

گزارش تسک شماره { }

عنوان تسک:

تسک آنالیز داده های بانکی

تهیه کننده/تهیه کنندگان:

پیمان دایی رضایی

تاریخ: { } / /

۱. درباره ما

من یکی از علايقم کار کردن از بچگی حدس زدن کار دیگران بوده و تحلیل آينده بعد از آشنايی با هوش مصنوعی در طرح شهید بابایي علاقه زيادي به اين پيدا کردم و وارد اين زمينه شدم

۲. مقدمه

در اين گزارش قصد دارم داده‌های مربوط به تراکنش‌های خرید مشتریان را بررسی کنم تا ببینم چه الگوهایی در خرید آن‌ها وجود دارد. اطلاعات موجود شامل شناسه مشتری، تعداد تراکنش‌ها، مبلغ کل خرید، قیمت واحد، تاریخ و زمان خرید، و فروشگاهی که خرید از آن انجام شده است. هدف اصلی این تحلیل، شناسایی مشتریان پرخرج و کم خرج، بررسی میزان تأثیر تخفیف‌ها بر خرید، و پیدا کردن روندهای زمانی خرید است. مثلاً می‌خواهم ببینم آیا خریدها در ساعت‌های خاصی از روز یا روزهای خاصی از هفته بیشتر هستند؟ آیا برخی فروشگاه‌ها عملکرد بهتری نسبت به بقیه دارند؟

در ادامه، ابتدا یک نمای کلی از داده‌ها ارائه می‌کنم، سپس دسته‌بندی مشتریان بر اساس میزان خرید را انجام می‌دهم. همچنین بررسی می‌کنم که کدام مشتریان وفادارتر هستند و چگونه می‌توان رفتار آن‌ها را بهتر درک کرد. در پایان هم نتایج تحلیل‌ها را خلاصه کرده و پیشنهاداتی برای بهبود فروش ارائه خواهم داد.

۳. فعالیت‌های انجام شده

۱. یافتن راه حل

۱.۱. بررسی و درک داده‌ها

- مشاهده ساختار کلی دیتابست و شناسایی ستون‌های کلیدی مانند `transaction_id`, `user_id`, `store` و `transaction_date`, `unit_price`, `total_price`
- بررسی وجود مقادیر گمشده (**null values**) در دیتابست و تصمیم‌گیری درباره حذف یا جایگزینی آن‌ها
- بررسی توزیع آماری داده‌ها از جمله حداقل، حداکثر، میانگین، میانه و صدک‌های کلیدی برای ستون‌های عددی

۱.۲. پیش‌پردازش داده‌ها

- تبديل داده‌های تاریخی به فرمت استاندارد برای تحلیل‌های زمانی
- محاسبه فاکتورهای جدید مانند مقدار تخفیف (تفاوت بین `total_price` و `unit_price`)

۳. محاسبه شاخص‌های کلیدی و تحلیل رفتار خرید مشتریان

- محاسبه تعداد خریدهای هر مشتری با استفاده از `transaction_id.nunique()` برای هر `user_id`.
- محاسبه مجموع مبلغ پرداخت شده توسط هر مشتری برای هر `user_id` جمع شده به عنوان `total_price`.
- شناسایی مشتریان پرخرج و کم خرج براساس صدکهای آماری خریدها.
- بررسی توزیع تعداد خریدها و مقایسه رفتار خرید مشتریان مختلف.

۴. دسته‌بندی مشتریان براساس رفتار خرید

۵. تحلیل روندهای زمانی خرید

- بررسی الگوی خرید در روزهای هفته (آیا مشتریان بیشتر در آخر هفته خرید می‌کنند؟)
- تحلیل پیک‌های زمانی خرید (بررسی ساعات پر تکرار خریدها)
- مقایسه میزان خرید در فصول مختلف سال (آیا در زمان‌های خاصی خرید افزایش می‌یابد؟).

۶. تحلیل عملکرد فروشگاه‌ها

- بررسی میزان فروش هر فروشگاه و مقایسه آن‌ها
- شناسایی فروشگاه‌هایی که بیشترین مشتریان را جذب کرده‌اند
- بررسی رفتار خرید مشتریان در هر فروشگاه (آیا مشتریان وفاداری وجود دارند که مرتباً از یک فروشگاه خاص خرید کنند؟)

داده‌ها

(1) شرح داده‌ها:

داده‌های موجود شامل ۸۱۹۲ ردیف و ۱۱ ستون هستند که هر ردیف، نشان‌دهنده‌ی یک تراکنش خرید است. این مجموعه داده اطلاعات مختلفی مانند شناسه مشتری، شناسه تراکنش، زمان و مکان خرید، مشخصات محصول، مقدار خریداری شده و هزینه‌های پرداختی را در بر می‌گیرد.

(2) ساختار داده‌ها و نوع داده‌ها:

ستون	توضیحات	نوع داده
user_id	شناسه‌ی یکتای مشتری	int64
transaction_id	شناسه‌ی یکتای تراکنش	int64
transaction_date	تاریخ انجام تراکنش	object
transaction_time	ساعت انجام تراکنش	object
store	نام فروشگاهی که خرید از آن انجام شده است	object
product_name	نام محصول خریداری شده	object
quantity	تعداد خریداری شده از یک محصول	int64
unit_price	قیمت هر واحد محصول	float64
total_price	مجموع مبلغ پرداختی قبل از تخفیف	float64
total_amount	مبلغ نهایی پرداخت شده پس از تخفیف	float64
total_items	تعداد کل اقلام خریداری شده در تراکنش	int64

(3) مرتب سازی و پیش پردازش داده ها :

- برای تحلیل بهتر، فرمت تاریخ و زمان اصلاح شده است و ستون هایی برای ماه و روز و ساعت ایجاد شد
- ستون هایی مثل دسته بندی مشتریان بر اساس میزان خریدشان و با استفاده از الگوریتم FRM و ستون ها تخفیف ها انجام شد
- حدود **407** ردیف کشف شد که داده های پرت دارند
- داده های **Missing Value** وجود نداشت

(4) توضیحات داده ها :

(1) بررسی وجود داده های پرت در دیتاست :

ستون	توضیحات	داده پرت
user_id	شناسه منحصر به فرد هر کاربر.	ندارد
transaction_id	شناسه منحصر به فرد هر تراکنش.	ندارد
quantity	تعداد کالاهای خریداری شده در هر تراکنش	بله، برای مقادیر زیاد ممکن است داده های پرت وجود داشته باشد

ستون	توضیحات	داده پرت
unit_price	قیمت هر واحد کالا	بله، برای قیمت‌های غیرمعمول می‌تواند داده‌های پرت وجود داشته باشد
total_price	مجموع قیمت هر تراکنش (تعداد کالا × قیمت واحد)	بله، داده‌های پرت برای تراکنش‌های با مبلغ بالا قابل مشاهده است
total_amount	مجموع مبلغ خرید (با احتساب تخفیف و مالیات)	بله، در صورتی که تراکنش‌های غیرعادی وجود داشته باشد
total_items	تعداد کل اقلام خریداری شده در یک تراکنش	بله، تعداد اقلام غیرمعمول می‌تواند نشان‌دهنده داده‌های پرت باشد

(2) توضیحات بیشتر در مورد داده‌ها :

ستون	پر تکرارترین مقدار	تعداد یکتا	تعداد تکرار پر تکرارترین مقدار	توضیح
store	15	Supermarket	973	به دلیل دسترسی آسان و رشد و تنوع محصولات و رشد فروش آنلاین مخصوصاً اسنپ شاپ و نکته مهم تر خرید از سوپرمارکت بیشتر به خرید روزانه و نیازهای فوری مربوط است. به عنوان مثال، مردم برای خرید مواد غذایی روزانه، نوشیدنی‌ها، و کالاهای مصرفی دیگر به سوپرمارکت‌ها مراجعه می‌کنند پس ما با توجه به علاقه مردم به خرید از سوپرمارکت‌ها ما باید مورد توجه قرار بگیرد
product_name	1446	Pet Store Product	24	در سال‌های اخیر، به ویژه در شهرهای بزرگ، نگهداری حیوانات خانگی (مانند سگ، گربه، پرندگان و غیره به یک روند محبوب تبدیل شده است. این ممکن است باعث شود که محصولات مرتبط با حیوانات خانگی، مانند غذا، لوازم جانبی و مراقبت‌های بهداشتی، تقاضای بالایی پیدا کنند یکی از مواردی که باید بهش توجه کنیم و با توجه به خرید بالای زیاد این محصول که تقاضای زیادی دارد باید مورد توجه قرار بگیرد

توضیح	تعداد تکرار پر تکرارترین مقدار	تعداد یکتا پر تکرارترین مقدار	تعداد یکتا	ستون
روز شنبه بیشترین تعداد تراکنش را دارد که میتواند به دلیل شروع هفته کاری و برنامه‌ریزی خریدهای هفتگی، تکمیل خریدهای عقب‌افتاده از تعطیلات جمعه، خرید عمده کسب وکارها، افزایش خریدهای سازمانی، دریافت حقوق و افزایش نقدینگی، تخفیف‌های ویژه فروشگاه‌ها، تهیه مایحتاج مدارس و دانشگاه‌ها باشد	1320	7	Saturday	weekday
یکی از نقاط هدفی که باید به آن توجه کرد عمده خرید‌های ایرانی‌ها از سوپر مارکت‌ها بوده است و با توجه به تعطیلات و ماه رمضان احتمال اینکه خرید‌ها از سوپر مارکت‌ها بیشتر شود هست	973	15	Supermarket Product	product_name_re
احتمال دارد به خاطر تعطیلی هفته در شهریور ماه بوده که این تاریخ چندین بار تکرار شده است	70	215	1403-06-06	transaction_date_shamsi
با توجه به اینکه 8 ماه از سال در داده‌ها ثبت شده‌اند و اینکه به دلیل ماه مصادف بودن با ماه رمضان مردم خرید‌های زیادی در این ماه کرده‌اند و پس نتیجه میگیریم ماه رمضان یکی مهمترین نقاط هدفی هست که باید مد نظر ما باشد	1251	8	اردیبهشت	month_of_year

پیاده‌سازی

شرح کتابخانه‌ها و تکنولوژی‌های به کار رفته

- زبان برنامه‌نویسی : Python
- محیط توسعه : Jupyter Notebook
- کتابخانه‌های مورد استفاده : **pandas**
- برای خواندن، پردازش و تحلیل داده‌ها

- برای عملیات عددی و مدیریت آرایه‌ها : **numpy**
- برای تجسم داده‌ها و رسم نمودارها : **seaborn** و **matplotlib**
- برای مدیریت و پردازش تاریخ و زمان : **datetime**
- برای پیاده‌سازی الگوریتم RFM و سایر تحلیل‌های داده : **mlxtend**

محیط توسعه :

- برای اجرای گام به گام کدها، مشاهده خروجی‌ها و مستندسازی تحلیل‌ها : **Jupyter Notebook**

ماژول‌ها و توابع پیاده‌سازی شده و نمودار‌ها :

- این خط کد وظیفه تبدیل تاریخ‌های شمسی به میلادی :

```
df["transaction_date_shamsi"] = df["transaction_date"].apply(lambda x: jdatetime.date.fromgregorian(year=x.year,
                                                                 month=x.month, day=x.day))
```

خط کد	توضیحات
<code>df["transaction_date"]</code>	این ستون شامل تاریخ‌های شمسی است
<code>apply(lambda x: ...)</code>	برای هر مقدار در این ستون، یک تابع اعمال می‌شود
<code>jdatetime.datetime.strptime(x, "%Y-%m-%d")</code>	رشته‌ی تاریخ شمسی را به یک شیء تاریخ strptime شمسی (jdatetime) تبدیل می‌کند و فرمت <code>%Y-%m-%d</code> یعنی داده‌های ورودی به شکل سال-ماه-روز است
<code>.togregorian()</code>	تاریخ شمسی را به تاریخ میلادی تبدیل می‌کند

- کد نام ماه‌ها براساس ماه‌های تاریخ دیتاست :

```
df["month_of_year"] = df["transaction_date"].dt.month_name()
```

خط کد

```
df["transaction_date"]  
.dt.month_name()
```

توضیحات

این ستون قبلاً به `datetime` تبدیل شده و شامل تاریخ‌های میلادی است. مختص داده‌های تاریخی در `Pandas` است و `month_name()` نام کامل ماه را از تاریخ استخراج می‌کند

- کد نام روز‌های هفته براساس ماه‌های تاریخ دیتاست :

```
df["day"] = df["transaction_date"].dt.day
```

خط کد

```
df["transaction_date"]  
.dt.day
```

توضیحات

این ستون قبلاً به `datetime` تبدیل شده و شامل تاریخ‌های میلادی است. مختص داده‌های تاریخی در `Pandas` است و `day` نام کامل روز‌های هفته را از `dt` تاریخ استخراج می‌کند

- کد گرفتن پلات دایره‌ای از ستون‌ها برای بررسی تعداد وقوع در ستون‌های مختلف دارای مقادیر رشته‌ای :

```
df["month_of_year"].value_counts().plot.pie(autopct='%1.1f%%')
```

خط کد

```
df["month_of_year"]  
.value_counts()  
.plot.pie()
```

توضیحات

ستون مربوط به نام ماه‌ها را از دیتافریم می‌گیرد. تعداد وقوع هر ماه را می‌شمارد یعنی چند تراکنش در هر ماه ثبت شده است. از خروجی `value_counts()` یک نمودار دایره‌ای رسم می‌کند

`autopct='1.1f%%'` درصد هر دسته روی نمودار نوشته می‌شود

- حذف کد محصولات از ستون نام محصولات :

```
df["product_name_re"] = df["product_name"].str.replace(r'\d+', '', regex=True).str.strip()
```

خط کد

توضیحات

یک ستون جدید به نام **product_name_re** در دیتافریم ایجاد می‌کند

```
df["product_name_re"]
```

از ستون **product_name** اعداد را حذف می‌کند و **\d+** یعنی تمام اعداد را پیدا و حذف کند
.str.replace(r'\d+', '', regex=True)

.str.strip() فاصله‌های اضافی در ابتدا و انتهای متن باقی مانده را حذف می‌کند

- گروه بندی تعداد تراکنش‌ها براساس ساعت تراکنش هر محصول :

```
hourly_purchases = df.groupby("hour")["transaction_id"].nunique().reset_index()
hourly_purchases.rename(columns={"transaction_id": "purchase_count"}, inplace=True)

plt.figure(figsize=(10, 5))
sns.barplot(data=hourly_purchases, x="hour", y="purchase_count", palette="coolwarm")
plt.title("Purchases by Hour of the Day")
plt.xlabel("Hour of Day")
plt.ylabel("Number of Purchases")
plt.show()
```

خط کد

توضیحات

این خط داده‌ها را بر اساس ساعت گروه‌بندی می‌کند و تعداد

```
hourly_purchases =
df.groupby("hour") ["transaction_id"].nunique().reset_index()
```

تراکنش‌های یکتا را برای هر ساعت محاسبه می‌کند و یعنی مشخص می‌کند که در هر ساعت چند خرید انجام شده است

```
hourly_purchases.rename(columns={"transaction_id": "purchase_count"}, inplace=True)
```

نام ستون **purchase_count** را به **transaction_id** تغییر می‌دهد تا مشخص باشد که این ستون تعداد خریدها

خط کد	توضیحات
	را نشان می‌دهد و اندازه نمودار را ۱۰ در ۵ تنظیم می‌کند تا نمایش بهتری داشته باشد
sns.barplot(data=hourly_purchases, x="hour", y="purchase_count", palette="coolwarm")	یک نمودار میله‌ای رسم می‌کند که در آن محور X ساعت‌های روز و محور Y تعداد خریدهای ثبت شده در هر ساعت است و همچنین از پالت رنگی coolwarm برای زیبایی بیشتر نمودار استفاده شده است
plt.title("Purchases by Hour of the Day")	یک عنوان برای نمودار قرار می‌دهد
plt.xlabel("Hour of Day") plt.ylabel("Number of Purchases")	برچسب‌های محور را تنظیم می‌کند و محور X به عنوان ساعت‌های روز و محور Y به عنوان تعداد خریدها مشخص می‌شود
plt.show()	نمودار را نمایش می‌دهد

- گروه بندی ستون‌های رشته‌ای براساس مجموع مقدار خرید‌ها :

```
df.groupby('month_of_year')[['total_amount']].sum().sort_values(ascending=False).plot.barh()
```

خط کد	توضیحات
df.groupby('month_of_year')	داده‌ها را بر اساس ماه گروه‌بندی می‌کند
['total_amount'].sum()	مجموع مقدار خرید‌ها را برای هر ماه محاسبه می‌کند
.sort_values(ascending=False)	مقادیر محاسبه شده را به صورت نزولی مرتب می‌کند، یعنی ماهی که بیشترین فروش را دارد در بالاترین رتبه قرار می‌گیرد
.plot.barh()	یک نمودار میله‌ای افقی رسم می‌کند تا مقدار فروش هر ماه را نشان دهد

- پلات پیشرفته ستون هزینه تراکنش‌ها :

```

def skew_df(dff, name):
    dff[f'{name}_reciprocal'] = (1 / (dff[name] + 1))
    dff[f'{name}_sqrt'] = np.sqrt(dff[name])
    dff[f'{name}_log'] = np.log1p(dff[name])
    name_df = skew(dff[name]) * 10
    name_reciprocal = skew(dff[f'{name}_reciprocal'])
    name_sqrt = skew(dff[f'{name}_sqrt'])
    name_log = skew(dff[f'{name}_log'])

    return name_df, name_reciprocal, name_sqrt, name_log

```

خط کد

```

def skew_df(dff, name):

    dff[f'{name}_reciprocal'] = (1 /
        (dff[name] + 1))

    dff[f'{name}_sqrt'] =
        np.sqrt(dff[name])

    dff[f'{name}_log'] =
        np.log1p(dff[name])

    name_df = skew(dff[name]) * 10

    name_reciprocal =
        skew(dff[f'{name}_reciprocal'])

    name_sqrt =
        skew(dff[f'{name}_sqrt'])

    name_log = skew(dff[f'{name}_log'])

    return name_df, name_reciprocal,
           name_sqrt, name_log

```

توضیحات

تعریف تابع `skew_df` که دو ورودی می‌گیرد که `dff` دیتا فریم است و `name` که نام ستونی است که باید روی آن عملیات انجام شود

ایجاد یک ستون جدید به نام `{name}_reciprocal` که معکوس مقادیر ستون `name` به علاوه ۱ است و این عمل برای جلوگیری از تقسیم بر صفر انجام می‌شود

ایجاد یک ستون جدید به نام `sqrt` که ریشه دوم مقادیر ستون `name` است

ایجاد یک ستون جدید به نام `log` که لگاریتم طبیعی مقادیر ستون `name` به اضافه ۱ است و برای جلوگیری از محاسبه لگاریتم صفر است

محاسبه انحراف از توزیع نرمال برای ستون اصلی `name` و ضرب آن در **10**

محاسبه انحراف از توزیع نرمال برای ستون معکوس `reciprocal`

محاسبه انحراف از توزیع نرمال برای ستون ریشه دوم `sqrt`

محاسبه انحراف از توزیع نرمال برای ستون لگاریتم `log`

بازگشت مقادیر انحراف از توزیع نرمال برای ستون اصلی و تغییرات مختلف آن

• بررسی تعداد محصولات فروخته شده براساس نام هر محصول :

```

top_products = df.groupby("product_name")["quantity"].sum().reset_index()
top_products = top_products.sort_values(by="quantity", ascending=False).head(30)

plt.figure(figsize=(12, 5))
sns.barplot(data=top_products, x="quantity", y="product_name", palette="magma")
plt.title("Top 10 Best-Selling Products")
plt.xlabel("Quantity Sold")
plt.ylabel("Product Name")
plt.show()

```

خط کد

توضیحات

گروه بندی **df** بر اساس نام محصولات و محاسبه مجموع تعداد فروخته شده برای هر محصول با استفاده از **.sum()** سپس نتیجه به دیتا فریم جدید **top_products** منتقل می شود

مرتب سازی محصولات بر اساس تعداد فروخته شده به صورت نزولی (**ascending=False**) (quantity) و انتخاب ۳۰ محصول پرفروش اول با استفاده از **head(30)**

تعیین اندازه نمودار ۱۲x۵ اینچ

رسم نمودار میله ای با استفاده از **Seaborn**

- گروه بندی مشتریان براساس آیدی هر فرد براساس تراکنش های هر مشتری :

```

customer_spending = df.groupby('user_id')['total_amount'].sum().reset_index()

customer_spending["log_total_amount"] = np.log1p(customer_spending["total_amount"])
q1 = customer_spending["log_total_amount"].quantile(0.33)
q2 = customer_spending["log_total_amount"].quantile(0.66)
q3 = customer_spending["log_total_amount"].max()
bins = [0, q1, q2, q3]
labels = ["Low Spender", "Regular Spender", "VIP"]
customer_spending["category"] = pd.cut(customer_spending["log_total_amount"], bins=bins, labels=labels)

customer_spending

```

خط کد	توضیحات
customer_spending = df.groupby('user_id')['total_amount'].sum().reset_index()	محاسبه لگاریتم طبیعی <code>total_amount</code> با استفاده از تابع <code>np.log1p</code> که به طور خودکار 1 را به مقدار داده اضافه می کند تا از مشکلات مقدار صفر جلوگیری شود. نتیجه در ستون <code>log_total_amount</code> ذخیره می شود
customer_spending["log_total_amount"] = np.log1p(customer_spending["total_amount"])	محاسبه صدک اول از داده های <code>log_total_amount</code> که معادل 33٪ پایین ترین مقادیر است
q1 = customer_spending["log_total_amount"].quantile(0.33)	محاسبه صدک دوم که معادل 66٪ پایین ترین مقادیر است
q2 = customer_spending["log_total_amount"].quantile(0.66)	پیدا کردن بیشترین مقدار در ستون <code>log_total_amount</code> این مقدار معادل 100٪ بالاترین مقادیر است
q3 = customer_spending["log_total_amount"].max()	تعریف محدوده های تقسیم بندی برای دسته بندی مشتری ها
bins = [0, q1, q2, q3]	

- گروه بندی براساس شناسه تراکنش ها و لست محصولات برای مشتری مورد نظر:

```

from itertools import combinations
from collections import Counter

user1=df[df['user_id']==1]

transactions = user1.groupby("transaction_id")["product_name"].apply(list)

product_combinations = Counter()
for items in transactions:
    product_combinations.update(combinations(sorted(items), 2))

product_combinations.most_common(10)

```

خط کد

```

transactions =
user1.groupby("transaction_id") ["product_name"].apply(list)

product_combinations = Counter()

for items in transactions:

product_combinations.update(combinations(sorted(items), 2))

product_combinations.most_common(10)

```

توضیحات

گروهبندی داده‌ها بر اساس شناسه تراکنش و جمع‌آوری لیستی از نام محصولات که در هر تراکنش خریداری شده‌اند و نتیجه در متغیر ذخیره می‌شود **transactions**

ایجاد یک شیء **Counter** برای شمارش ترکیب‌های مختلف محصولات که در تراکنش‌های مختلف خریداری شده‌اند **Counter** از کتابخانه **collections** برای شمارش اشیاء مختلف استفاده می‌شود

حلقه‌ای برای پیمایش از طریق تمامی تراکنش‌ها. در هر دور حلقه، **items** لیستی از محصولات خریداری شده در یک تراکنش است برای هر تراکنش، تمام ترکیب‌های دوتایی از محصولات خریداری شده با استفاده از **itertools** از کتابخانه **combinations** محاسبه می‌شود و ابتدا محصولات مرتب می‌شوند (**sorted(items)**)، سپس ترکیب‌ها شمارش **product_combinations** و به می‌شوند و به اضافه می‌شوند

نمایش ۱۰ جفت محصولی که بیشترین تکرار را در ترکیب‌های خرید همزمان داشته‌اند. این ۱۰ جفت

خط کد

توضیحات

محصول با استفاده از متدهای `most_common()` از `Counter` استخراج می‌شود.

کد پلات :Elbow •

```
x = df[['total_price']]  
  
scaler = StandardScaler()  
X_scaled = scaler.fit_transform(X)  
  
inertia = []  
for k in range(1, 11):  
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=0)  
    kmeans.fit(X_scaled)  
    inertia.append(kmeans.inertia_)  
  
plt.figure(figsize=(8, 6))  
plt.plot(range(1, 11), inertia, marker='o')  
plt.title('Elbow Method for Optimal k')  
plt.xlabel('Number of Clusters (k)')  
plt.ylabel('Inertia')  
plt.grid(True)  
plt.show()
```

خط کد

توضیح

```
x = df[['total_price']]
```

انتخاب ویژگی `total_price` از دیتافریم `df` و ذخیره آن در متغیر `x`

```
scaler = StandardScaler()
```

ایجاد یک شیء `StandardScaler` برای نرمالسازی داده‌ها.

```
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
```

نرمالسازی مقادیر `total_price` با میانگین صفر و واریانس یک.

```
inertia = []
```

ایجاد یک لیست خالی برای ذخیره مقدار اینرسی (مجموع مربعات فاصله نمونه‌ها از مرکز خوشه‌ها) برای مقادیر مختلف `k`

خط کد	توضیح
for k in range(1, 11):	یک حلقه for برای تست تعداد خوشها (k) از 1 تا 10
kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=0)	ایجاد مدل KMeans با تعداد خوشها k و مقدار random_state=0 برای بازتولیدپذیری نتایج
kmeans.fit(X_scaled)	آموزش مدل KMeans روی دادههای نرمال شده
inertia.append(kmeans.inertia_)	اضافه کردن مقدار اینترسی خوشبندی انجام شده به لیست inertia
plt.figure(figsize=(8, 6))	تنظیم اندازه شکل نمودار به 8 در 6 اینچ
plt.plot(range(1, 11), inertia, marker='o')	رسم نمودار تعداد خوشها در برابر مقدار اینترسی با نشانگر دایره‌ای (o)
plt.title('Elbow Method for Optimal k')	تنظیم عنوان نمودار به "Elbow Method for Optimal k"
plt.xlabel('Number of Clusters (k)')	برچسب محور افقی را به "Number of Clusters (k)" تغییر می‌دهد
plt.ylabel('Inertia')	برچسب محور عمودی را به "Inertia" تغییر می‌دهد
plt.grid(True)	فعال کردن شبکه‌بندی روی نمودار برای خوانایی بهتر
plt.show()	نمایش نمودار نهایی

• کد بررسی تنوع خرید کاربران و رفتار کلی آن‌ها :

```
: features = df.groupby("user_id").agg(  
    total_spent=("total_amount", "sum"),  
    transaction_count=("transaction_id", "count"),  
    product_variety=("product_name", "nunique"))  
.reset_index()  
  
scaler = StandardScaler()  
features_scaled = scaler.fit_transform(features[["total_spent", "transaction_count", "product_variety"]])  
  
kmeans = KMeans(n_clusters=4, random_state=42)  
features[["Cluster"]] = kmeans.fit_predict(features_scaled)  
  
features
```

کد	توضیحات
features = df.groupby("user_id").agg(total_spent=("total_amount", "sum"), transaction_count=("transaction_id", "count"), product_variety=("product_name", "nunique")) .reset_index()	داده‌ها بر اساس شناسه‌ی کاربر گروه بندی می‌شوند تا اطلاعات خرید هر کاربر به طور جداگانه محاسبه شود

کد	توضیحات
total_spent= ("total_amount", "sum"), transaction_count= ("transaction_id", "count"), product_variety= ("product_name", "nunique") .reset_index() scaler = StandardScaler() features_scaled = scaler.fit_transform(features[["total_spent", "transaction_count", "product_variety"]]) kmeans = KMeans(n_clusters=4, random_state=42) features["cluster"] = kmeans.fit_predict(features_scaled)	مجموع کل مبلغ خرچ شده توسط هر کاربر محاسبه می‌شود تعداد کل تراکنش‌های انجام شده توسط هر کاربر محاسبه می‌شود تعداد محصولات منحصر به فردی که هر کاربر خریداری کرده، محاسبه می‌شود داده‌های گروه‌بندی شده به یک DataFrame جدید تبدیل و شاخص‌ها مجدداً تنظیم می‌شوند شیء استانداردسازی داده‌ها از کتابخانه <code>sklearn.preprocessing</code> ایجاد می‌شود مقیاس ویژگی‌ها یکسان شود مقدارهای عددی ستون‌های کل مبلغ، تعداد تراکنش و تنوع محصولات نرمال‌سازی می‌شوند تا تأثیر مقادیر بزرگ‌تر در خوش‌بندی کاهش یابد الگوریتم K-Means با ۴ خوشه و مقدار اولیه‌ی تصادفی ثابت تعریف می‌شود مدل K-Means روی داده‌های نرمال‌شده اعمال شده و هر کاربر به یکی از ۴ خوشه تخصیص داده می‌شود
	• کد الگوریتم : RFM

خط کد	توضیحات
latest_date = df["transaction_date"].max() rfm = df.groupby("user_id").agg(...) Recency= ("transaction_date", lambda x: (latest_date - x.max()).days) Frequency= ("transaction_id", "count")	جدیدترین تاریخ خرید را از ستون transaction_date استخراج می‌کند تا برای محاسبه Recency استفاده شود گروه‌بندی داده‌ها بر اساس user_id و محاسبه سه شاخص برای هر کاربر Monetary و Frequency .Recency محاسبه‌ی مدت زمان از آخرین خرید هر کاربر تا جدیدترین تاریخ latest_date شمارش تعداد تراکنش‌های هر کاربر برای تعیین Frequency

خط کد	توضیحات
Monetary = ("total_amount", "sum")	جمع کل مبلغ خریداری شده توسط هر کاربر برای تعیین Monetary
).reset_index()	بازنشانی ایندکس و تبدیل نتیجه به یک دیتا فریم جدید rfm
scaler = StandardScaler()	ایجاد یک نمونه از StandardScaler برای نرمال سازی داده های RFM
rfm_scaled = scaler.fit_transform(rfm[["Recency", "Frequency", "Monetary"]])	مقیاس بندی داده های Frequency ، Recency و Monetary با استفاده از StandardScaler
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=0)	ایجاد مدل KMeans با ۳ خوش و مقدار random_state برابر
rfm["Cluster"] = kmeans.fit_predict(rfm_scaled)	۰ برای اطمینان از تکرار پذیری اعمال KMeans بر داده های مقیاس شده و اختصاص هر کاربر به یکی از سه خوش

• ارزیابی کیفیت کد الگوریتم **FRM**:

```
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score

silhouette = silhouette_score(rfm_scaled, rfm[ "Cluster" ])
print(f"Silhouette Score: {silhouette:.4f}")

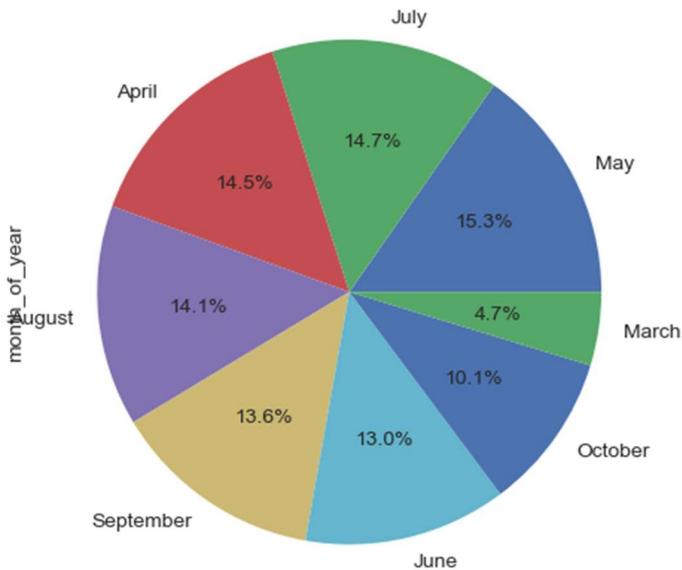
davies_bouldin = davies_bouldin_score(rfm_scaled, rfm[ "Cluster" ])
print(f"Davies-Bouldin Score: {davies_bouldin:.4f}")
```

خط کد	توضیحات
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score	از ماثول sklearn.metrics دو متريک silhouette_score و davies_bouldin_score را برای ارزیابی خوش بندی وارد می کند
silhouette = silhouette_score(rfm_scaled, rfm["Cluster"])	محاسبه امتیاز سیلوئت برای بررسی میزان جدایی و انسجام خوش ها. این مقدار بین -۱ و ۱ است، هرچه به ۱ نزدیک تر باشد، خوش بندی بهتر است
print(f"Silhouette Score: {silhouette:.4f}")	چاپ مقدار سیلوئت اسکور با چهار رقم اعشار

خط کد	توضیحات
<pre>davies_bouldin = davies_bouldin_score(rfm_scaled, rfm[\"Cluster\"])</pre>	محاسبه شاخص دیویس-بولدین که میزان همپوشانی و فشردگی خوشه‌ها را نشان می‌دهد. مقدار کمتر نشان‌دهنده کیفیت بهتر خوشه‌بندی است
<pre>print(f"Davies-Bouldin Score: {davies_bouldin:.4f}")</pre>	چاپ مقدار دیویس-بولدین اسکور با چهار رقم اعشار

نتایج :

- بررسی درصد خرید محصولات در ماه‌های مختلف، توسط مشتریان

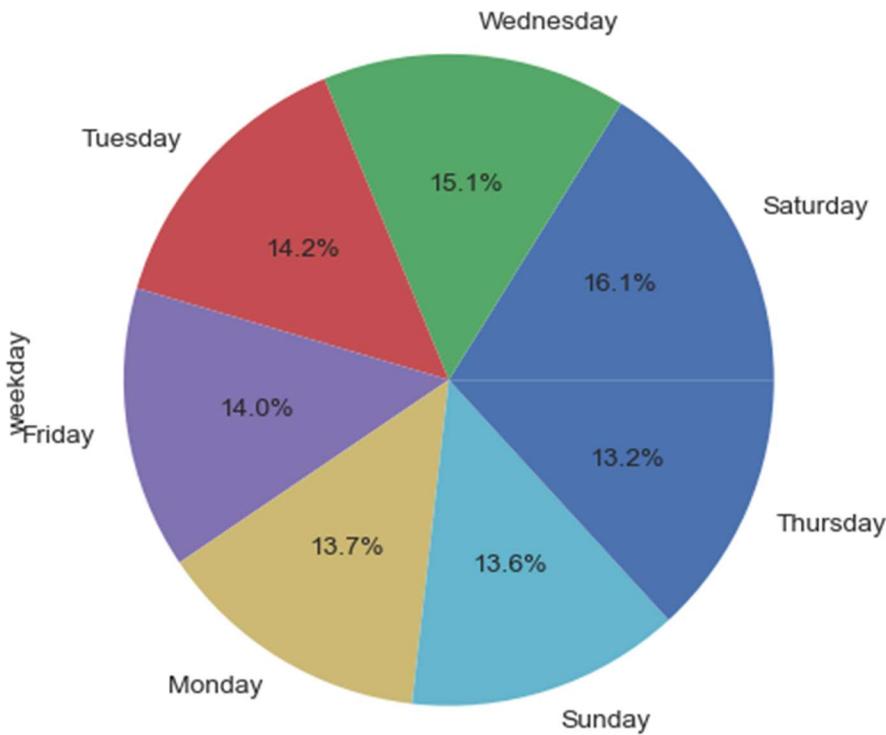


ماه ها	تحلیل	نتیجه گیری
May بیشترین خرید در (اردیبهشت)	این ماه بیشترین تعداد خرید را دارد، احتمالاً به دلیل مناسبتهای خاص، تخفیفها یا افزایش تقاضای فصلی برخلاف انتظار، خریدها در اسفند کم بوده‌اند. ممکن است به دلیل تعطیلات عید نوروز کم شده است در این ماه و این مورد باید در نظر گرفته شود که فروش کاهش موجودی، یا افزایش قیمت‌ها باشد	برنامه‌ریزی برای افزایش تبلیغات و تخفیف‌های ویژه در این ماه به دلیل ماه رمضان و خرید‌های خانواده‌ها برای سفره‌های افطار و سحری باید مورد توجه باشد
March کمترین خرید در (اسفند)	این ماهها پس از May بالاترین میزان خرید را دارند و نشان‌دهنده افزایش تقاضا در این دوره است	به دلیل تعطیلات عید نوروز کم شده است در این ماه و این مورد باید در نظر گرفته شود که فروش برای این ماه کم هست
July, April و August	این ماهها نسبت به بقیه کاهش خرید را نشان می‌دهند، ممکن است تقاضا فصلی باشد یا تأثیر عوامل اقتصادی باشد	در ماه فروردین به دلیل عید نوروز و ماه رمضان و در ماه‌های تیر و مرداد به دلیل مسافرت خانواده‌ها و افزایش تقاضا برای کالاهای برای فصل گرما مثل کولر و بطری آب معدنی افزایش خرید داشته‌اند
October و June خریدهای کمتری دارند	در ماه خرداد احتمال دارد به خاطر شروع امتحانات دانش آموزان و دانشجویان و در ماه مهر به دلیل اینکه خانواده‌ها در ماه شهریور هزینه‌های سنجین برای لوازم التحریر کرده‌اند بودجه آن‌ها کاهش پیدا کرده	

ماه ها	تحلیل	نتیجه گیری
--------	-------	------------

است که البته فروشگاه ها تخفیف های ویژه برای مشتریان خودشون بزارند

- بررسی درصد خرید محصولات در روز های مختلف توسط مشتریان

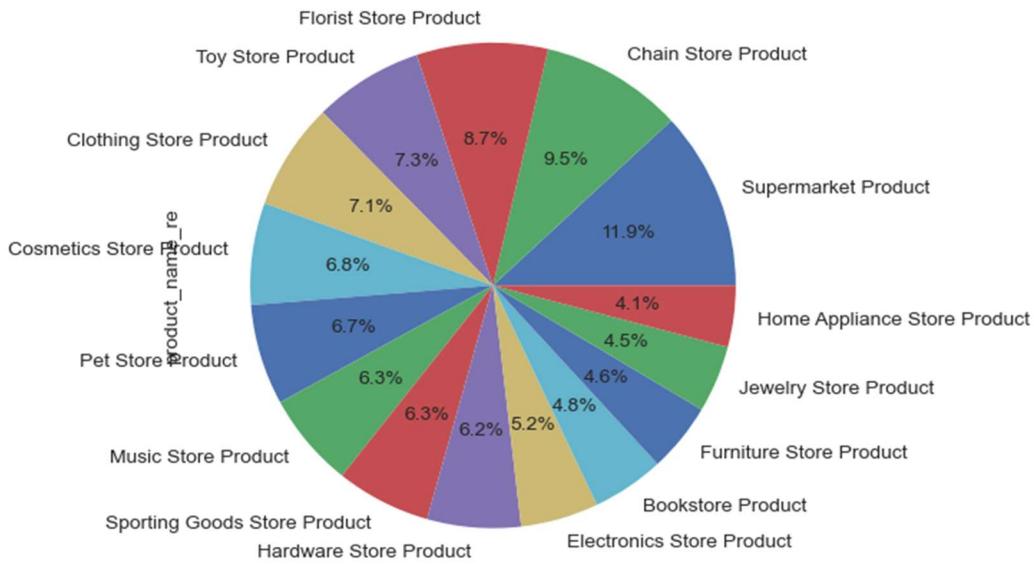


تحلیل و توضیحات

شنبه	16.1%	شروع هفته و اولین روز کاری؛ افراد پس از تعطیلات، خریدهای ضروری خود را انجام می‌دهند
چهارشنبه	15.1%	نزدیک به آخر هفته، زمان مناسبی برای خریدهای هفتگی و آماده شدن برای تعطیلات
سه شنبه	14.2%	روزی نسبتاً پر تراکنش، احتمالاً مردم خریدهای میان‌هفته را انجام می‌دهند
جمعه	14.0%	روز تعطیل، برخی مشاغل بسته‌اند ولی خانواده‌ها برای خریدهای تفریحی بیرون می‌روند
دوشنبه	13.7%	روزی با تراکنش‌های کمتر، معمولاً مردم در حال تطبیق با برنامه کاری خود هستند
یکشنبه	13.6%	کم تراکنش، مشابه دوشنبه، خریدهای ضروری انجام نمی‌شود
پنجشنبه	13.2%	کمترین میزان تراکنش؛ برخی ادارات و شرکت‌ها تعطیل می‌شوند، مردم کمتر به خرید می‌روند

نکته مهم: برای روزهای **شنبه** و **چهارشنبه** و **سه شنبه** حتماً باید طرح‌هایی در نظر گرفته بشه چون در این روزها خرید مردم بیشتر از روزهای دیگه هست

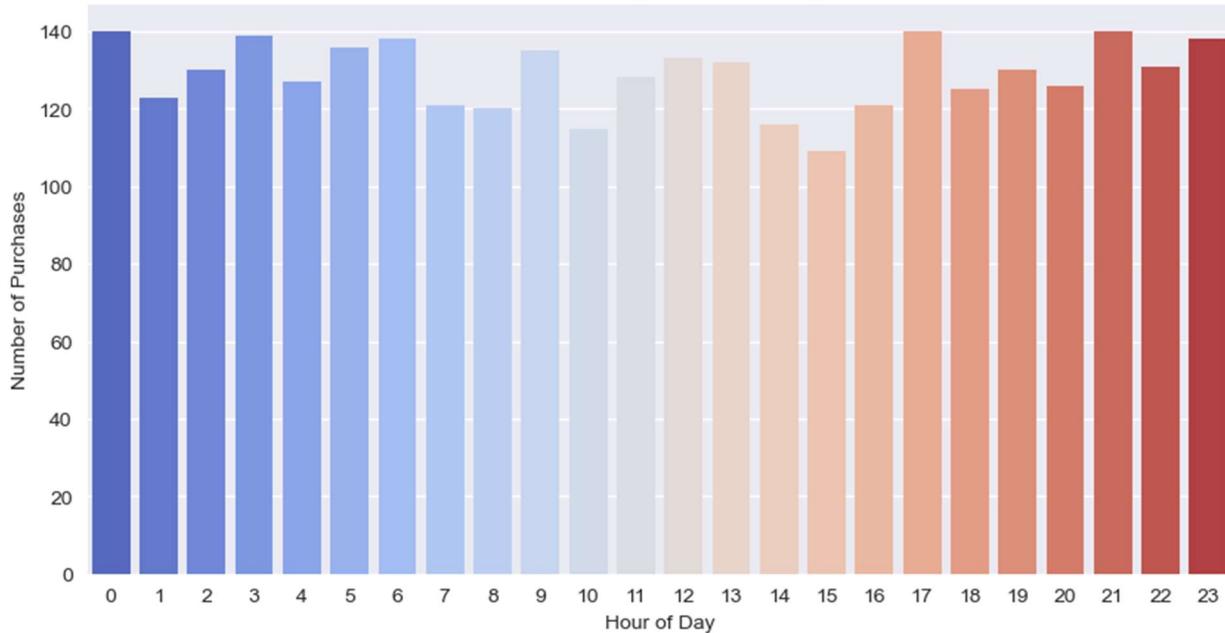
• بررسی درصد خرید محصولات توسط مشتریان



دسته‌بندی محصول	سهم از کل فروش (%)	تحلیل و پیشنهادها
ورزشی (Sporting Goods Store Product)	6.3%	پیشنهاد می‌شود تبلیغات ویژه برای رویدادهای ورزشی برگزار شود.
فروشگاه سخت‌افزار (Hardware Store Product)	6.2%	بازار تخصصی؛ بهتر است روی تبلیغات B2B تمرکز شود.
محصولات الکترونیکی (Electronics Store Product)	4.8%	قیمت بالا باعث کاهش خریدهای مکرر شده؛ ارائه فروش اقساطی و گارانتی پیشنهاد می‌شود.
کتاب‌فروشی (Bookstore Product)	5.2%	فروش متوسط؛ افزایش تخفیف‌های نمایشگاهی و ارسال رایگان می‌تواند مؤثر باشد.
لوازم منزلي (Furniture Store Product)	4.6%	بازار محدود؛ امکان ارائه تخفیف در خریدهای عمده یا طرح‌های اقساطی مفید است.
جواهرات (Jewelry Store Product)	4.5%	خرید کمتر به دلیل قیمت بالا؛ پیشنهاد می‌شود کمپین‌های تبلیغاتی خاص و اقساطی ارائه شود.
لوازم خانگي (Home Appliance Store Product)	4.1%	خرید گران‌قیمت و کمتر تکرارشونده؛ ارائه طرح‌های اقساطی توصیه می‌شود.

• تحلیل خرید بر اساس ساعت شب‌انه‌روز

Purchases by Hour of the Day



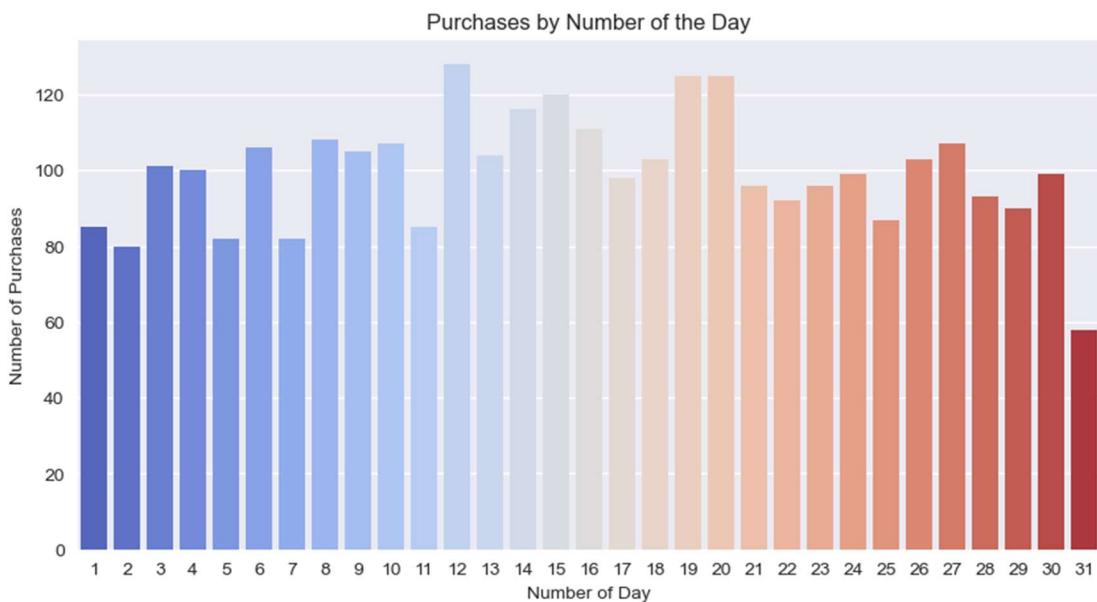
ساعت	میزان خرید	تحلیل بر اساس رفتار خرید ایرانی‌ها
۳ - ۰	بالا	خریدهای شبانه به دلیل تخفیف‌های آنلاین و فعالیت کاربران شب بیدار
۶ - ۴	متوسط	کاهش خرید به دلیل ساعات خواب بیشتر مردم
۹ - ۷	متوسط	خریدهای صبحگاهی افراد شاغل و خانه‌دارها
۱۲ - ۱۰	بالا	افزایش خرید به دلیل فعالیت روزانه و دسترسی بیشتر به اینترنت
۱۵ - ۱۳	متوسط رو به کم	کاهش خرید به دلیل استراحت بعد از ناهار
۱۸ - ۱۶	اوج خرید	ساعات پیک خرید به دلیل پایان کار ادارات و فراغت کاربران
۲۱ - ۱۹	بالا	خریدهای خانوادگی و برنامه‌ریزی برای روز بعد

تحلیل بر اساس رفتار خرید ایرانی‌ها

افزایش خریدهای لحظه‌آخری و استفاده از پیشنهادهای ویژه پایان
روز

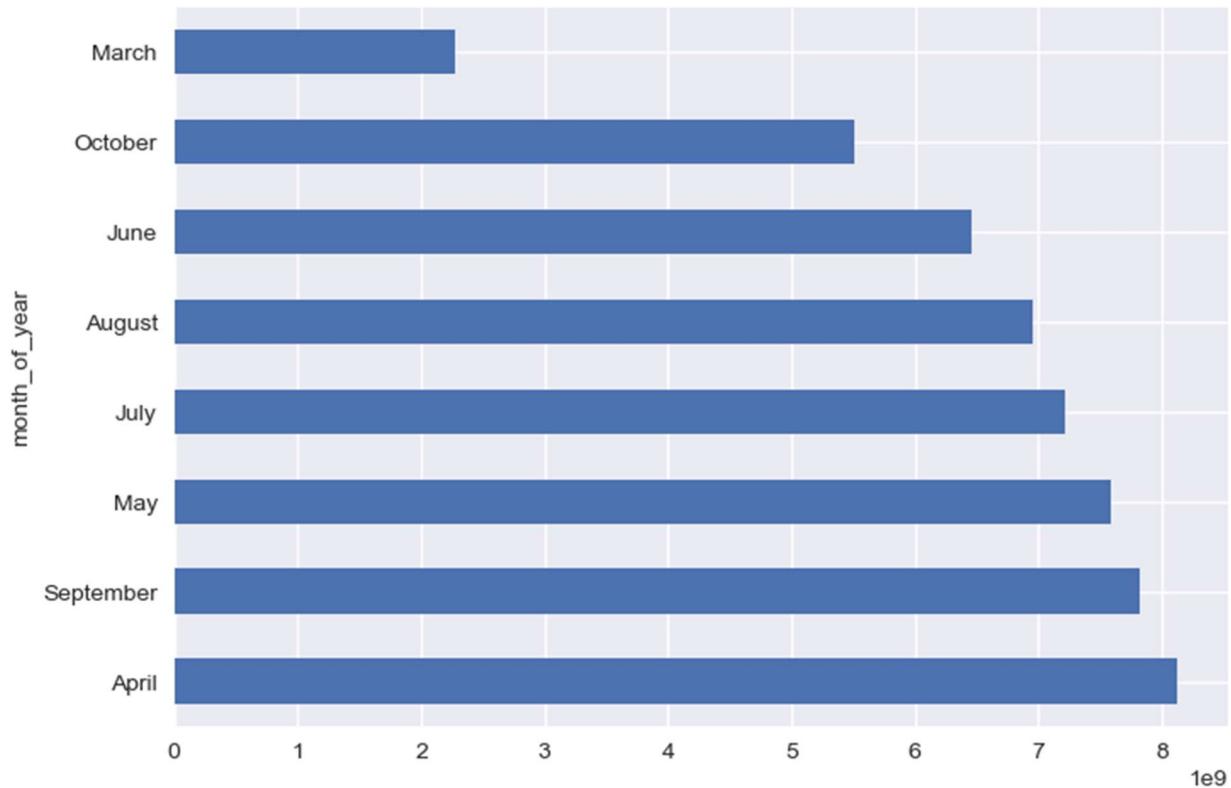
ساعت
۲۳ - ۲۲
بالا

• تحلیل خرید بر اساس روزهای ماه



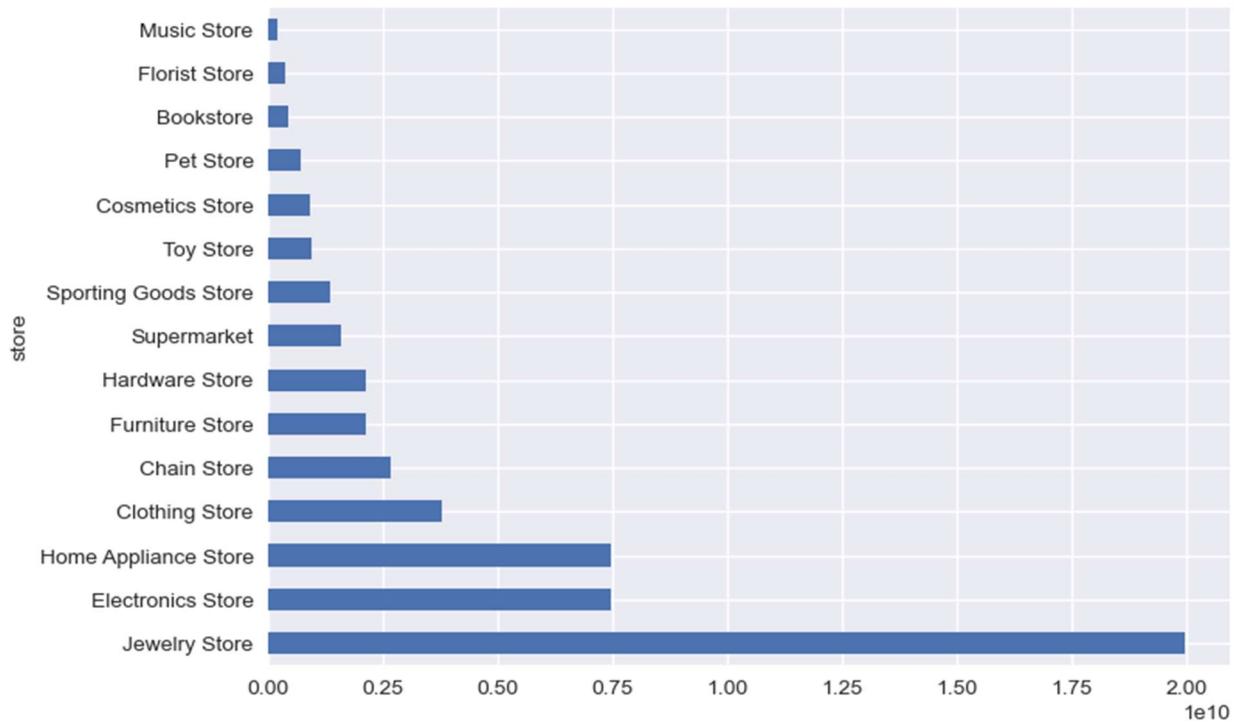
تحلیل بر اساس رفتار خرید ایرانی‌ها	روز ماه	میزان خرید
خریدهای محدود به دلیل شروع ماه و پرداخت هزینه‌های ضروری	۱ - ۵	متوسط رو به پایین
افزایش خرید با گذشت چند روز از دریافت حقوق و تسویه بدهی‌ها	۶ - ۱۰	متوسط رو به بالا
بیشترین میزان خرید، معمولاً پس از دریافت حقوق کارمندان و کارگران	۱۱ - ۱۳	اوج خرید
کاهش خرید به دلیل انجام خریدهای اصلی در روزهای قبل	۱۴ - ۱۷	متوسط
افزایش دوباره خریدها، احتمالاً به دلیل تخفیف‌های میانی ماه	۱۸ - ۲۱	اوج خرید
خریدهای برنامه‌ریزی شده برای پایان ماه	۲۲ - ۲۶	متوسط رو به بالا
خریدهای ضروری قبل از اتمام بودجه خانوار	۲۷ - ۳۰	متوسط
کمترین خرید به دلیل پایان بودجه ماهانه و انتظار برای ماه بعد	۳۱	کاهش شدید

• تحلیل فروش ماهانه



همانطور که قبلن هم گفته در ماه فرودین و اردیبهشت به دلیل عید نوروز و ماه رمضان خرید های مشتریان خیلی زیاد هست و در ماه شهریور به دلیل بازگشایی مدارس در مهر ماه خرید های خانواده ها زیاد شده است و در ماه هایی مثل تیر و مرداد در پله های بعدی توجه باید باشند به دلیل شروع مسافرت خانواده ها و لوازم مورد نیاز در فصل تابستان مثل خرید آب معدنی و کولر و لباس هایی مثل تی شرت خرید های خانواده های ایرانی افزایش میابد

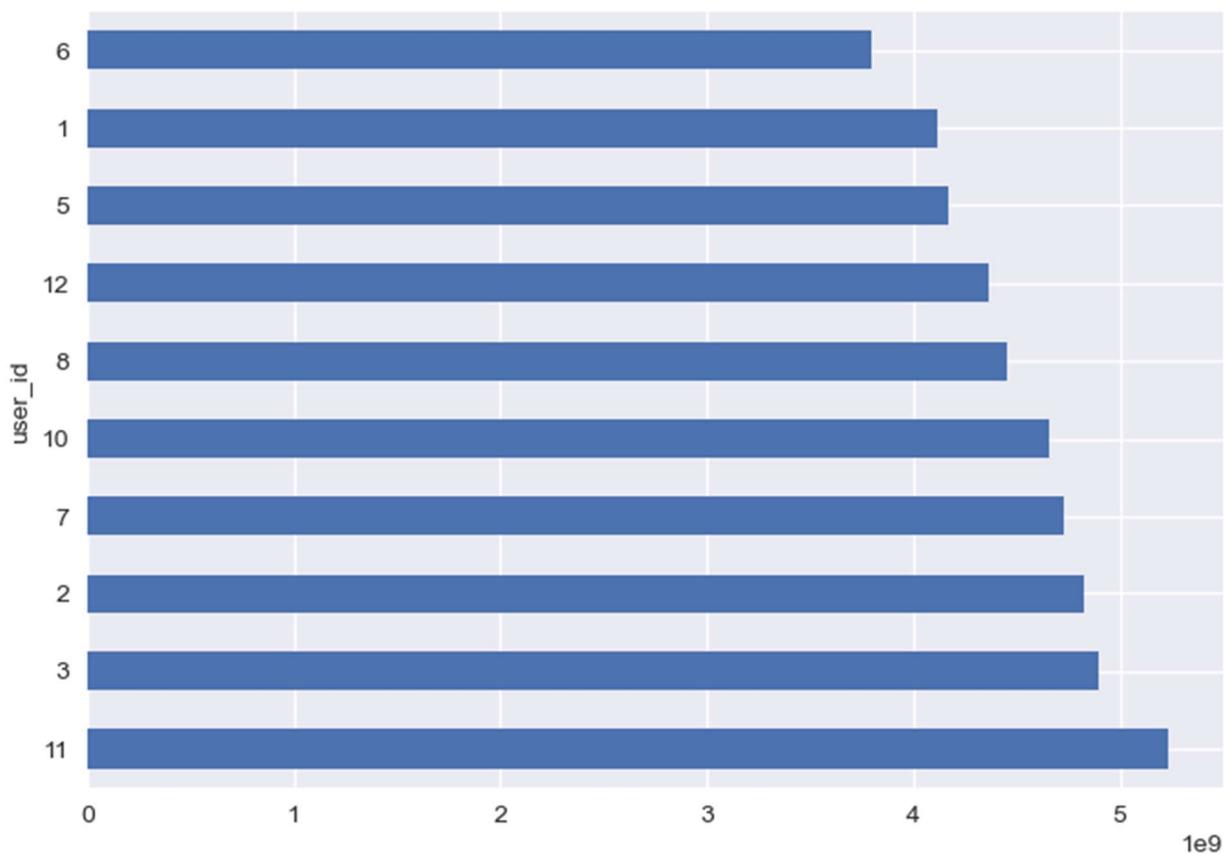
• تحلیل فروش بر اساس دسته‌بندی محصولات:



دسته‌بندی محصول	میزان فروش	تحلیل بر اساس رفتار خرید ایرانی‌ها
جوهرات	بسیار بالا	خریدهای لوکس، تقاضای بالا برای سرمایه‌گذاری و هدایا
لوازم الکترونیکی	بالا	پر طرفدار به دلیل نیازهای روزمره و تکنولوژی
لوازم خانگی	بالا	خرید ضروری برای خانه‌ها، مخصوصاً در مناسبت‌ها
پوشاک	متوسط رو به بالا	خرید دوره‌ای، وابسته به فصل و تخفیف‌ها
فروشگاه‌های زنجیره‌ای	متوسط	خریدهای ترکیبی با تخفیف‌های دوره‌ای
مبلمان و دکوراسیون	متوسط	وابسته به تغییرات فصلی و نیازهای خانوار
فروشگاه‌های سخت‌افزار	متوسط	تقاضای خاص برای تعمیرات و نوسازی
سوپرمارکت	متوسط	خریدهای ضروری روزمره، با رقابت بالا
لوازم ورزشی	کم	بازار محدود، تقاضای خاص در زمان تخفیف‌ها
اسباب‌بازی	کم	وابسته به فصل‌های خاص مثل عید و بازگشایی مدارس
لوازم آرایشی	کم	رقابت بالا، نیاز به تبلیغات قوی
فروشگاه‌های حیوانات خانگی	بسیار کم	بازار خاص و محدود به افراد علاقه‌مند
کتاب‌فروشی	بسیار کم	نیاز به تبلیغات گسترده و تخفیف‌های جذاب

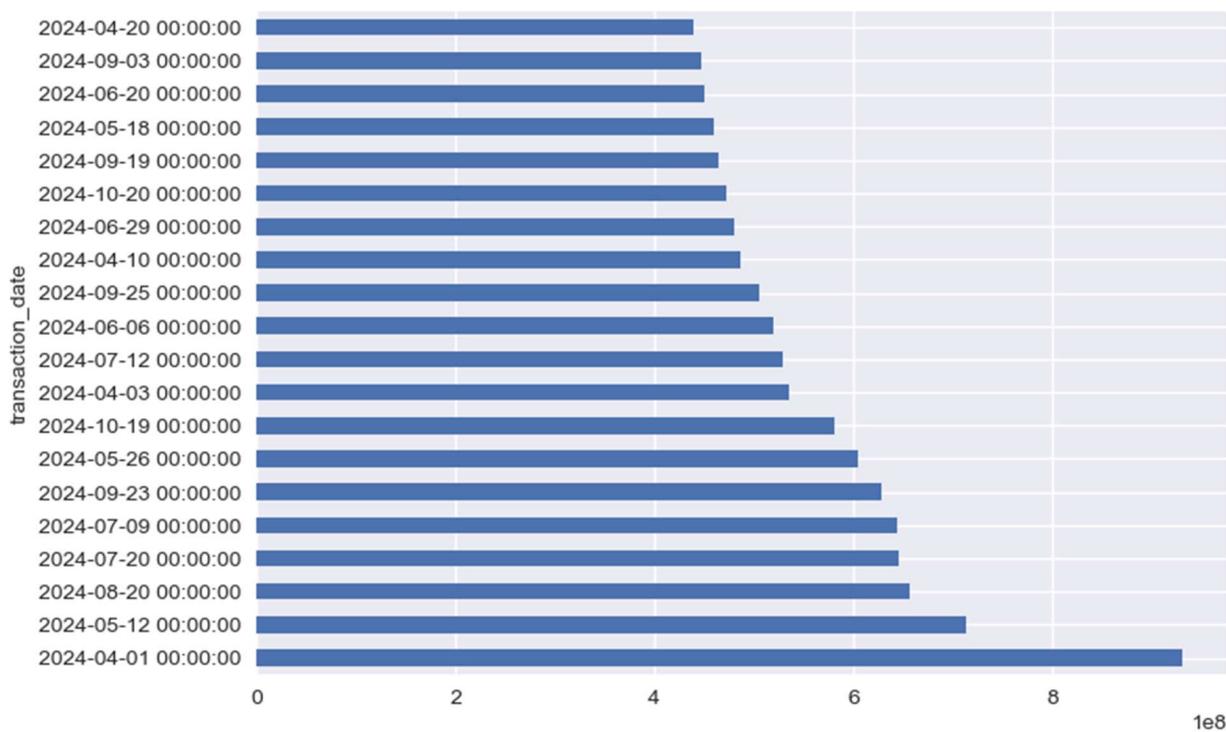
گل فروشی	بسیار کم	خرید مناسبتی، نیاز به کمپین‌های خاص
فروشگاه موسیقی	بسیار کم	کاهش تقاضا به دلیل دیجیتالی شدن موسیقی

- تحلیل رفتار کاربران ایرانی بر اساس میزان تراکنش



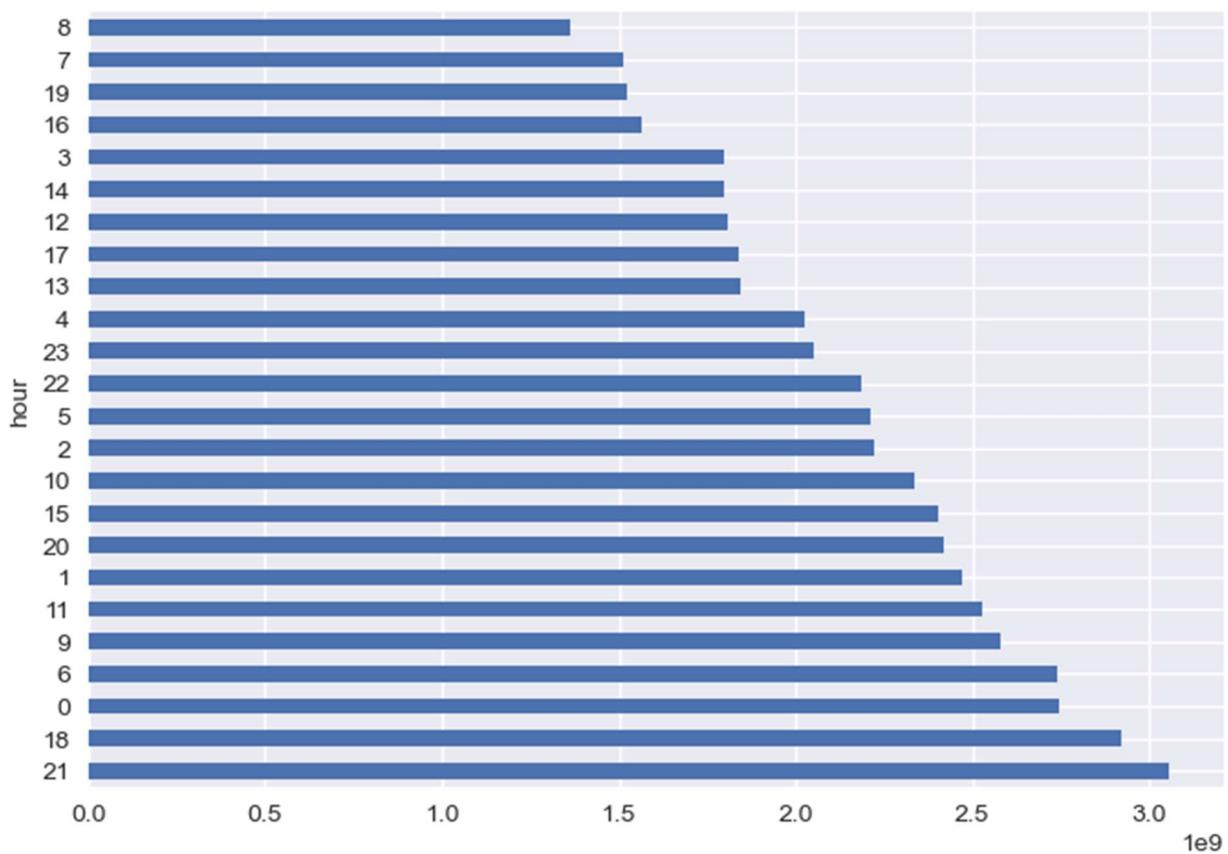
کاربران شماره و و با تراکنش بالا و کاربران و و و با تراکنش متوسط و کاربرانی کمتر خرید داشتن و و هستند که باید برای هر کدام از این گروه‌ها برنامه‌ای داشت مثل ارائه خدمات پس از فروش قوی برای ایجاد حس اعتماد بیشتر، خصوصاً در خریدهای گران قیمت مانند لوازم خانگی و الکترونیکی

• تحلیل تاریخ‌های پر تراکنش بر اساس تقویم شمسی و رویدادهای مهم ایران



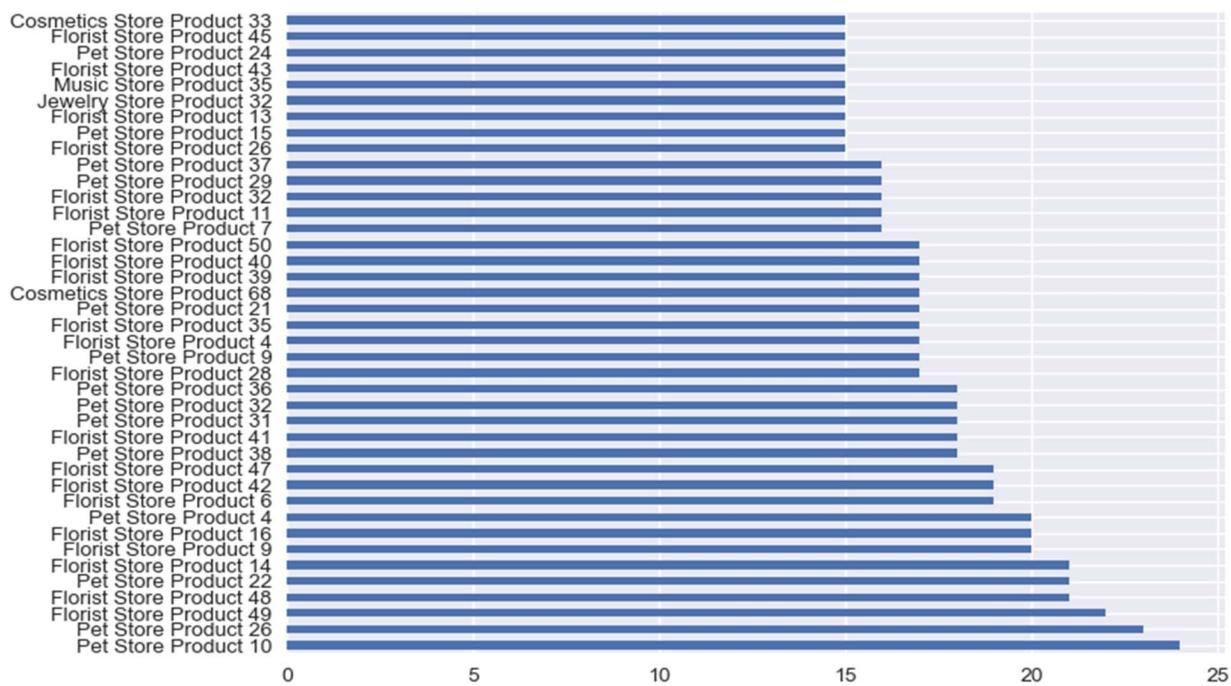
با توجه به تحلیل داده‌ها، سه دوره‌ی زمانی اعیاد ملی و مذهبی، فصل تابستان و بازگشایی مدارس بیشترین حجم خرید را در ایران دارند. اعیاد مذهبی مانند نوروز، عید قربان و غدیر باعث افزایش خرید پوشک، هدايا و مواد غذایی خاص می‌شوند، در حالی که تابستان به دلیل سفرها و اوقات فراغت، تقاضای بالایی برای لوازم تفریحی، دیجیتال و پوشک دارد. همچنین، شهریور و مهر با شروع مدارس و دانشگاه‌ها، اوج خرید لوازم تحریر، کیف، کفش و وسایل الکترونیکی را به همراه دارد. بنابراین، تمرکز بر تخفیف‌های مناسبتی، تبلیغات هدفمند و افزایش موجودی کالاهای پرتقاضا در این بازه‌ها، می‌تواند منجر به رشد فروش و جذب مشتریان بیشتر شود

- تحلیل ساعت‌پر تراکنش در ایران:



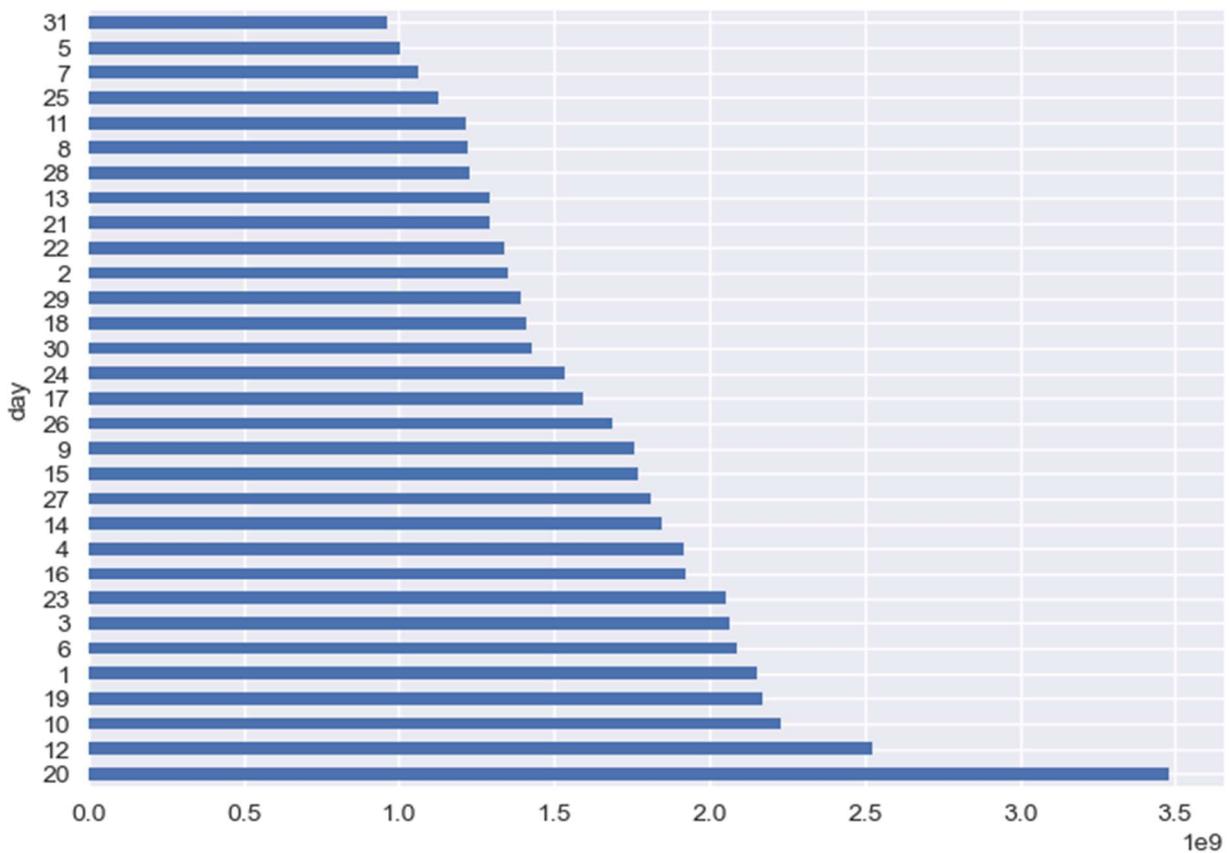
بر اساس داده‌های ارائه شده، بیشترین میزان تراکنش در ساعت ۲۱، ۱۸ و ۰۰ (نیمه شب) انجام شده است. این نشان می‌دهد که کاربران ایرانی بیشتر در ساعت پایانی شب و اوایل صبح خریدهای خود را انجام می‌دهند. ساعت ۶ و ۹ صبح نیز جزو بازه‌های پُرتراکنش هستند که می‌تواند نشان‌دهنده خریدهای روزانه و کسب وکارهای زودهنگام باشد. ساعت ۱۴ تا ۱۹ کمترین میزان تراکنش را دارند که احتمالاً به دلیل ساعت کاری و استراحت بعد از ظهر است.

• تحلیل بیشترین محصولات خریداری شده:



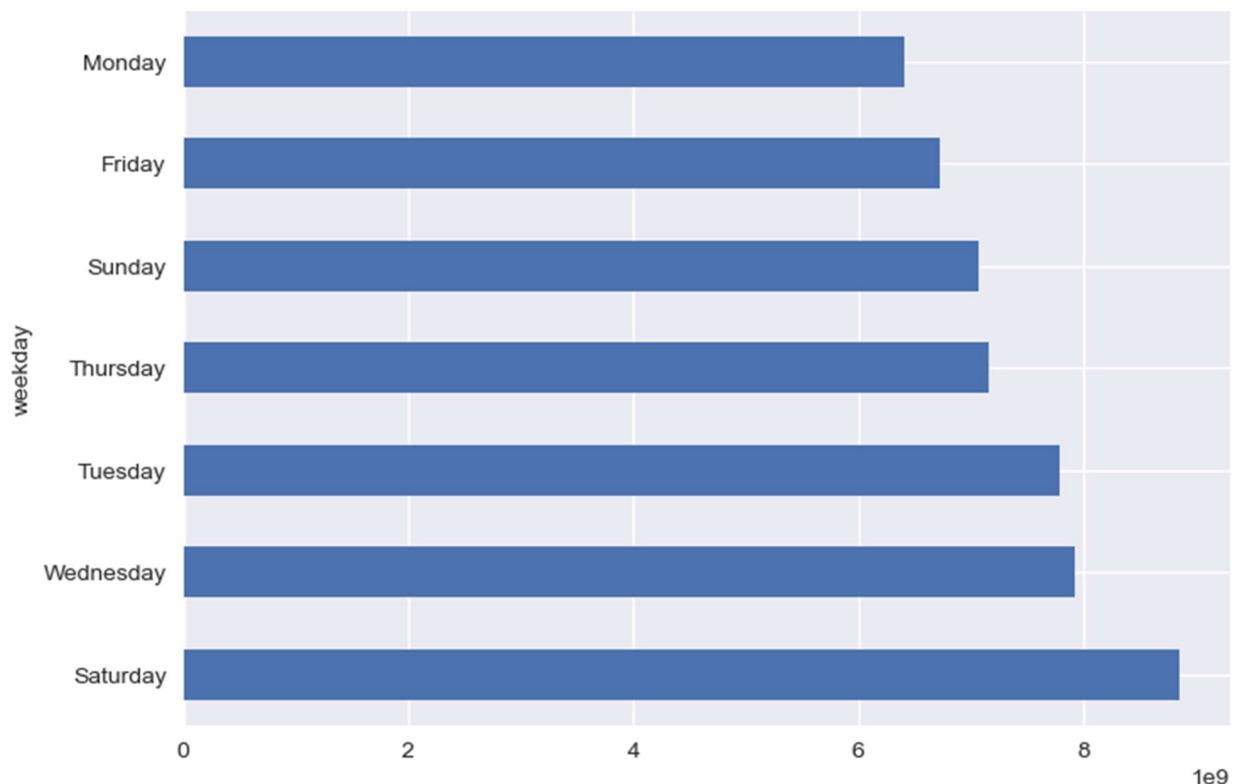
بر اساس داده‌های ارائه شده، محصولات فروشگاه‌های حیوانات خانگی (Pet Store)، گل فروشی (Florist Store) و لوازم آرایشی (Cosmetics Store) بیشترین میزان خرید را داشته‌اند. در این میان، محصولات مرتبط با حیوانات خانگی مانند محصول شماره ۱۰ و ۲۶ و محصولات گل فروشی مانند محصولات شماره ۴۹، ۴۸ و ۱۴ در صدر لیست هستند و الگوی رفتاری ایرانی‌ها را باید بهش توجه کرد با توجه به جدول باید به رشد بازار محصولات حیوانات خانگی که نشان از افزایش تمایل ایرانیان به نگهداری از حیوانات خانگی دارد و خرید بالا از گل فروشی‌ها می‌تواند به دلیل مناسبت‌های خاص مانند اعیاد، تولدات و رویدادهای عاشقانه باشد و محصولات آرایشی نیز با تقاضای بالا مواجه‌اند که نشان‌دهنده‌ی اهمیت زیبایی و مراقبت شخصی در جامعه است.

• تحلیل روزهای پرمعامله بر اساس الگوی خرید ایرانیان:



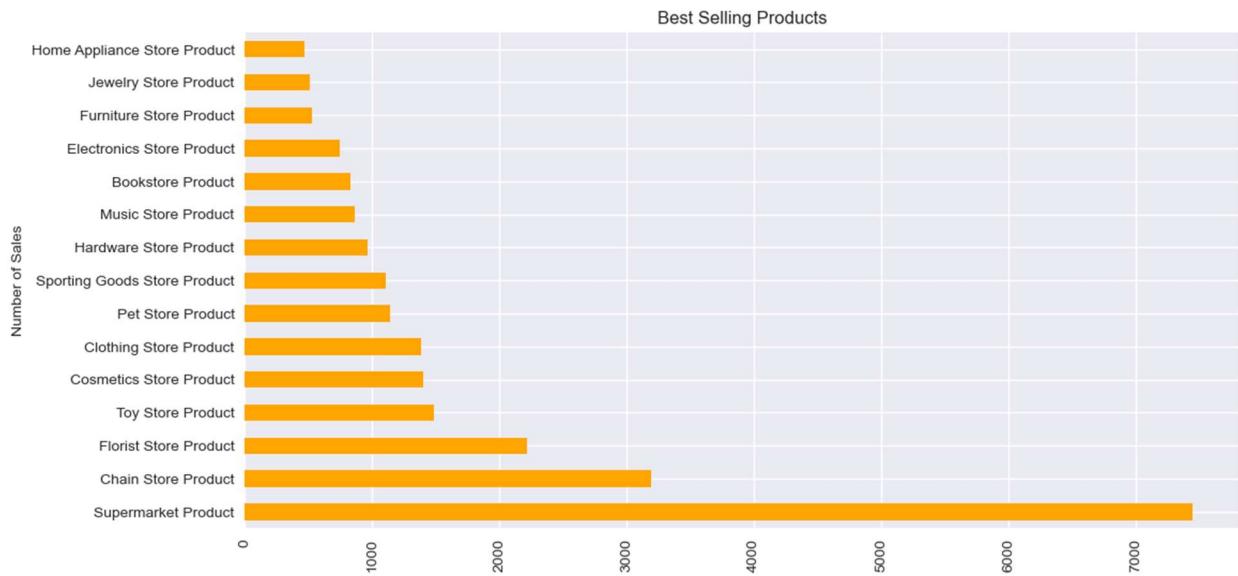
بررسی الگوی خرید ایرانیان نشان می‌دهد که روزهای ۱۰ تا ۲۰ ماه به دلیل دریافت حقوق و افزایش قدرت خرید، بیشترین میزان تراکنش را دارند، در حالی که روزهای پایانی ماه (۳۰ تا ۲۷) نیز به دلیل خریدهای برنامه‌ریزی شده و تکمیل نیازهای ضروری، سهم قابل توجهی از معاملات را به خود اختصاص داده‌اند. همچنین، اوایل ماه (۱ تا ۶) به دلیل خریدهای اساسی، میزان خرید نسبی بالایی دارد. بر این اساس، کسبوکارها می‌توانند با ارائه تخفیف‌های ویژه در روزهای اوج خرید، افزایش تبلیغات در بازه‌های پرتقاضا و بهینه‌سازی موجودی کالاها، میزان فروش خود را به حداقل برسانند و سهم بیشتری از بازار را تصاحب کنند.

- تحلیل روزهای پرمعامله بر اساس الگوی خرید ایرانیان :



بررسی میزان تراکنش‌ها در روزهای هفته نشان می‌دهد که شنبه‌ها بیشترین حجم خرید را دارند که می‌تواند ناشی از آغاز هفته کاری و تأمین نیازهای جدید باشد. سه‌شنبه و چهارشنبه نیز به دلیل قرار گرفتن در میانه هفته، حجم بالایی از تراکنش‌ها را به خود اختصاص داده‌اند. در مقابل، دوشنبه‌ها کمترین میزان خرید را دارند که احتمالاً به دلیل کاهش نقدینگی پس از خریدهای ابتدایی هفته است. همچنین، پنجشنبه و جمعه با وجود تعطیلی، همچنان میزان تراکنش بالایی دارند که نشان‌دهنده افزایش خریدهای خانوادگی و تفریحی در پایان هفته است.

- تحلیل روند خرید مشتریان و فرصت‌های بهینه‌سازی فروش :

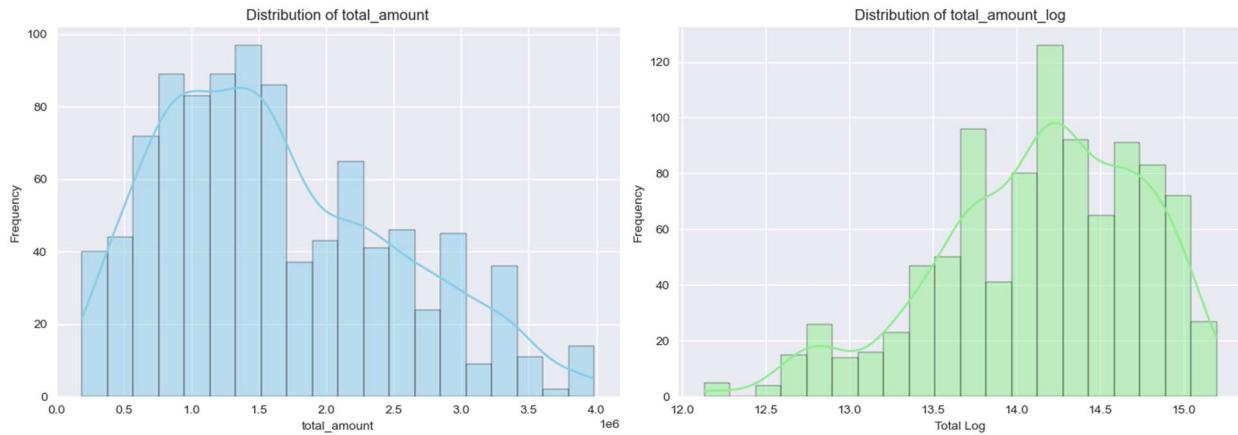


داده‌های مربوط به میزان خرید در دسته‌بندی‌های مختلف نشان می‌دهد که **محصولات سوپرمارکتی** بیشترین میزان خرید را داشته‌اند که به دلیل نیاز روزمره و دسترسی آسان به این محصولات قابل توجیه است. پس از آن، **محصولات فروشگاهی زنجیره‌ای** در رتبه دوم قرار دارند که نشان‌دهنده‌ی استقبال مشتریان از خریدهای متنوع در یک مکان واحد است. **محصولات گل‌فروشی** و **اسباب‌بازی** نیز در جایگاه‌های بعدی قرار دارند که می‌تواند به دلیل هدایا و مناسبت‌های خاص باشد. **محصولات الکترونیکی**، **لوازم منزل** و **جواهرات** با کمترین میزان خرید موافق بوده‌اند که احتمالاً به دلیل قیمت بالاتر و خریدهای دوره‌ای آن‌ها است. بر این اساس، **فروشگاه‌های زنجیره‌ای** و **سوپرمارکت‌ها** می‌توانند با پیشنهادات ویژه و طرح‌های تخفیفی، میزان فروش خود را بیشتر کنند و فروشگاه‌های با میزان خرید کمتر، می‌توانند بر روی ارائه‌ی شرایط اقساطی و تبلیغات هدفمند تمرکز کنند.

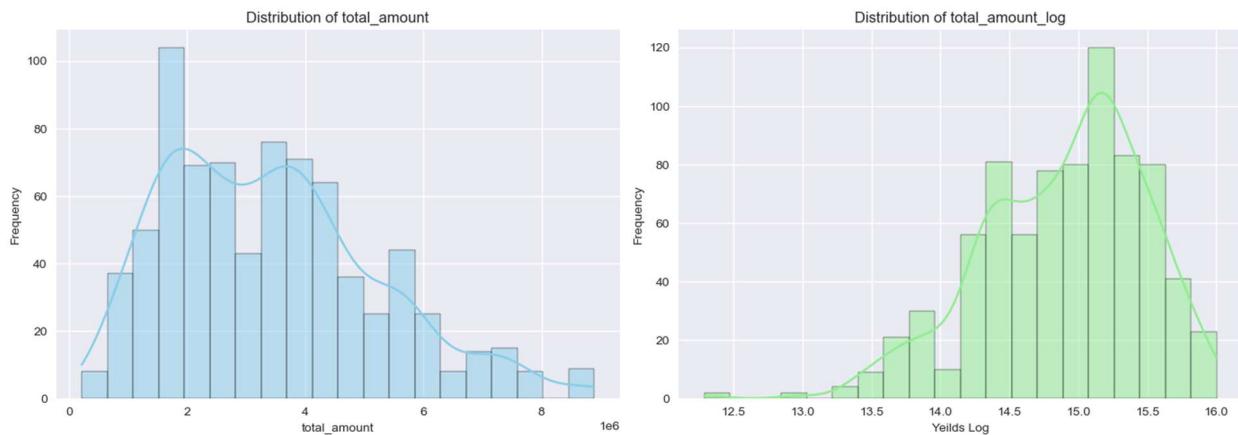
• پیشرفت داده‌ها برای سود بیشتر :

فعلاً من به دلیل تقاضاً زیاد مردم ایران برای خرید از سوپر مارکت‌ها و فروشگاه‌های زنجیره‌ای این دو را پیشرفت خواهم داد

• سوپرمارکت‌ها :



فروشگاه زنجیره ای :



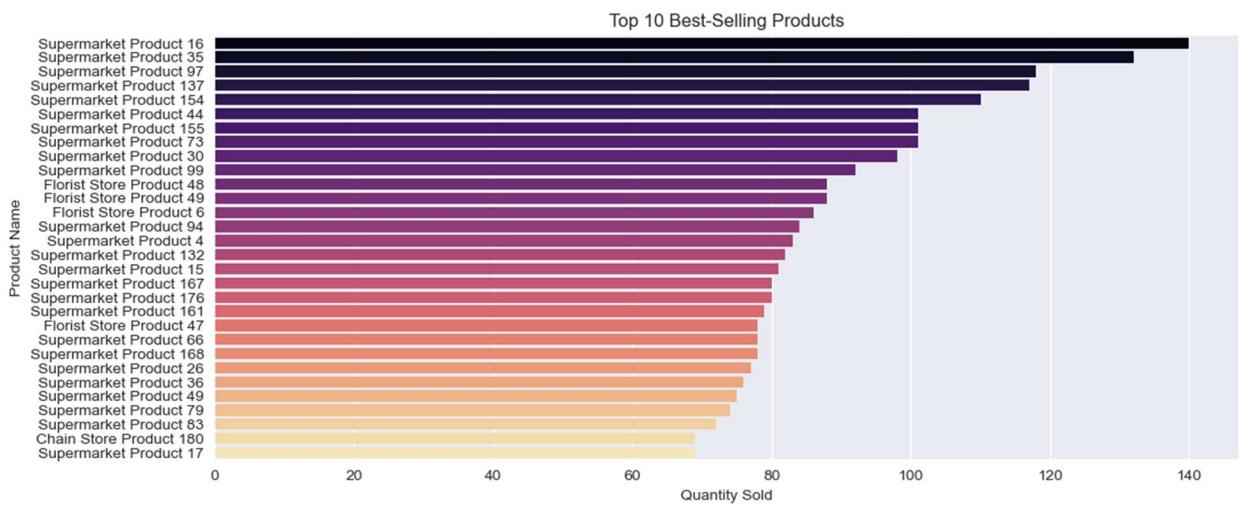
با پیشرفت دادن داده ها میتوانیم متوجه بشیم اگر جشنواره و یا تخفیفی بزاریم ممکنه چقد سود کنیم در پلات های بالا نشانم
داده شده است و به طور مثال اگر از یک سوپر مارکت خرید داشته باشیم میتوانیم حدود چهار تومان سود میکند

بررسی قیمت واحد هر محصول :



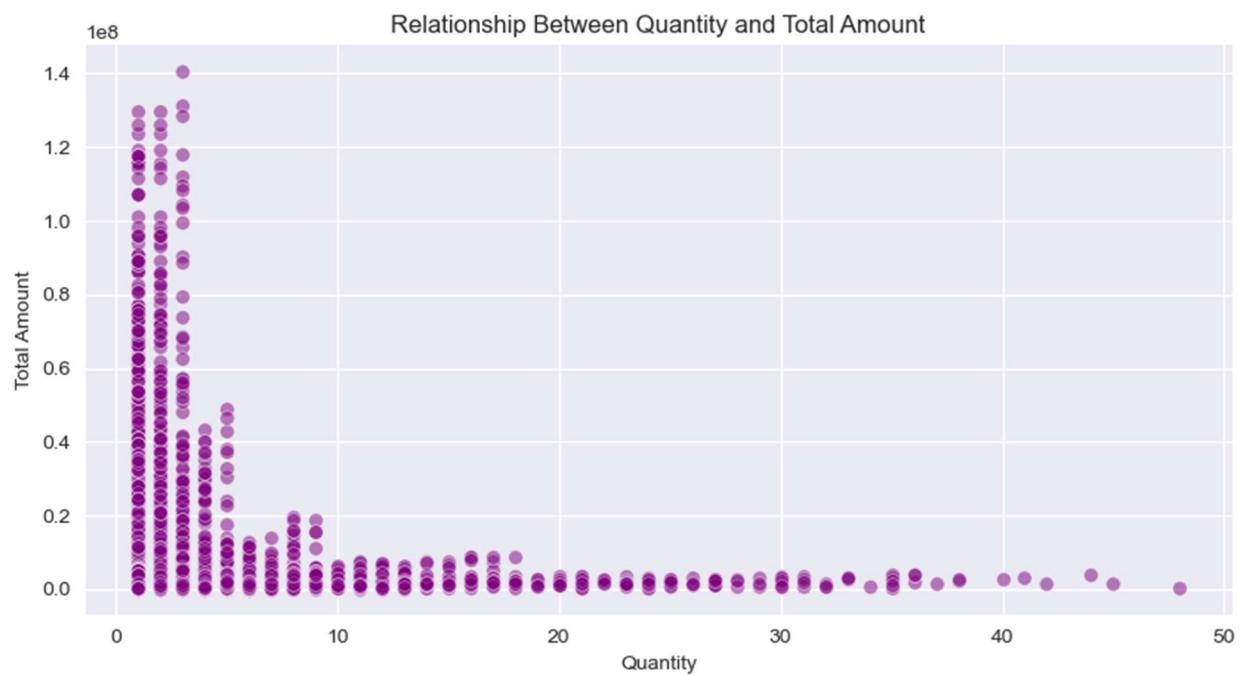
محصولاتی مثل جواهرات و لوازم الکترونیکی و الپلیکشن های خانگی و گل فروشی ها قیمت بالایی دارند

• بررسی محصولات خریداری شده با ستون تعداد خرید ها :



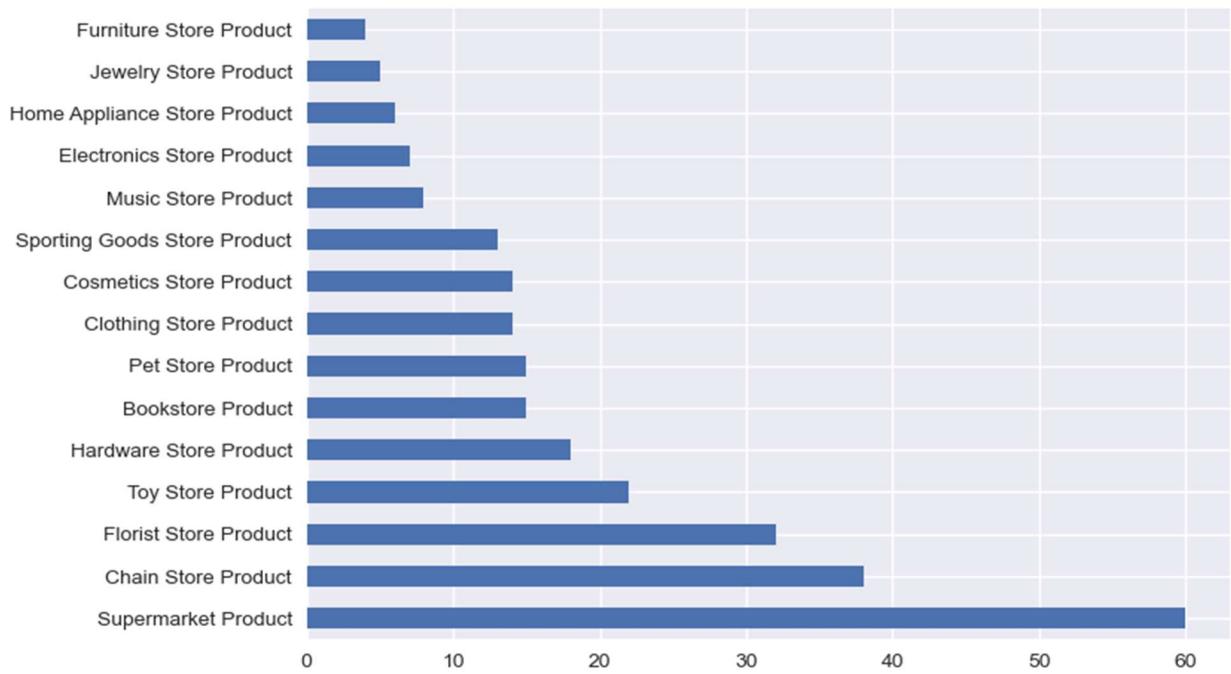
سوپر مارکت ها و گل فروشی ها و فروشگاه های زنجیره ای بیشتر سهم از تراکنش های ایرانی ها را دارند ولی بیشتر تراکنش ها با تعداد بالا برای سوپر مارکت ها هست

• بررسی تعداد تراکنش برای هر خرید :



بیشتر تراکنش ها بین تا عدد بوده هست و تراکنش های بالا تر از خیلی کم هست

- بررسی محصولات تخفیف دار :

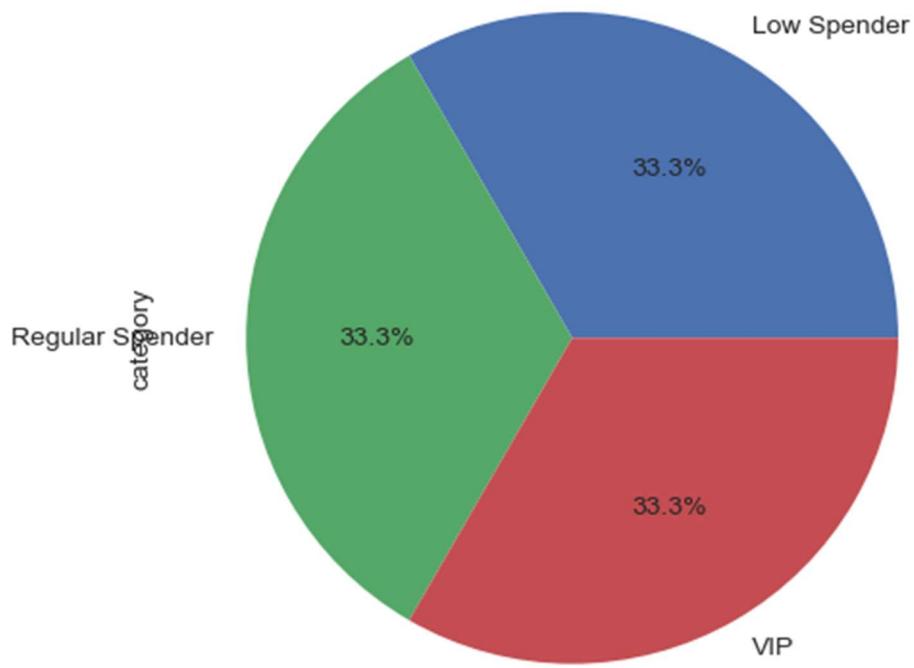


سوپر مارکت ها و فروشگاه های زنجیره ای و گل فروشی ها بیشترین تعداد محصولات دارای تخفیف را دارا هستند

گروه های مشتریان :

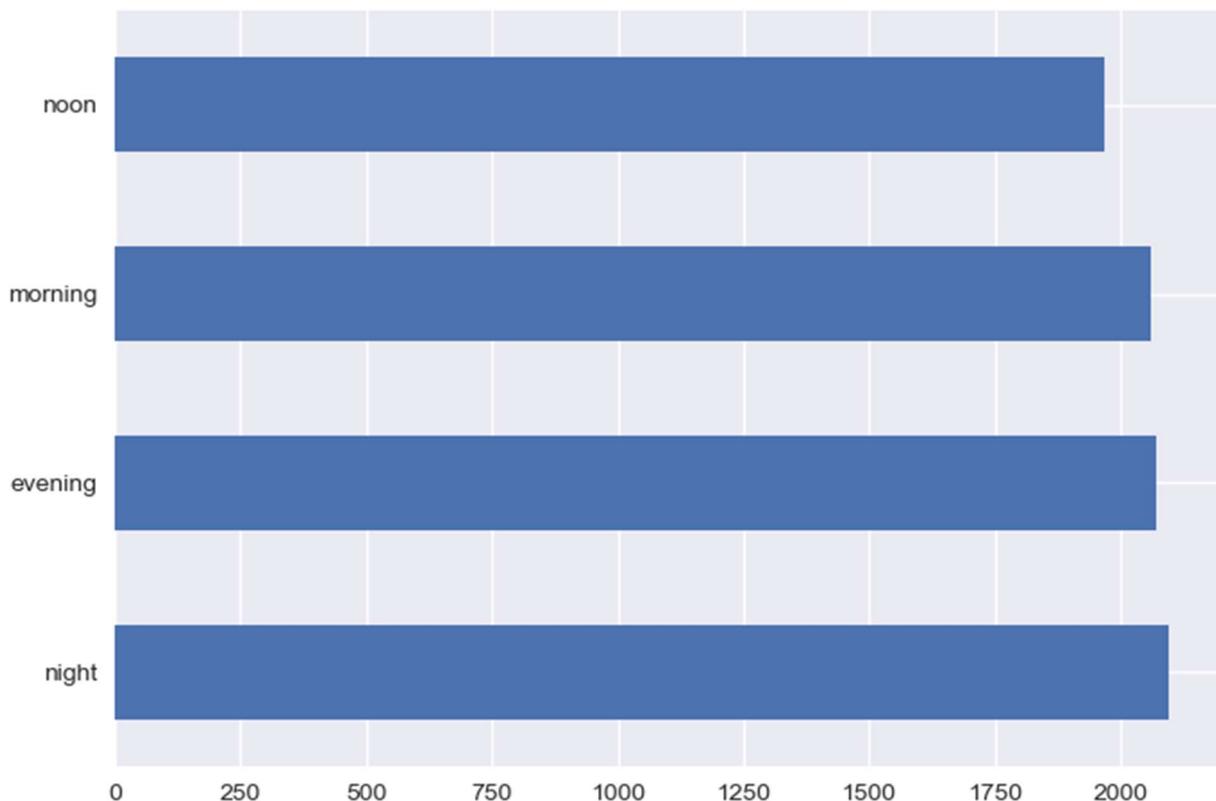
• گروه مشتریان براساس یوزر ایدی کاربران و مبلغ تراکنش ها :

	user_id	total_amount	log_total_amount	category
0	1	4.114019e+09	22.137666	Low Spender
1	2	4.824619e+09	22.296998	VIP
2	3	4.897524e+09	22.311996	VIP
3	4	3.333319e+09	21.927234	Low Spender
4	5	4.167616e+09	22.150610	Regular Spender
5	6	3.797353e+09	22.057570	Low Spender
6	7	4.731971e+09	22.277608	VIP
7	8	4.452082e+09	22.216638	Regular Spender
8	9	3.356738e+09	21.934235	Low Spender
9	10	4.654176e+09	22.261031	Regular Spender
10	11	5.236716e+09	22.378960	VIP
11	12	4.368383e+09	22.197659	Regular Spender



به خاطر چپ چولگی در این ستون میلغ تراکنش های کاربران بقا استفاده از لگاریتم و صدک ها گروه بندی کی انجام شد با عدالت بود و طبق پلات بالا تعداد افراد پر خرج و کم خرج و متوسط برابر است

- گروه بندی براساس خرید در زمان مختلف روز:



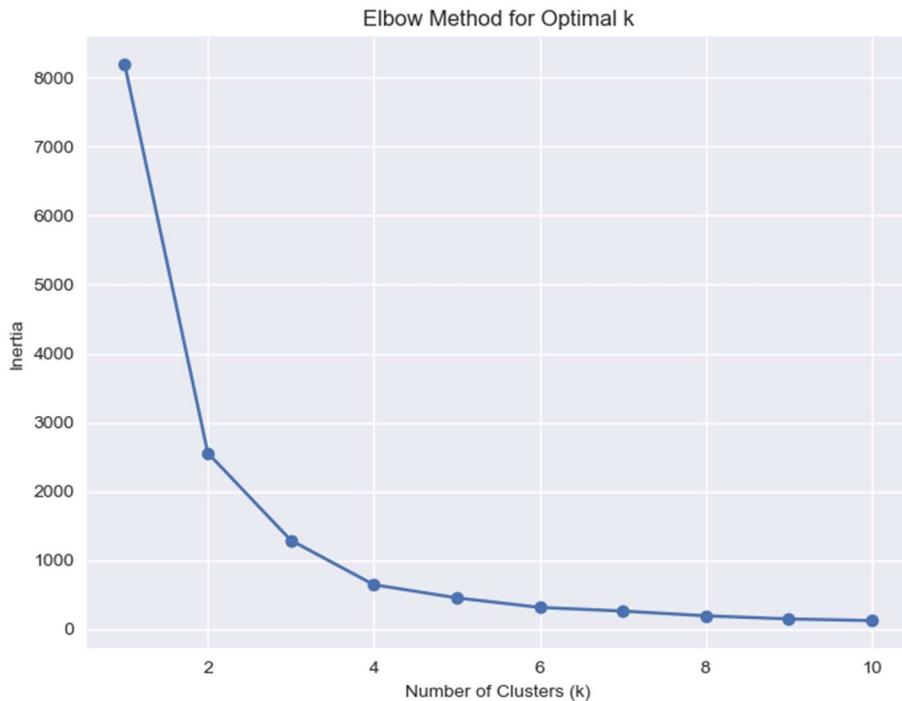
طبق گروه بندی بالا بیشتر ایرانی ها در شب و عصر و صبح خرید های خودشان را انجام میدهند

- گروه بندی کاربرانی که محصولاتی به صورت جفتی خریداری شدند:

```
[('Florist Store Product 40', 'Florist Store Product 41'), 2),
 (('Florist Store Product 16', 'Florist Store Product 47'), 2),
 (('Jewelry Store Product 2', 'Jewelry Store Product 48'), 2),
 (('Supermarket Product 140', 'Supermarket Product 55'), 2),
 ('Pet Store Product 22', 'Pet Store Product 36'), 2),
 ('Sporting Goods Store Product 100', 'Sporting Goods Store Product 106'), 2),
 ('Sporting Goods Store Product 100', 'Sporting Goods Store Product 74'), 2),
 ('Pet Store Product 20', 'Pet Store Product 7'), 2),
 ('Sporting Goods Store Product 44', 'Sporting Goods Store Product 76'), 2),
 ('Pet Store Product 21', 'Pet Store Product 25'), 2)]
```

براساس اطلاعات بالا میشو.د اگر مشتری از یک محصول خریداری کرده دفعه بعد همین محصول را بهش پیشنهاد بدیم اطلاعات بالا که برای کاربر شماره یک داده بوده هست

- گروه بندی با استفاده از الگوریتم KMeans با استفاده از نمودار Elbow



نمودار Elbow نشان می‌دهد که با افزایش تعداد خوشه‌ها، میزان تغییرات درون خوشه‌ای کاهش می‌یابد، اما از یک نقطه به بعد این کاهش کمتر شده و نمودار تقریباً روند ثابتی پیدا می‌کند. در اینجا، به نظر می‌رسد که بهترین نقطه برای انتخاب تعداد

خوشها حدود ۳ یا ۴ است، زیرا پس از آن، کاهش تغییرات چندان چشمگیر نیست. انتخاب این مقدار باعث می‌شود که خوشبندی بهینه انجام شده و داده‌ها بدون افزایش بیش از حد پیچیدگی، به درستی گروه‌بندی شوند.

- گروه‌بندی با استفاده از کاربران و تعداد محصولات خریداری شده :

	user_id	product_name	category
0	1	506	low-diversity
1	2	528	medium-diversity
2	3	556	high-diversity
3	4	550	high-diversity
4	5	477	low-diversity
5	6	507	medium-diversity
6	7	503	low-diversity
7	8	505	low-diversity
8	9	534	medium-diversity
9	10	537	high-diversity
10	11	584	high-diversity
11	12	509	medium-diversity

• گروه بندی براساس کاربران و تعداد تراکنش ها و روز های هفته :

	user_id	weekday	transaction_id	category
0	1	Wednesday	1	Midweek
1	1	Thursday	2	Weekend
2	1	Friday	3	Weekend
3	1	Friday	3	Weekend
4	1	Saturday	4	Start of Week
...
8187	12	Wednesday	306	Midweek
8188	12	Friday	307	Weekend
8189	12	Friday	307	Weekend
8190	12	Friday	308	Weekend
8191	12	Sunday	309	Midweek

8192 rows × 4 columns

• گروه بندی با استفاده از ساعت و تعداد تراکنش های کاربران :

	user_id	transaction_time	transaction_id	category
0	1	23	1	Off-Peak Hours
1	1	16	2	Off-Peak Hours
2	1	7	3	Off-Peak Hours
3	1	7	3	Off-Peak Hours
4	1	15	4	Off-Peak Hours
...
8187	12	13	306	Off-Peak Hours
8188	12	8	307	Off-Peak Hours
8189	12	8	307	Off-Peak Hours
8190	12	22	308	Off-Peak Hours
8191	12	6	309	Off-Peak Hours

• گروه بندی با استفاده الگوریتم RFM

	user_id	Recency	Frequency	Monetary	Cluster
0	1	0	661	4.114019e+09	0
1	2	0	673	4.824619e+09	0
2	3	0	708	4.897524e+09	2
3	4	0	717	3.333319e+09	1
4	5	0	624	4.167616e+09	0
5	6	0	636	3.797353e+09	0
6	7	0	660	4.731971e+09	0
7	8	0	678	4.452082e+09	0
8	9	0	689	3.356738e+09	1
9	10	0	725	4.654176e+09	2
10	11	0	762	5.236716e+09	2
11	12	0	659	4.368383e+09	0

درصد هر گروه از کاربران در خوشبندی RFM به صورت زیر است:

Cluster	درصد از کل کاربران	تعداد کاربران
0	58.33%	7
1	16.67%	2
2	25%	3

با توجه به مقدار **Davies-Bouldin Score = 0.5725** و **Silhouette Score = 0.4913**, به نظر می‌رسد این خوشبندی کیفیت قابل قبولی دارد

• خوش بندی برای بررسی تنوع خرید کاربران و رفتار کلی آنها :

	user_id	total_spent	transaction_count	product_variety	Cluster
0	1	4.114019e+09	661	506	2
1	2	4.824619e+09	673	528	2
2	3	4.897524e+09	708	556	1
3	4	3.333319e+09	717	550	1
4	5	4.167616e+09	624	477	0
5	6	3.797353e+09	636	507	2
6	7	4.731971e+09	660	503	2
7	8	4.452082e+09	678	505	2
8	9	3.356738e+09	689	534	2
9	10	4.654176e+09	725	537	1
10	11	5.236716e+09	762	584	1
11	12	4.368383e+09	659	509	2

براساس خوش بندی برای بررسی تنوع خرید کاربران و رفتار کلی آنها :

Cluster	تعداد مشتریان	درصد مشتریان
0	7	58.33%
1	3	25.00%
2	2	16.67%

- خوش : هم از نظر تعداد مشتریان و هم از نظر مقدار کل هزینه، بیشترین سهم را دارد و حدود ۵۸٪ از مشتریان و ۵۶٪ از خریدها را دارا هست
- خوش ۱ حدود ۲۵٪ از مشتریان و ۲۷٪ از کل هزینه‌ها را شامل می‌شود
- خوش ۲ تنها ۱۶٪ از مشتریان را دارد و تقریباً ۱۶٪ از هزینه را تشکیل می‌دهد

• نتیجه‌گیری

- (1) مردم ایران بیشتر خرید های خود را از سوپر مارکت ها انجام میدهند و میشود گفت بیشتر مواد غذایی برای مردم ایران مهم است
- (2) بیشتر در شب و عصر خرید میکنند
- (3) باید به اعیاد و ایام ملی و مذهبی و فصل هایی مثل تابستان توجه کرد به دلیل مسافرت ها و شهریور هم بهع دلیل نزدیک شدن به خرید برای مدرسه خرید های والدین زیاد میشود
- (4) جواهرات و لفوارم الکترونیکی و اپلیکیشن های خانگی هزینه زیادی دارند
- (5) بیشتر خرید های آن ها از 3 عدد همزمان بیشتر نمیشود
- (6) در الگوریتم RFM برای گروه بندی بیشتر از 3 گروه نمیشوند
- (7) به دلیل داشتن چولگی چپ در مبلغ هر تراکنش باید از الگوریتم و صدک ها استفاده کرد تا گروه بندی با عدالت باشد
- (8) حدود 407 عدد ردیف دارای داده پرت وجود دارد

• منابع

() گوگل

() chatgpt

() medium