SPK Penentuan *Severity Level* Kasus Penyakit

Dengan Pohon Keputusan

Sukma Puspitorini1, Sri Kusumadewi2, Linda Rosita3

12Magister Teknik Informatika Universitas Islam Indonesia

3Kedokteran Universitas Islam Indonesia

Jl. Kaliurang km 14 Yogyakarta 55510

Telp (0274) 895287 ext 122, fax (0274) 895007 ext 148

[sukm4pit@gmail.com1,cicie@uii.ac.id](mailto:sukm4pit@gmail.com1,cicie@uii.ac.id)2,lindarosita25@yahoo.co.id3

**Abstract.** Case-mix adalah sistem pengklasifikasian penyakit yang mengkombinasikan antara sekelompok penyakit dengan karakteristik klinis yang sama/mirip Dasar pengklasifikasian adalah utilization yaitu penggunaan sumber daya rumah sakit yang homogen, serta clinical characteristic yang meliputi gejala klinis yang similar atau sama. Dasar pengelompokan dengan menggunakan ICD – 10 untuk diagnosis dan ICD-9 untuk prosedur atau tindakan. Besarnya tarif/biaya yang harus dibayarkan/ditagih kepada Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan ditentukan oleh kode Indonesia Case Base Groups (INA CBGs) yang terdiri dari 4 digit. Digit keempat atau digit terakhir menunjukkan tingkat keparahan (severity level) kasus penyakit. yang dipengaruhi oleh diagnosis sekunder (komplikasi dan komorbiditas). Severity level berkaitan dengan resource intensity level yaitu sumber daya yang dihabiskan oleh rumah sakit dalam menangani seorang pasien. Penelitian ini bertujuan membangun sistem pendukung keputusan untuk menentukan severity level kasus penyakit menggunakan data mining model klasifikasi (classification) dengan pohon keputusan. Atribut yang akan digunakan sebagai masukan sistem untuk melakukan prediksi severity level adalah atribut umur, diagnosis utama (DU), diagnosis sekunder 1 (DS 1), dan diagnosis sekunder 2 (DS 2). Proses training menggunakan Algoritma C4.5 dengan konsep entropi-gain untuk menentukan akar pohon dan membangun pohon keputusan (decsision tree) secara keseluruhan dan kemudian dibuat aturannya dalam bentuk IF\_THEN. Uji kredibilitas sistem dilakukan dengan melakukan proses testing dan hasilnya disajikan dalam bentuk matriks konfusi. Hasil dari penelitian ini adalah sistem yang dibangun dapat digunakan untuk melakukan prediksi severity level kasus penyakit dan dari aturan yang terbentuk menunjukkan bahwa atribut diagnosis sekunder 1 (DS 1) berpengaruh signifikan dalam proses pembentukan aturan.

**Keywords:** Case-mix, Classification, Data mining, Decision tree, Indonesia Case Base Group, Severity level.

1. Pendahuluan

*Case-mix* merupakan sistem pengklasifikasian penyakit yang mengkombinasikan antara sekelompok penyakit dengan karakteristik klinis yang sama/mirip dengan biaya perawatan disuatu rumah sakit (RS). Penyakit dengan karakteristik klinik sama/mirip biasanya membutuhkan sumber daya (*resource*) yang hampir sama sehingga biaya perawatan juga sama. Pengelompokan dilakukan dengan menggunakan ICD-10 untuk diagnosis dan ICD-9 untuk prosedur atau tindakan. Hasil pengelompokan tersebut digrouping dengan menggunakan aplikasi INA CBGs (*Indonesian Case Based Groups*) untuk menentukan tarif pelayanan fasilitas kesehatan sesuai PMK No.69 Tahun 2013 Tentang Standar Tarif Pelayanan Kesehatan 1. Besarnya tarif/biaya yang harus dibayarkan/ditagih kepada BPJS ditentukan oleh kode INA CBGs yang terdiri dari empat digit komponen pembiayaan dimana *severity level* menunjukkan tingkat keparahan kasus penyakit.

*Severity level* merupakan salah satu yang menyebabkan besarnya tarif klaim INA CBGs pada tiap *casemix main group* (CMG) berbeda-beda sesuai level keparahan kasus penyakit. *Severity level* berkaitan dengan diagnosis sekunder yang bisa memperpanjang hari perawatan pasien (LOS = *Length Of Stay*) pada kasus pasien rawat inap. Jika severity level pasien dapat diprediksikan terlebih dahulu selama dalam proses perawatan, ini dapat membantu petugas rekam medis mengantisipasi kenaikan level *severity* pasien jika terdapat komplikasi selama dalam masa perawatan.

Oleh karena itu dimungkinkan untuk membangun suatu sistem pendukung keputusan (SPK) berbasis komputer yang dapat membantu petugas rekam medis dalam memberikan gambaran prediksi *severity level* dari hasil diagnosis penyakit. Hal ini dilakukan dengan mengetahui pola-pola dari data-data pasien yang ada dan diklasifikasi dengan menggunakan tehnik data mining. Data mining merupakah salah satu tehnik *soft computing* yang banyak digunakan untuk menganalisis pola-pola tersembunyi pada informasi dengan jumlah yang besar. Aturan penentuan *severity level* ditentukan dengan model klasifikasi pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5. Penelitian ini memanfaatkan data laporan hasil grouping kasus penyakit dengan menggunakan software INA CBGs pada pasien JKN di RSUD dr. R. Soeprapto Cepu dan RSUD Raden Mataher Jambi dari tahun 2014 sampai dengan tahun 2015 dengan diagnosis utama hipertensi, stroke, dan diabetes militus tipe 2 (*non-dependent diabetes mellitus*).

2. Landasan Teori

* 1. Tinjauan Pustaka

Sistem *casemix* (*case based payment)* menurut Tim *National Case-mix Center* (NCC) (2014),adalah pengelompokan diagnosis dan prosedur dengan mengacu pada ciri klinis yang mirip/sama dan penggunaan sumber daya/biaya perawatan yang mirip/sama, dan pengelompokan dilakukan dengan menggunakan *software grouper* INA CBGs 2. Berkaitan dengan dengan sistem *casemix*  dan implementasi *Indonesia Case Base Groups* (INA CBGs), Indriani dkk (2013) melakukan penelitian untuk membangun suatu aplikasi sistem pendukung keputusan klinis guna mendukung efisiensi dalam pelaksanaan INA-CBGs 3. Aplikasi ditujukan untuk digunakan oleh klinisi namun tidak dijelaskan metode apa yang digunakan dalam membangun sistem pendukung keputusan tersebut. Penelitian lain tentang INA CBGs dilakukan oleh Fitri dkk (2015) pada pasien penyakit diabetes dengan metode statistik 4. Faktor yang dianalisis adalah pengaruh faktor usia, komplikasi, dan lama rawat inap terhadap biaya riil rumah sakit untuk kemudian diperbandingkan dengan tarif paket INA-CBG’s. Penelitian yang lain dilakukan oleh Claudio 5 yaitu menganalisa kerterkaitan antara bertambah dan berkurangnya LOS (*Length of stay*) pasien di rumah sakit dengan kompleksitas atau keparahan penyakit (*severity of illness*) pada *case mix* serta pengaruhnya pada efisiensi teknis kinerja ekonomi rumah sakit dari aspek klinis. Penelitian ini menggunakan metode analisis statistik dengan model *Data Envelopment Analysis* (DEA) 5. Adapun yang diusulkan dalam penelitian ini adalah membangun aplikasi SPK untuk menentukan prediksi tingkat keparahan atau *severity level* kasus penyakit yang merujuk pada kode *severity level* pada kode INA CBGs. Analisis dilakukan pada variabel umur, diagnosis utama, dan diagnosis sekunder pada pasien rawat inap dengan penyakit hipertensi, stroke, dan DM Tipe 2. Metode yang digunakan adalah pohon keputusan dengan algoritma C4.5.

* 1. Indonesia Case Based Groups (INA CBGs)

Dasar pengelompokan dalam INA-CBGs menggunakan sistem kodifikasi dari diagnosis akhir dan tindakan/prosedur yang menjadi output pelayanan, dengan acuan ICD-10 untuk diagnosis dan ICD-9-CM untuk tindakan/prosedur dan pengelompokan menggunakan grouper INA-CBG 6. INA CBGs memiliki empat komponen pembiayaan yang dituliskan dalam bentuk kode alfanumerik dimana digit keempat berupa angka romawi yang menunjukkan tingkat keparahan atau *severity level* kasus penyakit. S*everity level* dipengaruhi oleh adanya komplikasi pada pasien selama dalam masa perawatan atau komorbiditas yang merupakan kondisi yang telah diderita pasien sebelum masa perawatan.. Keparahan kasus pada pasien rawat inap dalam INA-CBG terbagi menjadi: 1) s*everity level* I = ringan yaitu diagnosis tanpa komplikasi maupun komorbiditi, 2) s*everity level* II=sedang yaitu diagnosis dengan *mild* komplikasi dan komorbiditi, dan 3) s*everity level* III=berat yaitu diagnosis dengan *major* komplikasi dan komorbiditi 6.

* 1. Model Keputusan Data Mining Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Menggunakan Algoritma C4.5

*Data mining* menurut David Hand, Heikki Manilla, dan Padhraic Smyth adalah analisa terhadap data (biasanya data yang berukuran besar) untuk menemukan hubungan yang jelas serta menyimpulkan yang belum diketahui sebelumnya dengan cara terkini yang dipahami dan berguna bagi pemilik data tersebut 7. Model data mining adalah deskripsi tentang aspek-aspek tertentu sebuah dataset 8. Model data mining dapat menghasilkan sebuah pola berdasarkan input-input yang telah ditentukan. Contoh model *data mining* antara lain: *Classification, Clustering, Linear Regression, Frequent Itemsets and Association Rules,* dan *Support Vector Machines.* Model data mining yang digunakan dalam penelitian ini adalah model klasifikasi.

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia 9. Pada data mining model klasifikasi, data histori dapat dijadikan sebagai data latihan untuk mendapatkan pengetahuan (berupa deskripsi atau prediksi). Data histori (data set) yang akan dianalisis biasanya dibagi menjadi 2 yaitu: a) Training set, digunakan untuk membangun model dan b) Testing set, digunakan untuk menentukan keakuratan (validasi) model. Model klasifikasi digunakan karena model ini bersifat *supervised learning* atau pembelajaran terawasi yang sesuai untuk melakukan prediksi dari masukan data tertentu 7. Salah satu model klasifikasi adalah Pohon Keputusan (*Decision Tree*).

Pohon keputusan menurut Kusumadewi (2009) merupakan representasi dukungan keputusan yang diberikan secara grafis untuk menentukan aturan-aturan pengklasifikasian (*classification rule*) 10. Pada penelitian ini, aturan *severity level* direpresentasikan dalam bentuk aturan IF-THEN. Metode ini tidak memerlukan proses pengelolaan pengetahuan terlebih dahulu dan dapat menyelesaikan dengan sederhana kasus-kasus yang memilliki dimensi data yang besar 7. Namun kendala dalam membangun pohon keputusan ini adalah atribut atau variabel mana yang akan menjadi akar dari pohon tersebut. Salah satu metode yang digunakan untuk menentuka akar dari pohon keputusan tersebut adalah dengan menggunakan algoritma C4.5. Ada beberapa tahapan dalam membuat sebuah *decision tree* pada algoritma C4.5 menurut Larose (2005) yaitu 9:

1. Mempersiapkan data training. Data training pada penelitian ini diambil dari laporan klaim data pasien peserta Jaminan Nasional Kesehatan (JKN) dari 2 RSUD di kota Jambi dan Cepu .
2. Menghitung akar pohon. Akar pohon dihitung dengan menggunakan konsep entropy-gain. Atribut dengan nilai gain tertinggi akan terpilih menjadi akar pohon. Sebelum menghitung gain, terlebih dahulu dihitung nilai entropi dari masing-masing atribut dengan persamaan (1) berikut :

(1)



Sedangkan gain dihitung dengan persamaan (2) berikut

(2)



Dimana

S = simpul acuan

A = atribut

n = jumlah partisi atribut A

|Si| = jumlah kasus pada partisi ke-i dan |S| = jumlah kasus dalam S

pi = proporsi dari Si terhadap S dan Log2 pi = log pi / log 2.

1. Mempersiapkan data training. Data training pada penelitian ini diambil dari laporan klaim data pasien peserta Jaminan Nasional Kesehatan (JKN) dari 2 RSUD di kota Jambi dan Cepu
2. Buat cabang untuk setiap nilai atribut.
3. Bagi kasus untuk setiap cabang.
4. Ulangi proses 3-4 untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama



3. Metodologi Penelitian

Tahapan penelitian ini dibagi menjadi 6 langkah yaitu : 1) Pengumpulan data pasien, dilakukan melalui studi lapangan ke RSUD Raden Mattaher Jambi dan RSUD dr.R Soeprapto Cepu, melakukan wawancara kepada petugas rekam medis untuk mendapatkan informasi terkait dengan kode INA CBGs dan severity level, serta studi pustaka terhadap jurnal-jurnal ilmiah, buku, dan bahan ajar yang berkaitan dengan INA CBGs dan data mining. 2) Pemilihan data pasien, dilakukan terhadap data pasien rawat inap dengan diagnosis utama hipertensi, diabetes militus tipe 2, dan stroke dengan penyakit seperti pada Tabel 1. Selain itu, untuk mengurangi kompleksitas proses pembentukan decision tree, proses mining hanya akan menggunakan data pasien yang memiliki dua diagnosis sekunder. 3) Analisis data pasien sebagai hasil dari tahap pemilihan data pasien dimana data masih mentah dan tidak dapat langsung digunakan begitu saja.. Pada tahap ini agar data-data tersebut dapat digunakan, dilakukan proses transformasi yaitu dilakukan kategorisasi terhadap atribut-atribut yang ada. Pada atribut umur yang memiliki rentang 13-92 tahun, usia pasien yang bertipe numerik kemudian diubah ke dalam bentuk kategori seperti pada Tabel 2. Analisis terhadap diagnosis sekunder 1 (DS 1) dari 1000 pasien, terdapat 160 kode penyakit yang itu berarti terdapat 160 nama penyakit Sedangkan diagnosis sekunder 2 (DS 2) terdiri dari 109 kode penyaki. Untuk mereduksi dimensi subset variabel diagnosis sekunder 1 dan diagnosis sekunder 2, kode penyakit komplikasi/komorbiditas pasien ditransformasi ke dalam bentuk kategori berdasarkan blok penyakitnyanya. Hasilnya terdapat 77 blok penyakit DS 1 dan 58 pada DS 2.

1. Atribut Diagnosis Utama

|  |  |
| --- | --- |
| *Kode*  *Penyakit* | *Nama Penyakit* |
| I10 | Essential (primary) hypertension |
| I119 | Hypertensive heart disease without (congestive) heart failure |
| E110 | Non-insulin-dependent diabetes mellitus with coma |
| E111 | Non-insulin-dependent diabetes mellitus with ketoacidosis |
| E117 | Non-insulin-dependent diabetes mellitus with multiple complications |
| E118 | Non-insulin-dependent diabetes mellitus with unspecified complications |
| E119 | Non-insulin-dependent diabetes mellitus without complications |
| I64 | Stroke, not specified as haemorrage or infarction |

1. Atribut Umur

|  |  |
| --- | --- |
| *Kategori* | *Rentang Umur* |
| Remaja | 12 – 25 tahun |
| Dewasa | 26 – 45 tahun |
| Lansia | 46 – 65 tahun |
| Manula | ≥ 65 tahun |

Tahap selanjutnya adalah 4) Analisis model data mining klasifikasi dengan pohon keputusan Algoritma C4.5 yaitu dengan membangun model sebagai prototipe dan menggunakan model tersebut uintuk melakukan klasifikasi terhadap data pelatihan dan prediksi severity level terhadap data baru. Tahap berikutnya yaitu 5) Implementasi model dengan membangun aplikasi yang berbasis web untuk kemudian dilakukan tahap 6) Pengujian, untuk menguji kredibilitas dan validitas sistem pendukung keputusan yang dibangun. Pengujian dilakukan dengan melakukan proses testing terhadap data-data training kemudian dinilai tingkat validitasnya. Total kinerja sistem dinilai dengan menggunakan matriks konfusi. Matriks konfusi akan membandingkan *severity level* dari sistem pendukung keputusan yang dibangun dengan laporan hasil grouping dengan software INA CBGs.

1. Pemodelan Keputusan

Pemodelan keputusan diperlukan untuk mempermudah penentuan *severity level* kasus penyakit sebagai prediksi terhadap resiko keparahan kondisi pasien kedepannya. Pemodelan bersifat prediktif dengan model klasifikasi menggunakan pohon keputusan (*decision tree*). Algoritma yang digunakan untuk membentuk pohon keputusan adalah C4.5. Pada pengolahan model ini terdapat proses:

1. Input data. File data pasien yang digunakan pada proses input data adalah file dalam format csv dimana user dapat langsung mengekspor file data dari laporan data rekam medis pasien yang tersedia dalam bentuk excel.
2. Set Training data. Terdapat dua pilihan setting data training, yaitu semua data input diberlakukan sebagai data training atau membagi (splitting) data input mejadi x% data traning dan y% sisanya sebagai data testing.
3. Membangun pohon keputusan dengan Algoritma C4.5. Setelah setting data training selesai maka selanjutnya adalah membangun pohon keputusan dan menentukan aturan. Sistem akan melakukan dengan tahapan sebagai berikut :
4. Hitung jumlah data untuk setiap klasifikasi. Terdapat tiga kelas *severity level* yaitu SL 1, SL 2, dan SL 3. Misalkan diketahui jumlah data untuk masing-masing kelas pada atribut umur seperti pada Tabel 3 berikut ini
5. Jumlah Kasus Pada Atribut Umur

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| *Partisi* | *Jml* | *Kelas* | *Kelas* | *Kelas* |
| *Kasus* | *SL 1* | *SL 2* | *SL 3* |
| Total | 1000 | 656 | 251 | 93 |
| Remaja | 8 | 5 | 2 | 1 |
| Dewasa | 131 | 84 | 33 | 14 |
| Lansia | 625 | 417 | 150 | 58 |
| Manula | 236 | 150 | 66 | 20 |

1. Untuk menentukan atribut akar maka dicari atribut dengan nilai gain paling tinggi. Misalkan diperoleh nilai gain untuk setiap atribut sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4 berikut dimana atribut DS 1 menjadi akar pohon.
2. Gain Pada Setiap Atribut

|  |  |
| --- | --- |
| *Atribut* | *Gain* |
| Umur | 0,001405 |
| Diagnosis Utama (DU) | 0,008824 |
| Diagnosis Sekunder 1 (DS 1) | 0,454154 |
| Diagnosis Sekunder 2 (DS 2) | 0,209966 |

1. Buat cabang untuk setiap nilai atribut. Partisi yang mempunyai nilai entropi = 0 maka dapat langsung dicari kelasnya. Sedangkan untuk partisi yang nilai entropinya ≠ 0 diturunkan menjadi cabang baru. Kelas ditentukan dengan mencari modus yaitu melihat kelas manakah yang paling sering muncul. Contohnya pada Tabel 5 berikut.
2. Partisi Pada DS 1 Dengan Entropi=0

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| *Partisi* | *Kelas* | | | *SL* |
| *SL 1* | *SL 2* | *SL 3* |
| Gangguan pada kelenjar endokrin lain | 1 | 0 | 0 | I |
| Gangguan pada kelenjar thyroid | 0 | 2 | 0 | II |

1. Bagi kasus untuk setiap cabang dan ulangi proses penghitungan akar sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.
2. Testing data. Untuk menguji aturan (rule) dari pohon keputusan maka dilakukan proses uji (testing) terhadap data untuk mengetahui kevalidan model keputusan yang dibangun.
3. Uji validitas dan kredibilitas sistem. Dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem. Data hasil testing akan diperbandingkan dengan data asli dari hasil grouping software INA CBGs dan diukur tingkat kesesuaiannya. Uji kredibilitas dilakukan dengan menggunakan metode multiple diseases dengan model confusion matriks.
4. Implementasi Dan Pengujian

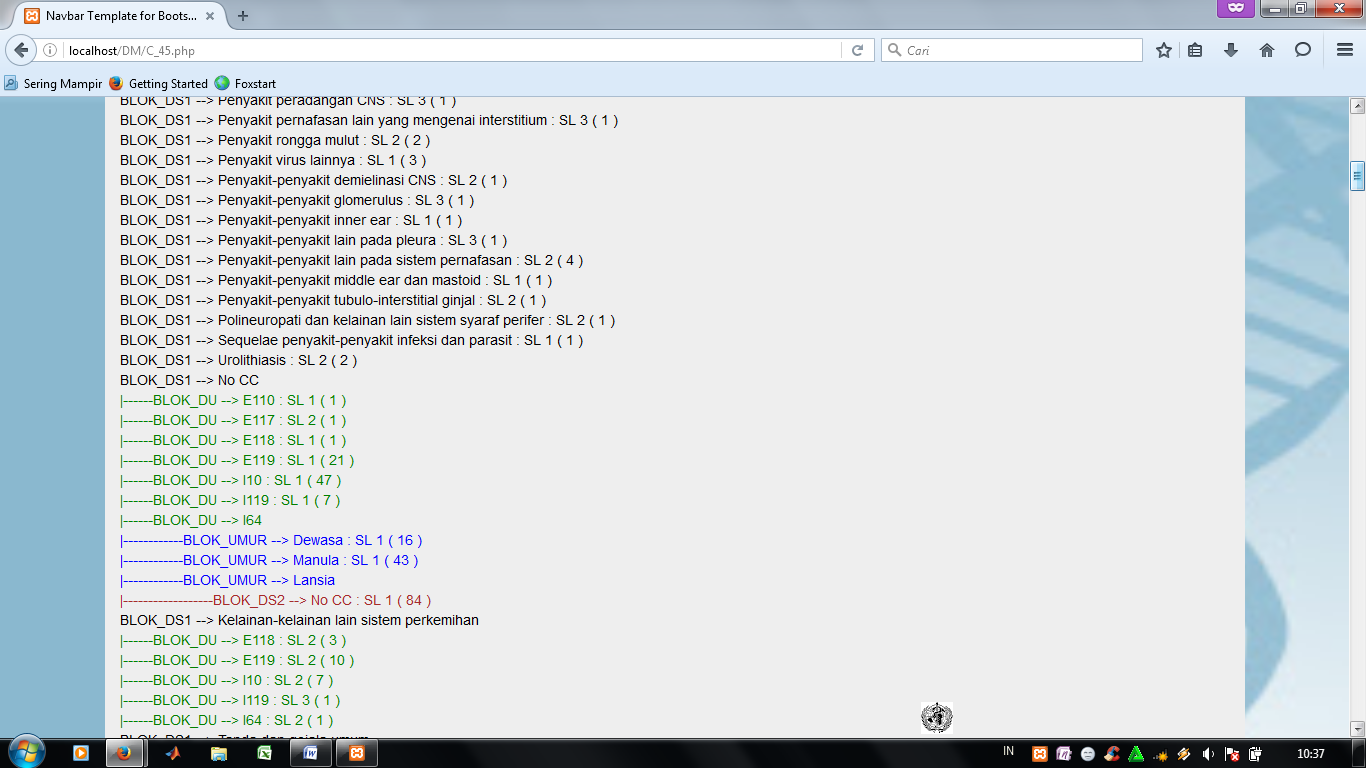
Proses awal masuk ke dalam aplikasi sistem pendukung keputusan ini melalui menu login. Akses masuk ke dalam sistem bisa dilakukan oleh 1) Admin, mempunyai hak akses penuh terhadap aplikasi pada menu data pasien, trainning, testing, uji validasi dan prediksi dan 2) User, mempunyai hak akses terbatas. Hanya dapat mengakses menu prediksi serta melihat informasi pada menu ICD-10 dan tarif klaim

* 1. Implementasi Proses Training Dan Testing

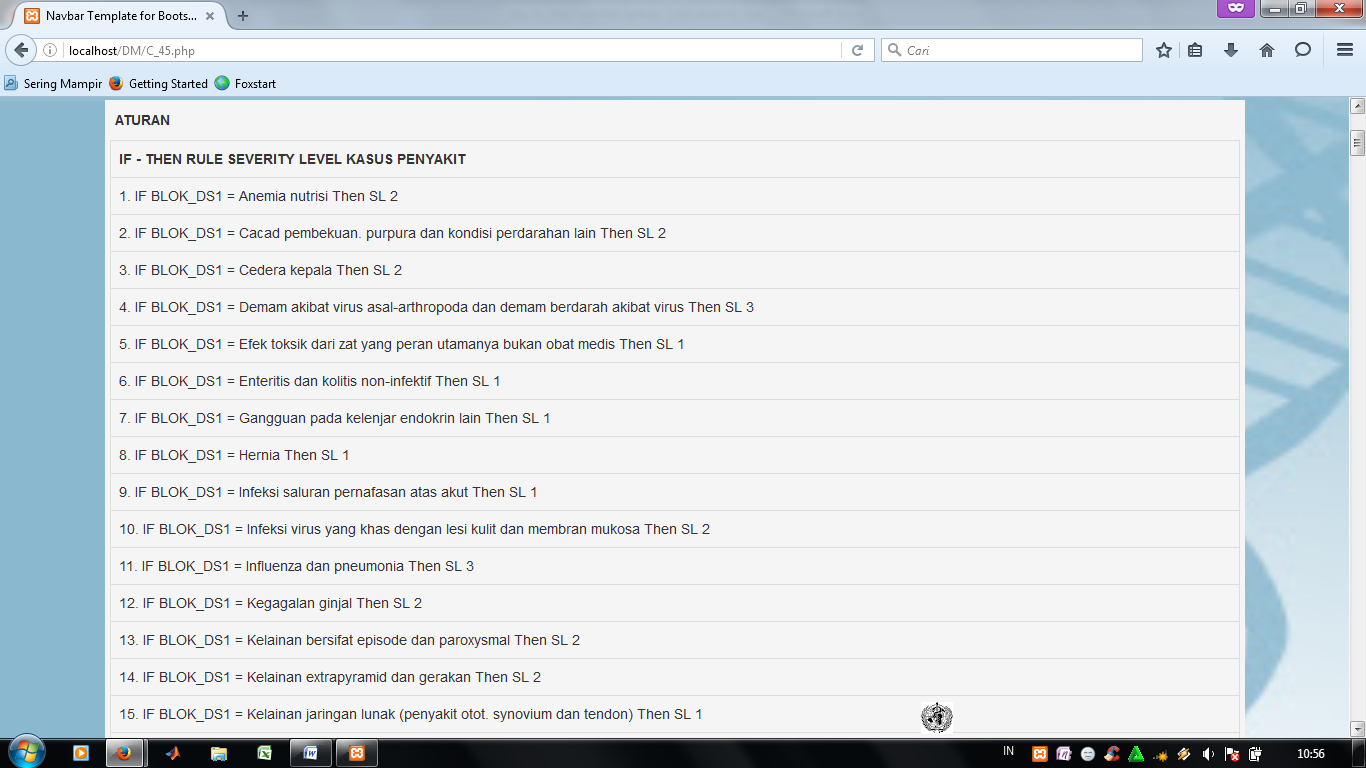
Proses training pada halaman admin digunakan untuk melatih data pasien. Data pasien yang dilatih adalah sebanyak 1000 data pasien. Hasil dari proses trainig ini. Hasil training yang berupa penentuan atribut akar, pohon keputusan, dan aturan yang terbentuk diperlihatkan pada Gambar 1 – Gambar 3 berikut ini



**Gambar 1.** Hasil Pencarian Akar Pohon Keputusan



**Gambar 2.** Sebagian Hasil Pohon Keputusan Yang Terbentuk



**Gambar 3.** Sebagian Hasil Aturan Yang Terbentuk

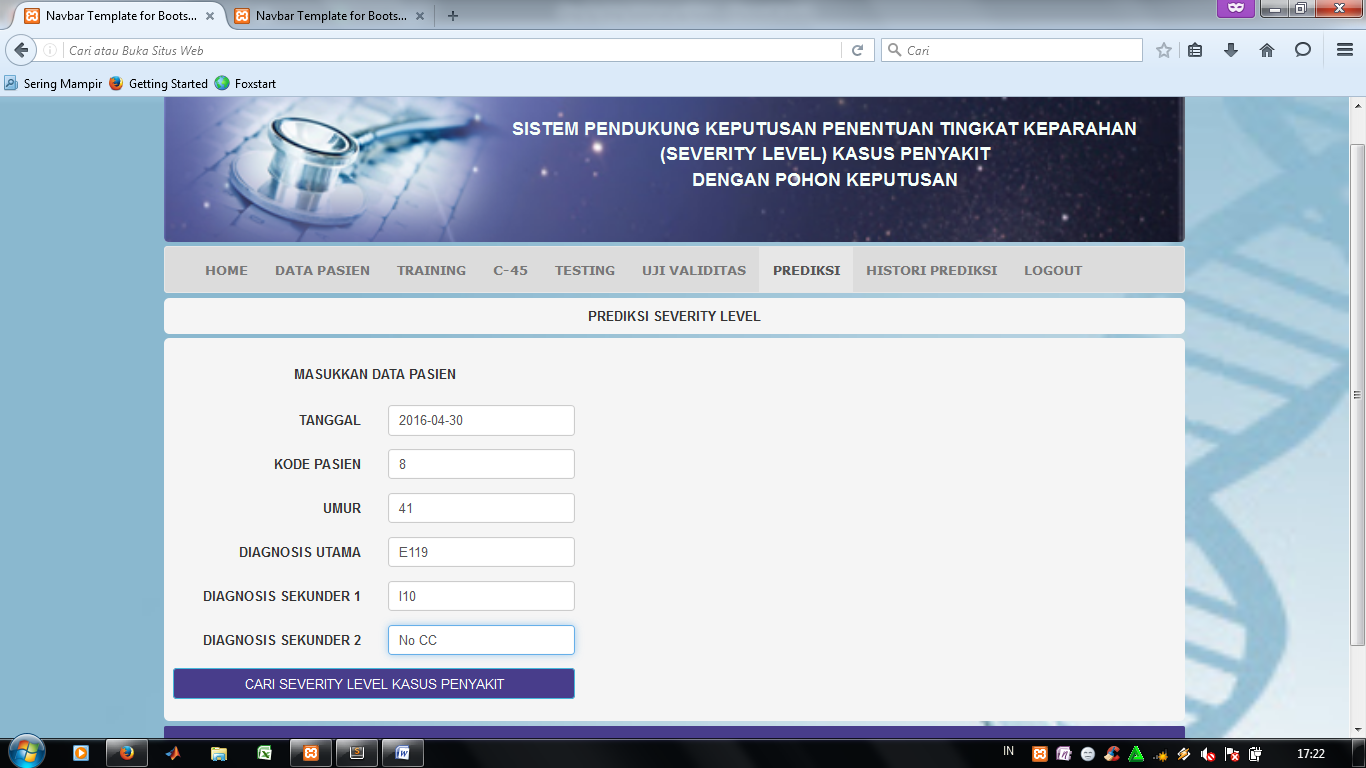
Hasil testing kemudian diuji tingkat kecocokannya dan dihitung berapa prosentase data yang nilai kevalidannya “True” dan “False”. Total kinerja sebesar 97.2% direpresentasikan dalam bentuk matriks konfusi pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Matriks Konfusi Dan Total Kinerja

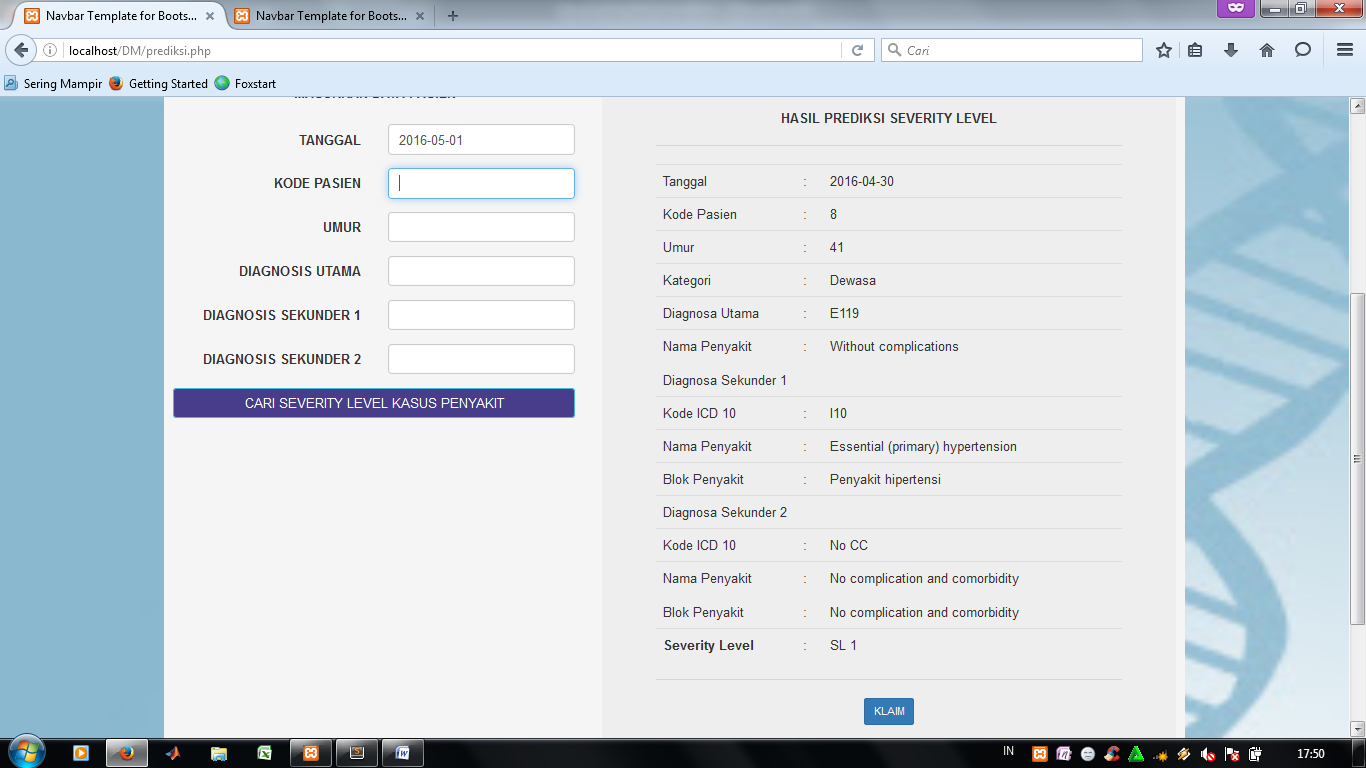
* 1. Implementasi Proses Prediksi

Antarmuka Menu Prediksi digunakan *user* untuk melakukan proses prediksi data pasien baru yang belum diketahui *severity level* nya. Untuk melakukan prediksi, *user* memasukkan kode pasien, umur, DU, DS 1, dan DS 2. Gambar 6 adalah contoh input data kasus baru untuk dilakukan prediksi *severity level* nya. Misalkan umur pasien adalah 41 tahun, dengan DU adalah E119 DS 1 nya I10, dan DS 2 No CC atau tidak ada diagnosis sekunder 2.



**Gambar 6.** Input Kasus Baru

Setelah semua data terisi, kemudian klik “Cari Severity Level Kasus Penyakit”. Selanjutnya sistem akan menampilkan informasi hasil prediksi *severity level* seperti pada Gambar 7. Pada bagian ini selain ditampilkan hasil SL juga ditampilkan informasi mengenai kategori umur pasien, nama penyakit dari kode penyakit DU yang tadi diinputkan, nama penyakit dan blok dari DS 1, serta nama penyakit dan blok dari DS 2. Hasil prediksi dari contoh kasus diatas adalah SL 1 (*severity level* I) yang berarti tingkat keparahan dari kasus baru tersebut adalah Ringan



**Gambar 7.** Informasi Hasil Prediksi

* 1. Pengujian

Pengujian aplikasi ini dilakukan untuk mengetahui apakah *severity level* yang dihasilkan oleh aplikasi sistem pendukung keputusan sesuai dengan *severity level* yang dihasilkan pada saat grouping dengan menggunakan INA CBGs. Data kasus yang diuji sebanyak 10 kasus dengan hasil pada Tabel 6 dibawah ini

1. Hasil Prediksi *Severity Level* Kasus Penyakit Pada Pengujian

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Umur** | **DU** | **DS 1** | **DS 2** | **SL** | **Hasil INA CBG** | **Ket** |
| 1 | 47 | E117 | N189 | C539 | 1 | 1 | Sesuai |
| 2 | 50 | E118 | I500 |  | 2 | 2 | Sesuai |
| 3 | 52 | E119 | A162 |  | 1 | 2 | Tidak sesuai |
| 4 | 57 | I10 | R42 |  | 1 | 1 | Sesuai |
| 5 | 52 | I10 | J459 | N309 | 2 | 2 | Sesuai |
| 6 | 79 | I10 | I500 | E119 | 2 | 2 | Sesuai |
| 7 | 44 | I119 | K297 |  | 1 | 1 | Sesuai |
| 8 | 64 | I119 | J40 | K297 | 1 | 1 | Sesuai |
| 9 | 71 | I64 | I10 |  | 1 | 1 | Sesuai |
| 10 | 57 | I64 | E148 |  | 2 | 2 | Sesuai |

Hasil pengujian kasus baru pada Tabel 6 diatas terlihat bahwa dari 10 kasus yang ada, terdapat kasus yang prediksi *severity level* nya tidak sesuai dengan hasil grouping INA CBGs yaitu sebanyak 1 kasus atau sebesar 10% dan 9 kasus atau 90% sisanya memiliki prediksi *severity level* yang sesuai.

1. Kesimpulan Dan Saran

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa model data mining klasifikasi dengan pohon keputusan dapat digunakan untuk mencari model aturan penentuan *severity level*  kasus penyakit. Hasil dari proses training data menunjukkan bahwa dari pohon keputusan yang terbentuk, variabel diagnosis sekunder 1 (DS 1) merupakan variabel utama yaitu variabel yang berpengaruh signifikan dalam proses pembentukan aturan. Pada aturan, DS 1 merupakan prekondisi yang akan dicek terlebih dahulu sebelum atribut yang lain. Pada proses pengujian terdapat kasus yang tidak sesuai dengan hasil grouping INA CBGs yang sesungguhnya. Hal ini sudah diramalkan sebelumnya karena terdapat kasus yang yang tidak dapat ditentukan kelas *severity level* nya sehingga harus dicari dengan menggunakan modus sebagaimana dijelaskan pada bagian model keputusan. Solusi dari masalah ini adalah dengan menambah jumlah kasus pasien dengan diagnosis utama E119. Selain itu untuk pengembangan lebih lanjut, perlu dikembangkan juga model keputusan untuk mengetahui komponen pembiayaan INA CBGs yang lain sehingga dapat diketahui gambaran tarif klaim pasien secara komprehensif.

Referensi

1. Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 69 Tahun 2013 Tentang Standar Tarif Pelayanan Kesehatan Pada Fasilitas Kesehatan Tingkat Pertama Dan Fasilitas Kesehatan Tingkat Lanjutan Dalam Penyelenggaraan Program Jaminan Kesehatan
2. NCC. Koding INA CBGs. Tim Coding *National Casemix Center* (NCC) Departemen Kesehatan RI. 2012. <http://bppsdmk.depkes.go.id/ckfinder/userfiles/files/KODING%20INA%20CBG.pdf>
3. Indriani, Diah dkk. Sistem Pendukung Keputusan Klinis Untuk Efisiensi Dalam Pelaksanaan INA-CBGs. Forum Informatika Kesehatan Indonesia. 2013. <http://publikasi.dinus.ac.id/index.php/fiki2013/article/view/508>
4. Fitri, Elny dkk. Jurnal Manajemen dan Pelayanan Farmasi Vol 5 No 1 Maret 2015 <http://jmpf.farmasi.ugm.ac.id/index.php/1/article/view/30/29>.
5. Claudio, Pinto. *Severity of illness in the case-mix specification and performance: A study for Italian public hospitals*. Journal of Hospital Administration Vol. 3, No. 1. 2014 <http://www.sciedu.ca/journal/index.php/jha/article/view/3013>
6. Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia No.27 Tahun 2014 Tentang Petunjuk Teknis Sistem Indonesian Case Base Groups (INA-CBGs)
7. Widodo,PP dkk. Penerapan Data Mining Dengan Matlab. Penerbit Rekayasa Sains. 2013. Bandung
8. Iswari, Lizda. Sistem Pendukung Keputusan Model Klasifikasi Data Mining. 2013. Materi Kuliah SPK dan Bussiness Intelligence. MTI UII
9. Prasetyo,Eko. Data Mining : Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab. Andi Offset. 2012. Yogyakarta
10. Kusumadewi, Sri dkk. Informatika Kesehatan. Graha Ilmu. 2009. Yogyakarta.