BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Virus hepatitis C (HCV) adalah virus RNA tunggal yang secara resmi diidentifikasi pada April 1989 sebagai penyebab utama hepatitis non-A non-B.(Lanini *et al.*, 2016). Hepatitis sendiri merupakan penyakit peradangan pada hati (liver) yang dapat disebabkan oleh faktor genetik, infeksi virus, alkohol dan obat-obatan. Menurut laporan global dari Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), diperkirakan 58 juta orang di seluruh dunia menderita infeksi hepatitis C kronis, dengan sekitar 1,5 juta infeksi baru setiap tahun. Diperkirakan ada 3,2 juta remaja dan anak-anak dengan infeksi hepatitis C kronis. Pada tahun 2019, WHO memperkirakan sekitar 290.000 orang meninggal karena hepatitis C, terutama karena sirosis dan karsinoma hepatoseluler (kanker hati primer).(WHO, 2022). Virus hepatitis C (VHC) merupakan salah satu virus penyebab hepatitis dan dianggap sebagai virus penyebab hepatitis yang paling mematikan. Kebanyakan orang yang terinfeksi virus hepatitis C tidak menunjukkan gejala. Banyak orang tidak menyadari bahwa mereka telah tertular virus hepatitis C sampai hati mereka rusak parah.(Alhawaris, 2019).

Dengan pesatnya perkembangan teknologi, penggunaan sistem informasi yang terkomputerisasi semakin meluas di berbagai bidang, termasuk bidang medis dan kesehatan. Sektor kesehatan telah mampu menghasilkan sejumlah besar data dan jumlah ini akan terus bertambah. Jumlah data yang meningkat ini memerlukan metode otomatis untuk mengekstrak data ini jika perlu (Milovic and Milovic, 2012). Jumlah data pasien dapat diolah dengan menggunakan teknik data mining. Data mining adalah solusi yang memungkinkan kami menemukan konten informasi tersembunyi dalam bentuk pola dan aturan dari kumpulan data besar dengan cara yang dapat dipahami (Handarko, Jefry Latu and Alamsyah., 2015). Penggunaan teknologi ini dapat diterapkan dalam memprediksi pasien yang terinfeksi hepatitis C untuk mengidentifikasi pasien secara cepat pada tahap awal. Deteksi Pasien Hepatitis C Menggunakan Anti-HCV Anti-HCV adalah salah satu tes yang dilakukan untuk memeriksa antibodi HCV dalam serum pasien. Antibodi ini terbentuk dalam serum saat pasien terinfeksi virus hepatitis C. Deteksi dini bisa dilakukan dengan rapid test dan hasilnya terlihat setelah 15 menit. Dalam ilmu komputer, data mining merupakan ilmu yang dapat membantu memprediksi pasien hepatitis C. Clinical data

mining adalah penerapan teknik data mining untuk mengungkap data medis dan klinis. Dengan metode ini, kondisi masa depan pasien dapat diprediksi berdasarkan data pasien lain dan data observasi masa lalu. Salah satu metode prediksi adalah klasifikasi. Kami menguji beberapa metode klasifikasi untuk mengkonfirmasi keakuratan hasil prediksi hepatitis.(Studi and Informatika, no date).

Di bidang ilmu komputer, beberapa penelitian telah dilakukan untuk memprediksi penyakit hepatitis C dengan teknik data mining menggunakan studi algoritma Decision Tree C.45 berjudul Menerapkan Teknik Data Mining untuk Mengklasifikasikan Pasien Terduga Infeksi Virus Hepatitis C oleh algoritma Safdari et al. yaitu SVM, Nave Bayes, Decision Tree, Random Forest, Logistic Regression dan ANN, nilai akurasi dari algoritma pohon keputusan adalah 96,75% dan merupakan algoritma yang menurut algoritma Random Forest dengan akurasi 97,29% menawarkan akurasi tertinggi.(Safdari *et al.*, 2022), penelitian kedua menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) menggunakan algoritma C.45 untuk memilih atribut akurasi penyakit hepatitis, dilakukan oleh Lis Saumi Ramdhani, menyiratkan bahwa menggunakan PSO meningkatkan hasil akurasi (Studi and Informatika, no date). Penelitian sebelumnya telah menemukan akurasi yang sangat baik, tetapi masih ada ruang untuk perbaikan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi penyakit hepatitis C menggunakan pohon keputusan C4.5 dengan memilih fungsi PSO dan menganalisis hasilnya.

1.2 Batasan Masalah

Batasan Masalah penelitian ini dibatasi pada klasifikasi Hepatitis C menggunakan teknik data mining. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset dari Kaggle yaitu data pasien hepatitis C (https://www.kaggle.com/datasets/fedesoriano/hepatitis-c-dataset?resource=download&select=HepatitisCdata.csv)

1.3 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah bagaimana melakukan klasifikasi penyakit Hepatitis C menggunakan teknik data mining dengan akurasi yang sangat tinggi menggunakan metode seleksi fiture Particle Swam Optimization (PSO) dan algoritma Decision Tree C4.5.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan model algoritma dengan akurasi yang sangat tinggi dalam klasifikasi penyakit Hepatitis C menggunakan Particle Swam Optimization (PSO) dan algoritma Decision Tree C4.5.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

a) Penelitian ini bermanfaat memberikan pengetahuan tentang mendapatkan model algorithma dengan akurasi yang sangat tinggi.
b) Bagi institusi khususnya program studi Magister Teknik Informatika dapat digunakan sebagai referensi ilmiah dalam penelitian penerapan data mining.

1.6 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian tesis ini terdiri dari lima bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Dalam pendahuluan tercantum antara lain latar belakang, ruang lingkup, rumusan masalah, tujuan penelitian manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Dalam Bab ini memuat tentang teori-teori yang mendukung penelitian yang akan dilakukan oleh penulis/peneliti. Penelitian yang mengunakan analisis statistik, bab ini memuat kerangka pikir dan hipotesis (bila diperlukan).

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bab ini berisi objek penelitian, alat dan bahan, metode pengumpulan data, prosedur penelitian, pengukuran variabel dan metode analisis (metode-metode pendekatan penyelesaian permasalahan yang dipakai dan metode analisis data).

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini disajikan hasil, implementasi, analisis dan pembahasan penelitian. Hasil dan implementasi dapat berupa gambar alat/program dan aplikasinya. Untuk penelitian lapangan hasil dapat berupa data (kualitatif maupun kuantitatif). Analisis dan pembahasan berupa hasil pengolahan data.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam bab ini disajikan simpulan dan saran dari hasil pembahasan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penelitian sebelumnya yang menjadi latar belakang penelitian ini dijabarkan pada tabel dibawah ini:

Tabel 2.1 . Penelitian Terkait

NO	JUDUL DAN PENELITI	DATASET	METODE	HASIL
1	Komparasi Metode Klasifikasi Datang Mining Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes Untuk Prediksi Penyakit Hepatitis Wisti Dwi Septiani 2017	Machine Learning Repository UCI (Universitas California Invene) dengan alamat web: http://archive.ics.uci.edu/ml/	Klasifikasi data mining algoritma C.45	Nilai akurasi C.45 adalah 77,29% dan Nilai akurasi Naïve Bayes adalah 83,71 %
2	Menerapkan Teknik Data Mining untuk Mengklasifikasikan Pasien Terduga Infeksi Virus Hepatitis C Reza Safdari , Amir Deghatipour , Marsa Gholamzadeh , Keivan Maghooli 2022	Data yang digunakan berasal dari UCI Machine Learning Repository Website	Menggunakan algoritma SVM, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Logistic Regression dan ANN	nilai akurasi C. 45 adalah 96,75% dan akurasi tertinggi Random Forest dengan akurasi 97,29%
3	Penerapan Particle Swarm Optimization (PSO) Untuk Seleksi Atribut Dalam Meningkatkan Akurasi Prediksi Diagnosis Penyakit Hepatitis Dengan Metode Algoritma C4.5 Lis Saumi Ramdhan 2016	Database yang berasal dari http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Hepatitis sebagai subset dari dataset publik yang digunakan dalam proyek statlog eropa	Klasifikasi data mining algoritma C.45	Akurasi algoritma C4.5 senilai 79,33%, sedangkan untuk nilai akurasi Optimasi algoritma C4.5 menggunakan PSO sebesar

				85,00%
4	Klasifikasi Hepatitis C Virus Menggunakan Algoritma C4.5 Classification Of Hepatitis C Virus Using Algorithm C4.5 Susanto dan Nuri 2022	Data yang digunakan berasal dari UCI Machine Learning Repository Website	Menggunkan algoritma C4.5 dilakukan dengan menerapkan metode lain yaitu Metode Adaboost	Nilai akurasi yang dihasilkan dari Algritma C4.5 dengan Adaboost sebesar 95,60%
5	Model Data Mining Untuk Merancang Aplikasi Diagnotik Penyakit Inflamasi Hati (Hepatitis) Amrin, Omar Pahlevi 2020	Data yang digunakan berasal dari UCI Machine Learning Repository Website	Menggunakan algoritma Naive Bayes, Decision Tree, K-NN	nilai akurasi C. 45 adalah 70,99% dan nilai akurasi K-KN adalah 67,19% nilai akurasi Naive Bayes adalah 66,14%

2.2 Hepatitis

Hepatitis merupakan suatu penyakit peradangan hati yang umumnya disebabkan oleh virus. Selain itu, hepatitis juga bisa disebabkan oleh alkohol dan penyakit autoimun. Hepatitis virus dapat timbul dari aktivitas yang terkontaminasi virus (misalnya penggunaan jarum suntik, obat suntik, jarum transfusi, jarum tato dan tindik, berhubungan seks dengan penderita hepatitis, atau berinteraksi dengan petugas terkait hepatitis). 5 jenis virus hepatitis yaitu A, B, C, D, kemudian E. Ciri-ciri dari masing-masing jenis ini berbeda-beda, sehingga gejala dan pengobatannya juga berbeda-beda (Handarko, Jefry Latu and Alamsyah., 2015).

Virus hepatitis telah menyebar ke seluruh dunia dan merupakan masalah kesehatan masyarakat global yang utama Tidak semua kasus hepatitis berkembang, tetapi gejala umum hepatitis termasuk demam, mual hingga muntah, lesu (mendengarkan), mudah memar, dan penyakit kuning (jaundice). Jika tidak diobati, hepatitis dapat berkembang menjadi sirosis (kerusakan hati permanen) dan akhirnya gagal hati. Tes darah adalah cara terbaik untuk memeriksa hepatitis, tetapi biopsi hati, yang menghilangkan sepotong kecil jaringan hati untuk pengujian laboratorium, juga dapat dilakukan. Selain itu, dokter dapat

mendiagnosis hepatitis dengan melakukan pemeriksaan fisik terhadap gejala hepatitis, seperti kulit dan mata menguning. Riwayat kesehatan juga diperlukan untuk mengetahui di mana pasien terpapar virus hepatitis. Hepatitis dapat dicegah dengan menghindari faktor risiko penularan hepatitis dan dengan menerima imunisasi dan vaksinasi (Tinggi *et al.*, 2022).

2.3 Data Mining

Data mining adalah bidang untuk memeriksa database yang sudah ada sebelumnya untuk menggali informasi baru. Bidang ini membentuk dasar Analisa dan digunakan untuk membuat prediksi untuk berbagai bidang seperti pemasaran, keuangan, Medis, cuaca, dan lain-lain. Data mining juga didefinisikan sebagai bagian dari proses penggalian pengetahuan dari database. Hal ini sering disebut sebagai penemuan pengetahuan dalam keputusan database (KDD) dan bertanggung jawab untuk penyebaran hasil. Data mining adalah bidang yang pasti digunakan di bidang Medis (Chatterjee, Al Basir and Takeuchi, 2021). Dalam proses prediksi, persyaratan awal adalah memiliki kumpulan data yang jelas. Data yang kita peroleh perlu dibersihkan terlebih dahulu dengan menggunakan teknik seperti machine learning, statistik, dll. Bidang data mining tidak hanya terbatas pada ritel dan penjualan tetapi juga memiliki banyak aplikasi lain.

Data mining memenuhi tujuan utamanya dengan mengidentifikasi valid, berpotensi berguna, dan mudah dimengerti, korelasi dan pola yang ada dalam data yang ada. Tujuan penambangan data ini dapat dicapai dengan memodelkannya sebagai sifat prediktif atau deskriptif.

1. Regresi- Dalam pemodelan statistik, analisis regresi digunakan untuk mencari hubungan antara variabel dependen dan independen.
2. Clustering- Ini melibatkan pengelompokan item "serupa" bersama-sama dalam bentuk cluster menggunakan algoritma seperti K-means clustering.
3. Klasifikasi- Digunakan untuk memprediksi label kelas kategorikal melalui berbagai model seperti naive Bayes, pohon keputusan.
4. Deteksi Anomali- Teknik data mining juga digunakan untuk mendeteksi pola yang tidak biasa, yang tidak sesuai dengan hasil yang diharapkan yang disebut outlier. Mendukung teknik deteksi Anomali Berbasis Vektor, Teknik Deteksi Anomali Berbasis Clustering dan lain-lain.

5. Peringkasan- Tugas ini membantu memberi pengguna informasi yang lebih baik dan ringkas tentang data dan alat yang paling umum digunakan untuk hal yang sama adalah Excel.

Model prediktif bekerja dengan membuat prediksi tentang nilai data, yang menggunakan hasil yang diketahui yang ditemukan dari kumpulan data yang berbeda. Tugas-tugas yang termasuk dalam model data mining prediktif meliputi klasifikasi, prediksi, regresi dan analisis deret waktu. Model datamining prediktif memprediksi hasil masa depan berdasarkan catatan masa lalu yang ada dalam database atau dengan jawaban yang diketahui. Model deskriptif sebagian besar mengidentifikasi pola atau hubungan dalam kumpulan data. Ini berfungsi untuk mengeksplorasi properti dari data yang diperiksa sebelumnya dan bukan untuk memprediksi properti baru. Model deskriptif mencakup tugas yang harus dilakukan
sebagai Pengelompokan, Aturan Asosiasi, Peringkasan, dan Analisis Urutan. Model data mining deskriptif menemukan pola dalam data dan memahami hubungan antara atribut yang diwakili oleh data (Adiba, 2021)

2.4. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan tatanan yang sangat penting dalam menambang data komunitas. Klasifikasi adalah teknik penambangan data prediktif yang menggunakan hasil yang diketahui dari kumpulan data yang berbeda untuk membuat prediksi tentang data nilai. Masalah dengan akurasi banyak algoritma klasifikasi adalah bahwa informasi diketahui hilang saat memproses data yang tidak seimbang, misalnya ketika distribusi sampel antar kelas sangat miring (Chatterjee, Al Basir and Takeuchi, 2021). Dalam klasifikasi, Anda memiliki variabel target kategoris, seperti strata pendapatan, yang dapat, misalnya, membagi Anda menjadi tiga kelas atau kategori: pendapatan tinggi, pendapatan menengah, dan pendapatan rendah. Model penambangan data memeriksa kumpulan data besar. Setiap kumpulan data berisi informasi tentang variabel target dan satu set input atau variabel prediktor. Contoh tugas klasifikasi dalam bisnis dan penelitian meliputi (Daniel, 2005):

a. Menentukan apakah transaksi kartu kredit tertentu adalah penipuan
b. Penempatan mahasiswa baru pada jalur khusus yang berkaitan dengan kebutuhan khusus
c. Mengevaluasi apakah aplikasi hipotek menimbulkan risiko kredit

d. Diagnosis adanya penyakit tertentu
e. Menentukan apakah wasiat itu ditulis oleh almarhum sendiri atau dipalsukan oleh orang lain
f. Menentukan Apakah Perilaku Keuangan atau Pribadi Tertentu Mengindikasikan Potensi Ancaman Teroris

Klasifikasi manual adalah klasifikasi yang dilakukan oleh manusia tanpa bantuan algoritma komputer cerdas. Ada beberapa algoritma untuk klasifikasi yang dilakukan menggunakan teknologi ini, antara lain naive Bayes, support vector machine, pohon keputusan, fuzzy, dan jaringan syaraf tiruan (Aji Prasetya Wibawa et al., 2018).

2.5 Decision Tree C.45

Pohon keputusan adalah salah satu jenis algoritma penambangan data yang paling populer untuk klasifikasi dan prediksi. Dtree mengatur catatan dalam struktur pohon yang terdiri dari simpul akar, cabang, dan simpul daun. Node akar berada di bagian atas struktur pohon. Node mewakili atribut, cabang mewakili hasil, lalu daun mewakili keputusan.(Khomsah, no date).

Ada beberapa langkah untuk membangun pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5 (Tinggi *et al.*, 2022) yaitu:

a. Memerlukan pelatihan data, dapat diambil dari data historis yang telah terjadi sebelumnya dan dikelompokkan ke dalam kelas-kelas tertentu.
b. Tentukan akar pohon dengan menghitung nilai gain tertinggi dari setiap atribut atau nilai indeks entropi terendah. Sebelumnya, nilai indeks entropi dihitung menggunakan rumus:

$$Entropy\ (i) = \sum_{j=1}^{m} f(i,j).log2f[(i,j)] \qquad (1)$$

c. Nilai gain dengan rumus:

$$gain = -\sum_{i=1}^{p} \frac{ni}{n} .IE(i) \qquad (2)$$

d. Untuk menghitung gain ratio perlu diketahui suatu term baru yang disebut Split Information dengan rumus:

$$SplitInformation = -\sum_{t=1}^{c} \frac{S1}{S} \log 2 \frac{S1}{S} \qquad (3)$$

e. Selanjutnya menghitung gain ratio

$$Gainratio(S,A) = \frac{Gain\ (S.A)}{SplitInformation\ (S,A)} \qquad (4)$$

f. Ulangi langkah 2 sampai semua record telah terpecah. Proses pemisahan pohon keputusan berakhir ketika:

1) Semua tupel dalam catatan simpul m adalah kelas yang sama.
2) Atribut dalam dataset tidak dibagi lagi.
3) Cabang kosong tidak memiliki catatan

2.6 Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah teknik optimasi yang sangat sederhana untuk menerapkan dan memodifikasi beberapa parameter. Particle Swarm Optimization (PSO) memiliki beberapa teknik untuk optimasi, seperti meningkatkan bobot atribut untuk atribut atau variabel yang digunakan, memilih atribut (attribute selection), dan seleksi fitur (Mustopa, 2021). Particle swarm Optimization adalah algoritma yang terinspirasi oleh perilaku sosial hewan seperti burung, lebah, dan ikan. Hewan dalam algoritma PSO dianggap partikel. Partikel ini tunduk pada kecerdasan individu hewan itu sendiri dan kecerdasan partikel lain di dalam kelompok. Jika suatu partikel menemukan jalur terpendek yang benar ke sumber makanan, partikel lain akan mengikuti partikel yang sebelumnya menemukan jalur terpendek yang benar (Hakim, Cholissodin and Widodo, 2017).

Dalam mencari solusi yang optimal, partikel tersebut bergerak pada arah yang terbaik sebelumnya, posisi terbaik secara global. Seperti Ke-i dinyatakan }= dalam ruang dimensi. Posisi terbaik sebelumnya di simpan sebagai sebagai =. Indeks partikel terbaik dari semua di antara kawan group dinyatakan sebagai gbest. Kecepatan partikel dinyatakan sebagai =. Modifikasi kecepatan dan posisi partikel dapat di hitung menggunakan jarak *pbest, gbest* seperti ditunjukan persamaan berikut:

$$vi,d = w * vi,d + c1 * R * (pbesti,d - xi,d) + c2 * R * (gbestd - xi,d) \qquad (5)$$

$$xid = xi,d + vi,d \qquad (6)$$

Keterangan:

Vi, d = Kecepatan partikel ke-i pada iterasi ke-i

w = Faktor bobot inersia

c1, c2 = Konstanta akselerasi (learning rate)

R = Bilangan random (0-1)

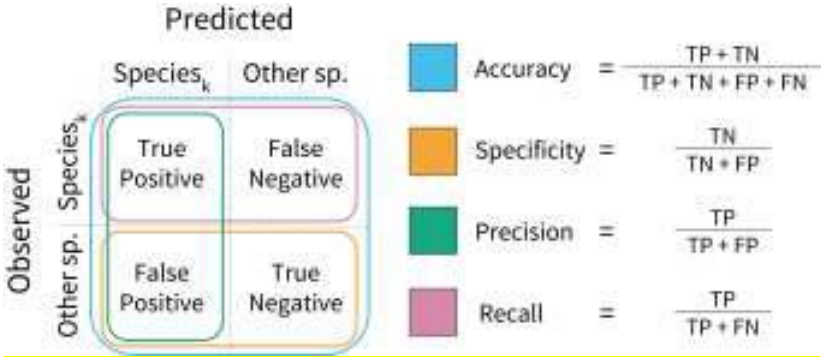
Xi, d = Posisi saat ini dari partikel ke-i pada iterasi ke-i

pbesti = Posisi terbaik sebelumnya dari partikel ke-i

gbesti = Partikel terbaik di antara terbaik diantara semua partikel dalam satu kelompok atau populasi.

2.7 Confusion Matrix

Matriks konfigurasi adalah tabel yang terdiri dari jumlah baris data uji yang diprediksi benar dan salah dengan model klasifikasi yang digunakan. Tabel Confusion Matrix diperlukan untuk memilih kinerja terbaik dari sebuah model klasifikasi (Romadhon and Kurniawan, 2021). Selama pelatihan model, kinerja dinilai berdasarkan per-sampel menggunakan akurasi model dan skor kerugian log. Akurasi model menghitung proporsi sampel yang diklasifikasikan dengan benar dalam data uji dan nilai akurasi model yang tinggi diinginkan. Log loss menilai apakah probabilitas prediksi dikalibrasi dengan baik, menghukum prediksi yang salah dan tidak pasti. Skor kehilangan log yang rendah menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi terjadi pada tingkat yang mendekati tingkat probabilitas yang diprediksi. Selama pengujian model, kinerja dinilai menggunakan akurasi peringkat-1 dan biaya lintas-entropi (Caprini *et al.*, 2019). Akurasi peringkat-1 dihitung berdasarkan ID spesies mana yang diprediksi dengan probabilitas tertinggi. Skor lintas-entropi mirip dengan fungsi kehilangan log, tetapi diskalakan menggunakan fungsi indikator. Ini dapat ditafsirkan dengan cara yang mirip dengan akurasi dan kehilangan log; akurasi peringkat-1 yang tinggi dan skor entropi silang yang rendah diinginkan.



Gambar 2.1 Metrik Kinerja Model

Metrik pengujian model sekunder dihitung untuk setiap spesies menggunakan data uji. Ini termasuk model spesifisitas, presisi, dan recall. Metrik ini mengungkapkan perilaku model yang skor akurasinya mungkin tidak jelas. Spesifisitas menilai kinerja model pada spesies non-target, menghukum overprediksi spesies target (yaitu, sejumlah besar positif palsu).

Presisi juga menghukum overprediksi, tetapi menilai tingkat overprediksi relatif terhadap tingkat prediksi positif yang benar. Recall menghitung proporsi prediksi positif sejati dengan jumlah total pengamatan positif per spesies. Nilai yang lebih tinggi diinginkan untuk masing-masing. Metrik ini dihitung untuk membantu interpretasi, tetapi tidak digunakan untuk memeringkat kinerja model secara formal. Akurasi adalah salah satu metrik untuk mengevaluasi model klasifikasi. Secara informal, akurasi adalah sebagian kecil dari prediksi model kami yang benar. Secara formal, akurasi memiliki definisi sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{Number\ of\ correct\ predictions}{Total\ number\ of\ predictions}$$

Untuk klasifikasi biner, akurasi juga dapat dihitung dalam hal positif dan negative sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Dimana TP = Positif Benar, TN = Negatif Benar, FP = Positif Palsu, dan FN = Negatif Palsu.

2.8 Feature Selection

Proses Pemilihan Fitur sangat penting dalam pembelajaran mesin yang sangat memengaruhi kinerja model Anda. Fitur data yang digunakan untuk melatih model atau algoritma pembelajaran mesin memiliki pengaruh besar pada kinerja yang dapat Anda capai. Fitur yang tidak relevan atau hilang dapat berdampak negatif pada kinerja sistem Pemilihan fitur adalah salah satu langkah pertama dan penting saat melakukan tugas pembelajaran mesin apa pun. Fitur dalam kasus kumpulan data berarti kolom. Ketika kita mendapatkan dataset apa pun, belum tentu setiap kolom (fitur) akan berdampak pada variabel output. Jika kami menambahkan fitur yang tidak relevan ini ke dalam model, itu hanya akan memperburuk model dan dapat mengurangi keakuratan model dan membuat model Anda belajar berdasarkan fitur yang tidak relevan. Hal ini menimbulkan perlunya melakukan seleksi fitur. Ketika datang ke implementasi pemilihan fitur dalam fitur Numerik dan Kategoris harus diperlakukan secara berbeda. Disini kita akan membahas tentang pemilihan fitur Numerik. Oleh karena itu sebelum menerapkan metode berikut, kita perlu memastikan bahwa Data Frame hanya berisi fitur Numerik.

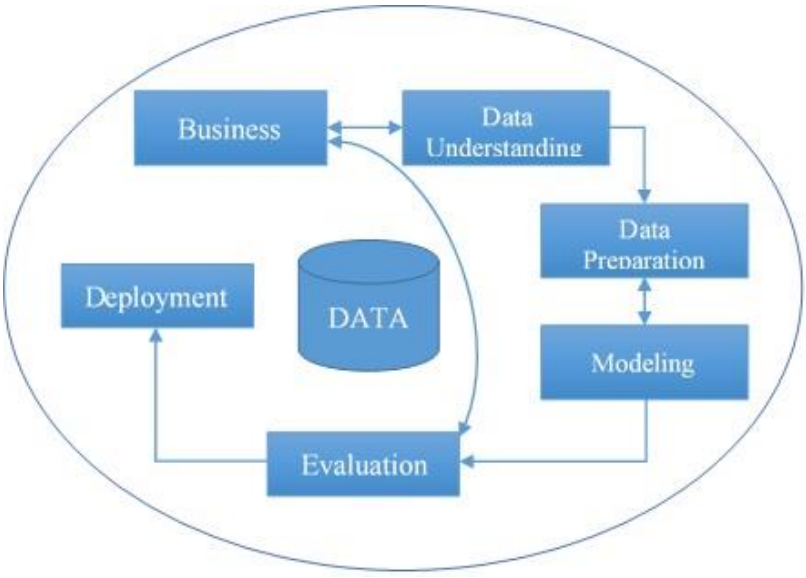
Manfaat melakukan pemilihan fitur sebelum memodelkan data Anda adalah sebagai berikut:

a. Mengurangi Overfitting: Data yang lebih sedikit berarti lebih sedikit kesempatan untuk membuat keputusan berdasarkan noise.
b. Meningkatkan Akurasi: Data yang kurang menyesatkan berarti akurasi pemodelan meningkat.
c. Mengurangi Kompleksitas: lebih sedikit titik data mengurangi kompleksitas algoritme dan membuatnya lebih mudah dipahami.
d. Pelatihan Lebih Cepat: Ini memungkinkan algoritme pembelajaran mesin untuk berlatih lebih cepat.

Pada sistem ini digunakan dua proses seleksi fitur yaitu proses seleksi fitur sekuensial atau forward dan proses seleksi fitur mundur. Pada sistem ini digunakan dua proses seleksi fitur yaitu proses seleksi fitur sekuensial/forward dan proses seleksi fitur mundur (Bolón-Canedo et al. 2015).

2.9 Metode *CRoss Industry Standard Process for Data Mining (CRISP–DM)*

Analisis data menunjukkan bahwa metode CRISP-DM adalah metodologi utama yang digunakan oleh para penambang data.



Gambar. 2.2 Tahapan CRISP-DM

CRoss Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). CRISPDM merupakan proses dengan enam fase yang secara alami menggambarkan siklus hidup ilmu Data (Mirzakhanyan, 2005), Ini seperti seperangkat pagar pembatas untuk membantu Anda merencanakan, mengatur, dan mengimplementasikan proyek ilmu data (atau pembelajaran mesin). Enam fase tersebut meliputi :

1. Pemahaman Bisnis (Business Understanding)

   Fase ini berfokus pada pemahaman tujuan dan kebutuhan proyek. Selain tugas ketiga, tiga tugas lain dalam fase ini adalah aktivitas manajemen proyek dasar yang bersifat universal untuk sebagian besar proyek:

   a. Tentukan tujuan bisnis: Pertama-tama Anda harus "memahami secara menyeluruh, dari perspektif bisnis, apa yang benar-benar ingin dicapai pelanggan." (CRISP-DM Guide) dan kemudian tentukan kriteria keberhasilan bisnis.
   b. Menilai situasi: Menentukan ketersediaan sumber daya, persyaratan proyek, menilai risiko dan kontinjensi, dan melakukan analisis biayamanfaat.
   c. Tentukan tujuan penambangan data: Selain menentukan tujuan bisnis, Anda juga harus menentukan seperti apa kesuksesan dari perspektif penambangan data teknis.
   d. Menghasilkan rencana proyek: Pilih teknologi dan alat dan tentukan rencana terperinci untuk setiap fase proyek.

      Sementara banyak tim terburu-buru melalui fase ini, membangun pemahaman bisnis yang kuat seperti membangun fondasi rumah sangat penting.

2. Pemahaman Data (Data Understanding)

   Selanjutnya adalah fase Data Understanding. Menambah dasar Pemahaman Bisnis, ini mendorong fokus untuk mengidentifikasi, mengumpulkan, dan menganalisis kumpulan data yang dapat membantu Anda mencapai tujuan proyek. Fase ini juga memiliki empat tugas:

   a. Kumpulkan data awal: Dapatkan data yang diperlukan dan (jika perlu) masukkan ke dalam alat analisis Anda.
   a. Jelaskan data: Periksa data dan dokumentasikan properti permukaannya seperti format data, jumlah catatan, atau identitas bidang.
   b. Jelajahi data: Gali data lebih dalam. Query, visualisasikan, dan identifikasi hubungan antar data.
   e. Verifikasi kualitas data: Seberapa bersih/kotor datanya?

      Dokumentasikan masalah kualitas apa pun.

3. Persiapan data (Data Preparation)

   Fase ini, yang sering disebut sebagai “data munging”, menyiapkan kumpulan data akhir untuk pemodelan. Ini memiliki lima tugas:

   a. Pilih data: Tentukan kumpulan data mana yang akan digunakan dan dokumentasikan alasan penyertaan/pengecualian.
   b. Membersihkan data: Seringkali ini adalah tugas terlama. Tanpa itu, Anda mungkin akan menjadi korban sampah-masuk, sampah-keluar. Praktik umum selama tugas ini adalah mengoreksi, mengaitkan, atau menghapus nilai yang salah.
   c. Bangun data: Dapatkan atribut baru yang akan membantu. Misalnya, dapatkan indeks massa tubuh seseorang dari bidang tinggi dan berat badan.
   d. Integrasikan data: Buat kumpulan data baru dengan menggabungkan data dari berbagai sumber.
   e. Format data: Format ulang data seperlunya. Misalnya, Anda dapat mengonversi nilai string yang menyimpan angka menjadi nilai numerik sehingga Anda dapat melakukan operasi matematika.

4. Pemodelan (Modeling)

   Di sini Anda mungkin akan membangun dan menilai berbagai model berdasarkan beberapa teknik pemodelan yang berbeda. Fase ini memiliki empat tugas:

   a. Pilih teknik pemodelan: Tentukan algoritma mana yang akan dicoba (misalnya regresi, jaringan saraf).
   b. Hasilkan desain pengujian: Sambil menunggu pendekatan pemodelan, Anda mungkin perlu membagi data menjadi set pelatihan, pengujian, dan validasi.
   c. Model build: Meski terdengar glamor, ini mungkin hanya mengeksekusi beberapa baris kode seperti “reg = LinearRegression().fit(X, y)”.
   d. Menilai model: Umumnya, beberapa model bersaing satu sama lain, dan ilmuwan data perlu menginterpretasikan hasil model berdasarkan pengetahuan domain, kriteria keberhasilan yang telah ditentukan sebelumnya, dan desain pengujian.

   Meskipun panduan CRISP-DM menyarankan untuk "mengulangi pembuatan model dan penilaian sampai Anda sangat yakin bahwa Anda telah menemukan model terbaik", dalam praktiknya tim harus terus mengulangi sampai mereka menemukan model yang "cukup baik", lanjutkan melalui CRISP -DM siklus hidup, kemudian lebih meningkatkan model di iterasi mendatang.

5. Evaluasi (Evaluation)

   Sementara tugas Model Penilaian pada fase Pemodelan berfokus pada penilaian model teknis, fase Evaluasi melihat lebih luas model mana yang paling sesuai dengan bisnis dan apa yang harus dilakukan selanjutnya. Fase ini memiliki tiga tugas:

   a. Evaluasi hasil: Apakah model memenuhi kriteria keberhasilan bisnis?
      Yang mana yang harus kami setujui untuk bisnis?
   b. Proses peninjauan: Tinjau pekerjaan yang diselesaikan. Apakah ada yang terlewatkan? Apakah semua langkah dijalankan dengan benar? Ringkas temuan dan perbaiki apa pun jika diperlukan.
   c. Tentukan langkah selanjutnya: Berdasarkan tiga tugas sebelumnya, tentukan apakah akan melanjutkan penerapan, mengulangi lebih lanjut, atau memulai proyek baru.

6. Penyebaran (Deployment)

   Sebuah model tidak terlalu berguna kecuali pelanggan dapat mengakses hasilnya. Kompleksitas fase ini sangat bervariasi. Fase terakhir ini memiliki empat tugas:

   a. Merencanakan penyebaran : Kembangkan dan dokumentasikan rencana untuk menerapkan model.
   b. Merencanakan pemantauan dan pemeliharaan: Kembangkan rencana pemantauan dan pemeliharaan yang menyeluruh untuk menghindari masalah selama fase operasional (atau fase pasca proyek) suatu model. Menghasilkan laporan akhir: Tim proyek mendokumentasikan ringkasan proyek yang mungkin mencakup presentasi akhir hasil penambangan data.
   c. Tinjau proyek: Lakukan retrospektif proyek tentang apa yang berjalan dengan baik, apa yang bisa lebih baik, dan bagaimana meningkatkannya di masa depan.

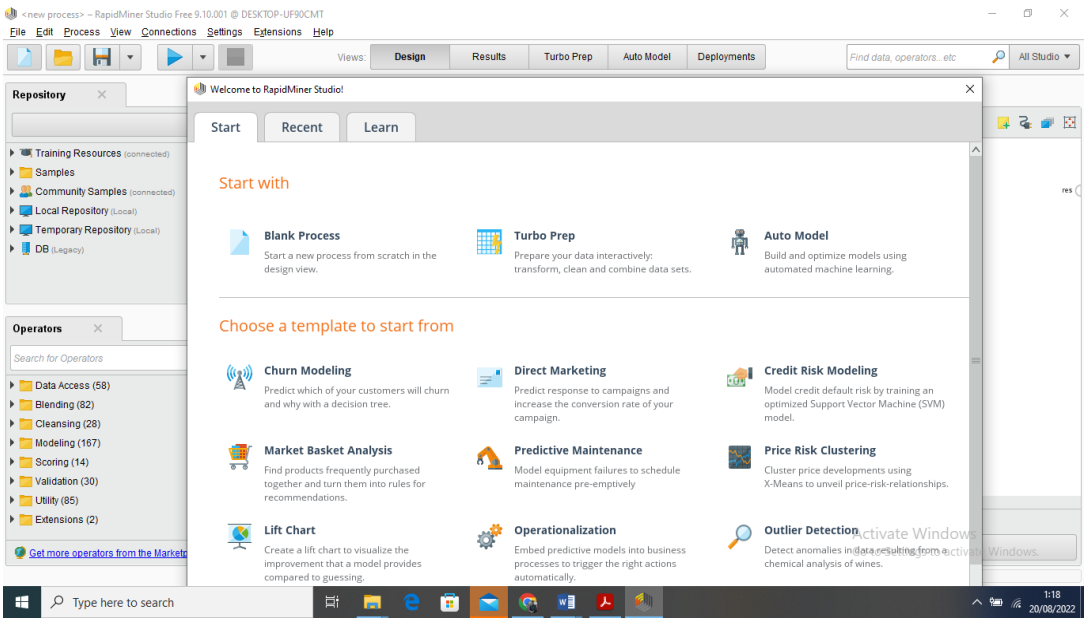
Pekerjaan organisasi Anda mungkin tidak berakhir di situ. Sebagai kerangka kerja proyek, CRISP-DM tidak menguraikan apa yang harus dilakukan setelah proyek (juga dikenal sebagai “operasi”). Tetapi jika model akan diproduksi, pastikan Anda mempertahankan model dalam produksi. Pemantauan konstan dan penyetelan model sesekali sering diperlukan.

2.10 RapidMiner

RapidMiner adalah alat analisis penambangan data yang digunakan untuk menganalisis data dan mendukung berbagai teknik data mining. Digunakan untuk aplikasi industri,

penelitian, pelatihan, pengembangan aplikasi dan pendidikan. Itu mengandung sekitar 100 skema pembelajaran untuk pengelompokan, klasifikasi dan regresi analisis. Ini mendukung sekitar 22 format file seperti .xls, .csv dan sebagainya. Dalam informasi ini dapat diimpor dari berbagai database untuk analisis dan tujuan prediksi (Prasetyo *et al.*, 2021). RapidMiner , sebelumnya dikenal sebagai YALE (Yet Another Learning Environment), dikembangkan mulai tahun 2001 oleh Ralf Klinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer di Artificial Intelligence Unit of the Technical University of Dortmund. Mulai tahun 2006, perkembangannya dimotori oleh Rapid-I, perusahaan yang didirikan oleh Ingo Mierswa dan Ralf Klinkenberg pada tahun yang sama. Pada tahun 2007, nama perangkat lunak diubah dari YALE menjadi RapidMiner. Pada tahun 2013, perusahaan berganti nama dari Rapid-I menjadi RapidMiner. RapidMiner memiliki beberapa sifat sebagai berikut:

1. Ditulis dengan bahasa pemrograman Java sehingga dapat dijalankan diberbagai sistem operasi;
2. Proses penemuan pengetahuan dimodelkan sebagai operator trees;
3. Representasi XML internal untuk memastikan format standar pertukaran data;
4. Bahasa scripting memungkinkan untuk eksperimen skala besar dan otomatisasi eksperimen;
5. Konsep multi-layer untuk menjamin tampilan data yang efisien dan menjamin penanganan data;
6. Memiliki GUI, command line mode, dan Java API yang dapat dipanggil dari program lain.



Gambar. 2.3 Tools Rapid Miner

Beberapa fitur RapidMiner antara lain:

1. Banyaknya algoritma data mining, seperti decision tree dan self organization map;
2. Bentuk grafis yang canggih, seperti tumpang tindih diagram histogram, tree chart dan 3D Scatter plots;
3. Banyaknya variasi plugin, seperti text plugin untuk melakukan analisis teks;
4. Menyediakan prosedur data mining dan machine learning termasuk:ETL(extraction, transformation, loading), data preprocessing, visualisasi,modelling dan evaluasi;
5. Proses data mining tersusun atas operator-operator yang nestable, dideskripsikan dengan XML, dan dibuat dengan GUI;
6. Mengintegrasikan proyek data mining Weka dan statistika R.