



KERJA PRAKTIK - SA 234702

**PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
Kantor Cabang Surabaya**

**ANALISIS DAN PENERAPAN DECISION TREE DENGAN
ALGORITMA CART DAN OPTIMASI HIPERPARAMETER
MENGUNAKAN GRID SEARCH NESTED CROSS-
VALIDATION UNTUK MEMPREDIKSI KECENDERUNGAN
PENYEBAB KLAIM PADA PRODUK ASURANSI
SISWAKOE - PT ASURANSI UMUM BUMIPUTERA MUDA
1967**

Disusun Oleh:

M Rafli Dwi Sutrisno

NRP 5006 21 1 080

Dosen Pembimbing:

Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si.

NIP 19620504 198701 1 001

**PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA
DEPARTEMEN AKTUARIA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2024**



KERJA PRAKTIK - SA 234702

**PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
Kantor Cabang Surabaya**

**ANALISIS DAN PENERAPAN DECISION TREE DENGAN
ALGORITMA CART DAN OPTIMASI HIPERPARAMETER
MENGUNAKAN GRID SEARCH NESTED CROSS-
VALIDATION UNTUK MEMPREDIKSI KECENDERUNGAN
PENYEBAB KLAIM PADA PRODUK ASURANSI
SISWAKOE - PT ASURANSI UMUM BUMIPUTERA MUDA
1967**

Disusun Oleh:

M Rafli Dwi Sutrisno

NRP 5006 21 1 080

Dosen Pembimbing:

Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si.

NIP 19620504 198701 1 001

**PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA
DEPARTEMEN AKTUARIA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2024**

LEMBAR PENGESAHAN I

LAPORAN KERJA PRAKTIK

**Program Studi Sarjana Sains Aktuaria
Departemen Aktuaria
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya**

Surabaya, 22 April 2024

**Menyetujui,
Dosen Pembimbing**



**Dr. Drs. Soehardioepri, M.Si
NIP. 196205419870110**

Mengetahui
Kepala Departemen Aktuaria FSAD ITS



**Dr. Drs. Soehardioepri, M.Si
NIP. 196205419870110**

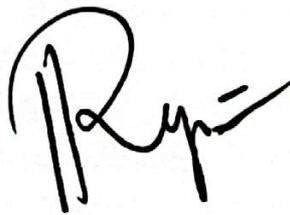
LEMBAR PENGESAHAN II

LAPORAN KERJA PRAKTIK

**PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
Kantor Cabang Surabaya**

Surabaya, 22 April 2024

**Menyetujui,
Pembimbing Lapangan**



**Refina Khristanty, S.E., AAAIK
Kepala Seksi Teknik, Keuangan, dan Umum**

**Mengetahui,
Kepala Cabang PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
Kantor Cabang Surabaya**



Cahyo Nugroho, S.E.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan penyertaan-Nya kepada penulis sehingga laporan Kerja Praktik ini dapat terselesaikan. Kerja Praktik merupakan salah satu mata kuliah wajib dari Departemen Aktuaria yang bertujuan untuk melatih mahasiswa bekerja di dunia kerja dengan menerapkan ilmu aktuaria yang telah diperoleh. Penulis melaksanakan Kerja Praktik di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967. Penulis menyadari bahwa laporan ini tidak akan selesai tanpa bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada :

1. Orang tua penulis yang selalu mendukung kegiatan dengan doa, semangat, dan dorongan.
2. Bapak Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si selaku Dosen Pembimbing dan Kepala Departemen Aktuaria.
3. Bapak Cahyo Nugroho, S.E. selaku Kepala Cabang PT Asuransi Bumiputera Muda 1967 Kantor Cabang Surabaya
4. Ibu Refina Khristanty, S.E., AAAIK selaku Pembimbing Lapangan.
5. Seluruh Staf PT Asuransi Bumiputera Muda 1967 yang telah memberikan ilmu dan pengalaman kepada penyusun.
6. Semua pihak yang terlibat yang telah membantu dan memberi masukan kepada penulis.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Laporan Kerja Praktik ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan Laporan Kerja Praktik ini .

Surabaya, 22 April 2024

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN I	i
LEMBAR PENGESAHAN II	ii
KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL	viii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Dasar Pemikiran	1
1.3 Tujuan Kerja Praktik	2
<i>1.3.1 Tujuan Umum</i>	<i>2</i>
<i>1.3.2 Tujuan Khusus</i>	<i>2</i>
1.4 Manfaat	3
BAB II GAMBARAN UMUM PERUSAHAAN	5
2.1. Sejarah PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967	5
2.2. Visi dan Misi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967	6
<i>2.2.1 Visi</i>	<i>6</i>
<i>2.2.2 Misi</i>	<i>6</i>
2.3. Struktur Organisasi PT Asuransi Umum	

	Bumiputera Muda 1967.....	7
2.4.	Kegiatan Umum Perusahaan PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.....	8
2.5.	Kegiatan Produksi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.....	9
BAB III	PELAKSANAAN KERJA PRAKTIK	11
3.1.	Waktu dan Tempat Kerja Praktik	11
3.2.	Metodologi Penelitian	11
3.2.1	<i>Machine Learning</i>	<i>11</i>
3.2.2	<i>Preprocessing Data dan Exploratory Data Analysis 13</i>	
3.2.3	<i>Algoritma CART</i>	<i>14</i>
3.2.4	<i>Hyperparameter</i>	<i>16</i>
3.2.5	<i>Cross Validation.....</i>	<i>16</i>
3.2.6	<i>Nested Cross Validation (nCV).....</i>	<i>17</i>
3.2.7	<i>GridSearch Cross Validation.....</i>	<i>18</i>
3.2.8	<i>Confusion Matrix dan Evaluation Metrics</i>	<i>18</i>
3.3	Sumber Data dan Variable Penelitian.....	20
3.4	Langkah Analisis	21
BAB IV	HASIL KERJA PRAKTIK.....	23
4.1	Preprocessing Data.....	23
4.2	Exploratory Data Analysis	24
4.3	Penentuan Parameter Terbaik dengan Grid	

Search Nested Cross-Validation	31
4.4 Confusion Matrix dan Evaluation Metrics Model	32
4.5 Hasil Algoritma CART dan Visualisasi Model	35
BAB V PENUTUP	37
5.1 Kesimpulan	37
5.2 Saran.....	38
DAFTAR PUSTAKA	39
LAMPIRAN.....	43

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1	Contoh Ilustrasi Decision Tree Algoritma CART	15
Gambar 3. 2	Contoh Skema Cross-Validation Dengan $K=5$	17
Gambar 3. 3	Ilustrasi Nested Cross Validation.....	18
Gambar 3. 4	Diagram Alir Proses Analisis Data Dengan Algoritma CART	22
Gambar 4. 1	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	26
Gambar 4. 2	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	27
Gambar 4. 3	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenis Asuransi dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	28
Gambar 4. 4	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	29
Gambar 4. 5	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenis Asuransi dan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	30
Gambar 4. 6	Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Jenis Asuransi dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim	31
Gambar 4. 7	Visualisasi Decision Tree Algoritma CART Dalam Memprediksi Kecenderungan Klaim Asuransi SiswaKoe.....	35

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Struktur Organisasi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.....	7
Tabel 3. 1 Tabel Confusion Matrix.....	19
Tabel 3. 2 Tabel Keterangan Data Mentah.....	21
Tabel 4. 1 Tabel Variabel Setelah Dilakukan Preprocessing Data	23
Tabel 4. 2 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Jenjang	24
Tabel 4. 3 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Jenis Asuransi....	25
Tabel 4. 4 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Kota.....	25
Tabel 4. 5 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Penyebab	26
Tabel 4. 6 Tabel Perbandingan Parameter Model.....	32
Tabel 4. 7 Tabel Confusion Matrix.....	33
Tabel 4. 8 Tabel Evaluation Metrics.....	33

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pendidikan formal di perguruan tinggi memberikan kesempatan bagi para pelajar untuk mendapatkan ilmu pengetahuan dan *soft skill* yang dapat membantu mereka mempersiapkan diri untuk dunia kerja di masa depan. Namun, terbatasnya ilmu yang diberikan di perguruan tinggi membuat para mahasiswa perlu mencari peluang untuk memperoleh pengalaman dan keterampilan tambahan. Salah satu kesempatan tersebut adalah melalui mata kuliah Kerja Praktik yang diberikan oleh Departemen Aktuaria ITS.

Melalui mata kuliah ini, mahasiswa diberikan kesempatan untuk terjun langsung ke dunia kerja dan mengaplikasikan ilmu yang telah mereka peroleh selama perkuliahan. Selain itu, mereka juga dapat memperoleh keterampilan baru seperti *problem solving*, *critical thinking*, dan kemampuan bekerja dalam tim, yang dapat sangat berguna di dunia kerja nantinya. Mata kuliah Kerja Praktik ini tidak hanya memberikan manfaat bagi para mahasiswa, tetapi juga bagi perusahaan atau instansi yang dapat memperoleh tenaga kerja baru dengan sudut pandang dan ide-ide yang segar.

Oleh karena itu, kami mahasiswa Departemen Aktuaria FSAD ITS akan mengajukan laporan Kerja Praktik untuk melaporkan hasil penerapan ilmu aktuaria pada PT Asuransi Bumiputera Muda 1967 Cabang Surabaya yang telah dilakukan selama satu bulan, dilakukan pada tanggal 23 Januari 2024 hingga 23 Februari 2024.

1.2. Dasar Pemikiran

Dasar pemikiran yang digunakan dalam pelaksanaan Kerja Praktik diantaranya sebagai berikut.

1. Mengimplementasikan Tri Dharma Perguruan Tinggi, yaitu pendidikan, penelitian, dan pengabdian masyarakat.

2. Mengimplementasikan tujuan pendidikan dari Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya, yaitu kepemimpinan, keahlian, berpikir ilmiah dan sikap hidup bermasyarakat.
3. Meningkatkan kualitas pengajaran dan penelitian melalui kerja sama dengan berbagai perusahaan serta institusi dari berbagai bidang.
4. Mengaplikasikan ilmu-ilmu teoritis yang diperoleh selama perkuliahan secara praktikal untuk menyelesaikan permasalahan nyata di tempat kerja.

1.3 Tujuan Kerja Praktik

Adapun tujuan dilakukannya Kerja Praktik terbagi menjadi dua, yaitu tujuan umum dan tujuan khusus yang dapat dijabarkan sebagai berikut:

1.3.1 Tujuan Umum

Tujuan umum yang ingin dicapai dalam pelaksanaan Kerja Praktik di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 adalah sebagai berikut:

1. Sebagai salah satu syarat kelulusan Program Studi Sarjana (S-1).
2. Sebagai sarana bagi mahasiswa untuk melatih kemampuan dalam mengimplementasikan ilmu yang telah didapatkan selama masa perkuliahan secara langsung di dunia kerja.
3. Mahasiswa memperoleh gambaran seputar lingkungan kerja sehingga mampu mempersiapkan diri lebih awal untuk terjun ke masyarakat.
4. Mengembangkan wawasan dan pengalaman mahasiswa dalam melakukan pekerjaan yang sesuai dengan keahlian yang dimiliki.
5. Mendapatkan pengalaman bersosialisasi dan berkomunikasi di dunia kerja.

1.3.2 Tujuan Khusus

Tujuan khusus yang ingin dicapai dalam pelaksanaan Kerja

Praktik di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 adalah sebagai berikut:

1. Menyelesaikan tugas-tugas yang diberikan oleh PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 selama periode Kerja Praktik.
2. Mengimplementasikan ilmu-ilmu secara nyata untuk memberikan alternatif penyelesaian permasalahan yang ada di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.
3. Memperoleh informasi tentang sistem kerja yang berlaku di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.

1.4 Manfaat

Manfaat pelaksanaan Kerja Praktik di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 adalah sebagai berikut:

Manfaat yang akan diperoleh mahasiswa dari pelaksanaan Kerja Praktik adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan pengalaman dan wawasan tentang dunia kerja secara nyata melalui Kerja Praktik.
2. Sebagai media untuk mengaplikasikan ilmu yang telah diterima diperguruan tinggi melalui Kerja Praktik.
3. Melatih mahasiswa untuk beradaptasi dengan dunia kerja sebagai persiapan diri dan bekal saat sudah bekerja nanti.

Manfaat yang akan diperoleh Departemen Aktuaria ITS dari pelaksanaan Kerja Praktik adalah sebagai berikut:

1. Kerja sama secara langsung antara Departemen Aktuaria ITS dengan PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.
2. Sebagai tolak ukur untuk melihat kemampuan mahasiswa aktuaria secara nyata di dunia kerja dengan menerapkan ilmu yang telah diperoleh di perguruan tinggi.
3. Dapat memberikan informasi sebagai bahan penelitian bidang keilmuan aktuaria dikemudian hari.

Manfaat yang akan diperoleh PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 dari pelaksanaan Kerja Praktik adalah

sebagai berikut:

1. Memberikan pengalaman dan pengetahuan tentang dunia kerja khususnya di lingkup PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.
2. Memberdayakan mahasiswa untuk membantu memberikan alternatif pemecahan masalah yang dihadapi oleh PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 sesuai dengan keilmuan mahasiswa.
3. Mendapatkan suatu pandangan baru dari penelitian yang dilakukan mahasiswa untuk membantu keputusan bisnis dan manajemen perusahaan di PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967.

BAB II

GAMBARAN UMUM PERUSAHAAN

2.1. Sejarah PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

PT Asuransi Umum Bumida 1967 (selanjutnya disebut BUMIDA) didirikan oleh Drs. H.I.K. Suprakto dan Mohammad S. Hasyim, MA sesuai dengan akte No. 7 tanggal 8 Desember 1967 dari Notaris Raden Soerojo Wongsowidjojo, SH yang berkedudukan di Jakarta dan diumumkan dalam tambahan Berita Negara Republik Indonesia No. 15 tanggal 20 Februari 1970.

BUMIDA selalu berkomitmen untuk selalu memberikan perlindungan bagi para nasabahnya. Dengan didukung oleh misi untuk menyediakan layanan yang penuh inovasi, menjadikan BUMIDA salah satu perusahaan asuransi umum terbaik di Indonesia.

Di tahun 2018, berbagai bencana seperti gempa bumi, banjir dan angin topan terjadi di wilayah Indonesia. Asuransi Bumida tetap memenuhi komitmen untuk melakukan pembayaran klaim secara cepat. Pandemi Covid-19 yang masih berlangsung di tahun 2022 sama sekali tidak mengurangi komitmen Perusahaan untuk tetap melakukan pembayaran klaim secara cepat, tepat dan terpercaya.

Bagi BUMIDA, tak ada yang lebih penting daripada kepuasan dan kebutuhan nasabah, terutama di momen-momen krusial bagi mereka. Pandemi juga tidak mengurangi semangat Asuransi Bumida untuk terus dan selalu ada bagi lingkungan dan masyarakat di sekitar. Ragam kegiatan Corporate Social Responsibility (CSR) dilaksanakan baik dalam bentuk amal, pengembangan komunitas dan juga aktivitas lain yang bertujuan untuk mendukung penanganan pandemi.

BUMIDA sadar bahwa pandemi bukan saja jadi ancaman terhadap kesehatan, tapi juga ancaman terhadap ekonomi masyarakat. Serangkaian kegiatan literasi dan inklusi keuangan juga tetap dilakukan BUMIDA selama masa pandemi. Kegiatan ini dilakukan secara jarak jauh via platform daring, ZOOM, dan

dengan penerapan protokol kesehatan yang ketat. Target audiens dari program dan kegiatan ini adalah mahasiswa Perguruan Tinggi dan pelaku UMKM. Pelaksanaan kegiatan seperti di Kendari, Purwokerto, Bandung dan Jakarta.

Kegiatan edukasi ini dilakukan dalam rangka mengikuti ketentuan Otoritas Jasa Keuangan (OJK), BUMIDA percaya bahwa upaya perusahaan untuk membantu masyarakat agar aware terhadap finansial sangatlah penting. Sebagai tambahan, BUMIDA mengambil inisiatif untuk memberikan Asuransi Kendaraan Bermotor dan Asuransi Kesehatan gratis bagi para peserta yang aktif dalam edukasi agar mereka dapat merasakan manfaat asuransi.

Besar harapan perusahaan agar semua warga Indonesia dapat menyambut masa depan mereka dengan penuh keyakinan dan semangat tinggi, karena BUMIDA akan selalu hadir untuk segala kebutuhan perlindungan mereka demi Indonesia bangkit dan maju.

2.2. Visi dan Misi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

Bersumber dari halaman web adapun visi dan misi perusahaan adalah sebagai berikut.

2.2.1 Visi

Menjadi Perusahaan Asuransi Umum yang Memberikan Nilai Lebih bagi Stakeholder

2.2.2 Misi

Misi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 adalah menghasilkan bisnis yang berkualitas dengan :

1. Menciptakan SDM yang unggul
2. Mengintegrasikan sistem dan teknologi informasi
3. Melakukan Inovasi terus-menerus
4. Mengembangkan jaringan layanan yang luas
5. Mengoptimalkan BUMIPUTERA group

2.3. Struktur Organisasi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

Bersumber dari halaman web PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967, dalam menjalankan usahanya, struktur organisasi yang dimiliki oleh PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 seperti yang tercantum pada **Tabel 2.1** sebagai berikut :

Tabel 2. 1 Struktur Organisasi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

KOMISARIS	
KOMISARIS UTAMA (MERANGKAP KOMISARIS INDEPENDEN)	<i>Wasinthon P. Sihombing</i>
KOMISARIS INDEPENDEN	<i>Wirzon Sjofyan</i>
KOMISARIS	<i>Suliadi</i>
DIREKSI	
DIREKTUR UTAMA	<i>Ramli Forez</i>
DIREKTUR TEKNIK	<i>M. Nasyubun</i>
DIREKTUR KEUANGAN	<i>Y. Ronny Agandhi</i>
GENERAL MANAGER	

SEKRETARIS PERUSAHAAN	<i>Rakhman Prihadi</i>
KEPALA DIVISI PEMASARAN & OPERASIONAL	<i>Ade Fajar Amalludin</i>
KEPALA DIVISI BROKER	<i>Supriyanto</i>
KEPALA DIVISI TEKNIK	<i>Sondang Raviana</i>
AKTUARIS PERUSAHAAN	<i>Anto Wijaya Hasibuan</i>
KEPALA DIVISI KEUANGAN & INVESTASI	<i>Radiktya Dwi Putra</i>
KEPALA DIVISI SDM & LOGISTIK	<i>Mispan</i>
KEPALA DIVISI AUDIT INTERNAL	<i>Wawan Ari Wibowo</i>
KEPALA DIVISI KEPATUHAN & MANAJEMEN RISIKO	<i>Yoha Mendra</i>
KEPALA DIVISI TEKNOLOGI INFORMASI	<i>Burhan Fitroni</i>
KEPALA DIVISI SYARIAH	<i>Suriyo Thasrun</i>
PROJECT MANAGEMENT OFFICER	<i>Edwin Hendrasto</i>
MANAGER DIVISI	
MANAGER KANTOR CABANG	

2.4. Kegiatan Umum Perusahaan PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

Kegiatan umum PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 merupakan perusahaan yang bergerak di bidang jasa keuangan dan perlindungan terutama pada Asuransi Umum Konvensional dan Asuransi Kesehatan. Aspek kegiatan pada PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 Indonesia adalah sebagai berikut:

1. Memberikan pelayanan asuransi yang diambil oleh pihak tertanggung.

2. Memberikan perlindungan kepada tertanggung atas apa yang diasuransikan.
3. Menghimpun dana dari para tertanggung atas pembayaran premi, yang kemudian premi tersebut akan dikembalikan kepada tertanggung dengan perjanjian yang sudah tertulis pada polis.
4. Menerbitkan polis-polis asuransi kepada yang berisi perjanjian yang sudah disetujui sebelumnya antara tertanggung dan penanggung.
5. Menerima pelayanan nasabah baru sebagai tertanggung.

2.5. Kegiatan Produksi PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967

PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 menyediakan berbagai produk asuransi yang bisa dipilih sesuai dengan kebutuhan. Produk asuransi yang ditawarkan oleh PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 terdapat 2 jenis yaitu Produk Korporasi dan Produk Perorangan, untuk Produk Korporasi diantaranya:

1. Asuransi Kebakaran
2. Asuransi Pengangkutan Marine
3. Asuransi Kendaraan Bermotor
4. Asuransi Kecelakaan Diri Personal
5. Asuransi Kesehatan
6. Penjaminan
7. Asuransi Tanggung Gugat Profesi Dokter / Bidan
8. Jaminan Sosial dalam Hubungan Kerja di Luar Jam Kerja (JSHK)
9. Asuransi Rangka Kapal
10. Asuransi Kerusakan Mesin
11. Asuransi Uang
12. Asuransi Pekerjaan Konstruksi

Untuk Produk Perseorangan diantaranya :

1. Asuransi bagi pelajar & mahasiswa
2. Produk asuransi yang khusus dibuat untuk menjamin Rumah Tinggal dari risiko kebakaran, kerusakan & huru-hara, santunan kecurian, santunan banjir hingga santunan korban jiwa pemilik serta ART
3. Produk yang mengganti kerugian akibat sakit karena rawat inap plus santunan meninggal dunia.
4. Memberikan jaminan Total Loss Only (TLO) bagi sepeda motor Anda PLUS manfaat lainnya.
5. Memberikan jaminan Comprehensive & TLO bagi mobil Anda PLUS manfaat lainnya.
6. Asuransi yang memberikan jaminan risiko akibat kecelakaan dan berlaku per kejadian.
7. Produk asuransi yang memberikan perlindungan bagi para tenaga kerja selama melakukan aktivitas dalam hubungan dengan kerja maupun diluar hubungan kerja selama 24 jam atas risiko-risiko kecelakaan yang mungkin muncul dengan benefit meliputi : tunjangan kematian, santunan cacat tetap, tunjangan sementara tidak mampu bekerja, biaya pengobatan akibat kecelakaan, penggantian alat bantu, santunan gigi palsu, biaya pengangkutan dan benefit-benefit lainnya

BAB III

PELAKSANAAN KERJA PRAKTIK

3.1. Waktu dan Tempat Kerja Praktik

Kegiatan Kerja Praktik dilaksanakan selama satu bulan dan dilaksanakan di PT Asuransi Bumiputera Muda 1967 Kantor Cabang Surabaya. Pelaksanaan Kerja Praktik ini dilakukan selama empat minggu dengan rincian 20 hari kerja. Kerja Praktik ini dilakukan secara luring atau work from office dengan jam kerja standar yang telah ditentukan oleh PT Asuransi Bumiputera Muda 1967 Kantor Cabang Surabaya.

Mahasiswa telah ditempatkan oleh pembimbing Kerja Praktik di bagian teknis, keuangan, dan pemasaran. Pada posisi tersebut, mahasiswa telah mempelajari banyak hal yang dikerjakan dalam masing-masing divisi tersebut. Adapun Rincian dari waktu dan kegiatan pelaksanaan Kerja Praktik ini adalah sebagai berikut:

Tanggal : 23 Januari 2024 – 23 Februari 2024

Tempat : PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
Cabang Surabaya

Alamat : Jl. Raya Darmo No. 163, Surabaya 60241

Kegiatan : Terlampir

3.2. Metodologi Penelitian

Pada Kerja Praktik ini, penulis melakukan tugas penelitian yaitu memprediksi kecenderungan penyebab klaim pada produk asuransi Siswakoe – PT Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 di sepanjang tahun 2023 menggunakan metode Decision Tree dengan algoritma CART.

3.2.1 Machine Learning

Machine learning dapat didefinisikan sebagai aplikasi komputer dan algoritma matematika yang diadopsi dengan cara pembelajaran yang berasal dari data dan menghasilkan prediksi di masa yang akan datang (Goldberg & Holland, 1988). Adapun proses pembelajaran yang dimaksud adalah suatu usaha dalam

memperoleh kecerdasan yang melalui dua tahap antara lain latihan (training) dan pengujian (testing) (Huang, Zhu, & Siew, 2006). Bidang machine learning berkaitan dengan pertanyaan tentang bagaimana membangun program komputer agar meningkat secara otomatis dengan berdasar dari pengalaman (Mitchell, 1997)

Penelitian terkini mengungkapkan bahwa machine learning terbagi menjadi tiga kategori: Supervised Learning, Unsupervised Learning, Reinforcement Learning (Somvanshi & Chavan, 2016) Teknik yang digunakan oleh Supervised Learning adalah metode klasifikasi di mana kumpulan data sepenuhnya diberikan label untuk mengklasifikasikan kelas yang tidak dikenal. Sedangkan teknik Unsupervised Learning sering disebut cluster dikarenakan tidak ada kebutuhan untuk pemberian label dalam kumpulan data dan hasilnya tidak mengidentifikasi contoh di kelas yang telah ditentukan (Thupae, Isong, Gasela, & AbuMahfouz, 2018). Sedangkan Reinforcement Learning biasanya berada antara Supervised Learning dan Unsupervised Learning (Board, 2017), teknik ini bekerja dalam lingkungan yang dinamis di mana konsepnya harus menyelesaikan tujuan tanpa adanya pemberitahuan dari komputer secara eksplisit jika tujuan tersebut telah tercapai (Das & Nene, 2017).

Metode supervised learning didasarkan pada kumpulan sampel data yang memiliki label. Kumpulan sampel digunakan untuk meringkas karakteristik distribusi ukuran perilaku dalam setiap jenis aplikasi sehingga membentuk model perilaku dari data (Amei, Huailin, Qingfeng, & Ling, 2011). Supervised learning dikelompokkan lebih lanjut dalam masalah klasifikasi dan regresi. Masalah klasifikasi adalah ketika variabel output berbentuk kategori, seperti merah atau biru atau penyakit dan tidak ada penyakit. Sedangkan masalah regresi adalah ketika variabel output adalah nilai riil, seperti dollar atau berat (Brownlee, 2016).

3.2.2 Preprocessing Data dan Exploratory Data Analysis

Preprocessing data merupakan langkah penting dalam proses penemuan pengetahuan, karena keputusan-keputusan yang berkualitas harus didasarkan pada data yang berkualitas (Kumar & Chadha, 2012). Preprocessing data sering kali digunakan untuk mengurangi kesalahan data dan sistematis bias dalam data mentah sebelum analisis apapun terjadi (Tong et al., 2011). Pada penelitian tentang Data Preprocessing for Supervised Learning (Kotsiantis et al., 2006) banyak faktor yang mempengaruhi keberhasilan Machine Learning (ML), yang pertama dan utama adalah representasi dan kualitas data, jika banyak data yang tidak relevan, terdapat noise, redundansi data dan data yang tidak handal maka penemuan pengetahuan selama fase pelatihan lebih sulit. Dengan demikian, preprocessing data merupakan langkah yang penting dalam proses Machine Learning.

Exploratory Data Analysis adalah suatu metode eksplorasi terhadap suatu data. Exploratory Data Analysis dapat menggunakan teknik aritmatika ataupun teknik visual grafik. Dari teknis tersebut dapat membuat hasil rangkuman atau pengolahan dari data mentah yang ada. Exploratory Data Analysis ini dapat digunakan untuk mencari suatu pola atau tren yang ada dari hasil visualisasi data (Kesuma & R. Iskandar, 2022). Visualisasi data yang digunakan dapat berupa diagram, bar, plot, dan lain-lainnya. Dengan adanya exploratory data analysis, data yang banyak dan mentah tersebut memungkinkan mendapatkan informasi. Dapat lebih mudah melihat informasi dari hasil exploratory data analysis (Kesuma & R. Iskandar, 2022). Exploratory Data Analysis banyak dipergunakan untuk melakukan analisis terkait berbagai aspek. Diagram kotak yang terdapat pada Exploratory Data Analysis memberikan informasi terkait jangkauan dan ruang lingkup, exploratory data analysis tidak menggunakan dimensi spasial dan juga lokasi objek pengamatan (P. Abelairas-Etxebarria & I. Astorkiza, 2020).

3.2.3 Algoritma CART

CART (Classification And Regression Trees) merupakan algoritma yang dikembangkan oleh Leo Breiman, Jerome H. Friedman, Richard S. Olshen dan Charles J pada tahun 1984. CART merupakan salah satu metode atau algoritma teknik eksplorasi data decision tree. (Timofeev, 2004). Metode klasifikasi CART merupakan metode klasifikasi data mining yang nonparametrik yang bermanfaat untuk memperoleh sekelompok data yang akurat sebagai penciri dari suatu pengklasifikasian.

Metode CART ini terdiri dari dua metode yaitu metode pohon klasifikasi dan pohon regresi. CART akan menghasilkan pohon klasifikasi (classification trees) jika variabel dependen yang dimiliki bertipe kategorik. Sedangkan CART akan menghasilkan pohon regresi (regression trees) jika variabel dependen yang dimiliki bertipe kontinu atau numerik. (Prabawati et al., 2019)

Pohon keputusan akan dibangun dengan cara melakukan pembelahan (split) secara bertahap. Yang dimaksud dengan proses splitting adalah mencari suatu kondisi di simpul tertentu berdasarkan salah satu atribut pada data yang telah diberikan. Splitting dilakukan dengan cara meminimalisasi impurity dalam suatu simpul. Salah satu metrik pengukuran impurity adalah Gini impurity, yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Gini Index} &= \text{Gini}(\text{Attribute} = \text{value}) \\ &= 1 - \sum_{i=1}^n P^2(i|t) \end{aligned} \quad (3.1)$$

Dengan $P^2(i|t)$ adalah fraksi dari kelas i terhadap seluruh sampel di simpul tersebut.

$$P^2(i|t) = \frac{n_i(t)}{n(t)} \quad (3.2)$$

Keterangan :

$P^2(i|t)$ = Probabilitas bersyarat kelas i yang berada pada node t

$n_i(t)$ = Banyak pengamatan kelas i pada node t
 $n(t)$ = Banyak pengamatan pada node t

Kemudian dilakukan perhitungan weighted sum untuk Gini Index di setiap atribut feature

$$Gini\ Index\ Attribute = \sum_{v=1}^n p_v * Gini\ (Attribute = value) \quad (3.3)$$

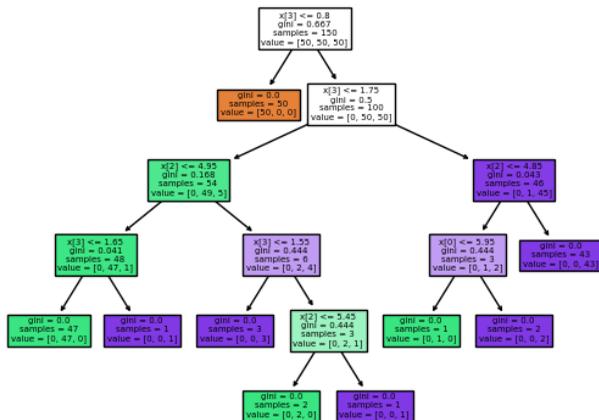
Keterangan :

v = Nilai dari atribut feature

p_v = Proporsi kelas dari atribut feature

Kemudian atribut yang dipilih adalah atribut dengan *Gini Index Attribute* terendah dan selanjutnya proses splitting akan terus sampai tidak didapatkan nilai minimum *Gini Index Attribute* yang lebih kecil dibandingkan simpul orangtuanya atau didefinisikan batasan kedalaman decision tree.

Decision tree trained on all the iris features



Gambar 3. 1 Contoh Ilustrasi Decision Tree Algoritma CART

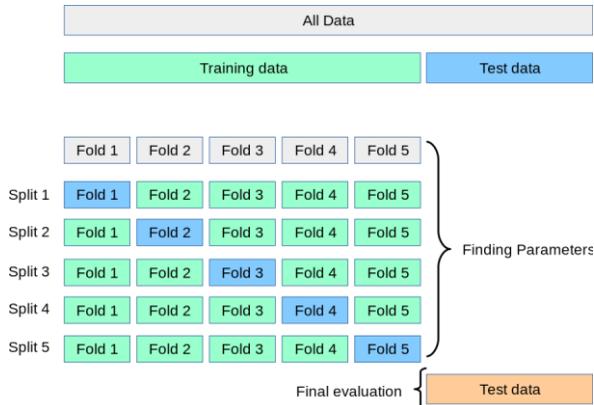
3.2.4 Hyperparameter

Pada umumnya algoritma machine learning memiliki parameter untuk diatur, dan pengaturan parameter yang berbeda sering menghasilkan model dengan kinerja yang sangat berbeda. Oleh karena itu, evaluasi dan pemilihan model tidak hanya tentang pemilihan algoritma pembelajaran tetapi juga tentang konfigurasi parameter. Proses menemukan hyper-parameter yang tepat disebut sebagai hyper-parameter tuning.

Hyper-parameter adalah parameter yang sudah ditetapkan sebelum proses pembelajaran sebuah model dan bukan parameter yang didapat melalui proses pelatihan. Secara umum, dalam machine learning, dibutuhkan optimasi pada hyper-parameter dan memilih satu set hyper-parameter yang paling optimal untuk meningkatkan kinerja dan efek dari machine learning (Dong & Wang, 2020)

3.2.5 Cross Validation

Cross validation adalah teknik berbasis pembagian data untuk membuat penilaian prediktif dari model statistik. Meskipun tujuan spesifik dari analisis statistik – seperti pengujian hipotesis atau prediksi – dapat membatasi kumpulan model yang sedang dipertimbangkan, penilaian prediktif adalah dasar yang objektif dan dapat diterapkan secara luas untuk perbandingan dan pemilihan model di berbagai tujuan pemodelan (Shmueli & Koppius, 2011). Sebagai teknik untuk penilaian prediktif, cross validation sangat fleksibel karena banyaknya ukuran prediktif (skor) yang dapat digunakan (Gneiting & Raftery, 2007), ketersediaan strategi pembagian data yang dapat digunakan untuk memperhitungkan struktur data dan/atau mengelola biaya komputasi dan bias estimasi (Arlot, 2008), dan penerapannya yang luas pada kedua framework optimisasi dan Bayesian.



Gambar 3. 2 Contoh Skema Cross-Validation Dengan K=5

3.2.6 Nested Cross Validation (nCV)

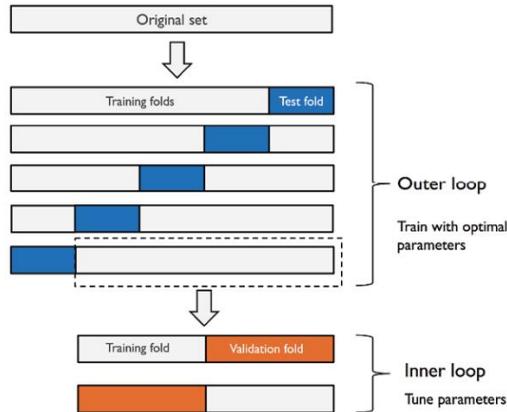
Nested cross-validation (nCV) adalah teknik untuk mengevaluasi dan menyetel model machine learning yang membantu mencegah overfitting dan memberikan estimasi yang lebih realistis tentang performa model pada data yang tidak terlihat. Ini terdiri dari dua tingkat cross-validation:

- Loop Luar: Loop ini membagi dataset menjadi set training dan testing. Ini membantu memperkirakan kinerja model pada pembagian data independen.
- Loop Dalam: Di dalam setiap lipatan luar (outer fold), loop cross-validation lain digunakan untuk memilih hyperparameter terbaik untuk model.

Nested cross-validation sangat berguna terutama ketika Anda memiliki dataset terbatas atau perlu mengoptimalkan hyperparameter untuk memastikan generalisasi model. Dengan menggunakan prosedur validasi silang luar, seseorang akan mendapatkan estimasi kinerja generalisasi prosedur pembelajaran lengkap yang lebih dapat dipercaya, termasuk efek penyesuaian hyperparameter.

Saat mengoptimalkan bagian dari pipeline pembelajaran mesin (misalnya hyperparameter, transformasi, dll.), kita perlu menggunakan validasi silang bertingkat untuk mengevaluasi

performa generalisasi model prediktif. Jika tidak, hasil yang diperoleh tanpa validasi silang sering kali terlalu optimis.



Gambar 3. 3 Ilustrasi Nested Cross Validation

3.2.7 GridSearch Cross Validation

GridSearchCV adalah metode hyperparameter tuning yang memungkinkan untuk melakukan pemindaian pada sejumlah hyperparameter yang dipilih. Dalam GridSearchCV, sejumlah kombinasi hyperparameter akan diterapkan pada model, dan performa dari setiap kombinasi akan dievaluasi menggunakan cross-validation. Kombinasi hyperparameter dengan performa terbaik akan dipilih sebagai hyperparameter terbaik untuk model.

Pada kasus regresi, setelah semua kemungkinan nilai pasangan hyper-parameter diuji, pasangan dengan MSE minimum adalah hyper-parameter terbaik. Namun, prosesnya sangat membutuhkan banyak waktu dan tidak disarankan jika menggunakan metode ini untuk mencari hyper-parameter pada ruang hyper-parameter yang luas (Huang & Liu, 2012)

3.2.8 Confusion Matrix dan Evaluation Metrics

Confusion Matrix merupakan sebuah hasil evaluasi dari sebuah klasifikasi data mining yang diwujudkan dalam sebuah tabel (Gorunescu, 2011). Confusion matrix adalah metode yang banyak dipakai untuk menghitung nilai akurasi. Pengukuran

kinerja menggunakan confusion matrix memiliki empat istilah sebagai gambaran dari hasil klasifikasi. Adapun keempat istilah tersebut yaitu :

1. False Positive (FP), yaitu data negatif tapi terprediksi sebagai data positif.
2. False Negative (FN), yaitu data positif yang terprediksi sebagai data negatif.
3. True Positive (TP), yaitu data positif yang terprediksi benar.
4. True Negative (TN), yaitu data negatif yang terprediksi dengan benar.

Bentuk Confusion Matrix secara umum dapat dicermati pada tabel dibawah ini:

Tabel 3. 1 Tabel Confusion Matrix

		Predicted		
		Yes	No	Total
Actual	Yes	True Positive	False Negative	P
	No	False Positive	True Negative	N
	Total	P'	N'	P + N

Untuk menghitung akurasi digunakan rumus sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\% \quad (3.4)$$

Algoritma klasifikasi pastinya berusaha untuk menghasilkan model yang menghasilkan akurasi yang baik. Kinerja model dari algoritma klasifikasi ditentukan pada saat model dihadapkan pada data testing, karena rata-rata model yang dipakai dapat memprediksi dengan benar pada semua data yang menjadi data trainingnya (Istiawan & Khikmah, 2019). Sensitivitas atau Recall adalah rasio prediksi benar positif

dipadukan dengan keseluruhan data yang benar positif atau menghitung proporsi positif asli yang diramal secara benar sebagai positif. Dalam sensitivitas berkaitan dengan kecakapan eksperimen untuk mengenali hasil yang positif dari sejumlah data yang seharusnya positif. Untuk mengukur sensitivitas atau recall menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.5)$$

Sedangkan precision adalah rasio ramalan benar positif dipadukan dengan semua hasil yang diprediksi positif. Precision menggambarkan matrik untuk menghitung kemampuan sistem dalam menghasilkan data yang penting. Precision pada data mining yaitu hasil jumlah data yang true positive dibagi dengan jumlah data yang dikenali sebagai positif. Untuk mengukur precision menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.6)$$

F1-score merupakan metrik klasifikasi yang berguna dalam kasus data yang tidak seimbang (imbalanced). Data disebut tidak seimbang ketika banyak suatu kelas dalam dataset jauh melampaui kelas lainnya. Metrik F1-score akan mempertimbangkan hal tersebut, sehingga akurasi dari model dapat diketahui secara lebih akurat. (Hanif, 2022).

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.6)$$

3.3 Sumber Data dan Variable Penelitian

Penelitian ini menggunakan data klaim yang bersumber dari PT. Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 Cabang Surabaya. Data tersebut berisi informasi mengenai informasi-informasi terkait pemegang polis yang melakukan klaim. Data yang digunakan adalah data klaim pada asuransi siswakoe yang diambil pada sepanjang tahun 2023 sebanyak 179 data. Data berikut adalah data yang belum dilakukan preprocessing.

Tabel 3. 2 Tabel Keterangan Data Mentah

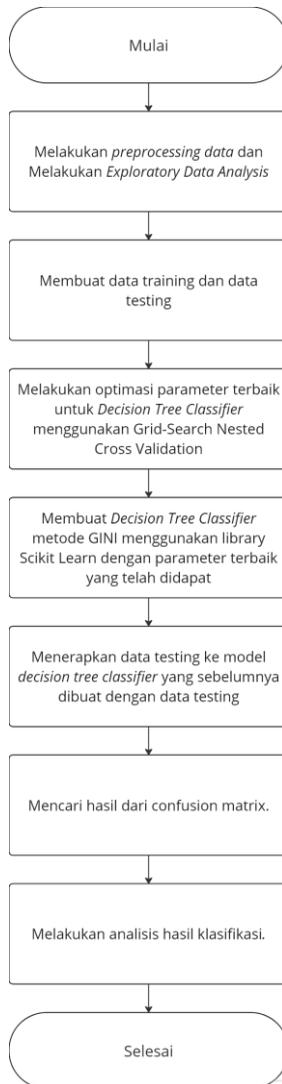
Variable	Keterangan
Nama Sekolah	Kolom yang berisi nama-nama sekolah
Jenis Asuransi	Kolom kategorik yang berisi jenis asuransi siswako (SiswaKoe – P15, SiswaKoe – P20, SiswaKoe – P25, SiswaKoe – P30, SiswaKoe – P40)
Penyebab Klaim	Kolom kategorik yang berisi penyebab pemegang polis melakukan klaim (Accident, Disease)

3.4 Langkah Analisis

Klasifikasi Decision Tree dengan Algoritma CART menggunakan bantuan bahasa Python dengan library Scikit Learn melalui IDE Jupyter Notebook . Adapun langkah analisis dan penerapan Algoritma CART sebagai berikut.

1. Melakukan *preprocessing data* dan Melakukan *Exploratory Data Analysis*.
2. Membuat data training dan data testing.
3. Melakukan optimasi parameter terbaik untuk *Decision Tree Classifier* menggunakan Grid-Search Nested Cross Validation
4. Membuat *Decision Tree Classifier* metode GINI menggunakan library Scikit Learn dengan parameter terbaik yang telah didapat
5. Menerapkan data testing ke model *decision tree classifier* yang sebelumnya dibuat dengan data testing
6. Mencari hasil dari confusion matrix.
7. Melakukan analisis hasil klasifikasi.

Berikut ini adalah diagram alir dari proses analisis data dengan Algoritma CART.



Gambar 3. 4 Diagram Alir Proses Analisis Data Dengan Algoritma CART

BAB IV HASIL KERJA PRAKTIK

4.1 Preprocessing Data

Data klaim yang bersumber dari PT. Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967 Cabang Surabaya masih belum dapat dilakukan klasifikasi karena data yang bersifat mentah dan banyak sekali atribut dalam variable yang tersedia, untuk itu perlu dilakukan Preprocessing Data sehingga variable atau feature dapat diekstrak menjadi sebagai berikut.

Tabel 4. 1 Tabel Variabel Setelah Dilakukan Preprocessing Data

Variable	Satuan	Skala
Jenjang	1. SMK 2. SMA/MAN 3. SMP/YAYASAN 4. TK/SD	Nominal
Kota	1. SIDOARJO 2. SURABAYA 3. BOJONEGORO 4. PASURUAN 5. GRESIK 6. MOJOKERTO 7. LAINNYA (TUBAN, LAMONGAN, PROBOLINGGO)	Nominal
Jenis Asuransi	1. SiswaKoe - P15 2. SiswaKoe - P20 3. SiswaKoe - P25 4. SiswaKoe - P30 & P40	Nominal
Penyebab Klaim	1. Accident 2. Disease	Nominal

Variabel jenjang diambil dari variabel nama sekolah dengan mengklasifikasikan jenjang sekolah menjadi SMK, SMA/MAN, SMP/YAYASAN, dan TK/SD. Atribut variabel SMK di pisahkan dengan jenjang setingkat yaitu SMA/MAN karena jenjang SMK memiliki proporsi yang paling tinggi dari semua jenjang dikarenakan resiko kecelakaan khususnya kecelakaan kerja pada jenjang SMK lebih tinggi daripada jenjang lainnya.

Variabel kota diambil dari variabel alamat dengan mengklasifikasikan seperti pada Tabel 4.1 di atas. Terdapat variabel LAINNYA yaitu variable gabungan antara TUBAN, LAMONGAN, PROBOLINGGO. Hal ini dikarenakan ketiga atribut variabel tersebut memiliki proporsi yang sangat sedikit.

Variabel jenis asuransi dilakukan penggabungan antara atribut SiswaKoe - P30 dan atribut SiswaKoe - P40, hal ini dikarenakan untuk setiap kedua atribut tersebut, memiliki proporsi yang rendah jika dibandingkan dengan atribut lainnya.

4.2 Exploratory Data Analysis

Sebelum dilakukan klasifikasi, dapat dilakukan eksplorasi data untuk dipelajari karakteristik data tersebut. Berikut adalah tabel-tabel yang menjelaskan mengenai atribut kategori beserta frekuensinya pada setiap variabel kategorik.

Tabel 4. 2 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Jenjang

Jenjang	
Atribut	Frekuensi
SMK	98
SMA / MAN	41
SMP / YAYASAN	10
SD / TK	30

Dari Tabel 4.2 didapatkan informasi jika jenjang yang paling banyak melakukan klaim adalah jenjang SMK kemudian diikuti oleh SMA/MAN dan jenjang yang paling sedikit melakukan klaim adalah SMP / YAYASAN

Tabel 4. 3 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Jenis Asuransi

Jenis Asuransi	
Atribut	Frekuensi
SiswaKoe - P15	88
SiswaKoe - P25	37
SiswaKoe - P20	30
SiswaKoe - P30 & P40	24

Dari Tabel 4.3 didapatkan informasi jika jenis asuransi yang paling banyak melakukan klaim adalah asuransi jenis SiswaKoe – P15 kemudian diikuti oleh SiswaKoe – P25 dan jenis asuransi yang paling sedikit melakukan klaim adalah SiswaKoe – P30 dan P40

Tabel 4. 4 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Kota

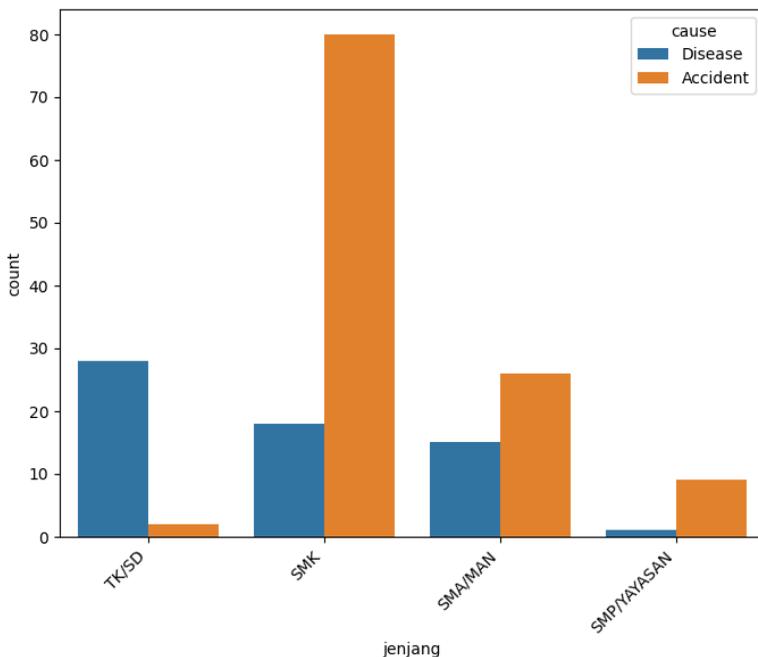
Kota	
Atribut	Frekuensi
SIDOARJO	79
SURABAYA	25
BOJONEGORO	16
PASURUAN	16
GRESIK	15
MOJOKERTO	14
LAINNYA	14

Dari Tabel 4.4 didapatkan informasi jika kota yang paling banyak melakukan klaim adalah kota SIDOARJO kemudian diikuti oleh kota SURABAYA dan kota yang paling sedikit melakukan klaim adalah LAINNYA yang terdiri atas gabungan (TUBAN, LAMONGAN, dan PROBOLINGGO)

Tabel 4. 5 Tabel Frekuensi Kategori Variabel Penyebab

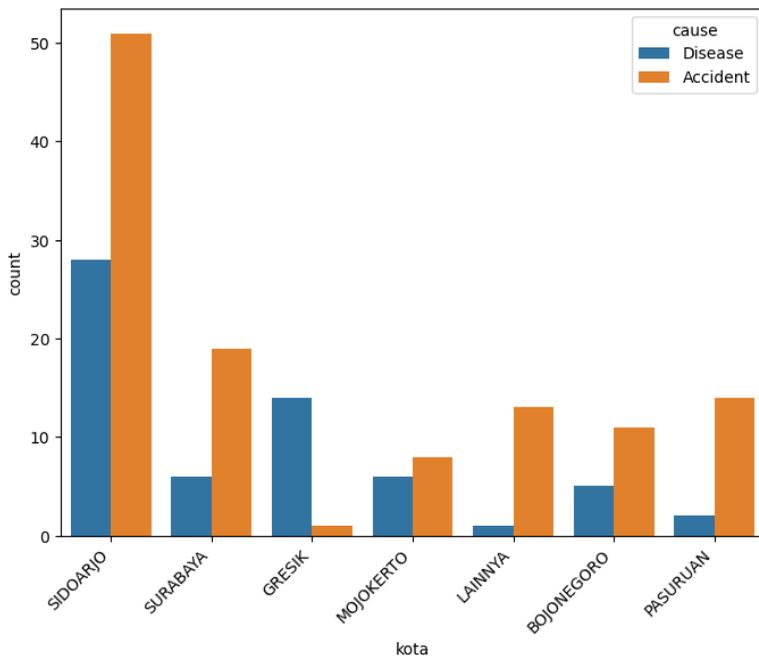
Penyebab Klaim	
Atribut	Frekuensi
Accident	117
Disease	62

Dari Tabel 4.4 didapatkan informasi jika penyebab klaim yang paling banyak melakukan klaim adalah penyebab dikarenakan Accident dan bahkan penyebab tersebut hampir dua kali dari penyebab dikarenakan Disease.



Gambar 4. 1 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

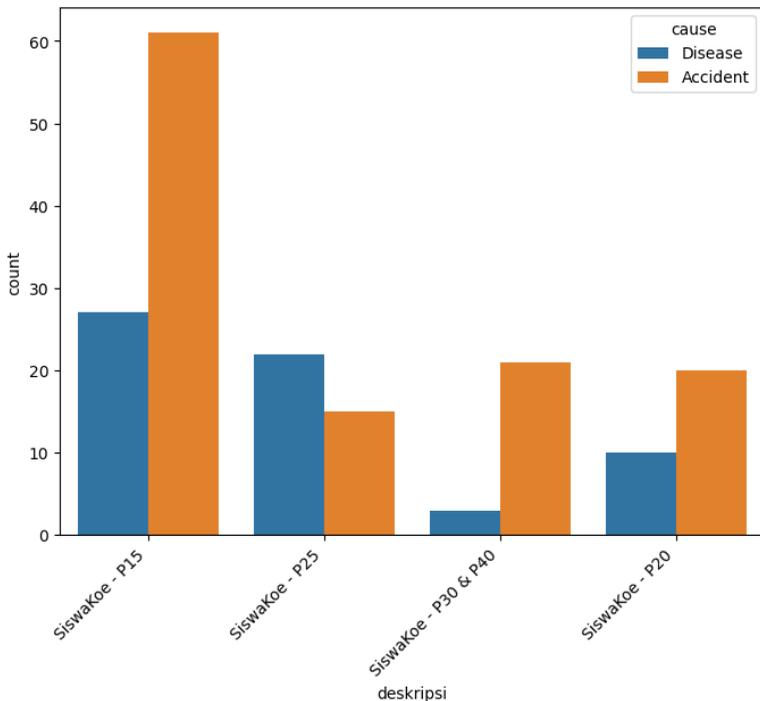
Dari Gambar 4.1 diatas dapat diambil informasi yaitu jenjang SMK mempunyai jumlah pemegang polis yang melakukan klaim terbanyak serta penyebab klaim dengan accident terbanyak juga ada pada jenjang SMK. Untuk semua jenjang, mayoritas penyebab klaim ada pada accident kecuali jenjang TK/SD.



Gambar 4. 2 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

Dari Gambar 4.2 diatas dapat diambil informasi yaitu pemegang polis yang melakukan klaim terbanyak ada pada kota Sidoarjo. Namun hal ini menjadi bias karena tidak cukup data untuk menjelaskan hal tersebut, mayoritas klaim terbanyak ada di Kota Sidoarjo apakah memang karena ada suatu pola atau karakteristik pada kota tersebut atau memang di kota Sidoarjo,

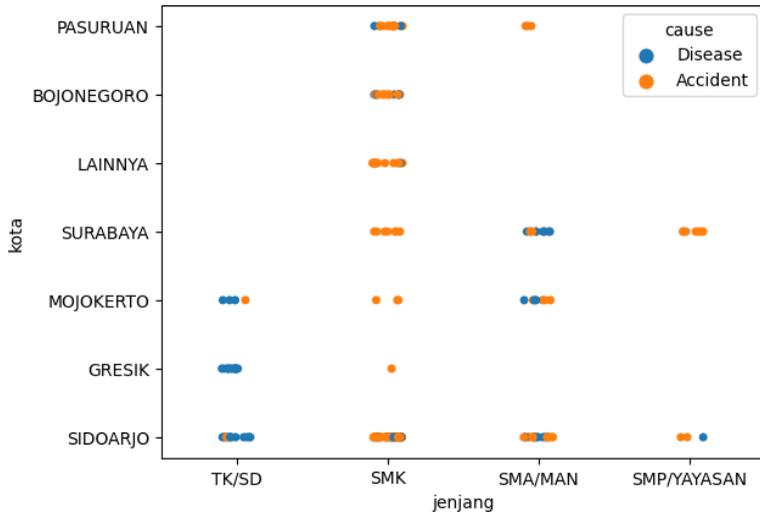
pemegang polis untuk Asuransi Siswa-Koe lebih banyak daripada kota lain. Di semua kota penyebab klaim yang disebabkan oleh accident lebih banyak daripada penyebab klaim yang disebabkan oleh disease. Namun hal ini tidak berlaku pada kota Gresik yang dimana proporsi penyebab klaim oleh disease lebih banyak daripada accident.



Gambar 4.3 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenis Asuransi dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

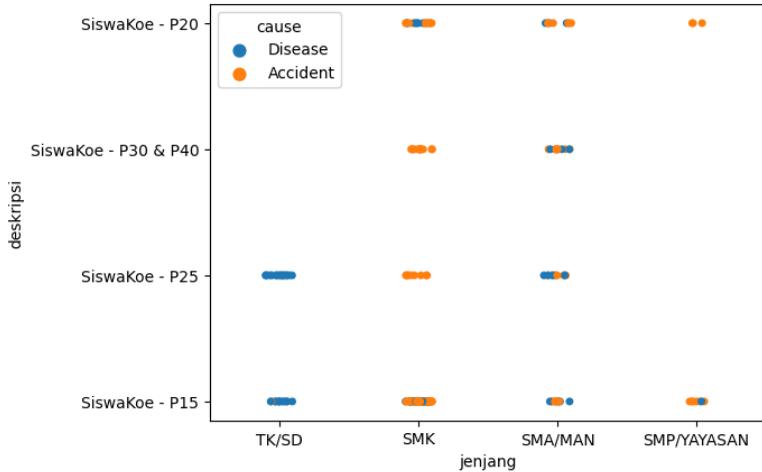
Dari Gambar 4.3 diatas dapat diambil informasi yaitu pemegang polis yang melakukan klaim terbanyak ada pada jenis produk asuransi SiswaKoe – P15. Untuk semua jenis produk

asuransi kecuali SiswaKoe – P25, penyebab klaim oleh accident lebih banyak dari penyebab klaim oleh disease.



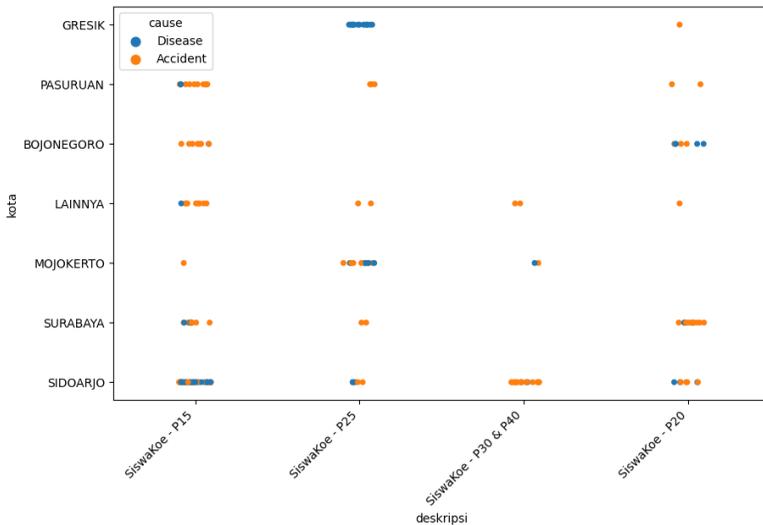
Gambar 4. 4 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

Dari Gambar 4.4 diatas dapat diambil informasi yaitu pemegang polis yang melakukan klaim dari jenjang TK/SD hanya berasal dari kota Mojokerto, Gresik, dan Sidoarjo. Begitu pula SMA/MAN dan SMP/YAYASAN yang dimana hanya berasal dari beberapa kota.



Gambar 4.5 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Jenis Asuransi dan Jenjang dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

Dari Gambar 4.5 diatas dapat diambil informasi yaitu produk asuransi yang dilakukan klaim untuk semua jenjang adalah SiswaKoe – P15. Produk SiswaKoe – P30 & P40 hanya di lakukan klaim pada jenjang SMK dan jenjang SMA/MAN.



Gambar 4.6 Jumlah Pemegang Polis Yang Melakukan Klaim Berdasarkan Kota dan Jenis Asuransi dan Dibedakan Berdasarkan Penyebab Klaim

Kota Sidoarjo dan Kota Lainnya (Gabungan Tuban, Lamongan, dan Probolinggo) adalah kota yang menggunakan semua jenis produk Asuransi. Informasi mengenai proporsi pemegang polis yang melakukan klaim berdasarkan hubungan Kota dan Jenis Asuransi yang direpresentasikan menggunakan dot pada grafik, dapat dilihat pada Gambar 4.6 diatas.

4.3 Penentuan Parameter Terbaik dengan Grid Search Nested Cross-Validation

Klasifikasi dilakukan dengan melakukan partisi data menggunakan proporsi data training dan testing 80:20. Selanjutnya dilakukan Grid Search Nested Cross-Validation untuk mendapatkan parameter terbaik untuk model yang nantinya akan dibandingkan Confusion Matrix antara model yang menggunakan parameter dari Grid Search Nested Cross-Validation dengan model yang menggunakan default parameter.

Lalu dijalankan algoritma tersebut dan dihasilkan tabel perbandingan perbandingan parameter sebagai berikut.

Tabel 4. 6 Tabel Perbandingan Parameter Model

Perbandingan Parameter Model		
Atribut	Grind Search Nested Cross-Validation	Tanpa Cross-Validation
class_weight	None	Default: None
max_depth	8	Default: None
min_impurity_decrease	0.0	Default: 0.0
min_samples_leaf	1	Default: 1
min_samples_split	2	Default: 2

Dari tabel diatas, didapatkan informasi jika tidak adanya perbedaan parameter antara model dengan Grind Search Nested Cross-Validation dan model tanpa Grind Search Nested Cross-Validation. Parameter max_depth 8 adalah kedalaman maksimal dari decision tree dan berarti sama dengan max_depth default. Penulis juga melakukan percobaan ulang dengan splitting data yang berbeda menggunakan random_state yang berbeda namun hasil parameter dari Grind Search Nested Cross-Validation mendapatkan angka yang sama dengan default kecuali untuk max_depth karena beberapa splitting data yang berbeda menunjukkan jika semakin dalam model decision tree tidak menutup kemungkinan akurasi menjadi lebih buruk. Maka dapat diambil kesimpulan jika penggunaan Grind Search Nested Cross-Validation kedalam model Decision Tree pada dataset tersebut tidak berpengaruh signifikan dan parameter default Decision Tree adalah parameter optimal.

4.4 Confusion Matrix dan Evaluation Metrics Model

Karena parameter yang digunakan dari kedua model diatas adalah sama maka didapatkan satu Confusion Matrix sebagai berikut.

Tabel 4. 7 Tabel Confusion Matrix

	Predicted			
		Accident	Disease	Total
Actual	Accident	25	1	26
	Disease	5	5	10
	Total	26	10	36

Karena parameter yang digunakan dari kedua model diatas adalah sama, oleh karena itu hanya akan didapatkan satu evaluation metrics sebagai berikut.

Tabel 4. 8 Tabel Evaluation Metrics

Evaluation Metrics	
Atribut	Nilai
Accuracy	83%
Accident Precision	83%
Accident Recall	96%
Accident F1 Score	89%
Disease Precision	83%
Disease Recall	50%
Disease F1 Score	62%
Avg Precision	83%
Avg Recall	83%
Avg F1 Score	82%

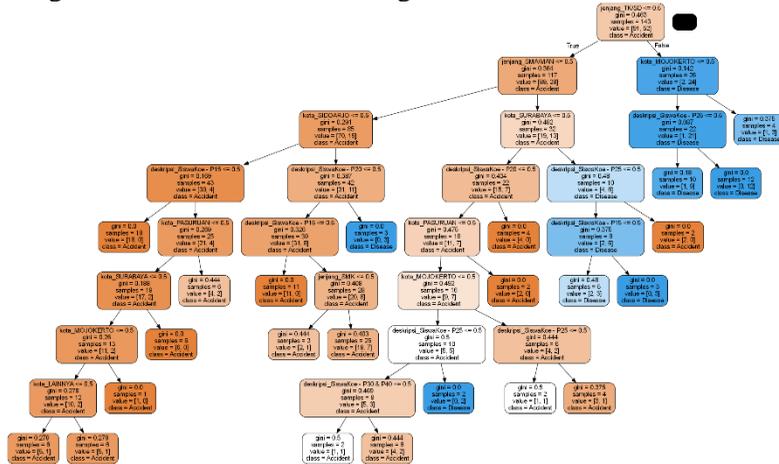
Interpretasi dari tabel evaluation metrics adalah sebagai berikut.

- a. Accuracy (Akurasi): Sebesar 83%. Ini menunjukkan bahwa model klasifikasi secara keseluruhan memiliki tingkat keakuratan sebesar 83% dalam memprediksi kelas dari data uji.
- b. Precision untuk Kelas Accident: Sebesar 83%. Dari semua instance yang diprediksi sebagai kelas Accident, 83% di antaranya benar-benar merupakan instance kelas Accident.
- c. Recall untuk Kelas Accident: Sebesar 96%. Dari semua instance kelas Accident pada data uji, model berhasil

- mengidentifikasi 96% di antaranya dengan benar.
- d. F1 Score untuk Kelas Accident: Sebesar 89%. Merupakan nilai rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kelas Accident. F1 Score yang tinggi menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.
 - e. Precision untuk Kelas Disease: Sebesar 83%. Dari semua instance yang diprediksi sebagai kelas Disease, 83% di antaranya benar-benar merupakan instance kelas Disease.
 - f. Recall untuk Kelas Disease: Sebesar 50%. Dari semua instance kelas Disease pada data uji, model hanya berhasil mengidentifikasi 50% di antaranya dengan benar.
 - g. F1 Score untuk Kelas Disease: Sebesar 62%. Merupakan nilai rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kelas Disease.
 - h. Weighted Average Precision (Rata-rata Precision): Sebesar 83%. Merupakan rata-rata dari precision untuk semua kelas.
 - i. Weighted Average Recall (Rata-rata Recall): Sebesar 83%. Merupakan rata-rata dari recall untuk semua kelas.
 - j. Weighted Average F1 Score (Rata-rata F1 Score): Sebesar 82%. Merupakan rata-rata dari F1 score untuk semua kelas.

4.5 Hasil Algoritma CART dan Visualisasi Model

Visualisasi Decision Tree CART dengan kedalaman 8 dengan metode GINI adalah sebagai berikut.



Gambar 4.7 Visualisasi Decision Tree Algoritma CART Dalam Memprediksi Kecenderungan Klaim Asuransi SiswaKoe

Interpretasi yang sudah dipangkas dari hasil Visualisasi Decision Tree tersebut adalah sebagai berikut.

- Jika jenjang pendidikan bukan TK/SD, dan jika jenjang pendidikan bukan SMA/MAN, dan jika kota bukan Sidoarjo, dan deskripsi jenis asuransi bukan SiswaKoe - P15, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Accident.
- Jika jenjang pendidikan bukan TK/SD, dan jika jenjang pendidikan bukan SMA/MAN, dan jika kota Sidoarjo, dan deskripsi jenis asuransi bukan SiswaKoe - P20, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Accident.
- Jika jenjang pendidikan bukan TK/SD, dan jika jenjang pendidikan bukan SMA/MAN, dan jika kota Sidoarjo, dan deskripsi jenis asuransi SiswaKoe - P20, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Disease.
- Jika jenjang pendidikan bukan TK/SD, dan jika jenjang

pendidikan SMA/MAN, dan jika kota bukan Surabaya, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Accident, kecuali jika kota bukan Surabaya, dan jika deskripsi jenis asuransi bukan SiswaKoe - P20, dan jika kota bukan Pasuruan, dan jika kota Sidoarjo, dan deskripsi jenis asuransi SiswaKoe - P25, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Disease.

- e. Jika jenjang pendidikan bukan TK/SD, dan jika jenjang pendidikan SMA/MAN, dan jika kota Surabaya maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Disease, kecuali jika kota Surabaya, dan jika deskripsi jenis asuransi SiswaKoe - P25 maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Accident.
- f. Jika jenjang pendidikan TK/SD, dan jika kota Mojokerto, maka klasifikasi kecenderungan klaim adalah Disease.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kerja praktik ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap kecenderungan klaim asuransi siswa menggunakan algoritma CART (Classification and Regression Trees). Berikut adalah beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari hasil analisis ini.

Untuk mengoptimalkan parameter model CART, dilakukan Grid Search Nested Cross-Validation. Proses ini melibatkan pembagian data menjadi subset training dan testing, dan kemudian mencari parameter terbaik dengan menggunakan teknik cross-validation. Meskipun tidak terjadi perbedaan yang signifikan antara parameter yang dihasilkan dari optimasi dan parameter default. Namun, penting untuk melakukan eksplorasi ini untuk memastikan kinerja model yang optimal.

Hasil evaluasi ini memberikan pemahaman yang lebih baik tentang kinerja model dalam memprediksi klaim asuransi siswa yaitu dengan akurasi 83%, rata-rata precision 83%, rata-rata recall 83%, dan rata-rata F1 Score 82%. Meskipun akurasi secara keseluruhan cukup tinggi, terdapat perbedaan yang signifikan dalam kinerja model untuk kelas klaim yang berbeda.

Hasil dari Decision Tree dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan yang terinformasi dalam berbagai aspek bisnis, seperti pengembangan produk asuransi baru, strategi pemasaran yang lebih efektif, atau pengoptimalan proses klaim. Perusahaan juga dapat meningkatkan efisiensi operasional dalam manajemen klaim dengan mengoptimalkan proses berdasarkan pola yang diidentifikasi, mengurangi waktu dan sumber daya yang dibutuhkan. Perusahaan dapat mengembangkan strategi yang lebih tersegmentasi untuk setiap segmen pelanggan, termasuk penawaran produk yang disesuaikan, kampanye pemasaran yang lebih spesifik, atau peningkatan layanan pelanggan yang lebih personal. Penggunaan hasil analisis

Decision Tree juga dapat meningkatkan komunikasi dan kerjasama dengan pemegang polis melalui penyediaan informasi tambahan tentang kebijakan asuransi, sumber daya pencegahan klaim, atau layanan bantuan yang lebih baik. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kecenderungan klaim, perusahaan dapat meningkatkan pengawasan dan manajemen risiko mereka dengan mengimplementasikan langkah-langkah pencegahan yang sesuai untuk mengurangi risiko klaim yang tidak diinginkan dan meminimalkan dampaknya terhadap kesehatan keuangan perusahaan.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan penggunaan data yang lebih luas dan variabel prediktor yang lebih banyak serta variable respons yang lebih seimbang agar dapat memberikan representasi yang lebih komprehensif. Hal ini dapat membantu proses klasifikasi yang lebih baik, menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, serta menghasilkan solusi dan rekomendasi yang lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Abelairas-Etxebarria, P., & Astorkiza, I. (2020). From exploratory data analysis to exploratory spatial data analysis. *Math. Stat.*, 8(2), 82–86.
- Amei, W., Huailin, D., Qingfeng, W., & Ling, L. (2011). A survey of application-level protocol identification based on machine learning. 2011 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering, 3, 201–204.
- Arlot, S. (2008). V-Fold Cross-Validation Improved: V-Fold Penalization.
- Board, F. S. (2017). Artificial intelligence and machine learning in financial services. (Accessed 30th January, 2018).
- Brownlee, J. (2016). *Master Machine Learning Algorithms: discover how they work and implement them from scratch*. Jason Brownlee.
- Das, S., & Nene, M. J. (2017). A survey on types of machine learning techniques in intrusion prevention systems. 2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), 2296–2299.
- Dong, H., He, D., & Wang, F. (2020). SMOTE-XGBoost using Tree Parze Estimator optimization for copper flotation method classification. *Powder Technology*, 375, 174–181.
- F Gorunescu. (2011). *Data Mining: Concepts Models, and Techniques*. Springer.
- Goldberg, D. E., & Holland, J. H. (1988). Genetic algorithms and machine learning. *Machine Learning*, 3(2), 95–99.

- Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359–78.
- Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., & Siew, C.-K. (2006). Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1–3), 489–501.
- Huang, Q., Mao, J., & Liu, Y. (2012). An Improved Grid Search Algorithm of SVR Parameters Optimization. *IEEE*.
- Istiawan, D., & Khikmah, L. (2019). Implementation of C4.5 Algorithm for Critical Land Prediction in Agricultural Cultivation Areas in Pemali Jratun Watershed. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 2(2), 67.
- Kumar, V., & Chadha, A. (2012). Mining Association Rules in Student's Assessment Data. *International Journal of Computer Science Issues*, 9, 211-216.
- Kotsiantis, S. B., Kanellopoulos, D., & Pintelas, P. E. (2006). *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE*, I(2), 111-17.
- M. C., L. C., & D., A. K. (2012). Market Basket Analysis for a Supermarket based on Frequent Itemset Mining. *International Journal of Computer Science Issues*, 257-264.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. In McGraw Hill Series in Computer Science. Retrieved from WorldCat
- Prabawati, N. I., Widodo, & Duskarnaen, M. F. (2019). Kinerja Algoritma Classification and Regression Tree (Cart) dalam Mengklasifikasikan Lama Masa Studi Mahasiswa yang Mengikuti Organisasi di Universitas Negeri Jakarta.

- Jurnal Pinter, 3(2), 139–145.
- Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive Analytics in Information Systems Research. *Management Information Systems Quarterly*, 35(3), 553–72.
- Somvanshi, M., & Chavan, P. (2016). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. 2016 International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), 1–7.
- Thupae, R., Isong, B., Gasela, N., & AbuMahfouz, A. M. (2018). Machine Learning Techniques for Traffic Identification and Classification in SDWSN: A Survey. *IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 4645–4650.
- Timofeev, R. (2004). Classification and Regression Trees (CART) Theory and Applications. *Journal of Gastroenterology and Hepatology (Australia)*, 13(1), 81–87.
- Tong, D. L. (2011). A Simpler Method Of Preprocessing MALDI-TOF MS Data For Differential Biomarker Analysis: System Cell and Melanoma Cancer Studies. *Clinical Proteomics*, 8(14), 1-18.
- Zhafran, H. M. (2022). Aplikasi Algoritma CART dalam Klasifikasi Jamur Berdasarkan Kelayakan Makan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1 Surat Persetujuan Kerja Praktik dari Perusahaan



Nomor : 002-E/SDM/BMD-SBY/1/2024

Sifat : Penting

Lampiran : -

Perihal : **Persetujuan Magang**

Surabaya, 12 Januari 2024

Kepada Yth.
**Kepala Departemen Aktuaria
 Fakultas Sains Dan Analitika Data
 Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Dengan hormat,
 Menunjuk surat proposal kerja praktek - SA 234702 dan surat permohonan kerja praktik No. 2598/TT2.IX.1.1.6/B/TU.00.09/1/2024 tanggal 11 Januari 2024 perihal Permohonan Magang, dengan ini kami sampaikan bahwa kami menerima Pelajar/Mahasiswa untuk melaksanakan magang Prakerin yang namanya tersebut di bawah ini :

No.	Nama Siswa	N R P	Jurusan / Fakultas
1.	M. Rafli Dwi Sutrisno	5006211080	Fak Sains dan Analitika Data

Pelaksanaan magang tersebut mulai tanggal 23 Januari - 23 Februari 2024 pada tempat kami yaitu :

Nama Perusahaan : PT. Asuransi Umum Bumida 1967 Cabang Surabaya
 Alamat Perusahaan : Jl. Raya Darmo No. 163 Surabaya
 No. Telp / HP : 031 - 5660770

Dengan mematuhi ketentuan yang berlaku antara lain : berpakaian rapi, bersepatu, jam kerja 08.00 - 17.00 dan mematuhi protokol kesehatan yang telah ditetapkan pemerintah maupun manajemen PT. Asuransi Umum Bumida 1967.

Demikian disampaikan, atas perhatiannya diucapkan terima kasih.

Hormat kami,
PT. Asuransi Umum Bumiputera Muda 1967
 Cabang Surabaya



Refina Khristanty, SE, AAAIK
 Kepala Seksi Teknik, Keuangan & Umum

Lampiran 2 Lembar F-5

 KP-S1-05	PROGRAM STUDI SARJANA, DEPARTEMEN AKTUARIA, FSAD-ITS <i>Undergraduate Program, Department of Actuarial Science, FSAD-ITS</i>		F-5								
	BUKTI BIMBINGAN LAPORAN KERJA PRAKTIK <i>Evidence of Practical Work Supervising at The Company</i>										
2021	Kode/code: SA234702	SKS/Credit: 2 SKS									
Nama/Name : <u>M. Rafiq Dan Swanso</u> NRP/Student Identity Number : <u>5006210180</u> Nama Instansi/Company Name : <u>PT Asuransi Umum Bimbelkramuda 1987</u> Unit Kerja/Work Unit : <u>Divisi Teknik, Divisi Keuangan, dan Divisi Marketing</u> Nama Pembimbing/Supervisor Name : <u>Retno Kusumawati, S.E., M.H.K.</u> Periode KP di Perusahaan/Time Period of PW : <u>23 Januari 2021 ~ 23 Februari 2021</u>											
No	Tanggal Date	Materi yang dibahas Proposal Component Discussion	Tanda tangan Dosen Pembimbing Lecturer Supervisor Sign								
1	17 April 2021	Judul, Bab I ~ Bab III									
2	18 April 2021	Bab IV - Bab V									
3	18 April 2021	Formatting dan finalisasi laporan									
4											
5											
6											
7											
Surabaya, <u>18 April</u> 20 <u>21</u> Dosen Pembimbing KP I PW Lecturer Supervisor I (.....) Dr. Drs. Saehardi Daryani, Msi NIP. <u>196705041987011001</u>		Surabaya, 20..... Dosen Pembimbing KP II PW Lecturer Supervisor II (.....) NIP.									
Form F-5 merupakan form bukti bahwa mahasiswa/i telah melakukan pembimbingan selama pembuatan laporan KP kepada dosen pembimbing KP. Form ini harus dilampirkan pada laporan KP. Proses pembelajaran di Departemen Aktuaria ITS meliputi: perkuliahan, Kerja praktik, dan Tugas Akhir. Berikut adalah beberapa dokumen yang digunakan pada proses Kerja Praktik, yaitu: 1) SOP KP (SOP), 2) Pedoman, 3) Formulir pengajuan Surat Permohonan KP (F-1), 4) Surat permohonan KP di Perusahaan (F-2), 5) Surat balasan dari perusahaan (F-3), 6) Formulir rekaman kegiatan (F-4, F-5, F-6), 7) Formulir penilaian (F-7, F-8, dan F-9). <i>The learning process in the Department of Actuarial Science ITS includes: lectures, Practical Work (PW), and Final Project (FP). There are some documents in the process of PW, i.e.: 1) SOP of PW (SOP), 2) Manual, 3) Form of filling request letter PW (F-1), 4) Letter of PW request to the Company (F-2), 5) Letter reply from the company (F-3), 6) Form of recording activities (F-4, F-5, F-6), 7) Form of assessment (F-7, F-8, and F-9).</i>											
F-A	F-B	F-1	F-2	F-3	F-4	F-5	x	F-6	F-7	F-8	F-9
SOP of PW	Practical Work Report Writing Form	Form of filling request to the company	Letter of PW request to the company	Letter reply from the company	PW proposal supervising form	PW report supervising form		Activity Form in the company	PW Company assessment form	Assessment of report form	Satisfaction Questionnaire

Lampiran 3 Lembar F-6

 KP-S1-06		PROGRAM STUDI SARJANA, DEPARTEMEN AKTUIRIA, FSAD-ITS Undergraduate Program, Department of Actuarial Science, FSAD-ITS			F-6					
		BUKTI KEGIATAN DI PERUSAHAAN Evidence of Activity at The Company								
		2021	Kode/code: SA234702	SKS/Credit: 2 SKS						
Nama/Name : M. Fani Dwi Sutrisno NRP/Student Identity Number : 5006211080 Nama Instansi/Company Name : PT. Asuransi Umum Bumiputera Mulia 1967-Cabang SR Unit Kerja/Work Unit : Divisi Finance, Divisi Teknis, Divisi Marketing Nama Pembimbing/Supervisor Name : Refina Kristianty, S.E., AAKR Periode KP di Perusahaan/Time Period of PW : 23 Januari 2021 ~ 23 Februari 2021										
No	Tanggal Date	Jam Kerja Working time		Kegiatan Activity	Tanda Tangan Pembimbing Lapangan CSS*)					
		Mulai Start	Selesai Finish							
1	23 Januari 2021 - 24 Januari 2021	09:00 WIB	19:00 WIB	- Pengisian data - Menyalin dan mengesahkan polis - Mengurus vertikal pengang polis	f					
2	24 Januari 2021 - 1 Februari 2021	09:00 WIB	19:00 WIB	- Membuat proposal penawaran - Preprocessing data pengang polis - Menyalin dan mengesahkan polis	f					
3	5 Februari 2021 - 7 Februari 2021	09:00 WIB	19:00 WIB	- Menyalin dan mengesahkan polis - data processing calon pengang polis - membuat proposal penawaran	f					
4	7 Februari 2021 - 16 Februari 2021	09:00 WIB	19:00 WIB	- Menyalin dan mengesahkan polis - Menyalin dan mengesahkan polis - data processing calon pengang polis	f					
5	19 Februari 2021 - 23 Februari 2021	09:00 WIB	19:00 WIB	- Polis entry - data processing penawaran calon pengang polis - membuat proposal penawaran	f					
6										
7										
8										
Catatan/Note: Salin berkas ini jika diperlukan/Copy this form if needed. *) Tanda tangan pembimbing lapangan/CSS: Company Supervisor Signature Setiap paraf harap disertai dengan stempel perusahaan/Each initial sign should be stamped with the company stamp. Form F-6 merupakan bukti bahwa mahasiswa telah melaksanakan kerja praktik di perusahaan dan telah melakukan pembimbingan dengan pembimbing perusahaan. Form ini harus dilampirkan pada laporan KP. Proses pembelajaran di Departemen Aktuarial ITS meliputi: perkuliahan, Kerja praktik, dan Tugas Akhir. Berikut adalah beberapa dokumen yang digunakan pada proses Kerja Praktik, yaitu: 1) SOP KP (SOP), 2) Pedoman, 3) Formulir-pengajuan Surat Permohonan KP (F-1), 4) Surat permohonan KP di Perusahaan (F-2), 5) Surat balasan dari perusahaan (F-3), 6) Formulir rekaman kegiatan (F-4, F-5, F-6), 7) Formulir penilaian (F-7, F-8, dan F-9). The learning process in the Department of Actuarial Science ITS includes: lectures, Practical Work (PW), and Final Project (FP). There are some documents in the process of PW, i.e.: 1) SOP of PW (SOP), 2) Manual, 3) Form of filling request letter PW (F-1), 4) Letter of PW request to the Company (F-2), 5) Letter reply from the company (F-3), 6) Form of recording activities (F-4, F-5, F-6), 7) Form of assessment (F-7, F-8, and F-9).					Surabaya, 23 Februari 2021. Mengetahui, Pembimbing Perusahaan Company Leaders   Kepala Cabang NIP.					
F-A	F-B	F-1	F-2	F-3	F-4	F-5	F-6	F-7	F-8	F-9
SOP of PW	Practical Work report writing form	Form of filling request to the company	Letter of PW request to the company	Letter reply from the company	PW proposal supervising form	Activity form in the company	PW supervising form	PW company assessment form	Assessment of report form	Satisfaction Questionnaire

Lampiran 4 Data Klaim Asuransi Siswa-Koe Tahun 2023

jenjang	deskripsi	kota	cause
TK/SD	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	Disease
SMK	SiswaKoe - P15	SURABAYA	Accident
SMK	SiswaKoe - P15	SURABAYA	Accident
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
SMA/MAN	SiswaKoe - P30 & P40	SIDOARJO	Accident
SMK	SiswaKoe - P30 & P40	SIDOARJO	Accident
SMA/MAN	SiswaKoe - P25	MOJOKERTO	Accident
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
SMK	SiswaKoe - P20	SIDOARJO	Disease
SMK	SiswaKoe - P15	MOJOKERTO	Accident
SMK	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	Accident
SMA/MAN	SiswaKoe - P25	MOJOKERTO	Accident
SMK	SiswaKoe - P15	LAINNYA	Accident
SMA/MAN	SiswaKoe - P30 & P40	MOJOKERTO	Accident
TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease
SMK	SiswaKoe - P30 & P40	SIDOARJO	Accident

Lampiran 5 Output Komputer

1. Gathering Dataset

	jenjang	deskripsi	kota	cause
0	TK/SD	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	D02
1	SMK	SiswaKoe - P15	SURABAYA	A01
2	SMK	SiswaKoe - P15	SURABAYA	A01
3	TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	D02
4	TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	D02
...
174	TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	D02
175	SMA/MAN	SiswaKoe - P20	SIDOARJO	A01
176	SMK	SiswaKoe - P25	SIDOARJO	A01
177	SMA/MAN	SiswaKoe - P20	SIDOARJO	A01
178	SMA/MAN	SiswaKoe - P20	SIDOARJO	A01

179 rows x 4 columns

2. Hot-Encoding Dataset

	jenjang_SMA/MAN	jenjang_SMK	jenjang_SMP/YAYASAN	jenjang_TK/SD	deskripsi_SiswaKoe - P15	deskripsi_SiswaKoe - P20	deskripsi_SiswaKoe - P25	deskripsi_SiswaKoe - P30 & P40	k
0	0	0	0	1	1	0	0	0	
1	0	1	0	0	1	0	0	0	
2	0	1	0	0	1	0	0	0	
3	0	0	0	1	0	0	1	0	
4	0	0	0	1	0	0	1	0	
...	
174	0	0	0	1	0	0	1	0	
175	1	0	0	0	0	1	0	0	
176	0	1	0	0	0	0	1	0	
177	1	0	0	0	0	1	0	0	
178	1	0	0	0	0	1	0	0	

79 rows x 16 columns

3. Finding Best Parameter using Grid Search Nested Cross-Validation

Nested CV accuracy: 0.7892

Accuracy on test set with best model: 0.8333

```
{'class_weight': None, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.0, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2}
```

4. Accuracy Test

```
accuracy_score(Y_test, Y_pred)*100
```

83.33333333333334

5. Evaluation Metrics

	precision	recall	f1-score	support
Accident	0.83	0.96	0.89	26
Disease	0.83	0.50	0.62	10
accuracy			0.83	36
macro avg	0.83	0.73	0.76	36
weighted avg	0.83	0.83	0.82	36

6. Data Testing with Predicted Values

	jenjang	deskripsi	kota	cause	pred
52	SMK	SiswaKoe - P20	GRESIK	Accident	Accident
128	SMK	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	Accident	Accident
155	SMA/MAN	SiswaKoe - P25	MOJOKERTO	Disease	Accident
134	SMA/MAN	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	Accident	Accident
54	SMK	SiswaKoe - P20	BOJONEGORO	Disease	Accident
122	SMK	SiswaKoe - P20	SURABAYA	Accident	Accident
5	TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease	Disease
133	SMP/YAYASAN	SiswaKoe - P20	SURABAYA	Accident	Accident
37	SMA/MAN	SiswaKoe - P30 & P40	SIDOARJO	Accident	Accident
71	SMA/MAN	SiswaKoe - P30 & P40	SIDOARJO	Accident	Accident
139	TK/SD	SiswaKoe - P15	SIDOARJO	Disease	Disease
110	SMK	SiswaKoe - P15	LAINNYA	Accident	Accident
80	SMK	SiswaKoe - P25	PASURUAN	Accident	Accident
11	TK/SD	SiswaKoe - P25	GRESIK	Disease	Disease
48	SMA/MAN	SiswaKoe - P15	SURABAYA	Accident	Disease
82	SMK	SiswaKoe - P20	LAINNYA	Accident	Accident