggambarkan intisari dari permasalahan, metode, hasil, dan simpulan, serta dilengkapi kata kunci sebanyak 3 – 5 kata pada bagian bawah abstrak
- Isi Naskah terdiri dari Pendahuluan, Metode Penelitian, Hasil dan Pembahasan, serta Kesimpulan dan Saran, setiap bagian diberi penomoran 1,2,3,dan 4, tanpa penomoran pada sub bagian.
- Pendahuluan meliputi uraian tentang latar belakang masalah, ruang lingkup penelitian, dan telaah pustaka yang terkait dengan permasalahan yang dikaji, serta rumusan hipotesis (jika ada). Uraian pendahuluan maksimum 20% total halaman.
- Metode Penelitian meliputi uraian yang rinci tentang bahan atau data yang digunakan, metoda yang dipilih, teknik, dan cakupan penelitian. Uraian Metode Penelitian maksimum 15% total halaman.
- Hasil dan Pembahasan merupakan uraian obyektif tentang hasil-hasil penelitian dan pembahasannya. Hasil bisa dalam bentuk tabel, teks, atau gambar. Sedangkan dalam pembahasan adalah untuk menjawab masalah penelitian atau menunjukkan bagaimana tujuan penelitian itu dicapai dan menafsirkan/analisis hasil. Tekankan aspek baru dan penting, sertakan juga bahasan dampak penelitian dan keterbatasannya. Uraian hasil dan pembahasan minimum 45% total halaman.
- Kesimpulan dirumuskan berdasarkan hasil-hasil penelitian.
- Ucapan terima kasih dicantumkan untuk memberikan penghargaan kepada institusi atau pihak yang membantu dalam pelaksanaan penelitian dan pengabdian masyarakat yang telah dilakukan.
- Daftar Pustaka disusun berdasarkan abjad, dan disesuaikan dengan rincian berikut:
 - Buku: nama penulis, tahun penerbitan, judul lengkap buku, penyunting (jika ada), nama penerbit, dan kota penerbitan.
 - Artikel dalam buku: nama penulis, tahun penerbitan, judul artikel/tulisan, judul buku, nama penyunting, kota penerbitan, dan nama penerbit.
 - Terbitan berkala: nama penulis, tahun penerbitan, judul tulisan, judul terbitan (bila disingkat, sebaiknya menggunakan singkatan yang baku), volume, dan nomor.
 - Artikel dalam internet: nama penulis, judul, situsnya serta tanggal akses.
 - Cara penulisan sumber kutipan di belakang kutipan ditulis di dalam kurung nama dan tahun.
- Tabel diberi nomor dan judul dilengkapi diatas badan table, dengan sumber data yang ditulis dibawah badan tabel, diikuti tempat dan waktu pengambilan data.
- Ilustrasi dapat berupa gambar, grafik, diagram, peta, dan foto diberi nomor dan judul di bawah gambar.
- Naskah yang formatnya tidak sesuai dengan pedoman penulisan jurnal ETHOS akan ditolak oleh Dewan Redaksi dan akan dikembalikan kepada penulis.

Kata Pengantar

Segala puji dan syukur selayaknya tercurah kehadiran Illahi Rabbi yang tanpa henti mengucurkan rahmat dan karuniaNya, baik karunia sehat, rejeki, kecerdasan, kemauan dan lain-lain, bahkan juga karunia dalam bentuk kesadaran dan kemampuan bersyukur kepadaNya, dan dengan ijinNya pula Jurnal ETHOS Volume 7 No. 1 edisi Januari 2019 dapat kami terbitkan.

Artikel yang dimuat pada volume ini berkaitan dengan hasil penelitian yang dilakukan untuk bidang kajian dan teknologi antara lain membahas tentang Studi Kompetensi dan Kesadaran Pengguna E-Learning Terhadap Keamanan Sistem E-Learning Pada Pendidikan Tinggi; Model Kelembagaan Pengelolaan Klaster Industri: Studi Kasus Kawasan Industri Cikarang Kabupaten Bekasi; Case Base Reasoning untuk Mendiagnosis Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Indexing Density Based Spatial Clustering Application With Noise (DbScan); Perancangan Sistem Informasi Gudang Barang Jadi di PT Remaja Rosdakarya; Pengaruh Pendidikan dan Pelatihan Terhadap Peningkatan Kompetensi Supervisi Kepala Sekolah Dasar di Kabupaten Bandung.

Sedangkan artikel hasil pengabdian masyarakat diantaranya Pengabdian Komunitas Bhakti Alam Sendang Biru untuk Pengembangan Informasi Wisata; Pembinaan Kelompok Tani untuk Optimalisasi Lahan Sempit Berbasis Konservasi Tanah; Pelatihan Customer Service Excellence Pada Karyawan RSCM Kirana; Pemberdayaan Kader di Kecamatan Sungai Apit Kabupaten Siak dalam Deteksi Diabetes; Pengenalan Khasiat Obat Tanaman Krisan dan Pembuatan Teh Krisan Sebagai Minuman Kesehatan; Workshop Media Animasi untuk Meningkatkan Kreativitas Guru di Kelurahan Kefamenanu Tengah; Upaya Peningkatan Penerapan Ipteks melalui Pelatihan dan Peningkatan Kualitas Guru Serta Nilai Tambah Jasa Pelayanan di SLB; Peningkatan Kesejahteraan Ekonomi Melalui Prilaku Hidup Sehat dan Bersih Pada anak dan Pengelola Panti Asuhan Tebet; Pemberdayaan Pembudidaya Kerapu Melalui Aplikasi Automatic Fish Feeder Efisiensi Pakan di Tambak Budidaya Semi Intensif; Pelatihan Pencatatan Finansial Usahatani di Kabupaten Garut; Peningkatan Keterampilan Organisasi di Bidang Mixed Reality Komunitas Augmented Reality di Universitas Trilogi; PKM Peningkatan Ekonomi Petani Rumput Laut Melalui Program Diversifikasi Prdouk Olahan Rumput Laut (Diporla) di Kelurahan Pantai Amal Kecamatan Tarakan Timur Kota Tarakan Kalimantan Utara; Usaha Meningkatkan Kualitas dan Nilai

Ekonomi Nata De Coco Bagi Masyarakat Desa Petanahan Penyuluhan Pembuatan yang Baik dan Benar Serta Minuman Ready To Drink Berbasis Nata De Coco.

Jurnal ETHOS bidang Sains, dan Teknologi, pada volume 7 No 1 ini berisi 18 artikel terseleksi dari sekitar 36 artikel yang masuk melalui on-line. Artikel terseleksi tersebut 2 artikel berasal dari Unisba dan 16 artikel berasal dari perguruan tinggi dan instansi luar Unisba. Kami berharap tindak lanjut dari penelitian ini adanya pengembangan konsep-konsep dan aplikasi-aplikasi yang dapat digunakan oleh pemerintah dan industri dalam menjalankan pembangunan bangsa.

Akhirnya, kami mengucapkan terima kasih kepada para reviewer, team editor dan mitra bebestari, serta pihak-pihak lain yang tidak dapat kami sebutkan satu persatu, yang telah banyak membantu hingga terbitnya jurnal ini. Semoga Allah SWT meridhai semua langkah dan perjuangan kita, serta berkenan mencatatnya sebagai amal ibadah. Amin.

Bandung, Januari 2019

Pimpinan Redaksi

Daftar Isi

Pendampingan Komunitas Bhakti Alam Sendang Biru untuk Pengembangan Informasi Wisata. Agus Purnomo, Agung Wiradimadja, Bayu Kurniawan	1-8
Studi Kompetensi dan Kesadaran Pengguna E-Learning Terhadap Keamanan Sistem E-Learning Pada Pendidikan Tinggi. Rio Wirawan, Haris Nizhomul Haq	9-17
Pembinaan Kelompok Tani Untuk Optimalisasi Lahan Sempit Berbasis Konservasi Tanah. Andi Masnang, Reny Andriyanty, Aisyah, Asmanur Djannah	18-27
Model Kelembagaan Pengelolaan Klaster Industri: Studi Kasus Kawasan Industri di Cikarang Kabupaten Bekasi. Odah	28-45
Pelatihan Customer Service Excellence Pada Karyawan RSCM Kirana. Gracia Rachmi Adiarsi, Rani Chandra Oktaviani	46-55
Pemberdayaan Kader di Kecamatan Sungai Apit Kabupaten Siak Dalam Deteksi Diabetes. Arfianti, Alida Widiawaty, Fifia Chandra, Huriatul Masdar, Zainiar	56-63
Pengenalan Khasiat Obat Tanaman Krisan Dan Pembuatan Teh Krisan Sebagai Minuman Kesehatan. Tia Setiawati, Annisa, Nurullia Fitriani, Ichsan Nurul Bari	64-69
Workshop Media Animasi untuk Meningkatkan Kreativitas Guru di Kelurahan Kefamenanu Tengah. Yohanis Ndapa Deda, Hermina Disnawati	70-76
Upaya Peningkatan Penerapan Ipteks Melalui Pelatihan dan Peningkatan Kualitas Guru Serta Nilai Tambah Jasa Pelayanan Di SLB. Restyaliza Dhini Hary, Ilham Tri Maulana	77-87
Case Base Reasoning Untuk Mendiagnosis Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Indexing Density Based Spatial Clustering Application With Noise (DBSCAN). Herdiesel Santoso, Andri Syafrianto	88-100

Peningkatan Kesejahteraan Ekonomi Melalui Perilaku Hidup Sehat Dan Bersih Pada Anak Dan Pengelola Panti Asuhan Tebet. Rutinaias Haholongan, Syahrul Effendi, Said Khaerul Wasif, Erni Rohmawati	101-107
Pemberdayaan Pembudidaya Kerapu Melalui Aplikasi Automatic Fish Feeder Untuk Efisiensi Pakan Di Tambak Budidaya Semi Intensif. Sulastri Arsad, Evellin Dewi Lusiana, Muhammad Musa, Aminuddin Afandi, Mohammad Mahmudi, Nanik Retno Buwono	108-113
Pelatihan Pencatatan Finansial Usahatani di Kabupaten Garut. Eliana Wulandari, Dika Supyandi, Ernah	114-120
Peningkatan Keterampilan Organisasi di Bidang Mixed Reality Komunitas Augmented Reality di Universitas Trilogi. Budi Arifitama, Ade Syahputra	121-128
PKM Peningkatan Ekonomi Petani Rumput Laut Melalui Program Diversifikasi Produk Olahan Rumput Laut (DIPORLA) di Kelurahan Pantai Amal Kecamatan Tarakan Timur Kota Tarakan Kalimantan Utara. Alfi Suciyati, Ratna Yulinda, Nursia	129-136
Usaha Meningkatkan Kualitas Dan Nilai Ekonomi Nata De Coco Bagi Masyarakat Desa Petanahan Melalui Penyuluhan Pembuatan Yang Baik Dan Benar Serta Minuman Ready To Drink Berbasis Nata De Coco. Erminawati, Wuryatmo Sidik	137-142
Perancangan Sistem Informasi Gudang Barang Jadi di PT Remaja Rosdakarya. Ahmad Arif Nurrahman, Otong Rukmana, Indra Ahmad Fauzi	143-149
Pengaruh Pendidikan Dan Pelatihan Calon Kepala Sekolah Terhadap Peningkatan Kompetensi Supervisi Kepala Sekolah Dasar Di Kabupaten Bandung. Nursyamsinar Nursiti	150-161

CASE BASE REASONING UNTUK MENDIAGNOSIS PENYAKIT HIPERTENSI MENGUNAKAN METODE INDEXING DENSITY BASED SPATIAL CLUSTERING APPLICATION WITH NOISE (DBSCAN)

¹Herdiesel Santoso, ²Andri Syafrianto

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi STMIK El Rahma, Yogyakarta

E-mail: ¹herdiesel.santoso@stmikelrahma.ac.id , ²andrisyafrianto@stmikelrahma.ac.id

Abstract. Hypertension is one of the health problems priority in the world because of the increasing of life expectancy and an unhealthy lifestyle. Many people with hypertension are unreachable and undiagnosed by a health worker and they do not do treatment according to the health recommendation. The Case-Based Reasoning (CBR) Method can be applied to solve the new cases in diagnosed hypertension using the answer or experience from the old case by comparing the new case and the old case. In order to do not use all the basic case data for finding a similar case, it makes an indexing process is needed. The DBSCAN algorithm implementation as indexing method is expected to improve the time and memory efficiency in CBR, especially during the retrieval process. The result of the CBR test with the cluster-indexing has a better accuracy and time process than the non-indexing CBR. The minimum parameter points and epsilon that has been chosen for clustering on hypertension data case is the combination of epsilon score 9 and minimum points score 3 with the silhouette coefficient score 0.240 and average cluster time 0.541 seconds. The Minkowski Distance method has better accuracy than the Euclidean Distance method because by the threshold score ≥ 0.9 the CBR system with the Minkowski distance method is able to diagnose the disease with 100 % accuracy and the average best retrieval time, it is 0.0586 second.

Keywords: case based of hypertension reasoning, indexing, clustering, DBSCAN.

Abstrak. Hipertensi menjadi salah satu prioritas masalah kesehatan di dunia karena peningkatan angka harapan hidup dan gaya hidup yang tidak sehat. Banyak penderita hipertensi yang tidak terjangkau dan terdiagnosis oleh tenaga kesehatan serta tidak menjalani pengobatan sesuai anjuran kesehatan. Metode Case-Based Reasoning (CBR) dapat diaplikasikan untuk menyelesaikan masalah baru dalam diagnosis penyakit hipertensi menggunakan jawaban atau pengalaman dari masalah lama dengan membandingkan kasus baru dengan kasus lama. Supaya proses pencarian kasus yang mirip tidak perlu melibatkan seluruh data pada basis kasus, maka diperlukan proses indexing. Implementasi algoritme DBSCAN sebagai metode indexing diharapkan dapat meningkatkan efisiensi waktu dan memori pada CBR khususnya ketika proses retrieval. Hasil pengujian CBR dengan cluster-indexing memiliki akurasi dan waktu proses yang lebih baik dari pada CBR non-indexing. Parameter minimum points dan epsilon yang dipilih untuk melakukan clustering pada data kasus penyakit hipertensi adalah kombinasi epsilon 9 dan minimum points 3 dengan nilai silhouette coefficient 0.240 dan waktu klaster rata-rata 0.541 detik. Metode minkowski distance memiliki akurasi yang lebih baik dari pada metode euclidean distance, karena dengan threshold ≥ 0.9 sistem CBR dengan metode minkowski distance mampu mendignosis penyakit dengan akurasi 100% dan waktu retrieve rata-rata terbaik yaitu 0.0586 detik.

Kata kunci: hipertensi penalaran berbasis kasus, indexing, clustering, DBSCAN.

1. Pendahuluan

Hipertensi atau yang lebih dikenal dengan penyakit darah tinggi adalah suatu keadaan dimana seseorang mengalami peningkatan tekanan darah diatas normal. Seringkali penderita hipertensi tidak merasakan sakit dan jarang menampakkan gejala yang jelas dalam waktu yang lama. Tanpa disadari penderita mengalami komplikasi pada organ vitalnya. Gejala-gejala akibat hipertensi seperti pusing, gangguan penglihatan, dan sakit kepala sering muncul disaat hipertensi sudah berada ditahap lanjut dan pada tekanan darah tertentu, karena itu hipertensi sering disebut sebagai “pembunuh secara diam-diam (Triyanto, 2014). Jika tidak segera ditangani, dalam jangka panjang peningkatan tekanan darah yang berlangsung kronik akan menyebabkan peningkatan resiko kejadian penyakit lainnya, seperti kardiovaskuler, serebrovaskuler dan renovaskuler (Firmansyah, Lukman, & Mambang Sari, 2017).

Penderita penyakit hipertensi masih cukup tinggi dan bahkan cenderung meningkat karena gaya hidup yang tidak sehat seperti kelebihan berat badan, merokok, kurang berolahraga, diet yang tidak sehat, stres dan sebagainya (Dhianingtyas & Hendrati, 2006). Selain itu mahalnya biaya pengobatan, kurangnya sarana dan prasarana penanggulangan hipertensi terutama untuk melakukan deteksi dini hipertensi menjadi faktor masih banyak penderita hipertensi yang tidak terjangkau dan terdiagnosis oleh tenaga kesehatan (Tedjasukmana, 2012). Berdasarkan penelitian yang dilakukan di 167 negara berkembang menunjukkan bahwa sebanyak 45% dari tenaga kesehatan profesional tidak dilatih untuk mengelola permasalahan hipertensi dan sebanyak 61% dari sejumlah negara tersebut tidak memiliki panduan

nasional tentang penatalaksanaan hipertensi (Whitworth, 2003).

Case-Based Reasoning (CBR) telah diaplikasikan pada banyak bidang, terutama dibidang kedokteran (Mulyana & Hartati, 2009). CBR bekerja dengan meniru kemampuan manusia, yaitu menyelesaikan masalah baru menggunakan jawaban atau pengalaman dari masalah lama dengan membandingkan kasus baru dengan kasus lama. Jika kasus baru tersebut mempunyai kemiripan dengan kasus lama maka CBR akan memberikan jawaban kasus lama untuk kasus baru tersebut. Jika tidak ada yang cocok maka CBR akan melakukan adaptasi, dengan cara memasukkan kasus baru tersebut ke dalam penyimpanan kasus (Pal & Shiu, 2004). Sehingga, semakin lama data kasus dalam basis kasus akan semakin banyak dan secara tidak langsung pengetahuan CBR akan bertambah.

Jika kasus lama yang ada pada basis kasus memiliki jumlah yang banyak, proses untuk menemukan kasus yang relevan akan memerlukan waktu yang lama, karena sistem harus menghitung nilai kemiripan kasus baru terhadap semua kasus lama yang ada di basis kasus. Supaya proses pencarian kasus yang mirip tidak perlu melibatkan seluruh data pada basis kasus, tetapi cukup pada beberapa kasus terdekat, diperlukan proses *indexing*. *Indexing* akan bekerja dengan cara mengelompokkan kasus-kasus yang ada berdasarkan fitur yang ditentukan. *Clustering* merupakan teknik eksplorasi yang kuat untuk mengekstraksi pengetahuan dari sekumpulan data. *Clustering* dapat mengelompokkan sejumlah data yang tidak berlabel berdasarkan kemiripan (*similarity*) dan ketidakmiripan (*dissimilarity*) ke dalam kelompok yang disebut *cluster*, sehingga dalam setiap *cluster* akan berisi data yang semirip mungkin (Witten & Frank, 2005).

Penelitian ini bertujuan membangun sistem CBR untuk membantu diagnosis penyakit hipertensi. Metode *indexing* yang diusulkan menggunakan algoritme *clustering* berbasis densitas yaitu *Density Based Spatial Clustering Application with Noise* (DBSCAN). Implementasi algoritme DBSCAN sebagai metode *indexing* diharapkan dapat meningkatkan efisiensi waktu dan memori pada CBR khususnya ketika proses *retrieval*. Proses perhitungan similaritas membandingkan metode *euclidean distance* dan *minkowski distance similarity*. Sistem ini diharapkan mampu mendeteksi jenis hipertensi dan memberikan solusi untuk penyakit hipertensi secara cepat dan tepat berdasarkan kemiripan kasus pada kasus-kasus terdahulu.

2. Metode Penelitian

State Of The Art

Penelitian yang berfokus pada case base reasoning telah banyak dilakukan dengan berbagai macam metode *retrieval*, *indexing*, dan berbagai macam bentuk kasus. Penelitian Labellapansa dkk menerapkan CBR pada kasus penyakit skizofrenia, menggunakan metode *weighted Minkowski distance* dengan λ (r) bernilai 1, 2 dan 3 untuk menghitung ukuran jarak kedekatan antar kasus. Nilai akurasi tertinggi didapatkan ketika λ (r) pada metode *weighted Minkowski distance* bernilai 3 (Labellapansa, Efendi, Yulianti, & Evizal, 2016).

Penelitian yang telah menerapkan metode *indexing* di antaranya dilakukan oleh Mohsin dkk membahas tentang penggunaan metode *hashing* untuk melakukan proses *indexing* pada *case base* menggunakan data kasus dari operasional bendungan Timah Tasoh. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa proses *retrieval*

dengan *indexing* menggunakan metode *hashing* memberikan hasil yang lebih baik daripada penggunaan metode CBR secara konvensional (Mohsin, Manaf, Norwawi, & Wahab, 2011). Penelitian Riswawan dan Hartati, menggunakan metode *backpropagation* untuk metode *indexing* dengan kasus untuk diagnosis penyakit THT. Sedangkan proses perhitungan *similarity* dengan menggunakan *cosine coefficient*. Hasil dari penelitian bahwa dengan penggunaan metode *backpropagation* pada proses *indexing* dapat membantu sistem dalam melakukan *retrieval* karena dengan menggunakan *backpropagation*, pencarian nilai *similarity* cukup dilakukan terhadap kasus yang memiliki indeks yang sama dengan kasus baru (Riswawan & Hartati, 2012). Penelitian yang dilakukan Kim dan Han membandingkan hasil *indexing* dengan metode induktif, *self-organizing maps* (SOM) dan *learning vector quantization* (LVQ) pada CBR, sedangkan proses perhitungan *similarity* menggunakan metode *nearest neighbor* dengan pengukuran jarak *euclidian*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CBR dengan proses *indexing* memiliki performa yang lebih tinggi dari CBR tanpa *indexing*, dan perbandingan dari metode induksi, SOM dan LVQ memperoleh hasil bahwa metode yang terbaik adalah LVQ, kemudian SOM dan terakhir adalah metode induksi (Kim & Han, 2001). Metode berbasis jaringan saraf tiruan seperti SOM, LVQ dan *backpropagation* memiliki kekurangan yaitu dalam proses pelatihan, memerlukan waktu yang cukup lama karena harus mencoba parameter pelatihan satu per satu untuk memperoleh jaringan yang terbaik. Metode ini juga memiliki toleransi yang rendah terhadap data yang mengandung *noise* dan *outlier*.

DBSCAN merupakan algoritme *clustering* yang masuk dalam kategori

density-based clustering, yaitu proses pembentukan kluster dilakukan berdasarkan tingkat kedekatan/kepadatan jarak antar obyek dalam dataset tersebut (Ester, Kriegel, Sander, & Xu, 2010). DBSCAN memiliki kelebihan yaitu dapat menangani data dalam jumlah yang besar dengan waktu yang cepat, memiliki toleransi terhadap data yang mengandung noise dan outlier, dapat menangani data berdimensi tinggi, serta tidak perlu mendefinisikan jumlah kluster yang akan terbentuk (Parimala, Lopez, & Senthikumar, 2011). Berdasarkan hasil eksperimen penelitian, algoritme DBSCAN dapat diimplementasikan untuk mengelompokkan sejumlah data dengan hasil yang cukup bagus dengan cukup tingginya nilai *Silhouette Coefficient* pada proses pengujian (Furqon & Muflikah, 2016).

Akuis Pengetahuan

Data primer diperoleh dari catatan rekam medis pasien rawat inap terdiagnosis hipertensi periode tahun 2013-2017 yang diperoleh dari RS PKU Muhammadiyah Yogyakarta dan hasil wawancara dengan dokter spesialis penyakit dalam. Data penyakit yang dipakai adalah penyakit hipertensi yang terdiri dari normal, pre-hipertensi, hipertensi tingkat-1, hipertensi tingkat-2, hipertensi urgensi dan hipertensi emergensi, yang masing-masing disertai dengan rekomendasi terapi. Data fitur simbolik adalah data gejala yang terdiri dari 10 gejala yaitu jantung berdebar, mual, pusing, lemas, sakit kepala, nyeri dada, sesak napas, mimisan, pandangan kabur dan hilang kesadaran, serta data riwayat penyakit yang terdiri dari 5 riwayat penyakit yaitu hipertensi, diabetes mellitus, stroke, jantung dan ginjal. Data fitur numerik untuk penyakit hipertensi adalah usia, jenis kelamin, nilai tekanan darah sistolik (TDS), nilai tekanan darah diastolic (TDD), jumlah nadi dan jumlah napas.

Representasi Kasus

Model frame digunakan untuk merepresentasikan kasus-kasus yang didapat melalui akuisis pengetahuan. Kasus direpresentasikan dalam bentuk kumpulan fitur-fitur yang menjadi ciri kasus tersebut dan solusi untuk menangani kasus tersebut. Dalam setiap fitur kasus, baik itu faktor gejala maupun faktor resiko, memiliki bobot yang menunjukkan tingkat kepentingan terhadap penyakit yang diderita pasien. Pada data kasus penyakit hipertensi, bobot fitur antara 0 sampai 10. Representasi kasus penyakit hipertensi yang telah ditambahkan pengetahuan baru yang berasal dari nilai pusat kluster di tunjukan pada Tabel 1.

Tabel 1 Representasi kasus penyakit hipertensi

Fitur	Nilai
Usia	Numerik
Jenis kelamin	Laki-laki = 1 dan Perempuan = 0
Tekanan darah sistolik (TDS)/mmHg	Numerik
Tekanan darah diastolik (TDD)/mmHg	Numerik
Jumlah nadi/menit	Numerik
Jumlah napas/menit	Numerik
Gejala	
Jantung berdebar	Ya = 1 dan Tidak = 0
Mual	Ya = 1 dan Tidak = 0
Pusing	Ya = 1 dan Tidak = 0
Lemas	Ya = 1 dan Tidak = 0
Sakit kepala	Ya = 1 dan Tidak = 0
Nyeri dada	Ya = 1 dan Tidak = 0
Sesak napas	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
Riwayat penyakit	
Hipertensi	Ya = 1 dan Tidak = 0
Diabetes mellitus	Ya = 1 dan Tidak = 0
Stroke	Ya = 1 dan Tidak = 0
Jantung (HHD)	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0
	Ya = 1 dan Tidak = 0

Diagnosis	
P01	Pre-hipertensi
P02	Hipertensi tingkat-1
P03	Hipertensi tingkat-2
P04	Hipertensi urgensi
P05	Hipertensi emergensi
Klaster	Numerik
Rekomendasi	Terapi non- farmakologi Terapi farmakologi
Solusi tindakan	Modifikasi gaya hidup Pemberian obat hipertensi

Jika ada kasus baru pembobotan terhadap fitur penyakit dibagi menjadi dua kategori yaitu Tidak dan Ya. Nilai untuk masing-masing kategori adalah 0 untuk Tidak dan 1 untuk Ya. Setelah kasus-kasus lama yang ada di basis kasus diklasterkan, data kasus lama direpresentasikan kembali dengan menambahkan pengetahuan baru yang berasal nilai pusat klaster (cluster centroids).

Indexing dengan Clustering

Indeks pada CBR merupakan struktur data yang terletak dalam memori utama dan dapat mempercepat pencarian, sehingga CBR tidak perlu mencari tiap kasus yang ada dalam basis kasus yang tentunya akan lambat. Metode *indexing* yang digunakan dalam sistem ini menggunakan metode *clustering* yaitu *Density Based Spatial Clustering Application with Noise* (DBSCAN). DBSCAN digunakan untuk mengelompokkan data kasus lama ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan kemiripan (*similarity*) dan ketidakmiripan (*dissimilarity*), sehingga dalam setiap kelompok akan berisi data yang semirip mungkin.

Normalisasi Data

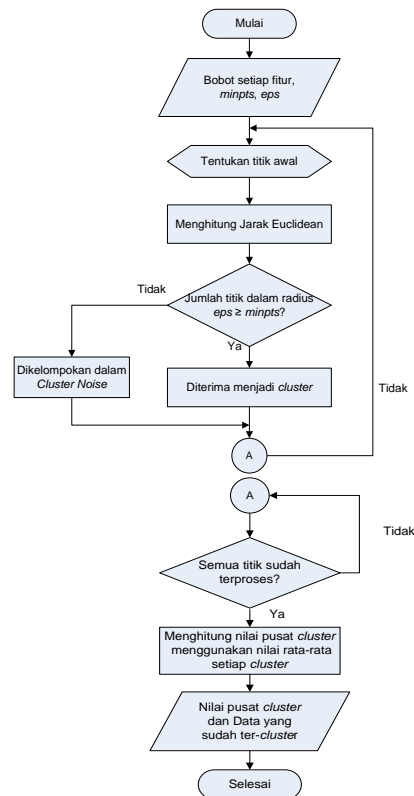
Normalisasi ini bertujuan untuk mendapatkan data dengan ukuran yang lebih kecil yang mewakili data yang asli tanpa kehilangan karakteristik sendirinya. Data yang dilakukan

normalisasi adalah data fitur usia, nilai tekanan darah sistolik (TDS), nilai tekanan darah diastolic (TDD), jumlah nadi dan jumlah napas karena mempunyai nilai rentan yang cukup besar. Normalisasi menggunakan metode *Min Max Normalization*. *Min Max Normalization* membutuhkan nilai Minimum dan Maksimum fitur usia. Persamaan 1 merupakan rumus *Min Max Normalization* (Han & Kamber, 2006).

$$v' = \frac{v - \min A}{\max A - \min A} \quad (1)$$

Density Based Spatial Clustering Application with Noise (DBSCAN)

Density Based Spatial Clustering Application with Noise (DBSCAN) adalah salah satu algoritma *clustering density-based*. Algoritma memperluas wilayah dengan kepadatan yang tinggi ke dalam klaster dan menempatkan klaster *irregular* pada basis data spasial dengan *noise*. Rancangan *clustering* dengan menggunakan metode DBSCAN ditunjukkan pada diagram alir Gambar 2.



Gambar 2 Rancangan *clustering* menggunakan metode DBSCAN

DBSCAN memiliki 2 parameter yaitu *Eps* (radius maksimum dari neighborhood) dan *MinPts* (jumlah minimum titik dalam Eps-neighborhood dari suatu titik). Penjelasan diagram alir Gambar 2 adalah sebagai berikut:

1. Melakukan inisialisasi :
 - a. bobot setiap fitur dalam basis kasus sebagai *input* dari DBSCAN,
 - b. radius maksimum dari neighborhood (*Eps*) dan jumlah minimum titik dalam Eps-neighborhood dari suatu titik (*MinPts*) sebagai parameter DBSCAN.
2. Menentukan satu data kasus sebagai titik awal atau p secara acak .
3. Untuk setiap data kasus dalam basis kasus hitung nilai *Eps* atau semua jarak yang *density reachable* terhadap p menggunakan persamaan (2).

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$
4. Jika jumlah data kasus yang memenuhi *Eps* lebih dari *MinPts* maka p adalah *core point* dan terbentuk satu kluster.
5. Jika tidak ada data kasus yang yang *density reachable* terhadap p atau jumlah data kasus yang memenuhi *Eps* kurang dari *MinPts* maka p adalah *Noise*.
6. Mengulangi langkah 3 – 5 hingga semua data basis kasus diproses.
7. Menghitung nilai pusat kluster (*cluster centroid*) menggunakan nilai rata-rata untuk masing-masing kelompok *cluster*.
8. *Output* dari data basis kasus yang sudah terkluster dan nilai rata-rata yang digunakan sebagai nilai pusat kluster.

Metode Evaluasi Kluster

Metode evaluasi yang akan digunakan pada sistem ini adalah metode *silhouette coefficient*. Metode ini

berfungsi untuk menguji kualitas dari kluster yang dihasilkan. Metode ini merupakan metode validasi kluster yang menggabungkan metode *cohesion* dan *separation*. Untuk menghitung nilai *silhouette coefficient* diperlukan jarak antar data dengan menggunakan rumus *euclidean distance*. Tahapan untuk menghitung nilai *silhouette coefficient* adalah sebagai berikut (Rousseeuw, 1987):

1. Untuk setiap objek i, hitung rata-rata jarak dari objek i dengan seluruh objek yang berada dalam satu *cluster*. Akan didapatkan nilai rata-rata yang disebut *ai*.
2. Untuk setiap objek i, hitung rata-rata jarak dari objek i dengan objek yang berada di kluster lainnya. Dari semua jarak rata-rata tersebut ambil nilai yang paling kecil, nilai tersebut disebut dengan *bi*.
3. Selanjutnya hitung *silhouette coefficient* dengan persamaan 3.

$$S_i = \frac{(b_i - a_i)}{\max(a_i, b_i)} \quad (3)$$

4. Pada akhirnya, dilakukan pencarian rata-rata dari lebar *silhouette* untuk kelas C, yang selanjutnya digunakan untuk mendapatkan *silhouette coefficient global* yang merupakan rata-rata nilai dari rata-rata *silhouette* semua kluster.

$$S_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in I_k} s(i) \quad (4)$$

$$C = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K S_k \quad (5)$$

Nilai *silhouette coefficient* dapat bervariasi antara -1 hingga 1. Hasil *clustering* dikatakan baik jika nilai *silhouette coefficient* bernilai positif ($a_i < b_i$) dan a_i mendekati 0, sehingga akan menghasilkan nilai *silhouette coefficient* yang maksimum yaitu 1. Maka dapat dikatakan objek i sudah berada dalam kluster yang tepat. Jika nilai *silhouette coefficient* sama dengan 0 maka objek i berada di perbatasan antara dua *cluster*.

Tetapi, jika *silhouette coefficient* sama dengan -1 artinya objek i lebih tepat dimasukkan ke dalam klaster yang lain. Nilai rata-rata *silhouette coefficient* dari tiap objek dalam suatu klaster adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa ketat data dikelompokkan dalam klaster tersebut.

Proses Retrieve dan Reuse

Pengukuran similaritas atau *retrieval* merupakan suatu proses menemukan kasus-kasus sebelumnya yang disimpan di basis kasus yang kemudian digunakan kembali untuk mendapatkan solusi dari permasalahan baru. Sistem CBR dengan *cluster-indexing* tidak perlu menghitung nilai kemiripan kasus baru terhadap semua kasus yang ada pada basis kasus tetapi cukup menghitung nilai kemiripan terhadap kasus yang berada pada kelompok yang sama.

Penentuan Klaster Terdekat

Pada saat melakukan proses pencarian kasus yang mirip dengan kasus yang baru, sistem CBR akan melakukan pencarian klaster yang paling relevan dengan kasus baru dengan cara menghitung kemiripan gejala kasus lama dengan nilai pusat klaster. Proses perhitungan kemiripan dengan cara membandingkan jarak menggunakan metode *cosine coefficient*. Jika diberikan 2 buah vektor X dan Y , maka nilai kesamaannya dapat dicari dengan persamaan 6 (Zhu, Wu, Xiong, & Xia, 2011).

$$\text{Cos}(X, Y) = \frac{\langle X, Y \rangle}{\|X\| \|Y\|} \quad (6)$$

dimana " $\langle \rangle$ " menunjukkan perkalian dari vektor X dan Y , dan " $\| \cdot \|$ " menunjukkan norm pada masing-masing vektor. Untuk vektor dengan elemen elemen non-negatif, nilai kemiripan *cosinus* selalu terletak antara 0 dan 1, dimana 1 menunjukkan kedua vektor tersebut benar-benar sama dan nilai 0 menunjukkan sebaliknya.

Pengukuran Similaritas

Penelitian ini menggunakan metode *nearest neighbor* untuk proses *retrieval*. Konsep dasar dari *nearest neighbor* adalah suatu pendekatan untuk mencari kasus dengan menghitung *similarity metric*, yaitu kedekatan antara kasus baru dengan kasus lama berdasarkan pada pencocokan bobot dari sejumlah fitur yang ada. Terdapat 2 (dua) macam pengukuran similaritas, yaitu similaritas lokal dan similaritas global. Similaritas lokal adalah pengukuran kedekatan pada level fitur, sedangkan similaritas global adalah pengukuran kedekatan pada level objek (kasus).

Similaritas lokal yang digunakan dalam penelitian ini dibedakan menjadi 2 (dua) jenis yaitu numerik dan simbolik. Data yang bersifat numerik akan dihitung menggunakan persamaan 7 (Pal & Shiu, 2004).

$$f(S_i, T_i) = 1 - \frac{|S_i T_i|}{|f_{max} - f_{min}|} \quad (7)$$

Keterangan: $f(S_i, T_i)$ adalah kesamaan fitur ke- i dari kasus S (*source*) dan kasus T (*target*), S_i adalah nilai fitur ke- i dari kasus lama (*source*), T_i adalah nilai fitur ke- i dari kasus baru (*target*), f_{max} adalah nilai maksimum fitur ke- i pada basis kasus dan f_{min} adalah nilai minimum fitur ke- i pada basis kasus. Sedangkan data yang bersifat simbolik akan dihitung menggunakan persamaan 8.

$$f(S_i, T_i) = \begin{cases} 0, & \text{jika } S_i \neq T_i \\ 1, & \text{jika } S_i = T_i \end{cases} \quad (8)$$

Keterangan: $f(S_i, T_i)$ adalah kesamaan fitur ke- i dari kasus S (*source*) dan kasus T (*target*), S_i adalah nilai fitur ke- i dari kasus lama (*source*) dan T_i adalah nilai fitur ke- i dari kasus baru (*target*).

Similaritas global digunakan untuk menghitung keserupaan antar masalah baru dengan kasus yang tersimpan dalam basis kasus.

$$Sim(S, T) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n w_i^r \times |f(S_i, T_i)|^r}{\sum_{i=1}^n w_i^r} \right)^{1/r} \quad (9)$$

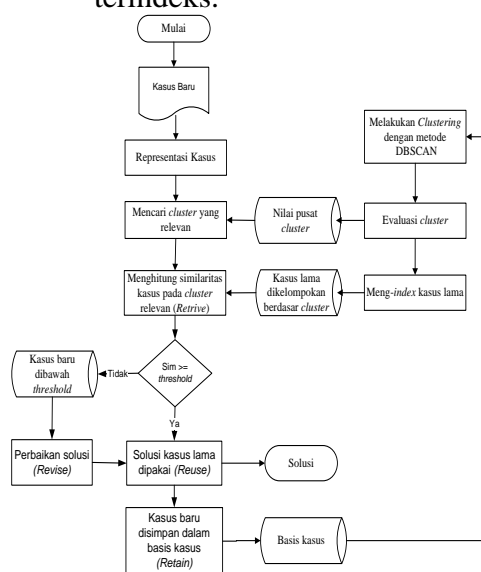
Keterangan: $Sim(S, T)$ adalah nilai similaritas antara kasus lama (S) dan kasus baru (T), $f_i(S_i, T_i)$ adalah kesamaan fitur ke- i dari *source case* dan *target case*, kesamaan fitur ke- i dari *source case* dan *target case*, n adalah jumlah fitur pada masing-masing kasus, i adalah fitur individu, antara 1 s/d n , w_i adalah bobot yang diberikan pada fitur ke- i , dan r adalah faktor *minkowski* (*integer* positif). Nilai r adalah bilangan positif ≥ 1 . Pada penelitian ini akan menggunakan r sama dengan 2 dan r sama dengan 3. Jika nilai r sama dengan 2 dikenal dengan *euclidean distance* (Merigó & Casanovas, 2011) dan jika nilai r sama dengan 3 dikenal dengan *minkowski distance similarity* (Núñez et al., 2004).

Arsitektur Sistem

Gambaran umum sistem yang dibangun mengikuti arsitektur CBR cycle yaitu *retrieve*, *reuse*, *revise* dan *retain* dengan beberapa penyesuaian berdasarkan dengan sistem yang dikembangkan. Gambar 3 menunjukkan gambaran umum sistem yang dibangun. Proses diagnosis menggunakan CBR dengan *cluster-indexing* dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Jika terdapat kasus baru, sistem menginisialisasi gejala yang dialami oleh pasien dan merepresentasikannya sebagai kasus baru.
2. Sistem akan melakukan pencarian kluster yang paling relevan dengan cara menghitung kemiripan gejala kasus baru dengan nilai pusat kluster. Proses perhitungan kemiripan dengan cara membandingkan jarak antara kasus baru dengan nilai pusat kluster menggunakan metode *cosine coefficient* persamaan 6.
3. Setelah memperoleh *indeks* atau kluster yang relevan dengan kasus baru, kemudian dihitung nilai similaritas antara kasus baru tersebut dengan *source case* atau kasus-kasus yang ada di basis kasus yang berada pada kluster yang sama (*retrieve*). Teknik untuk mencari nilai kemiripan antara kasus lama (*old case*) dengan permasalahan baru (*problem case*) menggunakan pengukuran similaritas persamaan 9. Data yang bersifat numerik akan dihitung menggunakan persamaan 7 dan simbolik akan dihitung menggunakan persamaan 8. Nilai r yang digunakan adalah r sama dengan 2 untuk metode *euclidean distance similarity* dan r sama dengan 3 untuk metode *minkowski distance similarity*. Nilai similaritas berada antara 0 sampai dengan 1.
4. Nilai *threshold* similaritas yang digunakan adalah 0.9 yang berarti jika similaritas tertinggi lebih besar dari *threshold* dan mendekati 1 hal ini menandakan bahwa kasus baru tersebut memiliki kemiripan yang sama persis dengan kasus lama maka solusi dari *source case* akan diberikan kepada user (*reuse*).
5. Jika nilai similaritas semakin kecil atau dibawah *threshold*, menandakan bahwa kasus baru tersebut semakin tidak mirip dengan kasus lama yang ada di *case base*. Kasus tersebut akan disimpan dalam basis data sebagai kasus revisi yang nantinya kasus yang dibawah *threshold* tersebut akan dilakukan penyesuaian dari solusi kasus-kasus sebelumnya oleh pakar (*revise*).

6. Kasus baru kemudian disimpan ke dalam case base dengan mempertimbangkan nilai pusat kluster untuk menjadi pengetahuan baru (*retain*).
7. Proses *clustering* kasus-kasus lama yang ada di basis kasus dengan menggunakan algoritme DBSCAN. Penentuan jarak *euclidean* menggunakan persamaan 2. Hasil dari clustering adalah nilai pusat kluster (*cluster centroids*) yang digunakan untuk proses *indexing*.
8. Evaluasi kluster, nilai pusat kluster (*cluster centroids*) tersebut dievaluasi menggunakan metode *silhouette coefficient* menggunakan persamaan 5. Nilai pusat kluster disimpan di dalam basis data.
9. Meng-Index kasus lama, setelah kasus-kasus lama yang ada di basis kasus diklusterkan, data kasus lama diperbaharui kembali dengan menambahkan pengetahuan baru yang berasal nilai pusat kluster (*cluster centroids*), kemudian disimpan sebagai basis kasus yang sudah terindeks.



Gambar 3. Arsitektur sistem

Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan dengan menerapkan permasalahan baru yaitu 20 kasus sebagai data uji. Hasil dari sistem kemudian dibandingkan dengan data yang tertera pada data rekam medis. Tahapan-tahapan dari pengujian sistem seperti terlihat pada Gambar 4.

3. Hasil Dan Pembahasan

Analisis kemampuan sistem diagnosis penyakit terbagi kedalam dua skenario. Skenario pertama diagnosis sistem dengan menggunakan CBR *non-indexing*, skenario kedua diagnosis CBR dengan *indexing* menggunakan metode DBSCAN. Proses pencarian kluster yang relevan pada CBR dengan *indexing* menggunakan metode *cosine similarity* dan proses perhitungan similaritas unuk ketiga skenario menggunakan *minkowski distance similarity*, dan *euclidean distance similarity*. Pengujian dilakukan dengan menerapkan permasalahan baru yaitu 20 kasus sebagai data uji untuk masing-masing data kasus.

Skenario 1

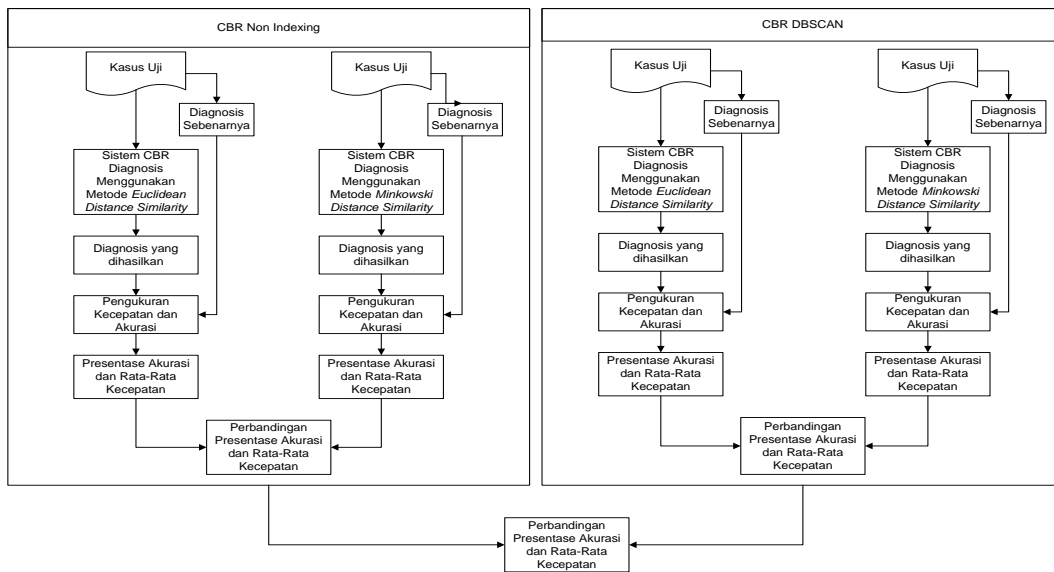
Skenario 1 merupakan pengujian sistem dengan menggunakan CBR *non-indexing*. Rekapitulasi hasil pengujian dengan kasus data uji penyakit hipertensi diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil pengujian data kasus hipertensi metode *non-indexing*

Metode	Euclidean Distance	Minkowski Distance
Akurasi $threshold \geq 0.9$	75%	100%
Waktu <i>retrieve</i> rata-rata (detik)	0.069	0.066

Skenario 2

Skenario 2 merupakan pengujian sistem diagnosis CBR menggunakan metode *indexing* DBSCAN. Parameter Metode DBSCAN membutuhkan 2 (dua) buah parameter, yaitu *minimum points* dan *epsilon*.



Gambar 4. Skema pengujian sistem CBR dengan *clustering* sebagai *indexing*

Nilai parameter dikatakan optimal apabila dapat menghasilkan nilai *silhouette coefficient* dan akurasi yang lebih besar. Proses penentuan parameter DBSCAN yang optimal dilakukan dengan cara melakukan *clustering* terhadap setiap *dataset* menggunakan beberapa kombinasi *minimum points* dan *epsilon*. Pada percobaan awal yang telah dilakukan, nilai *epsilon* yang terlalu kecil atau nilai *minimum points* yang terlalu besar akan menghasilkan banyak *noise*, bahkan dapat menyebabkan seluruh data dikelompokkan sebagai *noise*.

Kandidat nilai parameter DBSCAN optimal diperoleh untuk setiap *epsilon* dengan nilai *silhouette coefficient* dari hasil *clustering*. Kemudian setiap kombinasi parameter tersebut digunakan untuk menghitung waktu dan akurasi proses *retrieve* CBR. Setiap percobaan dibandingkan waktu tercepat dan nilai akurasinya, nilai tertinggi dipilih sebagai parameter DBSCAN optimal.

Tabel 3. Hasil pengujian parameter DBSCAN data kasus hipertensi

Epsilon	6	7	8	9	10	11
MinPoints	3	3	3	3	3	3

Jumlah cluster	4	3	3	4	3	3
Jumlah Noise	62	40	30	20	15	14
<i>Silhouette Coefficient</i>	0.052	0.199	0.230	0.240	0.312	0.321
Waktu Cluster (detik)	0.570	0.543	0.545	0.545	0.555	0.570
Metode Euclidean Distance						
Akurasi threshold ≥ 0.9	70%	70%	65%	65%	65%	65%
Waktu rata-rata Retrieve (detik)	0.0540	0.0607	0.0609	0.0629	0.0801	0.0796
Metode Minkowski Distance						
Akurasi threshold ≥ 0.9	85%	90%	100%	100%	100%	100%
Waktu rata-rata Retrieve (detik)	0.0558	0.0591	0.0604	0.0586	0.0701	0.0796

Hasil pengukuran akurasi pada data kasus hipertensi dapat disimpulkan bahwa nilai kombinasi *minimum points* dan *epsilon* yang berbeda dapat menghasilkan jumlah klaster dan jumlah *noises* berbeda. Pada metode Metode *Euclidean Distance*, akurasi tertinggi

didapatkan dari kombinasi *epsilon* dan *minimum points* yaitu $\{\{6;3\}, \{7;3\}\}$, dengan nilai akurasi 70%. Hasil *clustering* tersebut memiliki nilai *silhouette coefficient*, yaitu $\{0.0520; 0.199\}$. Sedangkan untuk metode *minkowski distance*, akurasi tertinggi didapatkan dari kombinasi *epsilon* dan *minimum points distance* yaitu $\{\{8;3\}, \{9;3\}, \{10;3\}, \{11;3\}\}$ yang menghasilkan nilai akurasi 100%. Kombinasi pada metode *minkowski distance* memiliki nilai *silhouette coefficient*, yaitu $\{0.230; 0.240; 0.250; 0.312; 0.321\}$. Nilai tersebut berarti setiap data sudah berada pada kluster yang tepat dan tidak ada kelas yang *overlap* pada kelas yang lainnya. Sehingga kedua kombinasi parameter DBSCAN dapat digunakan untuk memperoleh kluster yang optimal. Ketika proses pencarian indeks kluster yang relevan, *noise* dianggap sebagai kluster dan dimasukkan dalam perhitungan similaritas. Sehingga jika kasus yang paling mirip terdapat pada kluster *noise*, solusi tetap akan diberikan. Parameter yang dipilih untuk melakukan *clustering* pada data kasus penyakit hipertensi adalah kombinasi *epsilon* 9 dan *minimum points* 3 dengan metode *minkowski distance*, karena memiliki akurasi 100%, nilai *silhouette coefficient* > 0 dan rata-rata waktu *retrieve* terbaik.

4. Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

1. Hasil pengujian CBR dengan *cluster-indexing* memiliki akurasi sama baik dan waktu proses yang lebih baik dari pada CBR *non-indexing*.
2. Parameter *minimum points* dan *epsilon* yang dipilih untuk melakukan *clustering* adalah kombinasi *epsilon* 9 dan *minimum points* 3 dengan nilai *silhouette coefficient* 0.240 dan

waktu kluster rata-rata 0.541 detik. Metode *minkowski distance* memiliki akurasi yang lebih baik dari pada metode *euclidean distance*, karena dengan *threshold* > 90% sistem CBR dengan metode *minkowski distance* mampu mendiagnosis penyakit dengan akurasi 100% dan waktu *retrieve* rata-rata terbaik yaitu 0.0586 detik.

Saran

1. Penelitian selanjutnya perlu mempertimbangkan tingkat keyakinan pada permasalahan baru dan tingkat keyakinan pakar suatu kasus dalam melakukan perhitungan nilai similaritas karena perbedaan fitur-fitur yang ada dalam suatu kasus tertentu.
2. Perlu ditambahkan beberapa domain penyakit yang memiliki data kasus lebih banyak agar waktu *retrieve* kasus baru antara CBR *indexing* dan CBR *non-indexing* terlihat perbedaannya.

Daftar Pustaka

- Dhianingtyas, Y., & Hendrati, L. Y. 2006. Risiko Obesitas, Kebiasaan Merokok, dan Konsumsi Garam. *Media The Indonesian Journal of Public Health*, 2(3), 2006.
- Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. 2010. Density-Based Clustering Methods. *Comprehensive Chemometrics*, 2, 635–654. <https://doi.org/10.1016/B978-044452701-1.00067-3>
- Firmansyah, R. S., Lukman, M., & Mambang Sari, C. W. 2017. Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Dukungan Keluarga dalam Pencegahan Primer Hipertensi Analysis of Factors Related to Support Families in Primary Prevention of Hypertension. *Jkp*, 5, 197–213.

- Furqon, M. T., & Muflikhah, L. 2016. Clustering the Potential Risk of Tsunami Using Density-Based Spatial Clustering of Application With Noise (DbSCAN). *Journal of Environmental Engineering and Sustainable Technology*, 3(1), 1–8. <https://doi.org/10.21776/ub.jeest.2016.003.01.1>
- Han, J., & Kamber, M. 2006. *Data mining concept and technique*. Morgan Kaufmann (2nd ed.). San Francisco: Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Kim, K. S., & Han, I. 2001. The cluster-indexing method for casebased reasoning using self-organizing maps and learning vector quantization for bond rating cases, *Expert Systems with Applications*, 21(3), 147–156. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(01\)00036-7](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(01)00036-7)
- Labellapansa, A., Efendi, A., Yulianti, A., & Evizal, A. K. 2016. Lambda value analysis on Weighted Minkowski distance model in CBR of Schizophrenia type diagnosis. *2016 4th International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT 2016*, 4(c), 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2016.7571898>
- Merigó, J. M., & Casanovas, M. 2011. A new minkowski distance based on induced aggregation operators. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4(2), 123–133. <https://doi.org/10.1080/18756891.2011.9727769>
- Mohsin, M. F. M., Manaf, M., Norwawi, N. M., & Wahab, M. H. A. 2011. Faster Case Retrieval Using Hash Indexing Technique. *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE)*, 2(2), 81–95.
- Mulyana, S., & Hartati, S. 2009. Tinjauan Singkat Perkembangan Case – Based Reasoning. *semnasIF UPNVN Yogyakarta, 2009(semnasIF)*, 17–24.
- Núñez, H., Sánchez-Marrè, M., Cortés, U., Comas, J., Martínez, M., Rodríguez-Roda, I., & Poch, M. (2004). A comparative study on the use of similarity measures in case-based reasoning to improve the classification of environmental system situations. *Environmental Modelling and Software*, 19(9), 809–819. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2003.03.003>
- Pal, S. K., & Shiu, S. C. 2004. *Foundations of Soft Case-Based Reasoning*. John Willey and Sons, Inc. Hoboken, New Jersey: John Willey and Sons, Inc. [https://doi.org/10.1016/S0261-5614\(03\)00132-8](https://doi.org/10.1016/S0261-5614(03)00132-8)
- Parimala, M., Lopez, D., & Senthilkumar, N. C. 2011. A survey on density based clustering algorithms for mining large spatial databases. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 31(1), 59–66. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD009067>
- Rismawan, T., & Hartati, S. (2012). Case-Based Reasoning untuk Diagnosa Penyakit THT (Telinga Hidung dan Tenggorokan). *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems (IJCCS)*, 6(2), 67–78. <https://doi.org/10.22146/ijccs.2154>
- Rousseuw, P. J. 1987. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of klaster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65. <https://doi.org/10.1177/003754977702900403>

- Tedjasukmana, P. 2012. Tata Laksana Hipertensi. *Cermin Dunia Kedokteran*, 39(4), 251–255.
- Triyanto, E. 2014. *Pelayanan Keperawatan bagi Penderita Hipertensi Secara Terpadu*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Whitworth, J. A. 2003. World Health Organization (WHO) International Society of Hypertension (ISH) statement on management of hypertension. *Journal of Hypertension*, 21(11), 1983–1992. <https://doi.org/10.1097/01.hjh.0000084751.37215.d2>
- Witten, I. H., & Frank, E. 2005. *Data mining: practical machine learning tools and techniques*. Burlington, USA: Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.120884070>, 9780120884070
- Zhu, S., Wu, J., Xiong, H., & Xia, G. 2011. Scaling up top-K cosine similarity search. *Data and Knowledge Engineering*, 70(1), 60–83. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2010.08.004>