

Report Progress

Stage 1

Anggota:

Mufti Habibie Alayubi

Syahdilla Fitri U

Ismawardani

Johannes

Mentor:

Salsabila N.Y



Lorem Ipsum



Mufti Habibie Alayubi

Data Scientist



Syahdilla Fitri U

Project Manager



Johannes

Data Analyst



Ismawardani

Data engineer



1. Data Quality Assessment

Deskripsi

Tugas:
Setiap anggota kelompok harus mengevaluasi kualitas dataset yang tersedia. Hal ini mencakup pengecekan terhadap data yang hilang (missing data), entri yang tidak konsisten, atau keberadaan outlier (nilai yang sangat jauh berbeda dari nilai lainnya). Tujuan tugas ini adalah untuk memahami seberapa bersih data yang tersedia dan apakah diperlukan tindakan perbaikan sebelum analisis lebih lanjut dilakukan.

Langkah-langkah:

1. Cek adanya missing values di setiap kolom dataset.
2. Identifikasi inconsistent entries seperti format yang berbeda dalam satu kolom (contoh: kolom tanggal dengan format yang tidak seragam).
3. Cari outliers dengan menggunakan metode statistik (misalnya interquartile range atau z-score) untuk mendeteksi nilai-nilai yang menyimpang

✗ Cek Missing Value

```
[ ] import pandas as pd

# Misalnya df adalah dataframe kamu
missing_values = d_listing.isnull().sum()
print("Missing values per kolom:")
print(missing_values)
```

```
→ Missing values per kolom:
id                      0
listing_url              0
scrape_id                 0
last_scraped               0
name                      0
...
cancellation_policy        0
require_guest_profile_picture 0
require_guest_phone_verification 0
calculated_host_listings_count 0
reviews_per_month          627
Length: 92, dtype: int64
```

```
[ ] import pandas as pd

# Misalnya df adalah dataframe kamu
missing_values = d_calender.isnull().sum()
print("Missing values per kolom:")
missing_values
```

Missing values per kolom:

listing_id	0
date	0
available	0
price	459028

dtype: int64

Cek Inkonsistensi

```
[ ] d_calender['date'] = pd.to_datetime(d_calender['date'], errors='coerce')

# Mengecek berapa banyak nilai yang tidak bisa diubah menjadi tanggal (NaT)
print("Jumlah entri yang tidak dapat dikonversi menjadi tanggal:")
print(d_calender['date'].isna().sum())
```

⇒ Jumlah entri yang tidak dapat dikonversi menjadi tanggal:
0

Melakukan pengecekan inkonsistensi, jumlah entri yang tidak dapat dikonversi menjadi tanggal adalah “0”

Cek Outliers

Jumlah outlier per kolom:

id	0
scrape_id	0
host_id	0
host_listings_count	0
host_total_listings_count	0
latitude	0
longitude	0
accommodates	52
bathrooms	0
bedrooms	0
beds	0
square_feet	0
guests_included	117

minimum_nights	1
maximum_nights	1
availability_30	0
availability_60	0
availability_90	0
availability_365	0
number_of_reviews	85
review_scores_rating	0
review_scores_accuracy	0
review_scores_cleanliness	0
review_scores_checkin	0
review_scores_communication	0
review_scores_location	0
review_scores_value	0
license	0
calculated_host_listings_count	128
reviews_per_month	0

Jumlah outlier per kolom:
listing_id 0
dtype: int64

▼ Mengatasi Outlier

```
[70] from scipy import stats
     import numpy as np

# Misalnya df_numerik berisi hanya kolom numerik
df_numerik = listings_selected.select_dtypes(include=[np.number])

z_scores = np.abs(stats.zscore(df_numerik))
outliers = (z_scores > 3).sum(axis=0)
print("Jumlah outlier per kolom:")
print(outliers)
```

```
→ Jumlah outlier per kolom:
id                  0
price                81
review_scores_rating 60
accommodates         52
bedrooms             100
beds                 46
latitude              0
longitude             0
bathrooms             72
availability_365      0
number_of_reviews     85
dtype: int64
```

Mengatasi Outlier

Jumlah Outlier per kolom:

Id: 0

Price: 81

Review scores rating: 60

Accommodates: 52

Bedrooms: 100

2. Data Cleaning

Deskripsi

Tugas:

Jika diperlukan, lakukan pembersihan data untuk memastikan dataset siap digunakan dalam analisis lebih lanjut. Langkah-langkah ini melibatkan penanganan data yang hilang, memperbaiki entri yang tidak konsisten, dan menghapus duplikasi data. Pembersihan data merupakan bagian penting untuk meningkatkan akurasi hasil analisis.

Langkah-langkah:

1. Handling missing values: Anda bisa memilih untuk menghapus data yang hilang atau mengisinya dengan nilai rata-rata (mean), median, atau nilai lain yang relevan.
2. Correcting inconsistent entries: Sesuaikan format yang tidak konsisten, misalnya mengubah semua entri tanggal ke format yang seragam.
3. Removing duplicates: Hapus baris-baris data yang berulang menggunakan fungsi filtering.

▶ calendar_selected

	listing_id	date	available	price
0	241032	2016-01-04	t	\$85.00
1	241032	2016-01-05	t	\$85.00
2	241032	2016-01-06	f	NaN
3	241032	2016-01-07	f	NaN
4	241032	2016-01-08	f	NaN
...
1393565	10208623	2016-12-29	f	NaN
1393566	10208623	2016-12-30	f	NaN
1393567	10208623	2016-12-31	f	NaN
1393568	10208623	2017-01-01	f	NaN
1393569	10208623	2017-01-02	f	NaN

1393570 rows × 4 columns

Mengambil variabel-variabel yang diperlukan

Missing values per kolom:

id	0
property_type	1
room_type	0
price	0
city	0
review_scores_rating	647
accommodates	0
bedrooms	6
beds	1
bed_type	0
latitude	0
longitude	0
host_is_superhost	2
neighbourhood_cleansed	0
bathrooms	16
availability_365	0
number_of_reviews	0
host_response_time	523

dtype: int64

listing_id	0
date	0
available	0
price	0
dtype: int	64

Menampilkan hasil setelah penanganan missing value

```
id                      0
property_type            0
room_type                0
price                    0
city                     0
review_scores_rating     0
accommodates              0
bedrooms                  0
beds                      0
bed_type                  0
latitude                  0
longitude                 0
host_is_superhost         0
neighbourhood_cleansed    0
bathrooms                  0
availability_365           0
number_of_reviews          0
host_response_time        0
dtype: int64
```



Mengatasi Inkonsistensi

```
▶ # Menghapus simbol '$' dan koma sebagai pemisah ribuan
calendar_selected['price'] = calendar_selected['price'].replace({'\$: ': '', ',': ''}, regex=True)

# Mengubah menjadi tipe numerik (dengan coerce untuk menangani kesalahan)
calendar_selected['price'] = pd.to_numeric(calendar_selected['price'], errors='coerce')

# Mengecek hasil
print(calendar_selected['price'].head())
```

```
0    85.0
1    85.0
2     0.0
3     0.0
4     0.0
Name: price, dtype: float64
```

```
[ ] # Menghapus simbol '$' dan koma sebagai pemisah ribuan
listings_selected['price'] = listings_selected['price'].replace({'\$: ': '', ',': ''}, regex=True)

# Mengubah menjadi tipe numerik (dengan coerce untuk menangani kesalahan)
listings_selected['price'] = pd.to_numeric(listings_selected['price'], errors='coerce')

# Mengecek hasil
print(listings_selected['price'].head())
```

```
0    85.0
1   150.0
2   975.0
3   100.0
4   450.0
Name: price, dtype: float64
```

```
# Membersihkan seluruh kolom string di calendar_selected
for col in calendar_selected.select_dtypes(include=['object']).columns:
    calendar_selected[col] = calendar_selected[col].str.strip().str.title()

# Membersihkan seluruh kolom string di listings_selected
for col in listings_selected.select_dtypes(include=['object']).columns:
    listings_selected[col] = listings_selected[col].str.strip().str.title()
```

Correcting inconsistent

Cek hasilnya untuk beberapa kolom

```
calendar_selected.head()
```

```
listings_selected.head()
```

		id	property_type	room_type	price	city	review_scores_rating	accommodates	bedrooms	beds	bed_type	latitude	longitude	host_is_superhost	neighbourhood_cleansed	bathrooms	availability_365	number_of_rev
0	241032		Apartment	Entire Home/Apt	85.0	Seattle	95.0	4	1.0	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	F	West Queen Anne	1.0	346	
1	953595		Apartment	Entire Home/Apt	150.0	Seattle	96.0	4	1.0	1.0	Real Bed	47.639123	-122.365666	T	West Queen Anne	1.0	291	
2	3308979		House	Entire Home/Apt	975.0	Seattle	97.0	11	5.0	7.0	Real Bed	47.629724	-122.369483	F	West Queen Anne	4.5	220	
3	7421966		Apartment	Entire Home/Apt	100.0	Seattle	96.0	3	0.0	2.0	Real Bed	47.638473	-122.369279	F	West Queen Anne	1.0	143	
4	278830		House	Entire Home/Apt	450.0	Seattle	92.0	6	3.0	3.0	Real Bed	47.632918	-122.372471	F	West Queen Anne	2.0	365	

Cek Duplikasi

```
▶ # Memeriksa apakah ada baris duplikat di df_calendar  
duplicates = d_calender[d_calender.duplicated()]
```

```
# Menampilkan jumlah duplikasi dan beberapa contoh baris duplikat  
print(f"Jumlah duplikasi: {duplicates.shape[0]}")  
print(duplicates.head())
```

```
→ Jumlah duplikasi: 0  
Empty DataFrame  
Columns: [listing_id, date, available, price]  
Index: []
```

```
[ ] # Memeriksa apakah ada baris duplikat di df_listing  
duplicates = d_listing[d_listing.duplicated()]
```

```
# Menampilkan jumlah duplikasi dan beberapa contoh baris duplikat  
print(f"Jumlah duplikasi: {duplicates.shape[0]}")  
print(duplicates.head())
```

```
→ Jumlah duplikasi: 0  
Empty DataFrame  
Columns: [id, listing_url, scrape_id, last_scraped, name, summary, space, description, experiences_offered, neighborhood_overview, notes, transit, thumbnail_url, medium_url, picture_url, xl_picture_url, host_id, host_url, Index: []  
[0 rows x 92 columns]
```

Jumlah duplikasi adalah "0"

3. Data Integration

Deskripsi Tugas: Jika Anda bekerja dengan beberapa dataset, Anda perlu menggabungkan atau mengintegrasikan dataset tersebut. Integrasi data penting untuk mendapatkan pandangan yang lengkap dari data yang Anda miliki. Diskusikan dengan kelompok mengenai cara terbaik untuk menggabungkan dataset berdasarkan variabel atau kolom yang relevan.

Variabel key dari calender adalah listing_id, Variabel key dari Listing adalah id dan penggabungan menggunakan “inner”

```
merged_df = pd.merge(calendar_selected, listings_selected, left_on='listing_id', right_on='id', how='inner')
merged_df
```

	listing_id	date	available	price_x	id	property_type	room_type	price_y	city	review_scores_rating	...	beds	bed_type	latitude	longitude	host_is_superhost	neighbourhood_cleansed
0	241032	2016-01-04	t	85.0	241032	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queen Anne
1	241032	2016-01-05	t	85.0	241032	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queen Anne
2	241032	2016-01-06	f	0.0	241032	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queen Anne
3	241032	2016-01-07	f	0.0	241032	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queen Anne
4	241032	2016-01-08	f	0.0	241032	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queen Anne
...
1393565	10208623	2016-12-29	f	0.0	10208623	Apartment	Entire home/apt	87.0	Seattle	96.0	...	1.0	Real Bed	47.641186	-122.342085	f	East Queen Anne
1393566	10208623	2016-12-30	f	0.0	10208623	Apartment	Entire home/apt	87.0	Seattle	96.0	...	1.0	Real Bed	47.641186	-122.342085	f	East Queen Anne

Menghapus kolom id karena sudah diwakili oleh listing_id

```
▶ # Menghapus kolom 'id' dari d_listing setelah penggabungan
merged_df.drop(columns=['id'], inplace=True)
merged_df
```

	listing_id	date	available	price_x	property_type	room_type	price_y	city	review_scores_rating	accommodates	...	beds	bed_type	latitude	longitude	host_is_superhost	neighbourhood_cle
0	241032	2016-01-04	t	85.0	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	4.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queer
1	241032	2016-01-05	t	85.0	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	4.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queer
2	241032	2016-01-06	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	4.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queer
3	241032	2016-01-07	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	4.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queer
4	241032	2016-01-08	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	85.0	Seattle	95.0	4.0	...	1.0	Real Bed	47.636289	-122.371025	f	West Queer
...	
1393565	10208623	2016-12-29	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	87.0	Seattle	96.0	3.0	...	1.0	Real Bed	47.641186	-122.342085	f	East Queer
1393566	10208623	2016-12-30	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	87.0	Seattle	96.0	3.0	...	1.0	Real Bed	47.641186	-122.342085	f	East Queer
1393567	10208623	2016-12-31	f	0.0	Apartment	Entire home/apt	87.0	Seattle	96.0	3.0	...	1.0	Real Bed	47.641186	-122.342085	f	East Queer

4. Feature Engineering

Buatlah fitur baru yang mungkin dapat meningkatkan kinerja model prediktif. Diskusikan dengan anggota kelompok mengenai fitur-fitur apa yang bisa ditambahkan berdasarkan variabel yang ada dalam dataset. Feature engineering bertujuan untuk mengekstrak informasi lebih lanjut dari data mentah, sehingga model yang dibangun dapat lebih akurat.

Variabel baru yang ditambahkan :

1. Month: Mengambil bulan dari kolom date.
2. Holiday Indicator: Fitur biner untuk menandakan apakah tanggal tersebut adalah hari libur nasional. Libur nasional untuk Amerika Serikat tahun 2016 sudah diberikan sebelumnya.
3. Tanggal Features (Day of Week, Month, Quarter, Season): Untuk fitur tambahan seperti hari dalam seminggu, bulan, kuartal, dan musim
4. Distance to Points of Interest: Menghitung jarak ke pusat kota atau objek wisata utama menggunakan koordinat geospasial (Haversine formula). Menggunakan Haversine formula untuk menghitung jarak antara dua titik berdasarkan latitudo dan longitudnya.

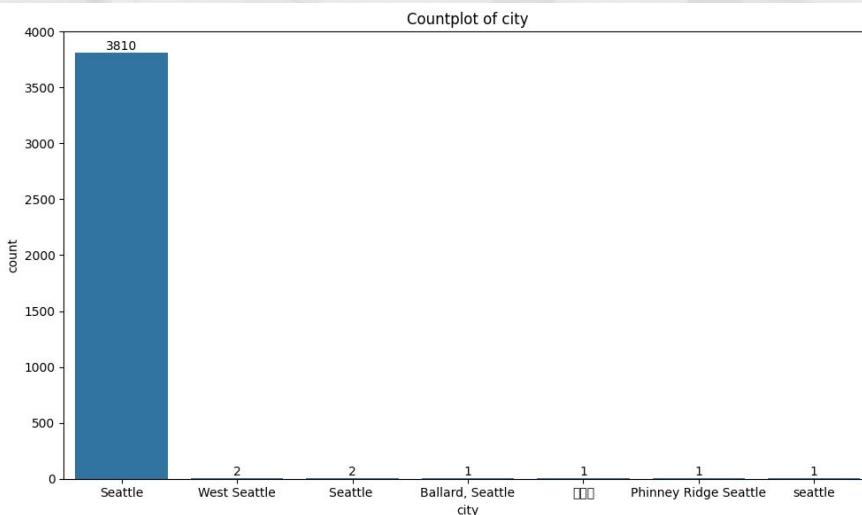
Encoding :

1. One Hot Encoding : room_type, season, bed_type
2. Label Encoding : host_respon_time, host_is_superhost, available
3. Custom Encoding (Menggunakan mean, std, dan median price_y): Property_type

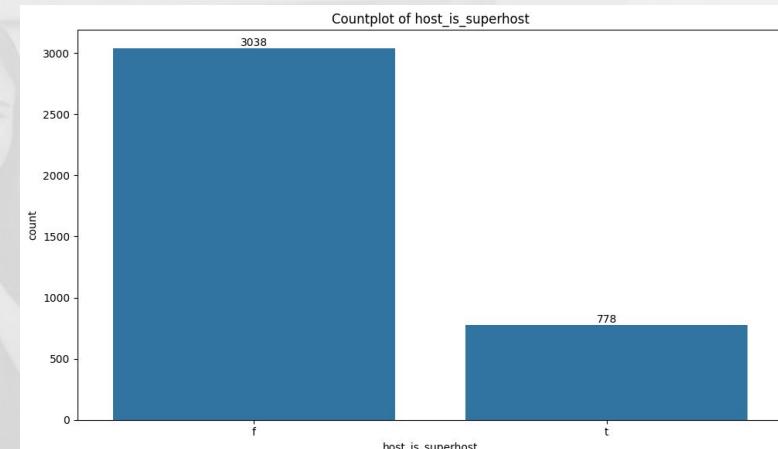
5.Exploratory Data Analysis (EDA)

Lakukan analisis eksploratif pada dataset untuk menemukan insight atau tren awal yang relevan dengan konteks bisnis dan rumusan masalah yang telah ditetapkan sebelumnya. Gunakan visualisasi untuk menjelajahi korelasi antar variabel, pola distribusi, serta tren umum dalam data. Pastikan bahwa temuan-temuan tersebut tidak hanya dilihat secara statistik, tetapi juga sesuai dengan tujuan bisnis dan pertanyaan penelitian. Diskusikan hasil yang ditemukan dengan kelompok, dan identifikasi area yang memerlukan investigasi lebih lanjut. Insight yang dihasilkan harus relevan dengan bisnis serta didukung oleh jurnal penelitian sejenis, tanpa menggunakan AI (ChatGPT).

Univariate



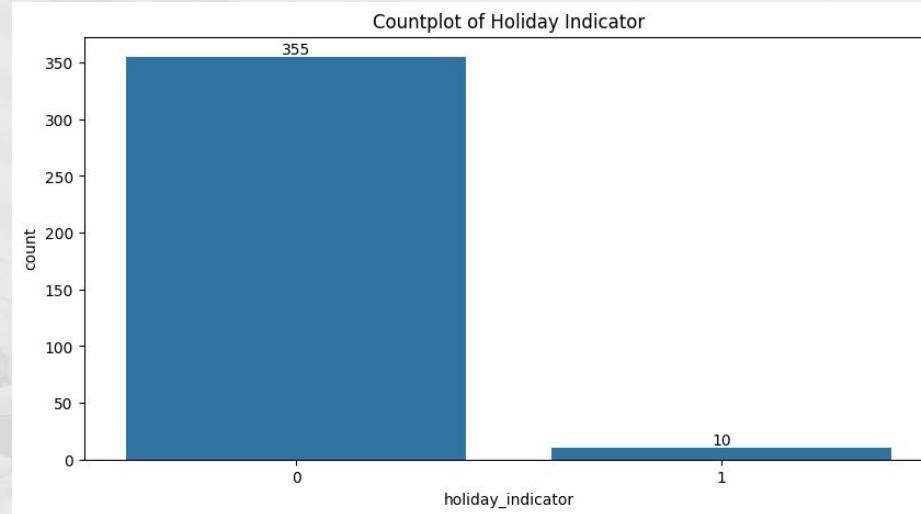
Distribusi pada kota Seattle mendominasi dibandingkan dengan kota lainnya



Super_host :

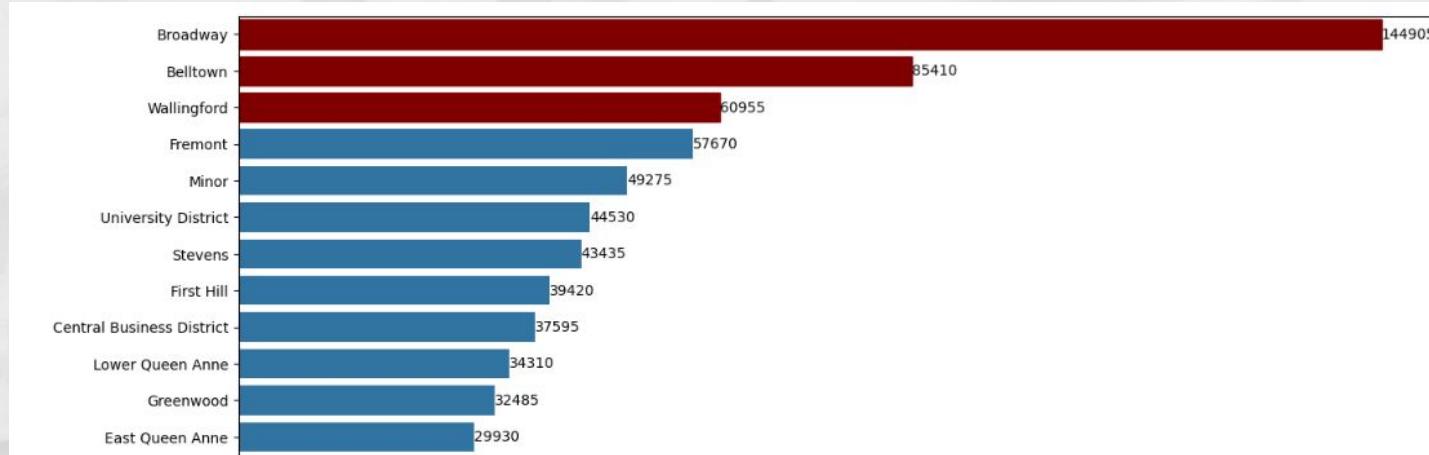
- ✓ Memiliki tingkat respons yang tinggi (minimal 90%)
 - ✓ Mendapat ulasan positif secara konsisten (rata-rata rating minimal 4.8 dari 5)
 - ✓ Jarang membatalkan reservasi (kurang dari 1%)
 - ✓ Menerima banyak pemesanan (minimal 10 perjalanan atau 3 booking dengan total 100 malam dalam setahun)
- Pada grafik ini menunjukkan terdapat 283.970 host yang hanya merupakan superhost (

Univariate



Distribusi pada grafik di atas menunjukkan Date available host AirBnB terletak lebih banyak dihari biasa (non-holiday) dibandingkan dihari libur (holiday).

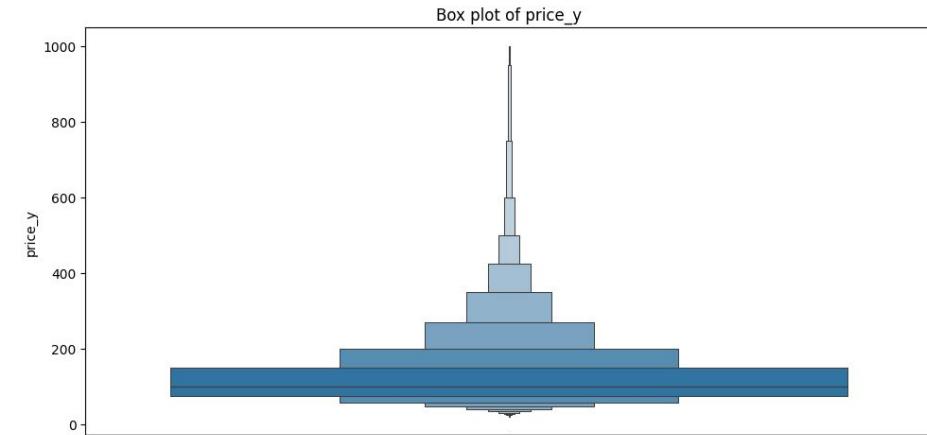
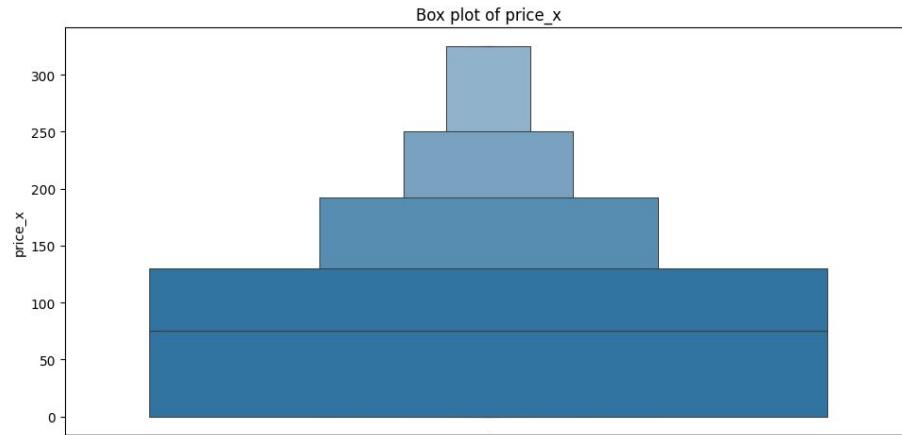
Univariate



Distribusi neighbourhood_cleansed di atas berisi **nama wilayah atau distrik** dalam sebuah kota. Data ini bisa digunakan untuk **analisis lokasi**, misalnya:

- Harga rata-rata per neighborhood
- Jumlah listing per area
- Rating dan review berdasarkan lokasi
- Perbandingan popularitas antara berbagai daerah

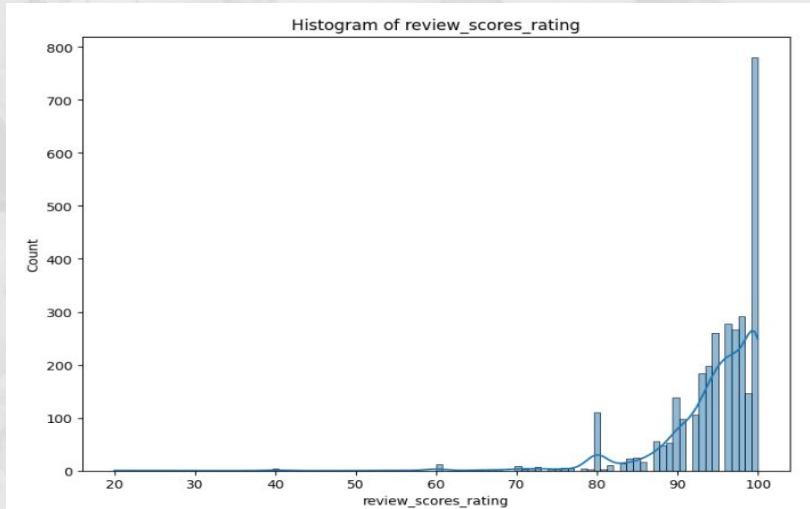
Univariate



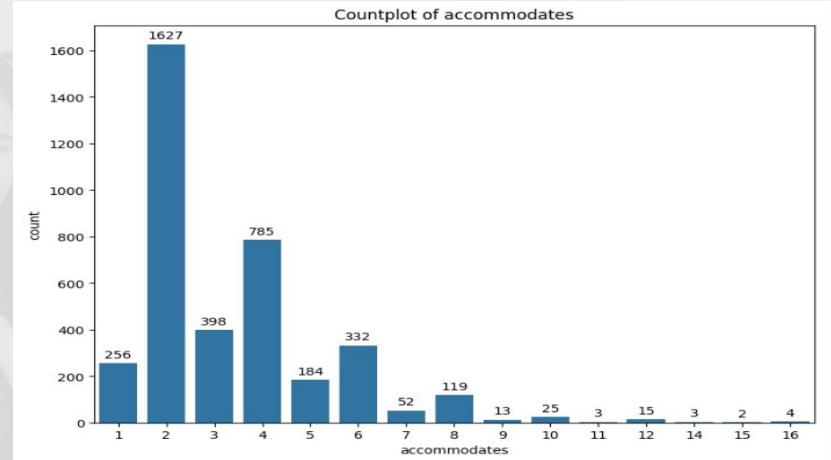
Terdapat 2 variable berbeda “price_x” dari dataset *calendar* dan “price_y” dari dataset *listing*. Dimana harga pada *calender* fluktuatif sedangkan harga pada *listing* flat.

Harga pada price_x berkemungkinan 0 ketika kondisi available host adalah False, sehingga membuat distribusi box plot banyak pada range 0.

Univariate



- Distribusi rating cukup terpusat di skor tinggi (96-100).
- Ada lebih sedikit listing dengan skor di bawah 90, tetapi masih cukup banyak yang berada di rentang 88-95.

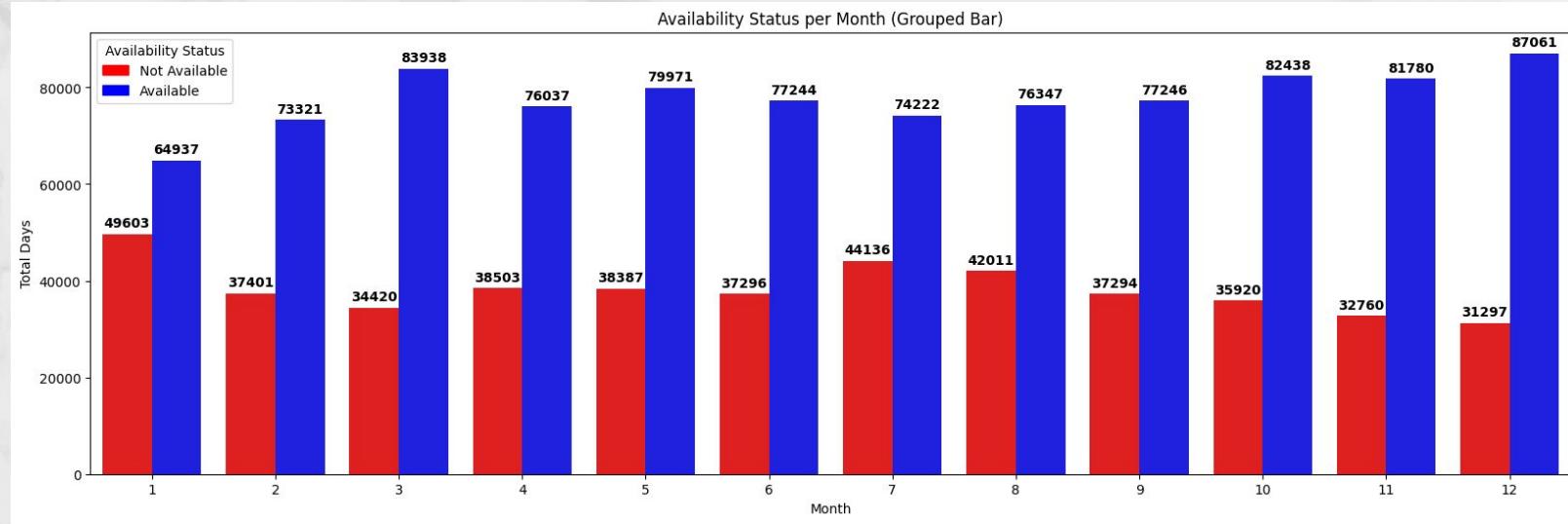


- Sebagian besar listing memiliki kapasitas 2 orang dan diikuti 4 orang.
- Listing dengan kapasitas lebih dari 4 orang semakin berkurang, dengan jumlah kecil untuk kapasitas 6 dan 7 orang.

Interpretasi:

Sebagian besar listing di Airbnb diperuntukkan untuk pasangan atau keluarga kecil, dengan lebih sedikit opsi untuk grup besar. Ini bisa berarti bahwa listing dengan kapasitas lebih tinggi memiliki keunikan tersendiri dalam harga atau permintaan.

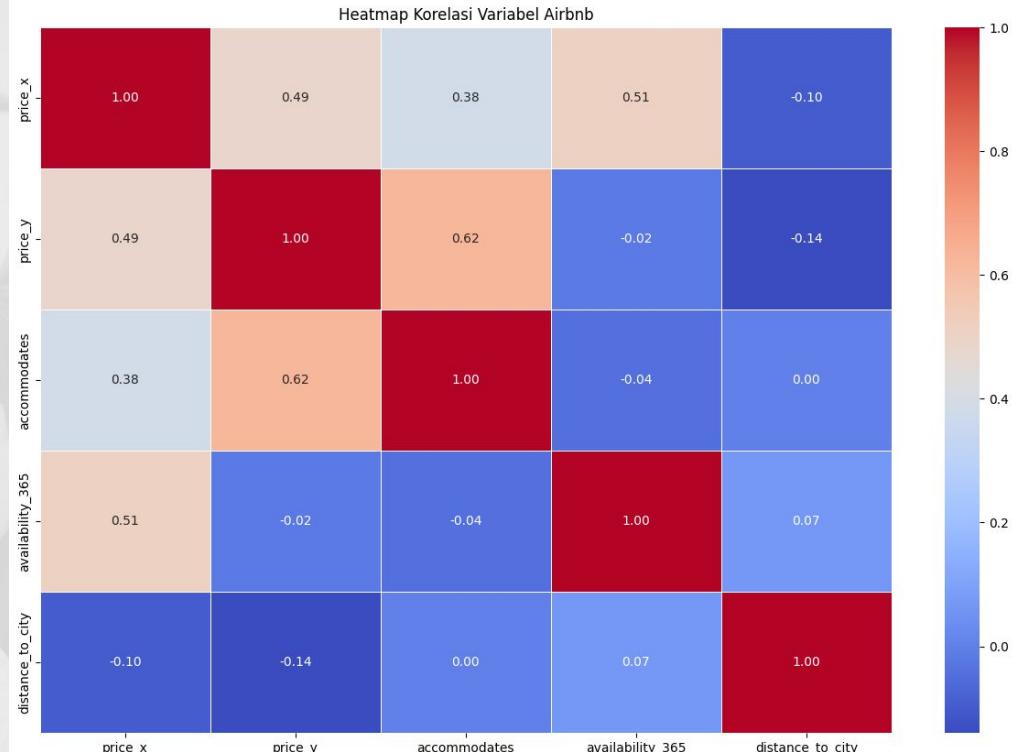
Multivariate



- Maret, Oktober, dan Desember adalah bulan dengan jumlah listing paling banyak tersedia, menunjukkan kemungkinan puncak musim wisata.
- Januari memiliki ketidaktersediaan yang lebih tinggi, mungkin karena musim sepi.

Multivariate

- Korelasi antara price_x dan price_y (0.49)
Ada korelasi sedang positif antara dua harga ini, yang mungkin merupakan harga dari dua sumber data berbeda atau sebelum dan sesudah suatu periode. Artinya, jika satu harga meningkat, harga lainnya cenderung ikut meningkat.
- Korelasi antara price_y dan accommodates (0.62)
Ini menunjukkan hubungan cukup kuat dan positif. Artinya, semakin banyak jumlah tamu yang dapat diakomodasi (accommodates), semakin tinggi harga sewa (price_y). Logis, karena properti yang bisa menampung lebih banyak orang biasanya lebih mahal.
- Korelasi antara accommodates dan price_x (0.38)
Hubungan cukup lemah positif, tetapi masih menunjukkan bahwa semakin besar kapasitas properti, semakin tinggi harganya.
- Korelasi antara availability_365 dan price_x (0.51)
Ada korelasi sedang positif antara ketersediaan dalam setahun dengan harga sewa. Properti yang tersedia sepanjang tahun cenderung memiliki harga lebih tinggi.
- Korelasi antara distance_to_city dan harga (price_x, price_y)
Korelasi negatif lemah dengan price_x (-0.10) dan price_y (-0.14). Artinya, semakin jauh properti dari pusat kota, cenderung semakin murah harganya. Ini masuk akal karena properti yang dekat dengan pusat kota biasanya lebih mahal.

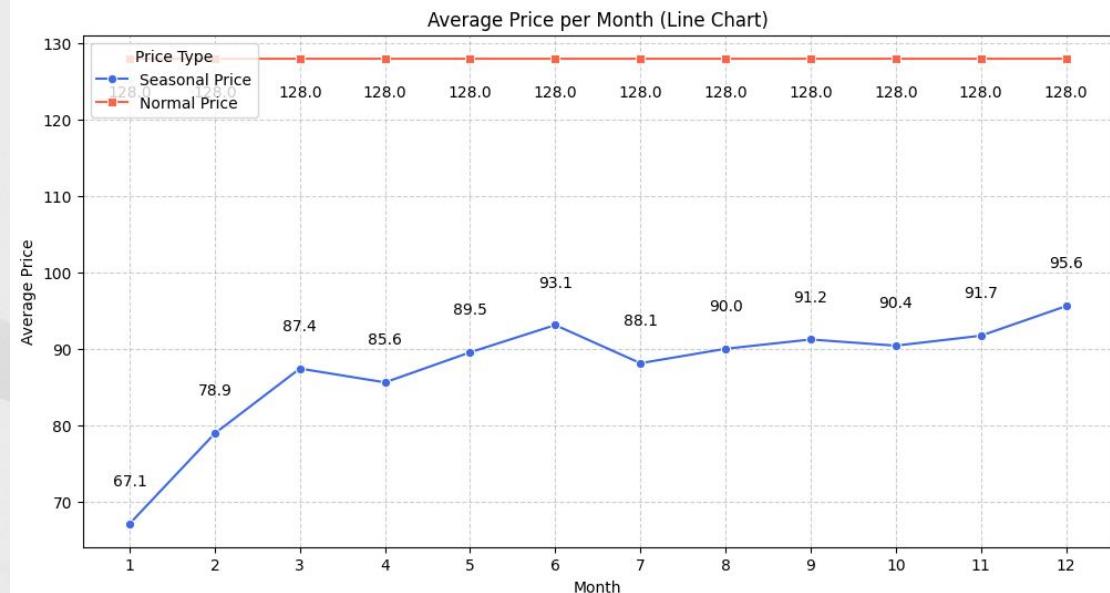


Multivariate

Grafik ini menunjukkan rata-rata harga pada *calendar* maupun *listing* perbulan.

- Normal price (Price_y) terlihat flat dikarenakan merupakan harga tetap.
- Seasonal Price (Price_x) terlihat fluktuatif dikarenakan pengaruh dari faktor lainnya (hari libur, high season, dll)

Normal Price & Seasonal Price VS Month

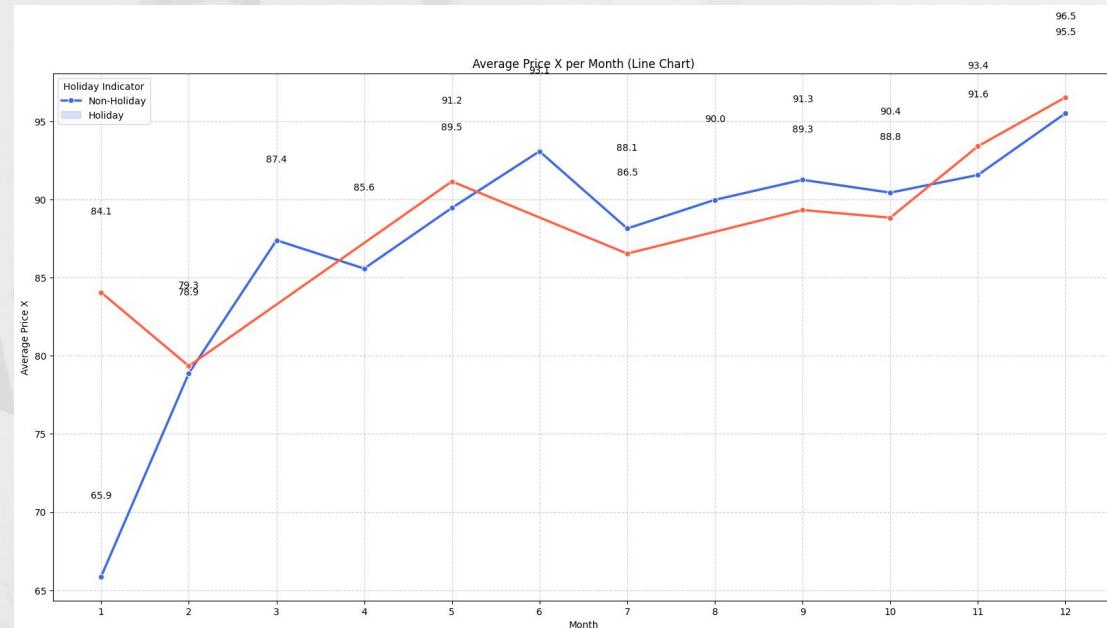


Multivariate

(Seasonal Price & Holiday_indicator) VS Month

Grafik ini merupakan detail dari Seasonal Price (price_x) yang terdapat 2 indikator *holiday* dan *non-holiday*.

- Tidak terdapat indicator holiday pada bulan Maret, April, Juni dan Agustus.
- Nilai Seasonal Price tertinggi baik holiday maupun non-holiday terdapat pada bulan Desember

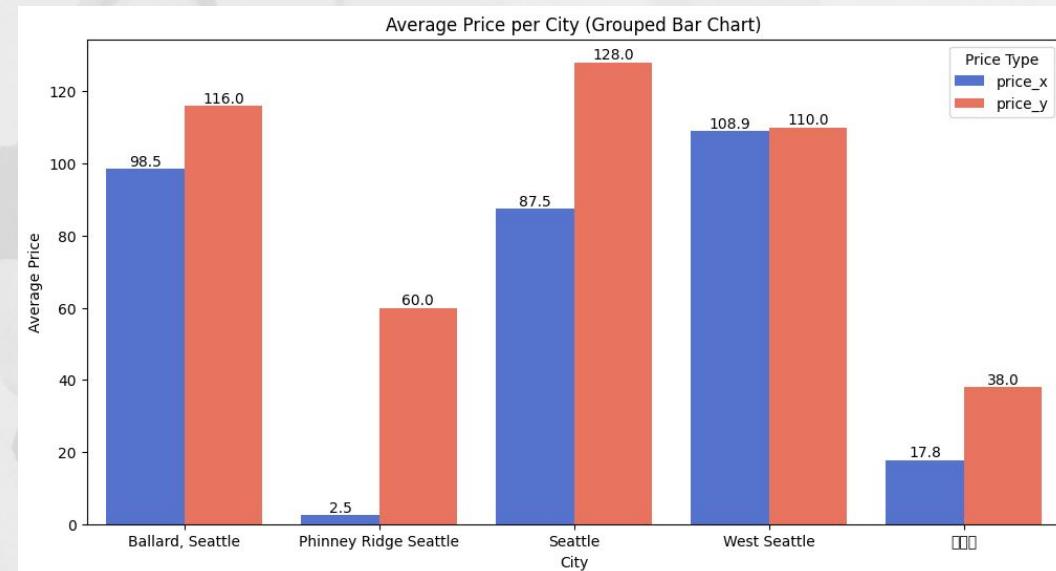


Multivariate

(Seasonal Price & Holiday_indicator) VS Month

Grafik persebaran harga pada tiap kota, dengan indikator Normal Price (*price_y*) dan Seasonal Price (*price_x*)

- Seasonal Price tertinggi pada kota West Seattle, hal ini berkemungkinan menunjukkan kota tersebut menjadi destinasi banyak orang.
- Normal Price tertinggi pada kota Seattle City menunjukkan bahwa kota tersebut letak strategis dan tetap dikunjungi walau pada normal season.

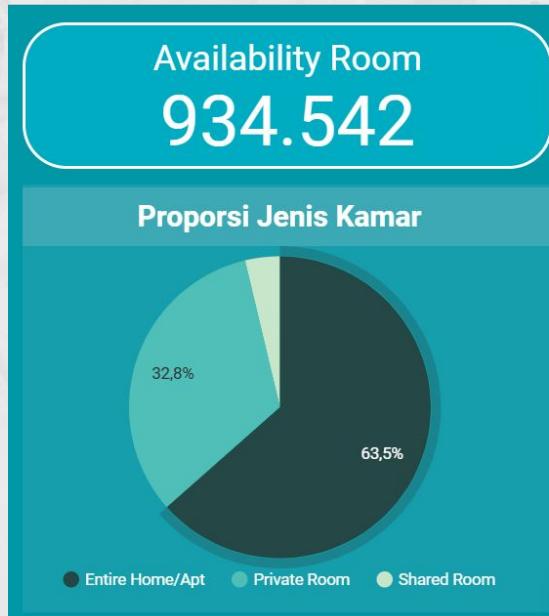


VISUALISASI DAN INSIGHT

Link looker:

<https://lookerstudio.google.com/reporting/01b524d8-1d54-405b-9ecb-00cb803b91c0>

Overview AirBnB Seattle



Insight:

1. Ketersediaan Kamar Saat Ini: 934.542

- Angka ini menunjukkan jumlah total unit yang tersedia di Seattle.

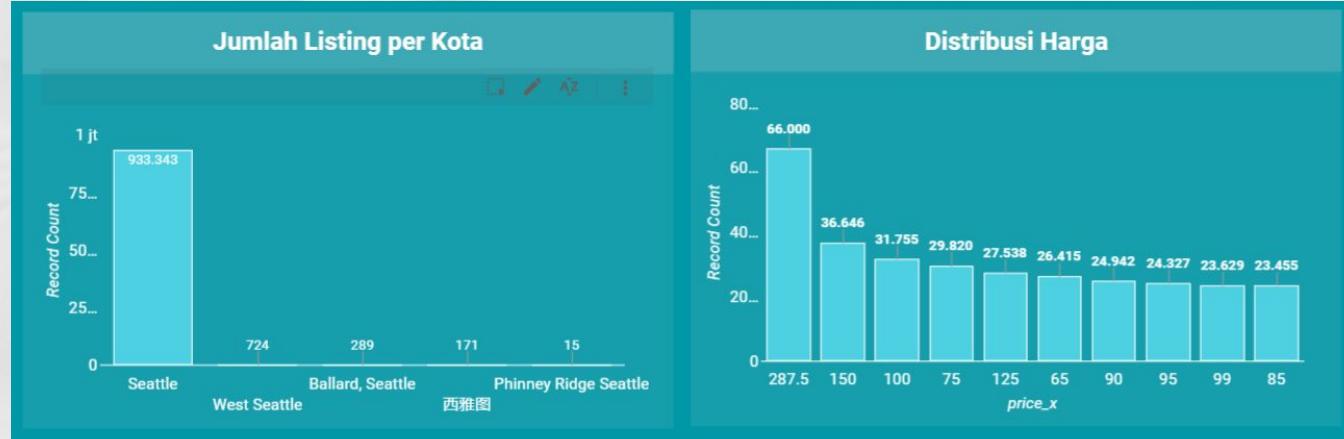
2. Dominasi Entire Home/Apt dalam Proporsi Jenis Kamar

- 63,5% dari listing adalah Entire Home/Apt**, menunjukkan bahwa mayoritas pemilik properti lebih memilih menyewakan seluruh unit daripada hanya satu kamar.
- 32,8% adalah Private Room**, yang juga cukup signifikan tetapi jauh lebih kecil dibandingkan Entire Home/Apt.
- Shared Room hampir tidak terlihat dalam proporsi**, yang bisa menunjukkan bahwa model berbagi kamar kurang diminati di pasar ini.

TABEL DESKRIPSI					
	city	room_type	price_x	availability_365	Record Count ▾
1.	Seattle	Entire Home/Apt	287.5	365	13.207
2.	Seattle	Entire Home/Apt	150	365	11.037
3.	Seattle	Private Room	75	365	7.862
4.	Seattle	Private Room	60	365	7.123
5.	Seattle	Private Room	65	365	6.700
6.	Seattle	Private Room	70	365	5.621
1 - 100 / 15851					

Insight dari Tabel Deskripsi

- **Dominasi Seattle:** Semua data yang ditampilkan berasal dari Seattle, menunjukkan bahwa kota ini memiliki jumlah listing terbanyak.
- **Tipe Akomodasi Populer:** "Entire Home/Apt" dengan harga rata-rata \$287,5 memiliki jumlah listing tertinggi (13.207), menunjukkan bahwa properti sewa satu unit penuh lebih diminati dibandingkan tipe lain.
- **Private Room sebagai Alternatif**:** Private Room dengan harga antara \$60-\$75 juga memiliki jumlah listing yang cukup tinggi, menandakan adanya pasar bagi penyewa yang mencari opsi lebih terjangkau.
- **Ketersediaan Tinggi:** Semua properti memiliki ketersediaan 365 hari, yang berarti banyak host menawarkan properti mereka sepanjang tahun tanpa batasan waktu tertentu.



Jumlah Listing per Kota

Seattle mendominasi listing Airbnb, menunjukkan daya tarik tinggi bagi penyewa karena lokasi dan aksesibilitas. Kota lain memiliki listing jauh lebih sedikit, membuka peluang bagi pemilik properti baru untuk masuk ke pasar tersebut.

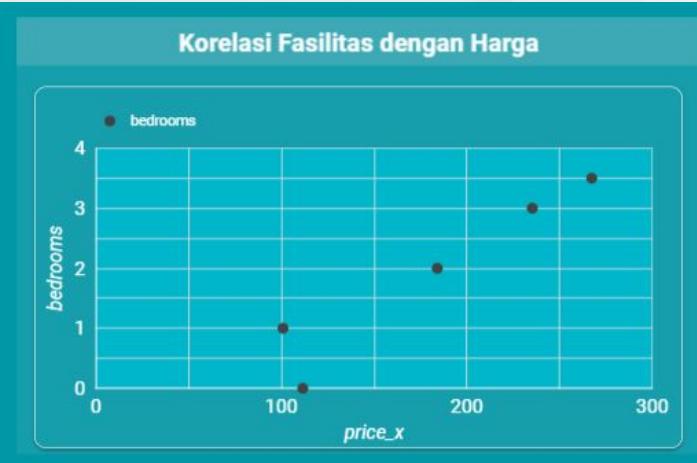
Distribusi Harga

Sebagian besar listing berada di kisaran \$287.5 dengan jumlah tertinggi, menandakan rentang harga ini paling banyak ditawarkan. Rentang \$150–\$100 juga cukup populer, sementara listing di atas \$287.5 lebih jarang. Pemilik properti dapat menyesuaikan harga sesuai tren atau menerapkan strategi harga berbeda, seperti paket premium dengan fasilitas tambahan, untuk menarik lebih banyak pemesan.



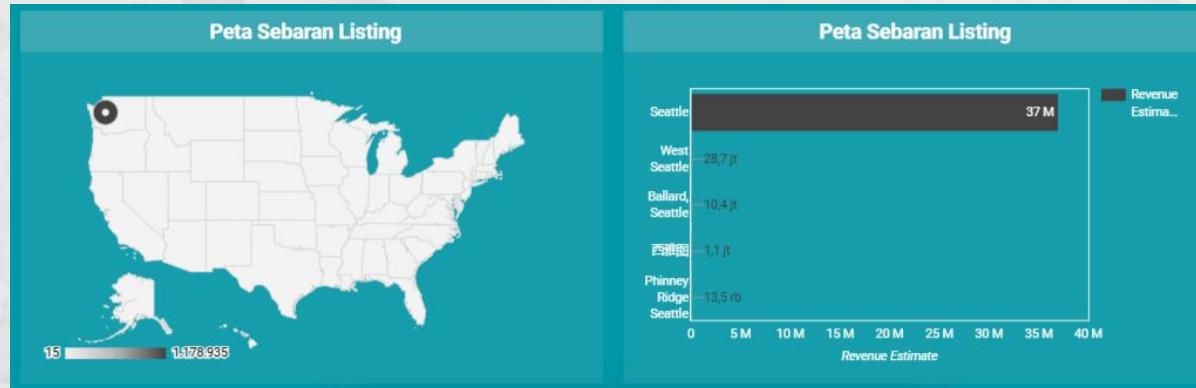
Tren Harga Airbnb per Kota

Harga sewa Airbnb cenderung meningkat seiring waktu di berbagai kota, dengan Seattle menunjukkan tren kenaikan yang stabil. Hal ini mengindikasikan meningkatnya permintaan atau perubahan strategi harga dari pemilik properti.



Korelasi Fasilitas dengan Harga

Jumlah kamar tidur memiliki korelasi positif dengan harga sewa, di mana properti dengan lebih banyak kamar tidur umumnya memiliki harga lebih tinggi. Pemilik properti dapat mempertimbangkan untuk menawarkan unit dengan lebih banyak kamar atau meningkatkan fasilitas untuk menyesuaikan dengan segmen pasar yang lebih premium.



Sebaran Listing:

Mayoritas listing Airbnb terkonsentrasi di Seattle dibandingkan dengan wilayah lain. Ini menandakan bahwa Seattle merupakan pasar utama bagi Airbnb dengan permintaan yang lebih tinggi.

Estimasi Pendapatan:

Seattle mendominasi pendapatan dengan estimasi sekitar \$37 juta, jauh lebih tinggi dibandingkan wilayah lain seperti West Seattle dan Ballard. Hal ini mengindikasikan bahwa properti di Seattle memiliki performa lebih baik dalam hal pendapatan per listing.



Seattle Mendominasi: 686 bookings dalam setahun, jauh lebih tinggi dibandingkan area lain.

Permintaan Berbeda: West Seattle (359), Ballard (289), Phinney Ridge (15) ini menunjukkan variasi daya tarik lokasi.

Peluang Host → Area dengan **booking tinggi** bisa dioptimalkan dengan strategi harga & fasilitas, sementara area dengan **booking rendah** perlu analisis lebih lanjut.

The background of the image is a teal-colored surface with a repeating pattern of small, light blue triangles forming a larger, darker teal hexagonal grid.

Raih Mimpi #**TanpaBatas**



Thank you!