

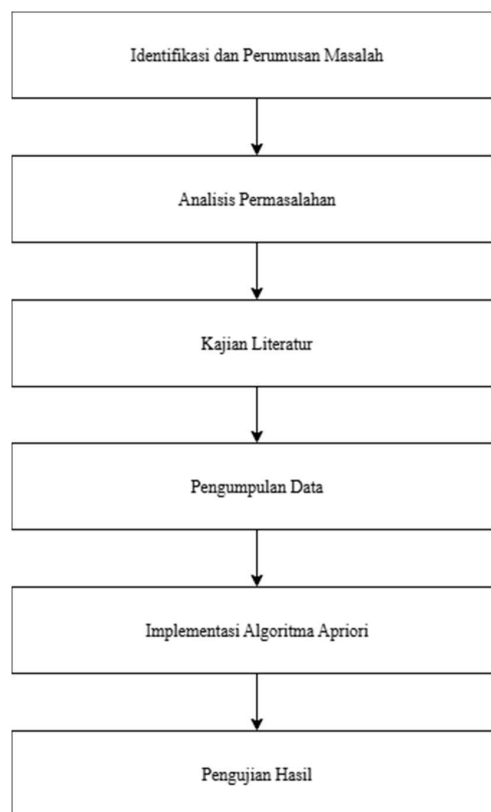
BAB III

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Pendekatan ini dipilih karena penelitian bertujuan untuk menggali dan menggambarkan pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi historis yang tersedia. Analisis dilakukan menggunakan teknik *Data Mining*, khususnya algoritma *Association Rules* tipe *Apriori*, guna mengidentifikasi hubungan atau asosiasi antar item produk dan layanan dalam satu transaksi. Pendekatan eksploratif digunakan untuk menemukan pola atau kombinasi item yang belum diketahui sebelumnya, sementara pendekatan deskriptif digunakan untuk menjelaskan hasil temuan tersebut dalam bentuk informasi yang bermakna bagi pengambilan keputusan manajerial. Melalui metode ini, penelitian diharapkan mampu menghasilkan pemahaman yang lebih mendalam terkait preferensi pembelian konsumen di AHHAS PT. Mitra Pinasthika Mustika Batam secara objektif dan terukur.

3.1 Desain Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian dan menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan, diperlukan serangkaian tahapan yang sistematis dan terstruktur. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa proses penelitian berjalan sesuai dengan kaidah ilmiah. Tahapan-tahapan tersebut mencakup identifikasi permasalahan, analisis awal, kajian literatur, pengumpulan data, hingga implementasi algoritma *Apriori* sebagai metode utama dalam menganalisis pola pembelian konsumen.



Gambar 3. 1 Desain Penelitian
Sumber: (Data Penelitian, 2025)

Keterangan:

1. Identifikasi dan Perumusan Masalah

Tahap ini dilakukan untuk menguraikan permasalahan yang terjadi pada objek penelitian secara sistematis. Peneliti mengidentifikasi isu utama yang berkaitan dengan pemanfaatan data transaksi konsumen, kemudian merumuskan batasan masalah agar fokus penelitian menjadi lebih terarah dan tidak melebar.

2. Analisis Permasalahan

Setelah perumusan masalah dilakukan, peneliti menganalisis lebih dalam terhadap masalah yang telah ditentukan guna memahami akar permasalahan serta dampaknya terhadap proses bisnis di AHHAS.

3. Kajian Literatur

Peneliti mempelajari berbagai referensi dan sumber pustaka yang relevan, seperti jurnal, artikel ilmiah, dan buku, guna memperoleh landasan teori yang mendukung dalam memahami konsep algoritma *Association Rules*, khususnya algoritma *Apriori*, serta penerapannya dalam analisis pola pembelian konsumen.

4. Pengumpulan Data

Proses ini dilakukan melalui observasi langsung ke objek penelitian, wawancara dengan pihak terkait (dalam hal ini kepala bengkel AHHAS), serta pengambilan data transaksi penjualan konsumen selama periode Januari hingga Juni 2025. Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses analisis lebih lanjut.

5. Implementasi Algoritma *Apriori*

Data transaksi yang telah diperoleh kemudian diolah menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan *frequent itemset* dan asosiasi antar produk atau layanan dalam satu transaksi. Proses ini dilakukan dengan bantuan perangkat lunak seperti Google Colaboratory menggunakan bahasa pemrograman Python. Sebelum penerapan algoritma, data terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan (cleaning, standarisasi, dan tokenisasi) serta transformasi ke dalam bentuk biner (*one-hot encoding*) agar sesuai dengan format input Apriori. Setelah itu, algoritma dijalankan dengan parameter minimum support, confidence, dan lift yang telah ditentukan. Hasil *frequent itemset* kemudian digunakan untuk membentuk aturan asosiasi, yang selanjutnya dievaluasi berdasarkan nilai support, confidence, dan lift, sehingga pola pembelian yang ditemukan tidak hanya valid secara statistik tetapi juga bermakna untuk strategi bisnis AHASS.

6. Pengujian dan Evaluasi Hasil

Setelah implementasi algoritma *Apriori* selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian dan evaluasi hasil analisis menggunakan *Python* di *platform Google Colaboratory*. Evaluasi dilakukan dengan menghitung metrik utama seperti *support*, *confidence*, dan *lift* untuk menilai kekuatan dan relevansi hubungan antar item dalam transaksi. Aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas akan ditafsirkan secara kontekstual, dan didukung dengan visualisasi hasil berupa tabel maupun grafik. Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa pola yang ditemukan tidak hanya valid secara

statistik, tetapi juga bermakna secara bisnis serta dapat digunakan sebagai dasar rekomendasi strategi promosi dan pengelolaan stok produk di AHHAS.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua metode, yaitu data sekunder dan data primer. Data sekunder diperoleh dari dataset transaksi pelanggan yang berasal dari AHHAS PT. Mitra Pinasthika Mustika Batam. Dataset ini mencakup periode waktu antara bulan Mei hingga Juni 2025 dan disimpan dalam format tabular (.xlsx). Informasi yang terkandung di dalamnya meliputi daftar item pembelian suku cadang, layanan servis yang dilakukan, waktu transaksi, serta nilai pendapatan yang diperoleh dari jasa dan penjualan *sparepart*.

Selain itu, data primer dikumpulkan melalui wawancara semi-terstruktur dengan kepala bengkel AHHAS sebagai informan. Wawancara ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman tambahan terkait alur transaksi, jenis layanan yang paling sering dilakukan, serta praktik pengelolaan stok dan strategi promosi yang diterapkan di lapangan. Informasi ini digunakan sebagai konteks pendukung dalam proses interpretasi hasil analisis data.

3.3 Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh transaksi pembelian suku cadang dan layanan servis kendaraan yang terjadi di AHHAS PT. Mitra Pinasthika Mustika Batam selama periode observasi. Populasi merupakan wilayah generalisasi yang terdiri atas objek atau subjek yang memiliki karakteristik tertentu yang ditetapkan

oleh peneliti untuk dipelajari dan ditarik kesimpulannya (Sugiyono, 2023). Berdasarkan hasil wawancara dengan Bapak Andrian selaku kepala bengkel, diketahui bahwa AHHAS melayani sekitar 2.000 unit motor setiap bulan. Periode pengamatan selama dua bulan, maka populasi transaksi yang menjadi objek penelitian ini berjumlah sekitar 4026 transaksi.

Sampel adalah bagian dari jumlah dan karakteristik yang dimiliki oleh populasi dan dianggap dapat mewakili keseluruhan populasi dalam penelitian (Amin et al., 2023). Pada penelitian ini, sampel yang digunakan berupa data transaksi pembelian suku cadang dan layanan servis kendaraan di AHHAS PT. Mitra Pinasthika Mustika Batam selama periode Mei hingga Juni 2025.

Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *probability sampling*, di mana setiap elemen dalam populasi memiliki peluang yang sama untuk dipilih menjadi sampel. Jenis teknik sampling yang diterapkan adalah simple random sampling, yaitu teknik pengambilan sampel secara acak tanpa mempertimbangkan stratifikasi tertentu (Tri Putra et al., 2023).

Penentuan jumlah sampel dalam penelitian ini dilakukan menggunakan rumus Slovin dengan tingkat kesalahan (e) sebesar 10%, yang dianggap masih dapat ditoleransi dalam penelitian eksploratif. Adapun perhitungan jumlah sampel sebagai berikut:

$$n = \frac{N}{1 + (N(e^2))}$$

Keterangan:

n : jumlah anggota sampel

N : jumlah anggota populasi

e : tingkat kesalahan (10% atau 0,1)

$$n = \frac{4026}{1 + 4026 (0,1)^2} = \frac{4026}{1 + 40,26} = \frac{4026}{41,26} = 97,56$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, jumlah sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah 98 transaksi, yang diambil secara acak dari keseluruhan populasi transaksi.

3.4 Analisis Kebutuhan

Kebutuhan dalam penelitian ini mencakup dua aspek utama, yaitu kebutuhan terhadap struktur data dan kebutuhan teknis sistem yang digunakan untuk proses analisis.

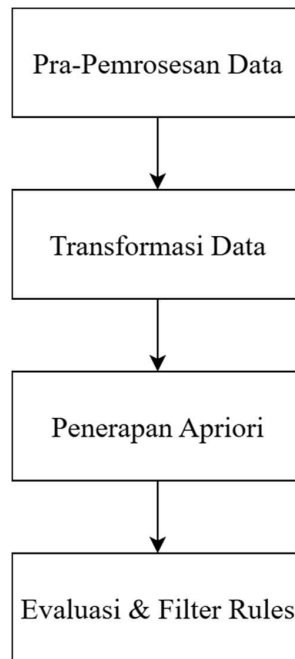
Kebutuhan dari sisi data, sistem membutuhkan struktur *dataset* yang telah tersusun secara tabular dan memuat kolom-kolom penting seperti *Items*, *Tanggal*, *JamTransaksi*, *JumlahKendaraan*, serta komponen pendapatan seperti *PendapatanJasa*, *PendapatanPart*, dan *PendapatanOli*. Kolom *Items* menjadi elemen kunci karena berisi daftar item produk atau layanan yang dibeli dalam setiap transaksi, yang kemudian akan ditransformasikan menjadi format transaksional berbasis list untuk analisis asosiasi. Kolom-kolom lainnya digunakan sebagai informasi pendukung untuk segmentasi, analisis waktu, dan nilai kontribusi pendapatan.

Selanjutnya, dari sisi teknis, sistem yang digunakan harus mampu melakukan proses *preprocessing*, transformasi data ke format *binary*, serta penerapan algoritma *Association Rules (Apriori)* secara efisien terhadap ribuan transaksi. Proses ini membutuhkan dukungan perangkat lunak yang dapat menangani

pemrosesan data dalam jumlah besar (*big data*), serta mampu menghasilkan *frequent itemset* dan aturan asosiasi dengan parameter seperti *minimum support* dan *confidence*. Pada penelitian ini, kebutuhan teknis tersebut dipenuhi melalui implementasi *Python* di *Google Colaboratory*, dengan bantuan *library pandas* untuk manipulasi data, *mlxtend* untuk algoritma *Apriori*, dan *TransactionEncoder* untuk proses transformasi data.

3.5 Metode Perancangan

Penelitian ini mengimplementasikan pendekatan *data mining* dengan algoritma *Association Rules (Apriori)* untuk mengidentifikasi keterkaitan antar produk dan layanan dalam data transaksi. Tahapan pengembangan yang dilakukan mencakup proses pemrosesan data, transformasi ke bentuk transaksional, penerapan algoritma *Apriori*, dan pembentukan aturan asosiasi. Proses perancangan di gambarkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 3. 2 Metode Perancangan
Sumber: (Data Penelitian, 2025)

Berdasarkan gambar di atas, maka proses perancangan dalam penelitian ini dapat diperjelas menjadi beberapa sub bab di bawah ini.

3.5.1 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan data agar sesuai dengan format yang dibutuhkan dalam asosiasi. Tahapan ini meliputi:

1. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Tahapan ini akan menghapus duplikat dan menangani nilai kosong (*missing values*) pada kolom-kolom penting seperti *Items*, *Tanggal*, dan *TotalHarga*. Keberadaan data duplikat dapat menyebabkan terjadinya *overcounting* pada *itemset* tertentu, sedangkan *missing values* dapat mengganggu proses

transformasi dan algoritmik. Tahapan ini diharapkan dapat menjaga integritas dan reliabilitas hasil analisis.

	Transa ctionID	Tangga l	JamTransaksi	JumlahKen daraan	Items	Pendapa tanJasa	Penda patan Part	Pendapat anOliNon KPB	Pendap atanOli KPB	Total Harga	Clocking
0	10978	2025-05-01	9:45	7	Ban Depan, Kampas Rem, Rantai, Ganti Ban, Ganti Oli, Servis Ringan	65000	3E+05	0	0	3E+05	0,8
1	10979	2025-05-01	10:30	5	Busi, Kampas Rem, Servis Ringan	30000	60000	0	0	90000	0,3
2	10980	2025-05-01	10:45	9	Ban Belakang, Lampu Belakang, Balancing	40000	2E+05	0	0	3E+05	0,4
3	10981	2025-05-01	16:45	5	Gear Set, Ganti Oli	15000	1E+05	0	0	1E+05	0,2
4	10982	2025-05-01	15:45	3	Ban Belakang, Ban Depan, Gear Set, Spoorring, Ganti Oli	75000	4E+05	0	0	5E+05	0,8
5	10983	2025-05-01	10:30	1	Ban Depan, Cek Rem, Ganti Ban, Balancing, Servis Lengkap	155000	2E+05	0	0	3E+05	2,1
6	10984	2025-05-01	15:00	3	Busi, Spoorring, Balancing, Ganti Oli	115000	20000	0	0	1E+05	1,2

Gambar 3. 3 Sampel Data Mentah Penelitian
Sumber: (Data Penelitian, 2025)

2. Standarisasi Format

Memastikan setiap elemen dalam kolom *Items* ditulis secara konsisten seperti menghindari spasi berlebihan dan ejaan yang tidak seragam. Tahapan ini dilakukan untuk menyamakan format penulisan, seperti menghapus spasi berlebihan, menghindari penulisan huruf kapital yang tidak konsisten, atau penyebutan item yang berbeda padahal merujuk pada hal yang sama. Tujuannya adalah agar algoritma tidak menganggap satu item sebagai dua entitas yang berbeda hanya karena perbedaan penulisan.

3. Tokenisasi Transaksi

Mengubah *string* dalam kolom *Items* menjadi *list item*, misalnya dari “Oli Mesin, Ganti Oli, Servis Ringan” menjadi [“Oli Mesin”, “Ganti Oli”, “Servis Ringan”]. Proses ini penting karena algoritma Apriori bekerja pada struktur data berupa kumpulan item per transaksi. Tanpa tokenisasi, sistem tidak dapat memetakan frekuensi kombinasi item secara akurat.

3.5.2 Transformasi Data

Setelah data transaksi melalui proses pra-pemrosesan, tahap selanjutnya adalah mengubah data ke dalam format yang dapat dibaca dan diproses oleh algoritma *Apriori*. Algoritma ini membutuhkan input dalam bentuk struktur data biner (*binarty matrix*) dalam bentuk *boolean*, yaitu kondisi setiap baris merepresentasikan satu transaksi, dan setiap kolom merepresentasikan *item* tertentu. Nilai *True* menunjukkan bahwa *item* tersebut ada di dalam transaksi, sedangkan *False* menunjukkan bahwa *item* tersebut tidak ada di dalam transaksi.

Untuk melakukan transformasi ini, digunakan metode *one-hot encoding* dengan bantuan modul *TransactionEncoder* dari pustaka *mlxtend*. Proses transformasi dimulai dengan memasukkan seluruh transaksi ke dalam bentuk *list of lists* atau setiap *list* berisi *item-item* yang dibeli dalam satu transaksi. Misalnya peneliti memiliki struktur awal seperti gambar di bawah ini.

ItemList
['Kampas Rem', 'Servis Cvt']
['Kampas Rem', 'Filter Udara', 'Ganti Oli', 'Ganti Aki', 'Balancing', 'Servis Ringan']
['Kabel Gas', 'Filter Udara', 'Tune Up']
['Lampu Belakang', 'Aki', 'Ganti Busi']
['Kampas Rem', 'Busi', 'Lampu Belakang', 'Rantai', 'Lampu Depan', 'Servis Ringan']
['Aki', 'Rantai', 'Ganti Busi', 'Ganti Ban']
['Aki', 'Lampu Depan', 'Rantai', 'Balancing', 'Ganti Busi']
['Aki', 'Ban Depan', 'Servis Cvt']
['Kampas Rem', 'Ban Belakang', 'Rantai', 'Gear Set', 'Servis Lengkap']
['Rantai', 'Busi', 'Oli Mesin', 'Gear Set', 'Spooring']
['Lampu Belakang', 'Ganti Busi', 'Tune Up', 'Ganti Aki']
['Kampas Rem', 'Servis Lengkap', 'Ganti Busi', 'Cek Rem']
['Lampu Belakang', 'Servis Cvt']
['Oli Mesin', 'Ban Depan', 'Kampas Rem', 'Balancing']
['Kampas Rem', 'Tune Up', 'Servis Cvt', 'Ganti Busi']
['Gear Set', 'Ganti Aki']
['Kampas Rem', 'Oli Mesin', 'Ganti Ban', 'Tune Up', 'Servis Cvt']
['Ban Belakang', 'Cek Rem']
['Aki', 'Ban Belakang', 'Gear Set', 'Lampu Depan', 'Oli Mesin', 'Tune Up']
['Lampu Belakang', 'Ganti Ban']
['Ban Depan', 'Cek Rem', 'Ganti Ban', 'Ganti Busi', 'Balancing', 'Servis Lengkap']
['Kampas Rem', 'Servis Ringan', 'Balancing']
['Kampas Rem', 'Servis Lengkap']

Gambar 3. 4. Transformasi Data Menjadi List

Sumber: (Data Penelitian, 2025)

Kemudian, dengan menggunakan *TransactionEncoder*, setiap *item* unik dalam seluruh *dataset* akan dijadikan kolom, dan masing-masing transaksi akan dikodekan menjadi baris dengan nilai *True* atau *False* sesuai keterlibatan *item* tersebut.

Tabel 3. 1 Contoh Hasil Transformasi

Oli Mesin	Ganti Oli	Servis Ringan	Filter Udara	Tune Up
True	True	True	False	False
False	False	False	True	True
False	True	False	False	False

Sumber: (Data Penelitian, 2025)

Transformasi ini penting dilakukan karena algoritma *Apriori* bekerja dengan cara mencari kombinasi item yang sering muncul secara bersamaan di dalam barisan nilai biner. Menggunakan format ini, perhitungan frekuensi kemunculan kombinasi item (*frequent itemsets*) dapat dilakukan dengan lebih cepat dan akurat.

Selain efisien, *TransactionEncoder* memberikan fleksibilitas untuk mengatur urutan kolom, menyesuaikan *item* unik, serta melakukan transformasi ke format *DataFrame* secara langsung yang kompatibel dengan proses selanjutnya.

3.5.3 Penerapan Algoritma *Apriori*

Setelah data ditransformasikan ke dalam bentuk biner, langkah berikutnya adalah menerapkan algoritma *Apriori* untuk menemukan *frequent itemsets*, yaitu kombinasi produk atau layanan yang sering muncul bersamaan dalam satu transaksi. *Frequent itemsets* inilah yang menjadi dasar pembentukan aturan asosiasi antar item.

Algoritma *Apriori* bekerja dengan prinsip *apriori property*, yaitu sebuah *itemset* hanya dapat dianggap *frequent* jika seluruh *subset*-nya juga *frequent*. Menggunakan prinsip ini, algoritma akan melakukan pencarian secara iteratif

terhadap kombinasi item yang memenuhi ambang batas minimum kemunculan (*support*).

Beberapa parameter penting yang harus ditentukan sebelum menjalankan algoritma *Apriori* antara lain:

1. *Minimum Support*

Support adalah ukuran seberapa sering kombinasi item tertentu muncul dalam keseluruhan transaksi. Pada penelitian ini, karena jumlah data yang dianalisis berupa sampel sebanyak 98 transaksi, maka nilai minimum *support* disesuaikan agar tetap representatif dan bermakna secara statistik. Nilai minimum *support* ditetapkan sebesar 0.05 (5%), yang berarti suatu kombinasi item harus muncul minimal dalam 5 transaksi agar dapat dipertimbangkan sebagai *frequent itemset*. Nilai ini dipilih untuk menjaga keseimbangan antara sensitivitas (menangkap banyak pola) dan selektivitas (menghindari *noise* atau aturan yang kurang signifikan).

2. *Minimum Confidence*

Confidence mengukur seberapa besar kemungkinan item B muncul jika item A telah muncul dalam suatu transaksi. Nilai minimum *confidence* ditetapkan sebesar 0.3 (30%), yang mencerminkan bahwa sebuah aturan hanya dianggap valid jika kombinasi item yang menjadi *antecedent* (jika) memiliki probabilitas minimal 30% untuk diikuti oleh item konsekuen (maka). Nilai ini cukup umum digunakan dalam studi *market basket analysis* karena memberikan toleransi yang wajar terhadap variasi perilaku konsumen.

3. *Lift*

Lift adalah metrik tambahan yang digunakan untuk mengevaluasi kekuatan asosiasi antar *item* dengan mempertimbangkan probabilitas kemunculannya secara independen. Nilai *lift* lebih dari 1 menunjukkan bahwa kehadiran item A secara signifikan meningkatkan kemungkinan munculnya item B. Metrik ini berguna untuk mengidentifikasi aturan yang benar-benar relevan, bukan hanya karena frekuensinya tinggi secara individual.

Peneliti pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Apriori* menggunakan pustaka *mlxtend.frequent_patterns* pada platform *Google Colaboratory*. Fungsi *apriori()* digunakan untuk menghitung *frequent itemsets* dari data hasil *one-hot encoding*, dengan parameter *support* yang telah ditentukan sebelumnya.

Secara matematis algoritma Apriori bekerja dengan mencari kombinasi item yang memenuhi syarat support minimum. Nilai support dihitung dengan rumus:

$$\text{support}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}}$$

Jika sebuah kombinasi item (*itemset*) memenuhi syarat $\text{support} \geq \text{minimum support}$, maka kombinasi tersebut disebut sebagai *frequent itemset*. Contohnya, jika kombinasi {*Ganti Oli*, *Gear Set*} muncul pada 15 dari 98 transaksi, maka:

$$\text{support}(\{\text{Ganti Oli}, \text{Gearset}\}) = \frac{15}{98} = 0.153 \text{ (15,3\%)}$$

Proses pencarian *frequent itemset* dilakukan secara iteratif, dimulai dari perhitungan 1-itemset terlebih dahulu. Itemset yang tidak memenuhi syarat *minimum support* akan dieliminasi (*pruning*), kemudian dari itemset yang lolos dibentuk kandidat 2-itemset dan dihitung nilai support-nya. Tahapan ini berlanjut

ke pembentukan k-itemset berikutnya hingga tidak ada lagi kandidat yang memenuhi syarat. Hasil akhirnya berupa daftar *frequent itemset* yang selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan aturan asosiasi (*association rules*).

3.5.4 Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah *frequent itemsets* berhasil diidentifikasi, tahap selanjutnya adalah membentuk *association rules* atau aturan asosiasi, yang merupakan representasi implikatif dari hubungan antar item dalam satu transaksi. Aturan asosiasi berbentuk hubungan jika–maka (*if–then*), yang menunjukkan kemungkinan kemunculan suatu item berdasarkan keberadaan item lain dalam transaksi yang sama.

Contoh bentuk aturan asosiasi yang dapat dihasilkan: “Jika pelanggan membeli Oli Mesin dan Ganti Oli, maka kemungkinan juga melakukan Servis Ringan”. Pada penelitian ini proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan menggunakan fungsi *association_rules()* dari pustaka *mlxtend.frequent_patterns*. Fungsi ini memanfaatkan *output* dari algoritma *Apriori* (*frequent itemsets*) dan menghitung berbagai metrik evaluasi untuk setiap aturan yang dihasilkan.

Aturan yang dihasilkan kemudian difilter berdasarkan *threshold minimum support* dan *confidence* yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya. Pada penelitian ini, hanya aturan yang memiliki nilai $support \geq 0.05$, $confidence \geq 0.3$, dan $lift > 1.0$ yang dipertimbangkan untuk dianalisis lebih lanjut.

Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengidentifikasi pola pembelian yang tidak hanya sering terjadi, tetapi juga memiliki hubungan yang kuat dan relevan antar *item*. Hasil akhir dari proses ini berupa sekumpulan aturan yang dapat

dimanfaatkan untuk menyusun strategi promosi, rekomendasi *bundling* produk, serta perencanaan stok suku cadang yang lebih efektif.

3.6 *Tools & Platform*

Seluruh proses pengolahan dan analisis data dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan kombinasi bahasa pemrograman dan pustaka *data mining* yang telah tersedia secara *open-source*. *Tools* dan *platform* yang digunakan antara lain:

1. *Python*

Digunakan sebagai bahasa pemrograman utama karena memiliki ekosistem pustaka yang luas, sintaks yang mudah dipahami, serta kemampuan dalam menangani pemrosesan data secara efisien. *Python* juga menjadi pilihan umum dalam bidang *data science* dan *machine learning*.

2. *Google Colaboratory*

Merupakan *platform* berbasis *cloud* dari *Google* yang menyediakan lingkungan pemrograman *Python* secara gratis. *Google Colab* dipilih karena mendukung eksekusi kode berbasis *Jupyter Notebook*, tidak memerlukan instalasi lokal, serta memungkinkan integrasi dengan *Google Drive* untuk menyimpan dan mengelola dataset.

3.7 Lokasi dan Jadwal Penelitian

3.7.1 Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di AHHAS PT. Mitra Pinasthika Mustika Batam, yang berlokasi di Tunas Regency, Pertokoan No. 5–7 Blok H, Binti River, Kecamatan Sagulung, Kota Batam, Provinsi Kepulauan Riau, Kode Pos 29439. Lokasi ini dipilih karena AHHAS merupakan salah satu bengkel resmi Astra Honda yang memiliki volume transaksi layanan servis dan pembelian suku cadang yang tinggi setiap bulannya. Hal ini menjadikan lokasi tersebut relevan untuk dijadikan objek penelitian dalam menganalisis pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi historis.



Gambar 3. 5 Lokasi Penelitian
Sumber: (Data Penelitian, 2025)

3.6.2 Jadwal Penelitian

Untuk memastikan kegiatan penelitian berjalan secara sistematis, terstruktur, dan sesuai dengan waktu yang telah direncanakan, penyusun menyusun jadwal penelitian berdasarkan tahapan-tahapan yang akan dilalui. Jadwal ini mencakup lima kegiatan utama, yaitu pendefinisian rumusan masalah, pengumpulan data, pengolahan data, pengujian *software*, dan penyusunan hasil analisis.

Pelaksanaan penelitian direncanakan berlangsung selama empat bulan, mulai dari April hingga Juli tahun 2025. Pembagian kegiatan dilakukan per minggu pada masing-masing bulan untuk memudahkan pemantauan dan evaluasi kemajuan penelitian. Rincian jadwal kegiatan penelitian ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 3. 2 Jadwal Penelitian

No	Kegiatan	Tahun 2025															
		April				Mei				Juni				Juli			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	Pendefinisian dan perumusan masalah	■															
2	Pengumpulan Data		■	■	■	■	■										
3	Pengolahan Data							■	■	■	■	■	■				
4	Pengujian <i>Software</i>													■	■		
5	Penyusunan Hasil Analisi															■	■

Sumber: (Data Penelitian, 2025)