1. Thông tin dữ liệu

- Tập dữ liệu của cửa hàng Walmart – cửa hàng bán lẻ hàng đầu ở Mỹ
- Mô tả:
  Doanh nghiệp muốn dự đoán chính xác doanh số và nhu cầu. Có một số sự kiện và ngày lễ nhất định ảnh hưởng đến doanh số bán hàng mỗi ngày. Doanh nghiệp đang phải đối mặt với thách thức do nhu cầu không lường trước được và đôi khi hết hàng
- Tập dữ liệu gồm có 421.517 dòng và 17 cột

```
df = pd.read_csv('walmart_cleaned.csv')
df
```

	Unnamed: 0	Store	Date	IsHoliday	Dept	Weekly_Sales	Temperature	Fuel_Price	MarkDown1	MarkDown2	MarkDown3	MarkDown4	MarkDown5	CPI	Unemployment	Type	Size
0	0	1	2010-02-05	0	1.0	24924.50	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
1	1	1	2010-02-05	0	26.0	11737.12	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
2	2	1	2010-02-05	0	17.0	13223.76	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
3	3	1	2010-02-05	0	45.0	37.44	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
4	4	1	2010-02-05	0	28.0	1085.29	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
421565	423281	45	2012-10-26	0	13.0	26240.14	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421566	423282	45	2012-10-26	0	16.0	2660.02	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421567	423283	45	2012-10-26	0	32.0	4131.54	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421568	423284	45	2012-10-26	0	83.0	717.82	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421569	423285	45	2012-10-26	0	98.0	1076.80	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221

421570 rows × 17 columns

- Ý nghĩa các cột thông tin:
  + Store: cửa hàng
  + Date : ngày bán hàng
  + IsHoliday: có phải kỳ nghỉ hay không
  + Dept: bộ phận
  + Weekly_Sales: doanh số bán hàng
  + Temperature: Nhiệt độ
  + Fuel_Price: Giá nhiên liệu
  + MarkDown: khoảng giảm giá
  + CPI: Chỉ số giá tiêu dùng phổ biến
  + Unemployment: Tỷ lệ thất nghiệp phổ biến
  + Type: Loại
  + Size: Kích cỡ
2. Kiểm tra dữ liệu (EDA): kiểm tra và làm sạch dữ liệu
- Xem dữ liệu

```
[58] df.head()
```

	Store	Date	IsHoliday	Dept	Weekly_Sales	Temperature	Fuel_Price	MarkDown1	MarkDown2	MarkDown3	MarkDown4	MarkDown5	CPI	Unemployment	Type	Size
0	1	2010-02-05	0	1.0	24924.50	42.31	2.572	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.096358	8.106	3	151315
1	1	2010-02-05	0	26.0	11737.12	42.31	2.572	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.096358	8.106	3	151315
2	1	2010-02-05	0	17.0	13223.76	42.31	2.572	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.096358	8.106	3	151315
3	1	2010-02-05	0	45.0	37.44	42.31	2.572	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.096358	8.106	3	151315
4	1	2010-02-05	0	28.0	1085.29	42.31	2.572	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.096358	8.106	3	151315

```
[59] df.tail()
```

	Store	Date	IsHoliday	Dept	Weekly_Sales	Temperature	Fuel_Price	MarkDown1	MarkDown2	MarkDown3	MarkDown4	MarkDown5	CPI	Unemployment	Type	Size
421565	45	2012-10-26	0	13.0	26240.14	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421566	45	2012-10-26	0	16.0	2660.02	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421567	45	2012-10-26	0	32.0	4131.54	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421568	45	2012-10-26	0	83.0	717.82	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421569	45	2012-10-26	0	98.0	1076.80	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221

- Xóa cột

```
[56] df = df.drop(columns = (['Unnamed: 0']))
```

```
[57] df
```

	Store	Date	IsHoliday	Dept	Weekly_Sales	Temperature	Fuel_Price	MarkDown1	MarkDown2	MarkDown3	MarkDown4	MarkDown5	CPI	Unemployment	Type	Size
0	1	2010-02-05	0	1.0	24924.50	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
1	1	2010-02-05	0	26.0	11737.12	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
2	1	2010-02-05	0	17.0	13223.76	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
3	1	2010-02-05	0	45.0	37.44	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
4	1	2010-02-05	0	28.0	1085.29	42.31	2.572	0.00	0.00	0.0	0.00	0.00	211.096358	8.106	3	151315
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
421565	45	2012-10-26	0	13.0	26240.14	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421566	45	2012-10-26	0	16.0	2660.02	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421567	45	2012-10-26	0	32.0	4131.54	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421568	45	2012-10-26	0	83.0	717.82	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221
421569	45	2012-10-26	0	98.0	1076.80	58.85	3.882	4018.91	58.08	100.0	211.94	858.33	192.308899	8.667	2	118221

421570 rows × 16 columns

- Kiểm tra kiểu giá trị dữ liệu

```
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 421570 entries, 0 to 421569
Data columns (total 16 columns):
 #   Column        Non-Null Count   Dtype  
---  ------        --------------   -----  
 0   Store         421570 non-null  int64  
 1   Date          421570 non-null  object 
 2   IsHoliday     421570 non-null  int64  
 3   Dept          421570 non-null  float64
 4   Weekly_Sales  421570 non-null  float64
 5   Temperature   421570 non-null  float64
 6   Fuel_Price    421570 non-null  float64
 7   MarkDown1     421570 non-null  float64
 8   MarkDown2     421570 non-null  float64
 9   MarkDown3     421570 non-null  float64
 10  MarkDown4     421570 non-null  float64
 11  MarkDown5     421570 non-null  float64
 12  CPI           421570 non-null  float64
 13  Unemployment  421570 non-null  float64
 14  Type          421570 non-null  int64  
 15  Size          421570 non-null  int64  
dtypes: float64(11), int64(4), object(1)
memory usage: 51.5+ MB
```

- Kiểm tra và xóa các giá trị null và trùng lặp

```
[ ]  df = df.dropna()
```

```
[ ]  df.isnull().sum()
```

```
Store           0
Date            0
IsHoliday       0
Dept            0
Weekly_Sales    0
Temperature     0
Fuel_Price      0
MarkDown1       0
MarkDown2       0
MarkDown3       0
MarkDown4       0
MarkDown5       0
CPI             0
Unemployment    0
Type            0
Size            0
dtype: int64
```

```
[ ]  df.duplicated().sum()
```

```
0
```

- Kiểm tra descibe các biến có giá trị là số

```
df.describe().T
```

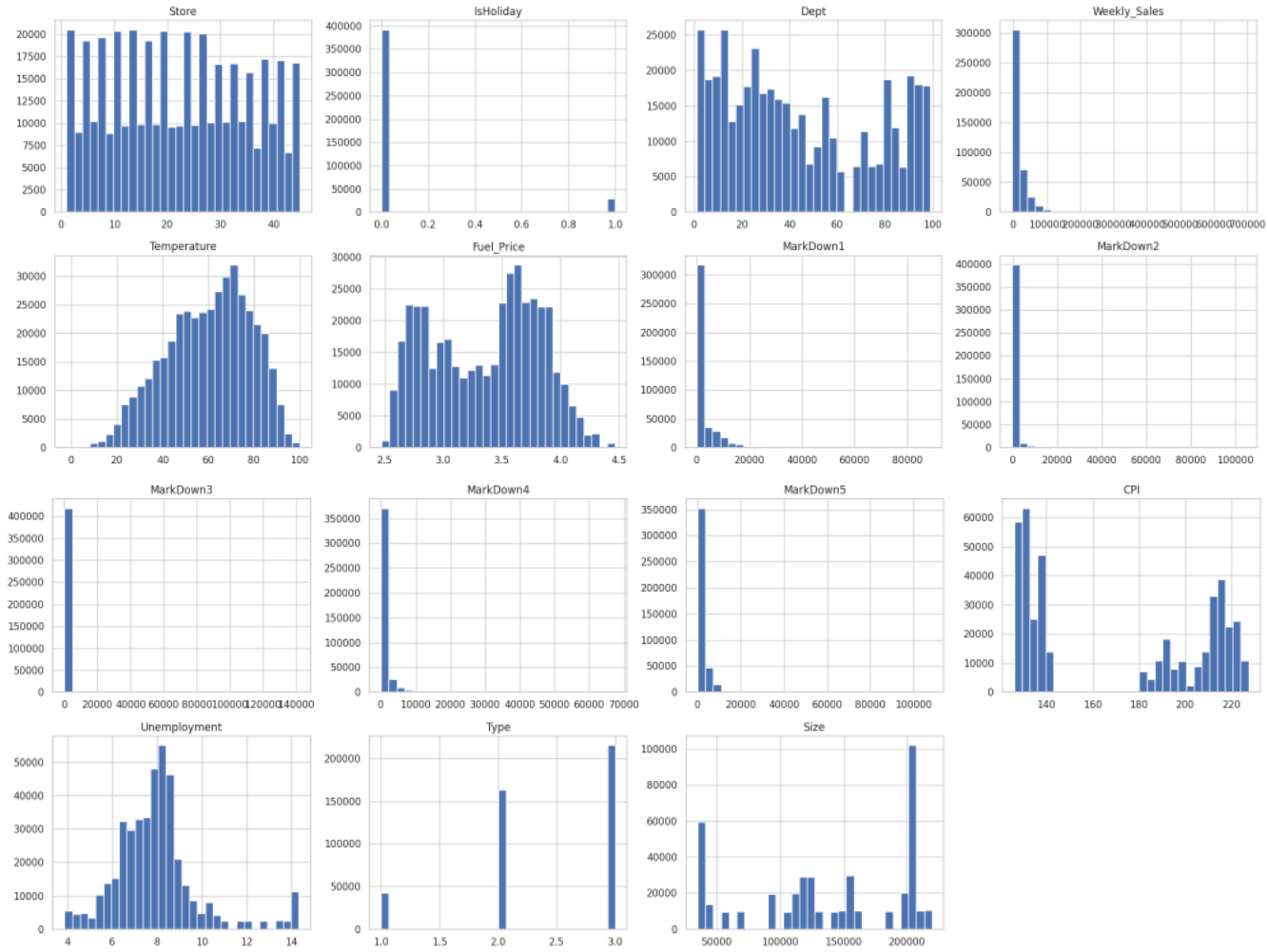
	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Store	421570.0	22.200546	12.785297	1.000	11.000000	22.00000	33.000000	45.000000
IsHoliday	421570.0	0.070358	0.255750	0.000	0.000000	0.00000	0.000000	1.000000
Dept	421570.0	44.260317	30.492054	1.000	18.000000	37.00000	74.000000	99.000000
Weekly_Sales	421570.0	15981.258123	22711.183519	-4988.940	2079.650000	7612.03000	20205.852500	693099.360000
Temperature	421570.0	60.090059	18.447931	-2.060	46.680000	62.09000	74.280000	100.140000
Fuel_Price	421570.0	3.361027	0.458515	2.472	2.933000	3.45200	3.738000	4.468000
MarkDown1	421570.0	2590.074819	6052.385934	0.000	0.000000	0.00000	2809.050000	88646.760000
MarkDown2	421570.0	879.974298	5084.538801	-265.760	0.000000	0.00000	2.200000	104519.540000
MarkDown3	421570.0	468.087665	5528.873453	-29.100	0.000000	0.00000	4.540000	141630.610000
MarkDown4	421570.0	1083.132268	3894.529945	0.000	0.000000	0.00000	425.290000	67474.850000
MarkDown5	421570.0	1662.772385	4207.629321	0.000	0.000000	0.00000	2168.040000	108519.280000
CPI	421570.0	171.201947	39.159276	126.064	132.022667	182.31878	212.416993	227.232807
Unemployment	421570.0	7.960289	1.863296	3.879	6.891000	7.86600	8.572000	14.313000
Type	421570.0	2.410088	0.666337	1.000	2.000000	3.00000	3.000000	3.000000
Size	421570.0	136727.915739	60980.583328	34875.000	93638.000000	140167.00000	202505.000000	219622.000000

- Dữ liệu sau khi làm sạch có 421.570 dòng và 16 cột

```
[ ]  df.shape
```

```
(421570, 16)
```

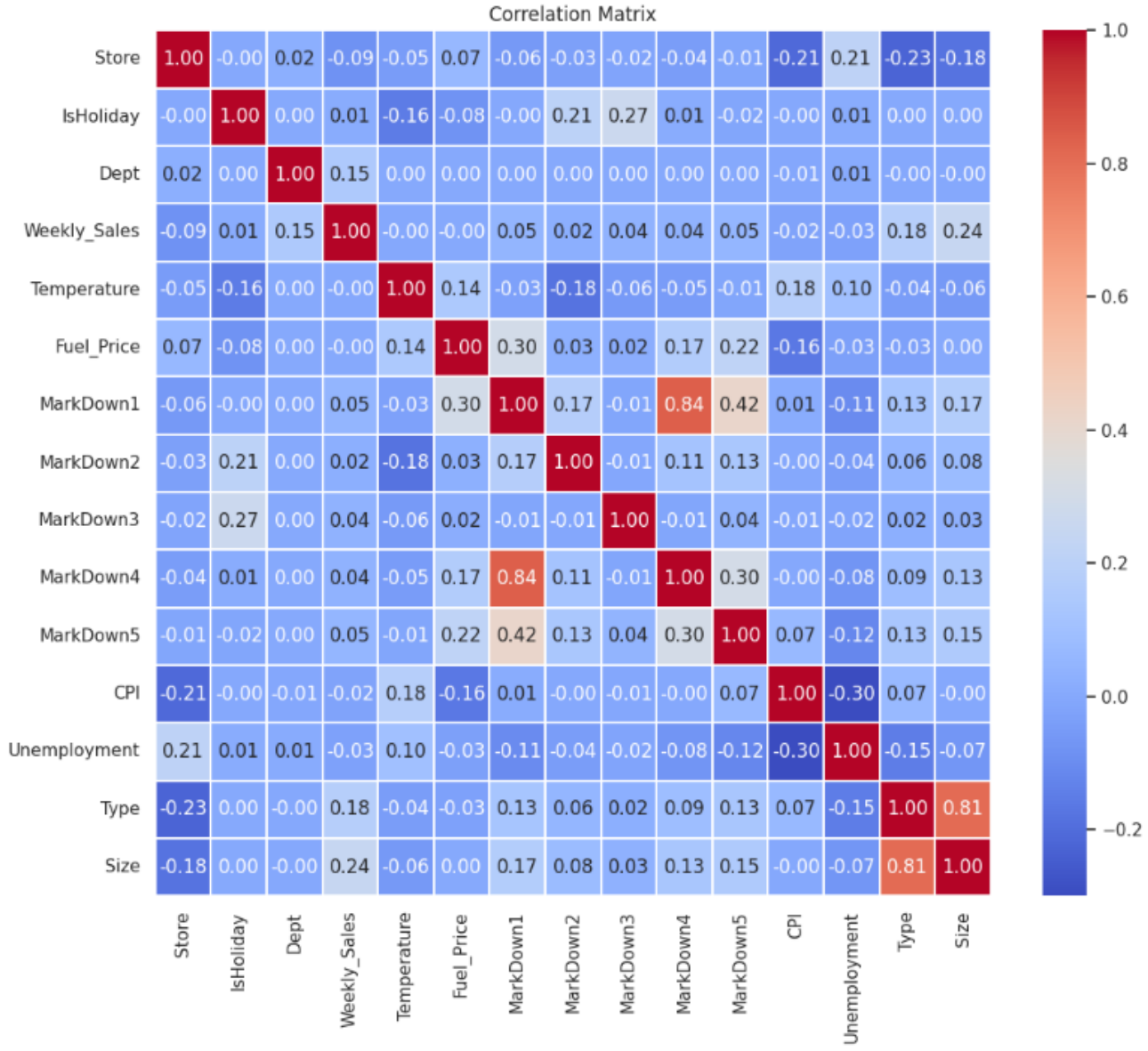
3. Xem phân phối các cột



+ Từ MarkDown1 đến MarkDown5: Các cột nghiêng nhiều về 0, cho biết rằng các khoản giảm giá hoặc khuyến mãi không được áp dụng hàng tuần. Chỉ có một vài tuần xảy ra hiện tượng giảm giá, và trong hầu hết các tuần khác giá trị ở mức 0.
+ IsHoliday: Đây là biến cho biết một tuần có phải là tuần nghỉ lễ hay không. Dự kiến số tuần nghỉ lễ sẽ ít hơn so với các tuần không nghỉ lễ vì số ngày nghỉ lễ tương đối ít thường xuyên hơn.
+ Temperature, CPI, và Unemployment: Các cột này dường như có phân phối chuẩn ít nhiều. Sự phân bố Temperature hơi lệch trái, cho thấy nhiệt độ thấp hơn có thể phổ biến hơn. CPI (Chỉ số giá tiêu dùng) và Unemployment dường như có sự phân bổ tương đối cân xứng.
+ Fuel_Price: Sự phân bố của Fuel_price hơi lệch phải. Điều này cho thấy rằng giá nhiên liệu cao hơn sẽ ít người mua hơn.

+ Weekly_Sales: Việc phân phối Weekly_Sales bị lệch trái nhiều. Điều này cho thấy giá trị đơn hàng cao hơn ít hơn giá trị đơn hàng thấp
+ Size and Type: Các quan sát cho thấy rằng các cửa hàng lớn hơn và các cửa hàng loại 3 phổ biến hơn trong tập dữ liệu.

4. Xem tương quan giữa các cột



- Weekly_Sales và Size: Có mối tương quan dương giữa Weekly_Sales và Size, cho thấy các cửa hàng lớn hơn có xu hướng có doanh thu cao hơn. Điều này cho thấy quy mô cửa hàng có thể ảnh hưởng đến hiệu suất bán hàng.

- Weekly_Sales và Type:có một mối tương quan nhẹ giữa loại Type và Weekly_Sales. Tuy nhiên, mối tương quan này không đáng kể, điều này có nghĩa là các yếu tố khác có tác động lớn hơn đến doanh số bán hàng.
 - Weekly_Sales và Dept: Weekly_Sales cũng có mối tương quan tích cực với Dept, cho thấy rằng một số bộ phận nhất định trong cửa hàng có xu hướng có doanh số bán hàng cao hơn so với các bộ phận khác.

- Weekly_Sales và MarkDown features: Các MarkDown ít có mối tương quan với Weekly_Sales. Điều này cho thấy rằng những khoản giảm giá khuyến mãi này có thể không có tác động đáng kể đến doanh số bán hàng.

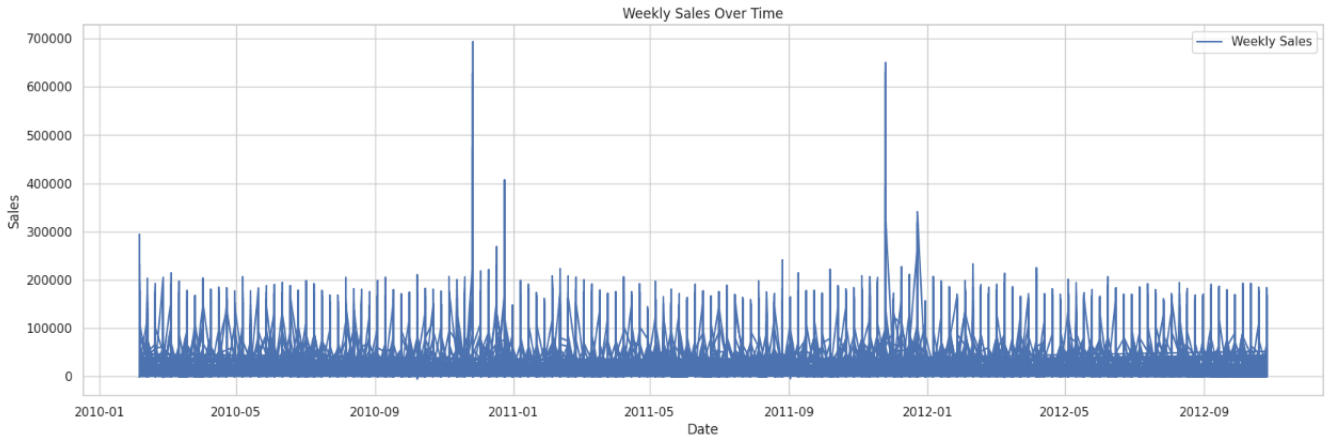
- Weekly_Sales và Temperature, Unemployment,Fuel_Price: Weekly_Sales cũng có tương quan âm với các biến Temperature, Unemployment và Fuel_Price. Điều này có nghĩa là khi nhiệt độ càng cao thì mọi người có xu hướng hạn chế ra ngoài mua sắm; tỷ lệ thất nghiệp thấp thì mọi người sẽ có tiền để chi tiêu; giá nhiên liệu thấp thì sẽ phù hợp với nhiều người hơn. Doanh số sẽ tăng

- Fuel_Price và MarkDown1, MarkDown4 và MarkDown5: Fuel_Price cho thấy mối tương quan với MarkDown1, MarkDown4 và MarkDown5. Điều này cho thấy rằng những khoản giảm giá cụ thể này có thể liên quan đến giá nhiên liệu theo một cách nào đó.

- CPI và Unemployment: CPI và Unemployment có mối tương quan âm. Tỷ lệ thất nghiệp cao hơn thường dẫn đến giá trị chỉ số giá tiêu dùng thấp hơn.

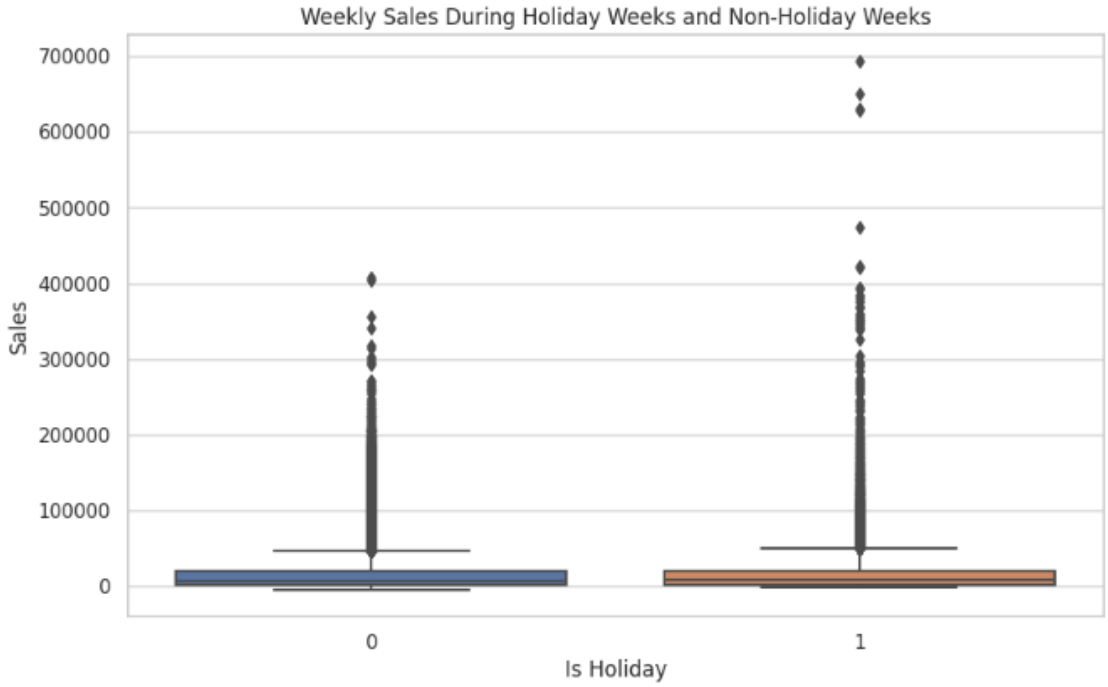
- Type và Size: Loại cho thấy mối tương quan mạnh mẽ với Kích thước, cho biết loại cửa hàng có liên quan đến quy mô của nó. Điều này cho thấy rằng các loại cửa hàng khác nhau có quy mô khác nhau.

- Biểu đồ doanh số theo thời gian



Biểu đồ hiển thị Weekly_Sales theo thời gian. Có một mô hình rõ ràng về doanh số bán hàng đạt đỉnh vào những thời điểm nhất định trong năm, có thể tương ứng với các mùa mua sắm phổ biến như kỳ nghỉ lễ cuối năm.

- Biểu đồ thể hiện doanh số theo kì nghỉ và không theo kỳ nghỉ



Biểu đồ hiển thị sự phân bổ của Weekly_Sales trong các tuần nghỉ lễ và tuần không nghỉ lễ. Chúng ta có thể quan sát rằng doanh số bán hàng trung bình trong những tuần nghỉ lễ cao hơn một chút so với những tuần không nghỉ lễ, điều này được dự kiến vì những ngày nghỉ lễ thường tương ứng với mức chi tiêu của người tiêu dùng tăng lên.

5. Chọn mô hình phân tích và kết quả

- Chọn biến chạy mô hình và huấn luyện

```
[43] df['Month'] = df['Date'].dt.month
     df['Size_Type'] = df['Size'] * df['Type']
     features = ['Size', 'Dept', 'IsHoliday', 'Type', 'CPI', 'Unemployment', 'Month', 'Size_Type']
     target = 'Weekly_Sales'
```

```
[44] X = df[features]
     y = df[target]
     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Việc tạo ra thuộc tính kết hợp như 'Size_Type' có thể giúp mô hình phát hiện được các mối quan hệ hoặc tương tác giữa kích thước và loại đối tượng.

- Chạy mô hình
  - Linear Regression

```
[45] # Simple Linear Regression Model
     lr_model = LinearRegression()
     lr_model.fit(X_train, y_train)
     y_pred_lr = lr_model.predict(X_test)
     rmse_lr = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred_lr))
     r2_lr = r2_score(y_test, y_pred_lr)
     print(f'Linear Regression RMSE: {rmse_lr}, R2 Score: {r2_lr}')
```

```
Linear Regression RMSE: 21794.594887247673, R2 Score: 0.08389804497005737
```

Kết quả của mô hình Linear Regression không tốt. RMSE (Root Mean Squared Error) của 21794.59 cho thấy sự sai lệch trung bình giữa dự đoán và giá trị thực tế là khá lớn. R2 Score của 0.0839 chỉ ra rằng mô hình không giải thích tốt biến thiên của dữ liệu.

  - Random Forest

```
[46] rf_model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
     rf_model.fit(X_train, y_train)
     y_pred_rf = rf_model.predict(X_test)
     rmse_rf = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred_rf))
     r2_rf = r2_score(y_test, y_pred_rf)
     print(f'Random Forest RMSE: {rmse_rf}, R2 Score: {r2_rf}')
```

```
Random Forest RMSE: 4444.676278068435, R2 Score: 0.9618998681459785
```

Kết quả của mô hình Random Forest là rất tốt. RMSE (Root Mean Squared Error) của 4444.68 cho thấy sự sai lệch trung bình giữa dự đoán và giá trị thực

tế là khá nhỏ. R2 Score của 0.9619 cho thấy mô hình giải thích tốt biến thiên của dữ liệu.

- Neural Network with Keras

```
nn_model = Sequential()
nn_model.add(Dense(32, input_dim=X_train.shape[1], activation='relu'))
nn_model.add(Dense(1))
nn_model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
nn_model.fit(X_train, y_train, epochs=10, batch_size=32)
y_pred_nn = nn_model.predict(X_test)
rmse_nn = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred_nn))
r2_nn = r2_score(y_test, y_pred_nn)
print(f'Neural Network RMSE: {rmse_nn}, R2 Score: {r2_nn}')
```

```
Epoch 1/10
10540/10540 [==============================] - 19s 2ms/step - loss: 491549440.0000
Epoch 2/10
10540/10540 [==============================] - 20s 2ms/step - loss: 486441696.0000
Epoch 3/10
10540/10540 [==============================] - 21s 2ms/step - loss: 484764704.0000
Epoch 4/10
10540/10540 [==============================] - 19s 2ms/step - loss: 482660512.0000
Epoch 5/10
10540/10540 [==============================] - 19s 2ms/step - loss: 481832768.0000
Epoch 6/10
10540/10540 [==============================] - 18s 2ms/step - loss: 480820192.0000
Epoch 7/10
10540/10540 [==============================] - 19s 2ms/step - loss: 479697920.0000
Epoch 8/10
10540/10540 [==============================] - 18s 2ms/step - loss: 478372960.0000
Epoch 9/10
10540/10540 [==============================] - 18s 2ms/step - loss: 477578880.0000
Epoch 10/10
10540/10540 [==============================] - 19s 2ms/step - loss: 475714080.0000
2635/2635 [==============================] - 4s 1ms/step
Neural Network RMSE: 21897.201338925457, R2 Score: 0.0752519345653051
```

Kết quả của mô hình Neural Network là không tốt. RMSE (Root Mean Squared Error) của 21897.20 cho thấy sự sai lệch trung bình giữa dự đoán và giá trị thực tế là khá lớn. R2 Score của 0.0753 chỉ ra rằng mô hình không giải thích tốt biến thiên của dữ liệu.

- XGB Regressor

```python
# Create a XGB regressor model
model = xgb.XGBRegressor(n_estimators=30,max_depth=9)

# Fit the model on the training data
model.fit(X_train, y_train)

# Make predictions on the test data
y_pred = model.predict(X_test)

# Evaluate the model
mae = sklearn.metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mse)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print("Mean Absolute Error (MAE):", round(mae,2))
print("Mean Squared Error (MSE):", round(mse,2))
print("Root Mean Squared Error (RMSE):", round(rmse,2))
print("R-squared (R2) Score:", round(r2,2))
```

```
Mean Absolute Error (MAE): 2648.12
Mean Squared Error (MSE): 27579742.61
Root Mean Squared Error (RMSE): 5251.64
R-squared (R2) Score: 0.95
```

Kết quả của mô hình XGB Regressor là rất tốt. RMSE (Root Mean Squared Error) của 5251.64 cho thấy sự sai lệch trung bình giữa dự đoán và giá trị thực tế là khá nhỏ. R2 Score của 0.95 cho thấy mô hình giải thích tốt biến thiên của dữ liệu.

- Support Vector Regression(SVR)

```
svr_model = SVR()

svr_model.fit(X_test, y_test)

predict_svr_y = svr_model.predict(X_test)

mse = mean_squared_error(y_test, predict_svr_y)
rmse = np.sqrt(mse)
r2 = r2_score(y_test, predict_svr_y)

print("Root Mean Squared Error (RMSE) is:", rmse)
print("R-squared (R2) Score is:", r2)
```

```
Root Mean Squared Error (RMSE) is: 23895.781376665753
R-squared (R2) Score is: -0.10125699680108036
```

Kết quả của mô hình Support Vector Regression là rất kém. RMSE (Root Mean Squared Error) của 23895.78 cho thấy sự sai lệch trung bình giữa dự đoán và giá trị thực tế là khá lớn. R2 Score của -0.1013 chỉ ra rằng mô hình không giải thích tốt biến thiên của dữ liệu và có hiệu suất kém hơn so với mô hình ngẫu nhiên.

6. Đánh giá và kết luận

Mô hình	**RMSE**	**R2 Score**	**Đánh giá**
Linear Regression	21794.59	0.08	Không tốt
Random Forest	4444.67	0.96	Tốt
Neural Network with Keras	21897.20	0.07	Không tốt
XGB Regressor	5251.64	0.95	Tốt
Support Vector Regression(SVR)	23895.78	-0.10	Không tốt

- Theo kết quả tính toán, mô hình Random Forest và XGB Regressor có độ chính xác cao và phù hợp với dữ liệu. Do đó, doanh nghiệp có thể sử dụng mô hình Random Forest hoặc XGB Regressor để dự đoán doanh thu trong tương lai và tạo ra các kế hoạch kinh doanh dựa trên những dự đoán này.

- Doanh nghiệp nên nhập nhiều hàng hơn đối với những tuần có chương trình khuyến mãi và những tuần có kì nghỉ, ngày lễ
- Tối ưu hóa quản lý tồn kho: Walmart có thể sử dụng các phương pháp quản lý tồn kho hiện đại để đảm bảo sự sẵn có của hàng hóa.
- Walmart có thể tiếp tục phát triển và cải thiện các mô hình dự đoán nhu cầu để đáp ứng chính xác và kịp thời với nhu cầu của khách hàng.
- Doanh nghiệp có thể xem xét nâng cao tính linh hoạt của chuỗi cung ứng bằng cách tăng cường đối tác với nhà cung cấp. Xây dựng một mạng lưới nhà cung cấp đáng tin cậy và sẵn lòng đáp ứng nhanh chóng với nhu cầu của Walmart.