



گزارش کار

درس اینترنت اشیا

دکتر محمد یغمایی

پروژه ۹: هوشمند سازی و تحلیل داده ها

اعضا تیم :

مبینا بیژنی

شمیم انوری

سحر محمدی

فائزه سید موسوی

نیم سال دوم ۱۴۰۱

## فهرست عناوین

۱.	پیش بینی مصرف روز بعد کاربر و محاسبه خطای پیش بینی	۳
۷	Seq2Seq-BiLSTM	
۹	۲. پیش بینی مصرف کل ماه آینده کاربر و محاسبه خطای پیش بینی	
۱۰	۳. خوشه بندی کاربران	
۱۰	خوشه بندی بر اساس مصرف با استفاده از $k\text{-means } k=5$	
۱۲	خوشه بندی بر اساس مصرف و تاریخ	
۱۳	نمودار سه بعدی	
۱۵	Elbow	
۱۷	K-means	
۱۸	DBSCAN	
۲۰	۴. استخراج الگوی مصرف هر خوشه	
۲۱	الگوی مصرف و خوشه بندی	
۲۱	خوشه بندی برای ۲۴ ساعت ماه ژانویه سال ۲۰۰۴	
۲۲	خوشه بندی برای ماه ژانویه سال ۲۰۰۴	
۲۳	خوشه	
۲۴	الگوی مصرف بر اساس شناسه منطقه	
۲۴	الگوی مصرف برای هر خوشه	
۲۵	۵. سیستم اعلان (notification) هوشمند به کاربران	
۲۵	از طریق email :	
۳۰	۶. رتبه بندی کاربران براساس مصرف کل، مصرف درپیک، کاهش مصرف و	
۳۱	مقالات مربوطه	

# ۱. پیش بینی مصرف روز بعد کاربر و محاسبه خطای پیش بینی

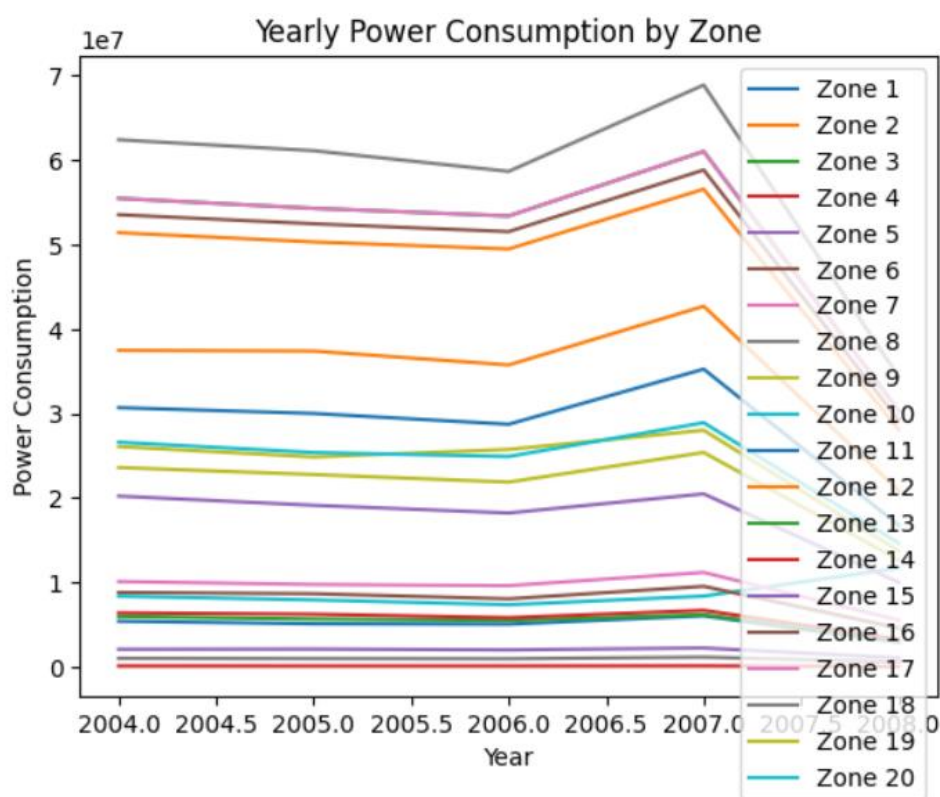
داده های مورد بررسی، مقادیر مصرف برق ۲۰ خانوار در طی سال های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۸ می باشد بصورت وات بر ساعت یعنی بطور روزانه در ۲۴ ساعت شبانه روز اندازه گیری شده است.

برای شناسایی بهتر داده ها آنها را در جدول و چند نمودار مختلف نشان میدهیم.

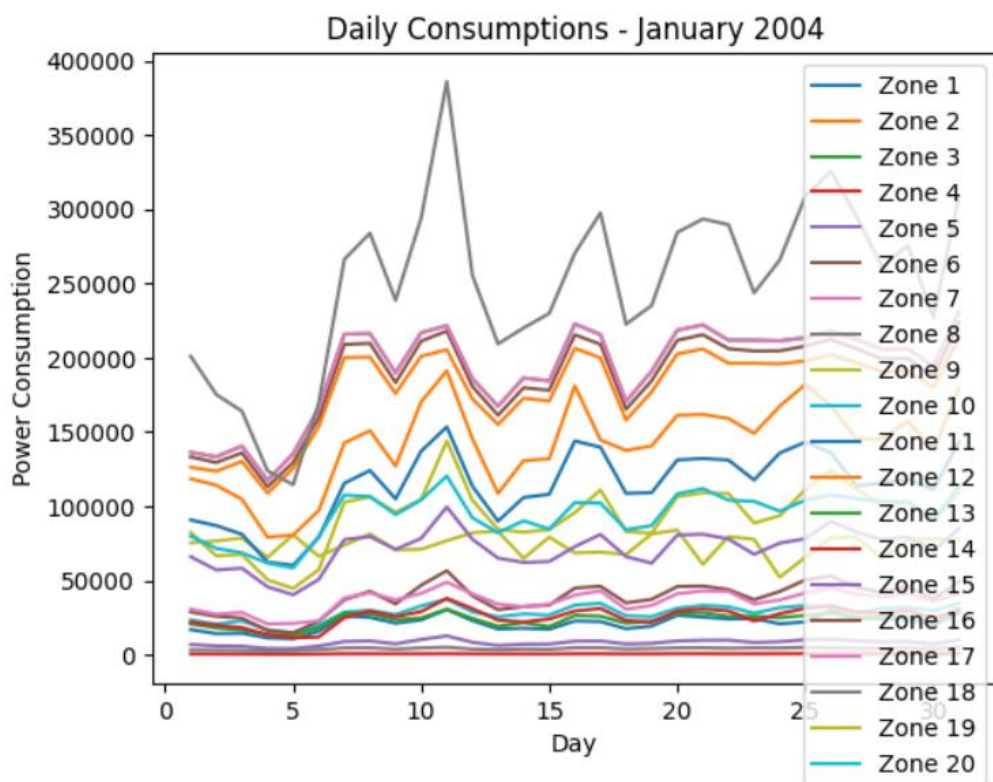
df.head()

	zone_id	year	month	day	h1	h2	h3	h4	h5	h6	...	h15	h16	h17	h18	h19	h20	h21	h22	h23	h24
0	1	2004	1	1	16853	16450	16517	16873	17064	17727	...	13518	13138	14130	16809	18150	18235	17925	16904	16162	14750
1	1	2004	1	2	14155	14038	14019	14489	14920	16072	...	16127	15448	15839	17727	18895	18650	18443	17580	16467	15258
2	1	2004	1	3	14439	14272	14109	14081	14775	15491	...	13507	13414	13826	15825	16996	16394	15406	14278	13315	12424
3	1	2004	1	4	11273	10415	9943	9859	9881	10248	...	14207	13614	14162	16237	17430	17218	16633	15238	13580	11727
4	1	2004	1	5	10750	10321	10107	10065	10419	12101	...	13845	14350	15501	17307	18786	19089	19192	18416	17006	16018

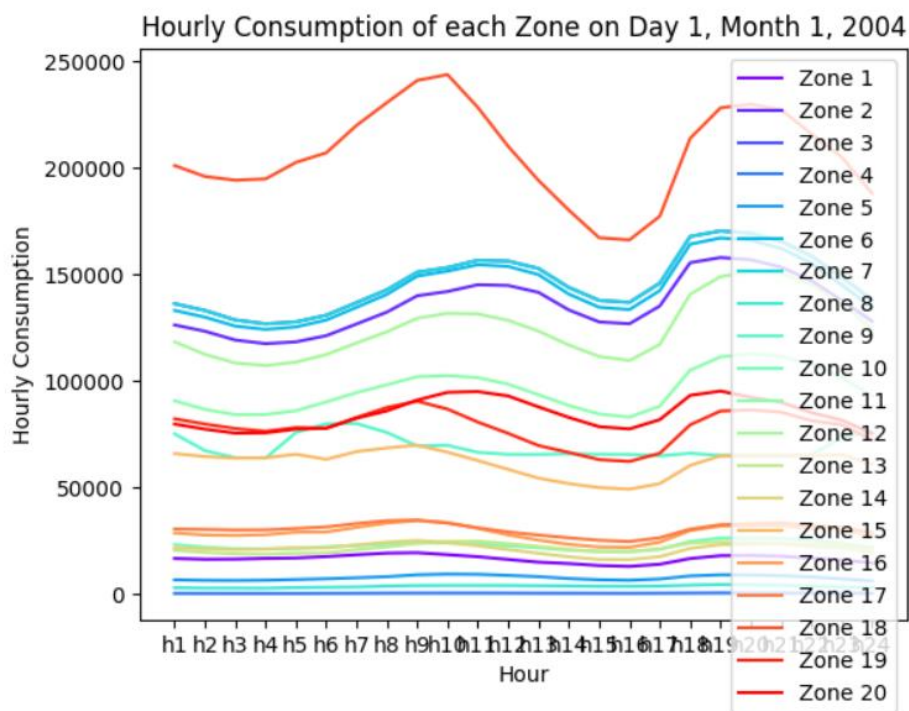
جدول ۱. جدول نمونه داده ها



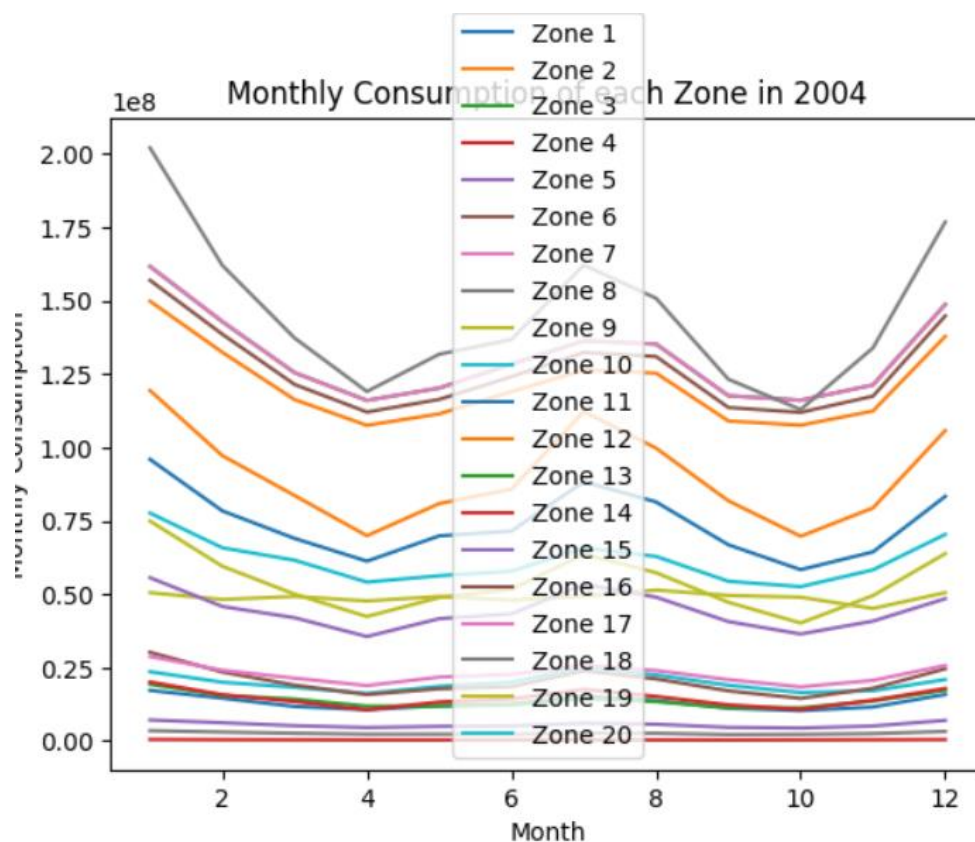
نمودار ۱. مصرف انرژی (وات) هر کاربر بر اساس سال



نمودار ۲. مصرف انرژی (وات) هر کاربر بر اساس روز در ژانویه ۲۰۰۴



نمودار ۳. مصرف انرژی (وات) هر کاربر بر اساس ساعت در ۱ ژانویه ۲۰۰۴



نمودار ۴. مصرف انرژی (وات) هر کاربر بر اساس ماه در سال ۲۰۰۴

برای اینکار ابتدا داده ها را پیش پردازش کردیم. سطر هایی که بدون مقدار بودند را حذف و " " را با تهی جایگزین کردیم تا بتواند عبارت را بصورت عدد در نظر بگیرد و قابل استفاده برای محاسبات باشد.

بطور کلی به منظور پیشبینی، از یک مدل یادگیری ماشین استفاده کردیم که با ۸۰ درصد داده ها **learn** می شود و برای ۲۰ درصد دیگر **predict** می کند.

خانوار ها یا کاربران مختلف با **zone\_id** مختلف مشخص شده اند. پس مقادیر ستون های **zone\_id**, **year**, **month**, **day** را بعنوان ویژگی ها در نظر میگیریم که یعنی طبق این موارد شرایط تغییر میکند. و مقادیر ستون های **h1** تا **h24** را بعنوان هدف قرار دادیم که این مقادیر باید پیشبینی شوند.

سپس داده ها را به کمک **MinMaxScaler** نرمال کرده و به مقادیر بین ۰ تا ۱ تبدیل میکنیم.

برای اینکار از دو مدل **LSTM** و **Seq2Seq-BiLSTM** استفاده کردیم. در سال های اخیر محققان بسیاری از شبکه های بازگشتی یا (**RNN**) برای پیشبینی مصرف انرژی استفاده کرده اند. شبکه های **11 (GRU)**, **(LSTM)**, **(RNN)** (زیرمجموعه شبکه های عصبی بازگشتی جهت پردازش داده های سری زمانی و استخراج الگوهای توالی می باشند. شبکه **RNN** دارای دو ورودی حافظه و ورودی اصلی است که به ورودی حافظه **hidden state** میگویند **RNN**. دنباله ای از داده های ورودی را با استفاده از حافظه داخلی پردازش میکند و دچار مشکل محوشدگی گرادیان میشود به این دلیل که این شبکه نمیتواند از وابستگیهای بلندمدت پشتیبانی کند بنابراین روی دقت پیشبینی اثر

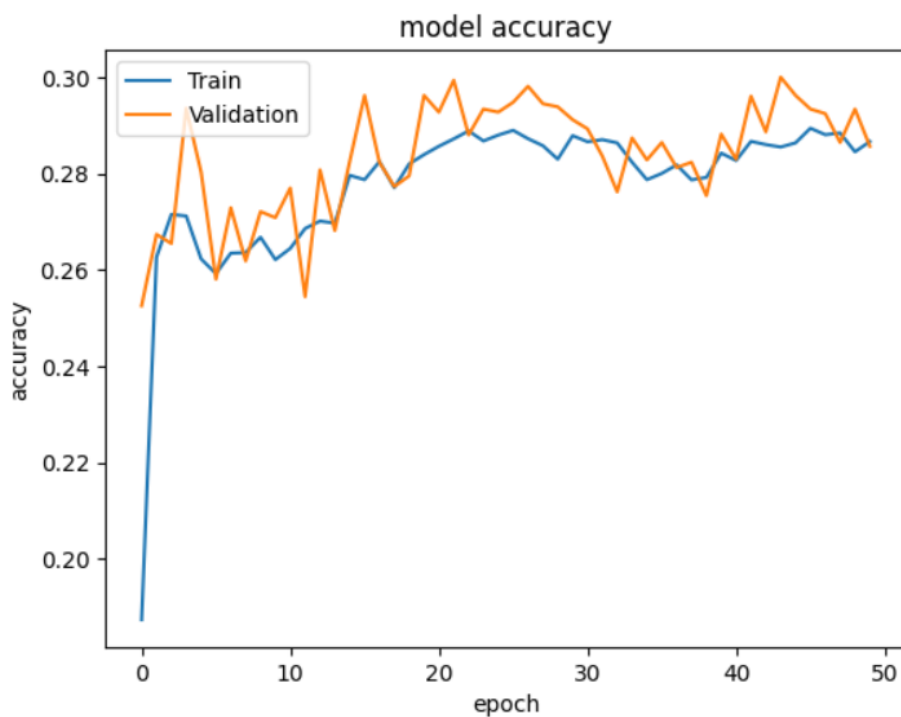
منفی میگذارد. برای حل مشکلات گفته شده شبکه‌های LSTM که شامل گیت‌های ورودی، خروجی و فراموشی هستند جهت استخراج توالی در داده‌های سری زمانی و به خاطر سپردن داده‌ای گذشته در حافظه به وجود آمده‌اند.

```
model.summary()
```

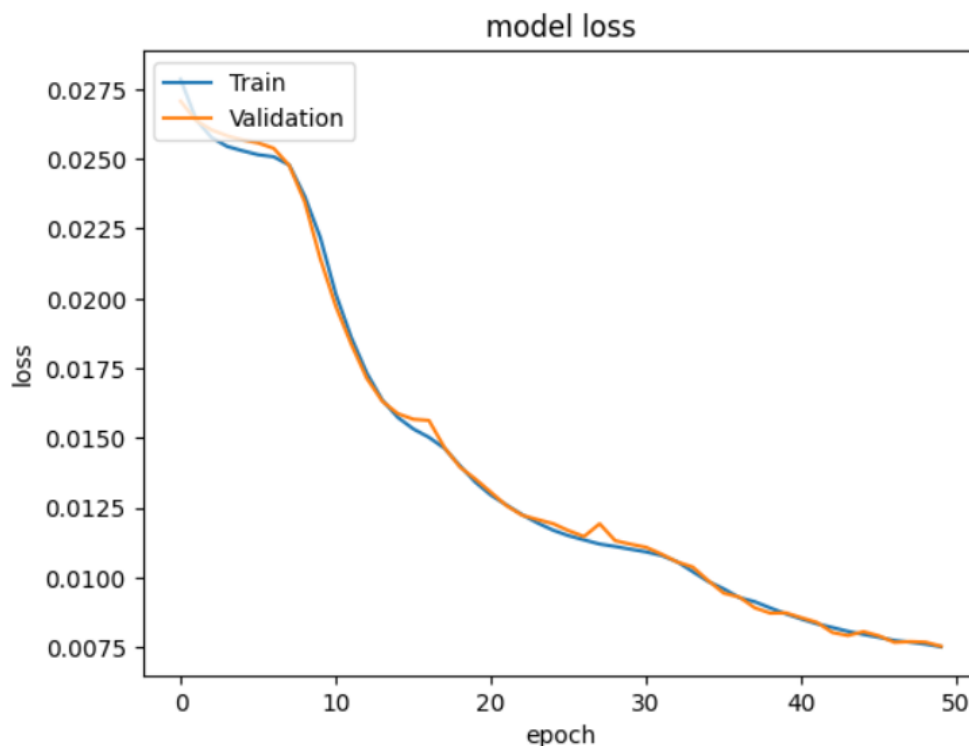
Model: "sequential\_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)	11000
dense_1 (Dense)	(None, 24)	1224
Total params: 12,224		
Trainable params: 12,224		
Non-trainable params: 0		

عکس ۱. Model summary



نمودار ۴. پیشرفت دقت مدل LSTM



نمودار ۵. LSTM model loss

برای محاسبه خطای پیشبینی، MAE یا Mean Absolute Error را محاسبه کردیم.

نتیجه 6٪ شد و وقتی مقادیر را reverseScale کردیم و MAE برابر 27622.276133289193 شد.

در مقایسه با میانگین داده ها که برابر 70921.46125472887 می باشد، تقریباً ارور قابل قبولی است. البته میتواند بهتر باشد.

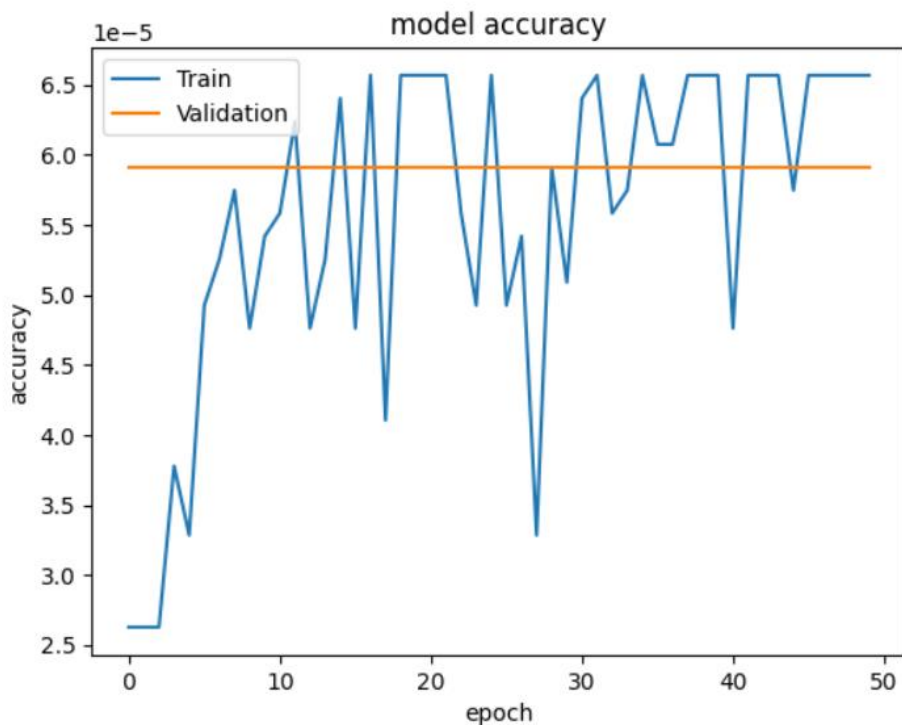
### Seq2Seq-BiLSTM

یک مدل عمیق (deep model) برای ترجمه ماشینی و وظایف تولید دنباله دیگر است. این مدل از دو قسمت اصلی تشکیل شده است:

مدل ترجمه از دنباله به دنباله (Sequence-to-Sequence) یا Seq2Seq و شبکه عصبی برگشتی با لایه های LSTM (BiLSTM).

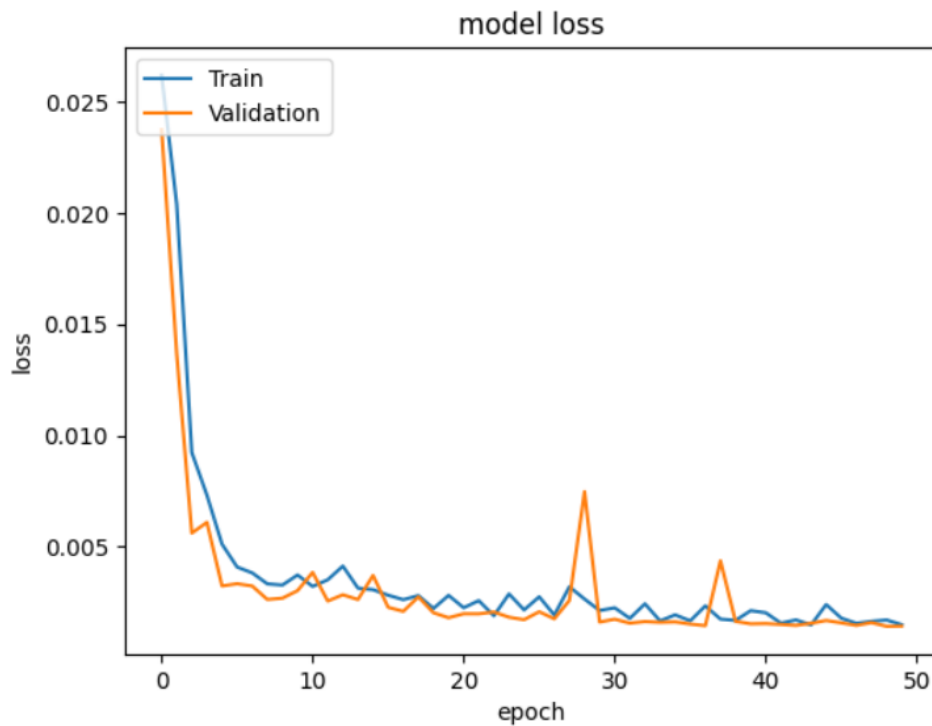
مدل Seq2Seq-BiLSTM از ساختار کدگذار-کدگشا استفاده می کند. در مرحله کدگذاری، دنباله ورودی (مانند جملات در ترجمه ماشینی) با استفاده از شبکه عصبی برگشتی با لایه های LSTM کدگذاری می شود. این لایه های LSTM اطلاعات جریان پیشین را به خروجی های فعلی متصل می کنند. برای بهره برداری از اطلاعات قبل و بعد در دنباله ورودی، از لایه های LSTM دوطرفه (BiLSTM) استفاده می شود که برای هر لحظه زمانی، یک لایه LSTM اطلاعات از جلو به عقب و یک لایه LSTM دیگر اطلاعات از عقب به جلو را بررسی می کند.

سپس، در مرحله کدگشایی، دنباله نهایی از مدل کدگذار به عنوان ورودی به مدل کدگشا (مانند جملات هدف در ترجمه ماشینی) می‌رسد. مدل کدگشا نیز از لایه‌های LSTM برای تولید دنباله خروجی استفاده می‌کند. این لایه‌های LSTM براساس اطلاعات دریافتی از مدل کدگذار و وضعیت داخلی خود، هر کلمه یا توکن خروجی را تولید می‌کنند. این فرایند به طور تکراری انجام می‌شود تا دنباله خروجی کامل شود.



نمودار عملکرد پیشرفت دقت مدل Seq2Seq-BiLSTM





نمودار ۷. Seq2Seq-BiLSTM model loss

در اینجا MAE برابر 2% و بعد از reverseScale کردن برابر 10629.870308800702 شد. که بصورت چشمگیری کاهش یافت و بهتر از LSTM معمولی جواب داد.

## ۲. پیش بینی مصرف کل ماه آینده کاربر و محاسبه خطای پیش بینی

برای اینکار ابتدا ستونی در جدول اضافه کردیم بنام total\_consumption که مجموع مصرف هر روز را در آن ذخیره کردیم.

ابتدا ۸۰ درصد داده ها را train و ۲۰ درصد دیگر را test در نظر گرفتیم.

در اینجا از مدل LSTM استفاده کردیم.

MAE برابر ۲۱٪ شد.

در حالت بعدی داده های ۱۵ روز اول ماه را train و ۱۵ روز بعدی را test در نظر گرفتیم.

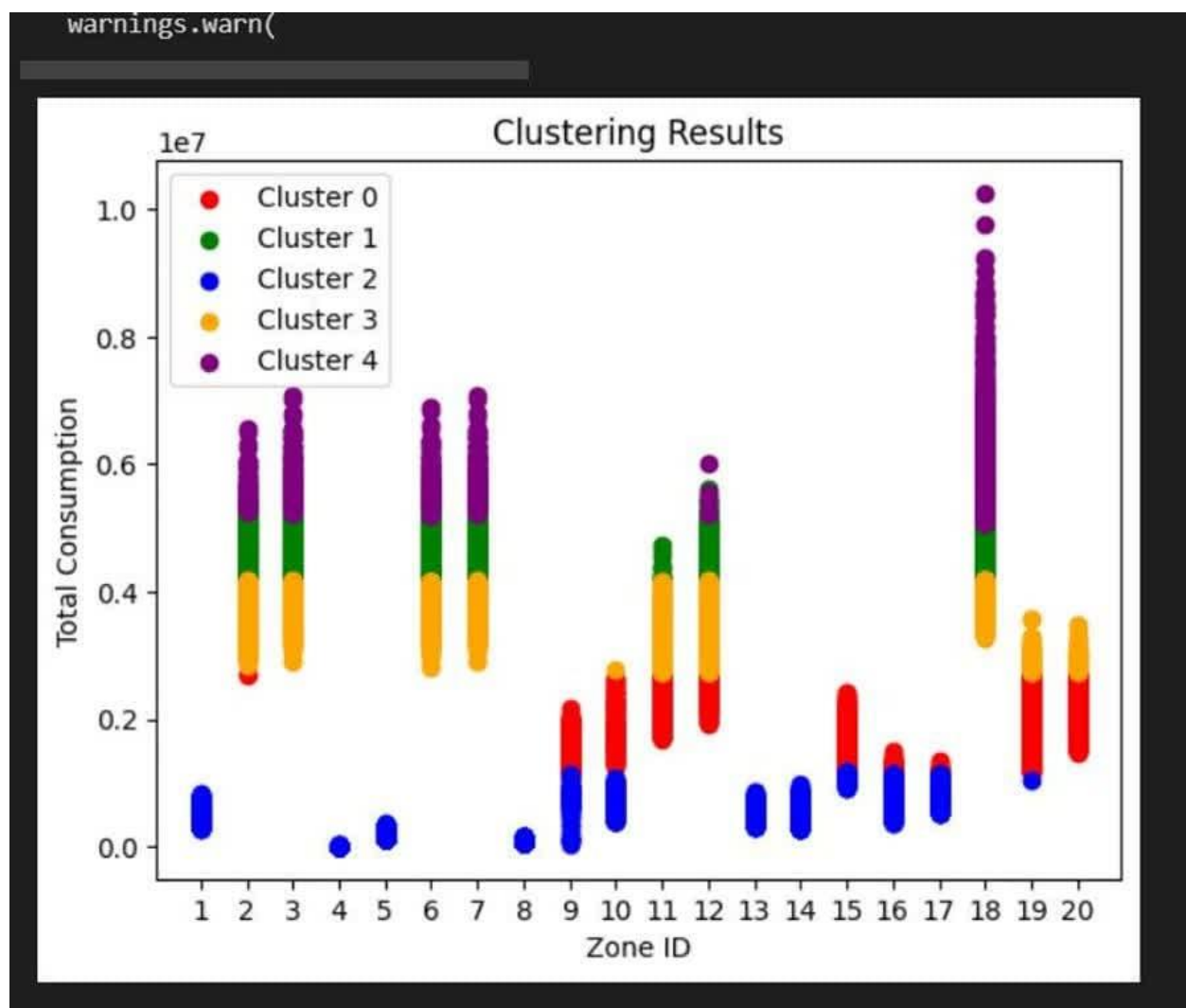
در این حالت MAE برابر ۱۴٪ شد.

### ۳. خوشه بندی کاربران

این کد، خوشه بندی K-means را روی مجموعه داده ای انجام می دهد که از یک فایل CSV به نام «month.csv» خوانده می شود. ستون های مربوطه برای خوشه بندی با استفاده از StandardScaler انتخاب و استاندارد می شوند. الگوریتم KMeans با ۵ خوشه اعمال می شود و برچسب های خوشه به DataFrame اصلی اضافه می شوند. در نهایت، خوشه ها با رنگ های مختلف رسم می شوند و zone\_id های مربوطه نمایش داده می شوند. مکان ها و برچسب های تیک محور X برای تجسم بهتر تنظیم شده اند. نمودار حاصل نتایج خوشه بندی را با رنگ های مختلف نشان می دهد که خوشه های مختلف را نشان می دهد.

مطمئناً، در اینجا توضیح دقیق تری از کد ارائه شده است:

خوشه بندی بر اساس مصرف با استفاده از k-means k=5



۱. وارد کردن کتابخانه های لازم:

- پاندا برای دستکاری و تجزیه و تحلیل داده ها استفاده می شود

– NumPy برای عملیات ریاضی استفاده می شود

– Matplotlib برای تجسم داده ها استفاده می شود

– KMeans و StandardScaler به ترتیب از scikit-learn برای خوشه بندی و پیش پردازش داده ها استفاده می شوند.

۲. خواندن فایل CSV:

– فایل 'month.csv' با استفاده از تابع read\_csv() از کتابخانه Pandas خوانده می شود و در یک شی DataFrame به نام 'df' ذخیره می شود.

۳. فیلتر کردن ستون های مربوطه:

– ستون های مربوطه برای خوشه بندی با استفاده از تابع loc[] روی شی 'df' DataFrame انتخاب شده و در یک شی DataFrame جدید به نام 'data' ذخیره می شوند. در اینجا، ستون های 'h1' تا 'h24' انتخاب می شوند.

۴. استانداردسازی داده ها:

– تابع StandardScaler() از scikit-learn برای استانداردسازی داده ها با مرکزیت و مقیاس گذاری آن استفاده می شود. داده های استاندارد شده در یک شی DataFrame جدید به نام "data\_scaled" ذخیره می شوند.

۵. انجام K-means خوشه بندی:

– تابع KMeans() از scikit-learn برای انجام خوشه بندی K-means بر روی داده های استاندارد شده 'data\_scaled' با ۵ خوشه و random\_state=42 استفاده می شود. خوشه های به دست آمده در آرایه ای به نام 'خوشه' ذخیره می شوند.

۶. افزودن برچسب های خوشه ای به DataFrame اصلی:

– برچسب های خوشه ای به دست آمده از خوشه بندی K-means به عنوان یک ستون جدید به نام «خوشه» به شی اصلی DataFrame 'df' اضافه می شوند.

۷. رسم خوشه ها:

– خوشه ها با استفاده از تابع scatter() از کتابخانه Matplotlib رسم می شوند. محور x نشان دهنده 'zone\_id' و محور y نشان دهنده 'total\_consumption' است. هر خوشه با رنگی متفاوت ترسیم می شود و zone\_id های مربوطه نمایش داده می شوند.

۸. تنظیم مکان ها و برچسب های تیک محور X:

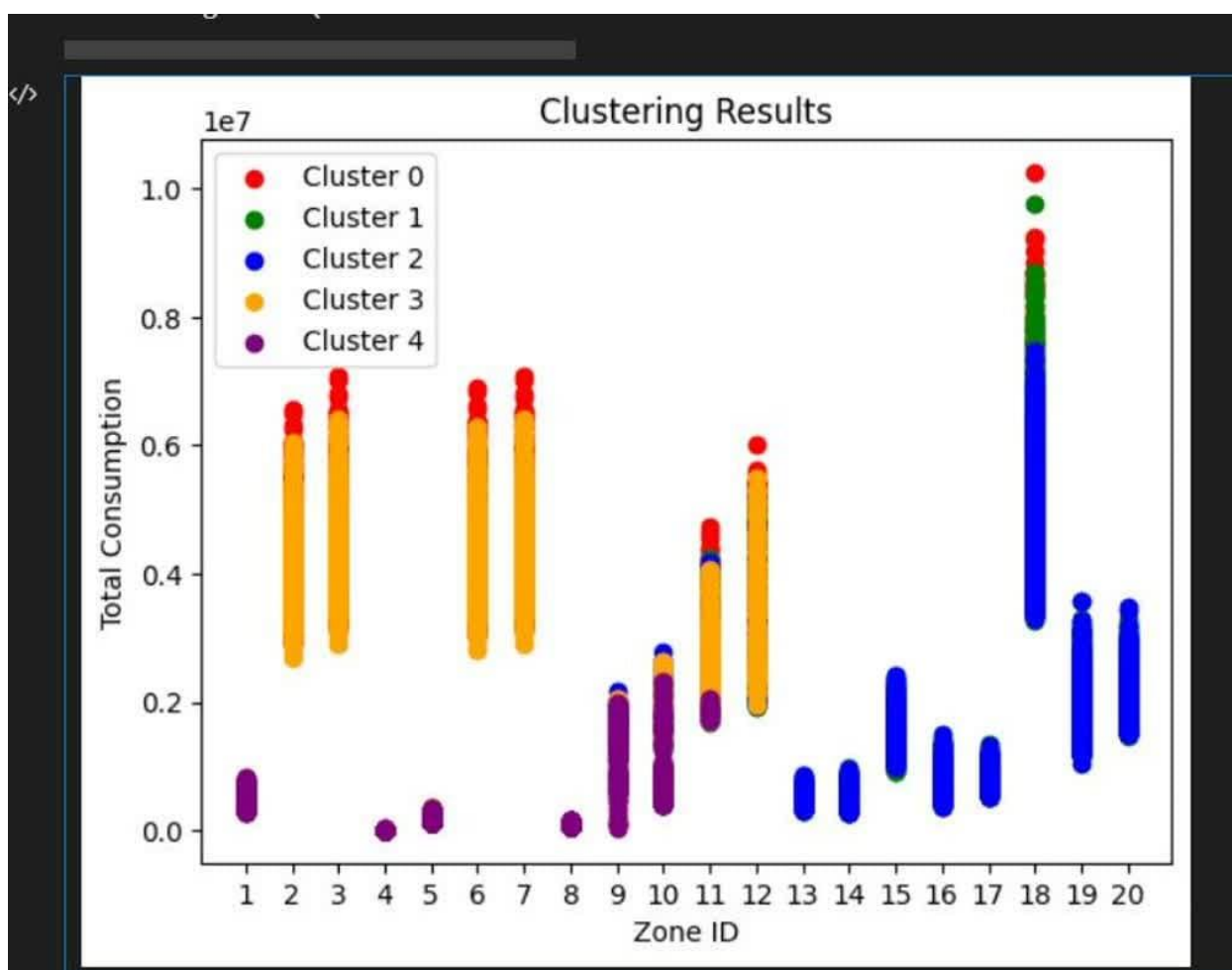
– مکان ها و برچسب های تیک محور X با استفاده از تابع xticks() از کتابخانه Matplotlib تنظیم می شوند. در اینجا، np.arange(1, ۲۱) برای تنظیم مکان تیک از ۱ تا ۲۰ استفاده می شود.

۹. نمایش طرح:

– در نهایت نمودار با استفاده از تابع show() از کتابخانه Matplotlib نمایش داده می شود.

## خوشه بندی بر اساس مصرف و تاریخ

این کد به روز شده، خوشه بندی K-means را روی مجموعه داده ای که از یک فایل CSV به نام «month.csv» خوانده می شود، انجام می دهد. ستون های مربوطه برای خوشه بندی با استفاده از StandardScaler انتخاب و استاندارد می شوند. علاوه بر این، ویژگی های 'zone\_id'، 'year'، 'month' و 'day' به عنوان ویژگی های اضافی به داده های استاندارد شده الحاق می شوند. الگوریتم KMeans با ۵ خوشه اعمال می شود و برچسب های خوشه به DataFrame اصلی اضافه می شوند. در نهایت، خوشه ها با رنگ های مختلف رسم می شوند و zone\_id های مربوطه نمایش داده می شوند. مکان ها و برچسب های تیک محور X برای تجسم بهتر تنظیم شده اند. نمودار حاصل نتایج خوشه بندی را با رنگ های مختلف نشان می دهد که خوشه های مختلف را نشان می دهد.



در اینجا توضیح دقیق تری در مورد کد به روز شده آورده شده است:

۱. خواندن فایل CSV:

۲. فیلتر کردن ستون های مربوطه:

۴. استانداردسازی داده ها:

۵. الحاق ویژگی های اضافی:

- ویژگی های 'zone\_id', 'year', 'month' و 'day' از شی اصلی 'df' DataFrame انتخاب شده و در یک شی DataFrame جدید به نام 'additional\_features' ذخیره می شوند. سپس این ویژگی ها با استفاده از تابع np.concatenate() از کتابخانه NumPy به داده های استاندارد شده 'data\_scaled' الحاق می شوند.

۶. انجام K-means خوشه بندی:

۷. افزودن برچسب های خوشه ای به DataFrame اصلی:

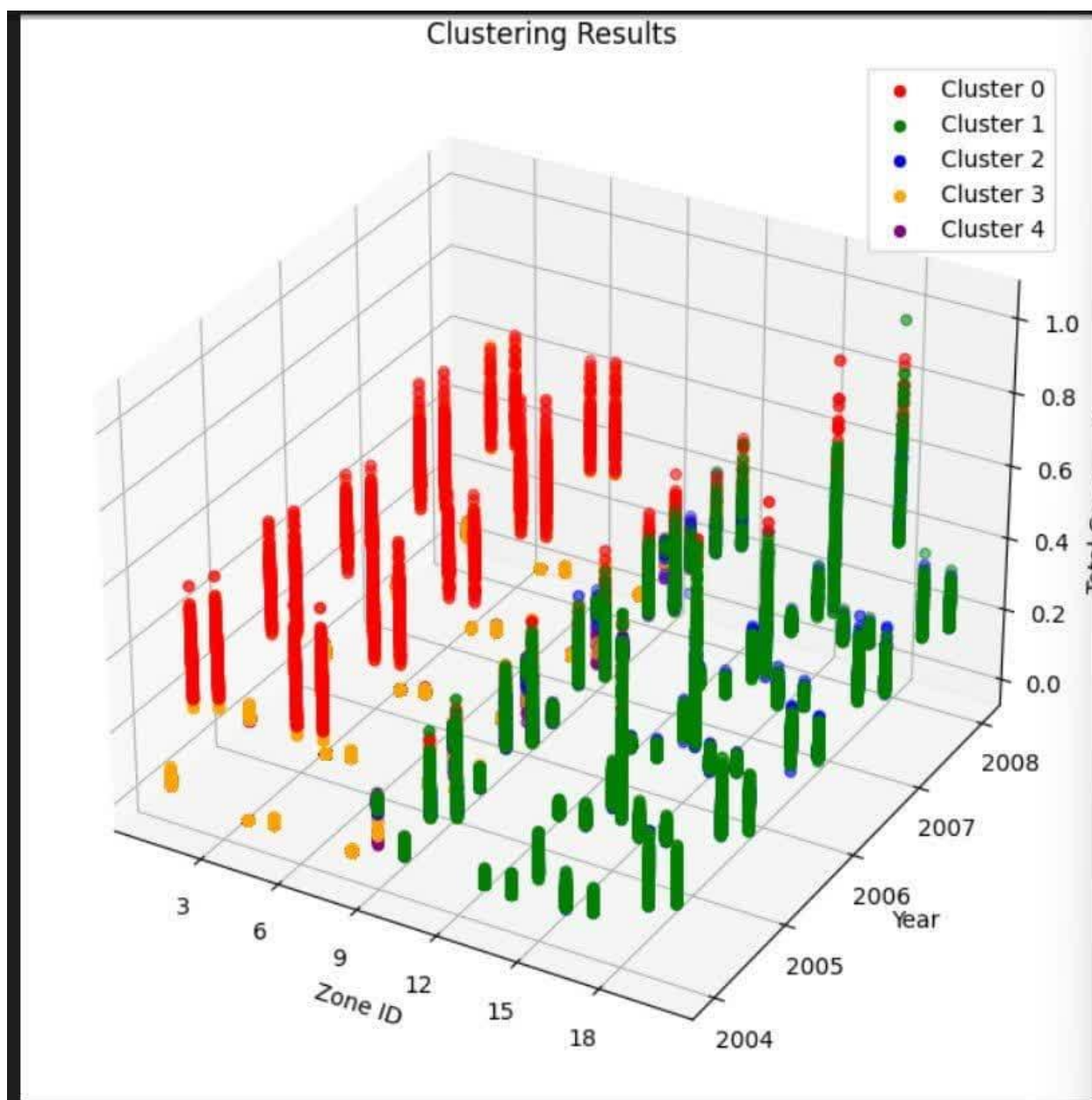
۸. رسم خوشه ها:

۹. تنظیم مکان ها و برچسب های تیک محور X:

۱۰. نمایش طرح:

### نمودار سه بعدی

این کد به روز شده، خوشه بندی K-means را روی مجموعه داده ای که از یک فایل CSV به نام «month.csv» خوانده می شود، انجام می دهد. ستون های مربوطه برای خوشه بندی با استفاده از StandardScaler انتخاب و استاندارد می شوند. علاوه بر این، ویژگی های 'zone\_id', 'year', 'month' و 'day' به عنوان ویژگی های اضافی به داده های استاندارد شده الحاق می شوند. الگوریتم KMeans با ۵ خوشه اعمال می شود و برچسب های خوشه به DataFrame اصلی اضافه می شوند. در نهایت، خوشه ها در یک فضای سه بعدی با رنگ های مختلف نشان دهنده خوشه های مختلف رسم می شوند. نمودار حاصل نتایج خوشه بندی را با رنگ های مختلف نشان می دهد که خوشه های مختلف را نشان می دهد.



در اینجا توضیح دقیق تری در مورد کد به روز شده آورده شده است:

۱. وارد کردن کتابخانه های لازم

۲. خواندن فایل CSV:

۳. فیلتر کردن ستون های مربوطه:

۴. استانداردسازی داده ها:

۵. الحاق ویژگی های اضافی:

۶. انجام K-means خوشه بندی:

۷. افزودن برچسب های خوشه ای به DataFrame اصلی

۸. ایجاد طرح سه بعدی:

– یک نمودار سه بعدی بزرگتر با استفاده از تابع `figure()` از کتابخانه Matplotlib ایجاد می شود. تابع `add_subplot()` برای افزودن یک طرح سه بعدی به نمودار استفاده می شود.

۹. رسم خوشه ها در فضای سه بعدی:

– خوشه ها در یک فضای سه بعدی با استفاده از تابع `scatter()` از کتابخانه Matplotlib رسم می شوند. محور `x` نشان دهنده `zone_id`، محور `y` نشان دهنده `'year'` و محور `z` نشان دهنده `'total_consumption'` است. هر خوشه با رنگی متفاوت ترسیم می شود و `zone_id` های مربوطه نمایش داده می شوند.

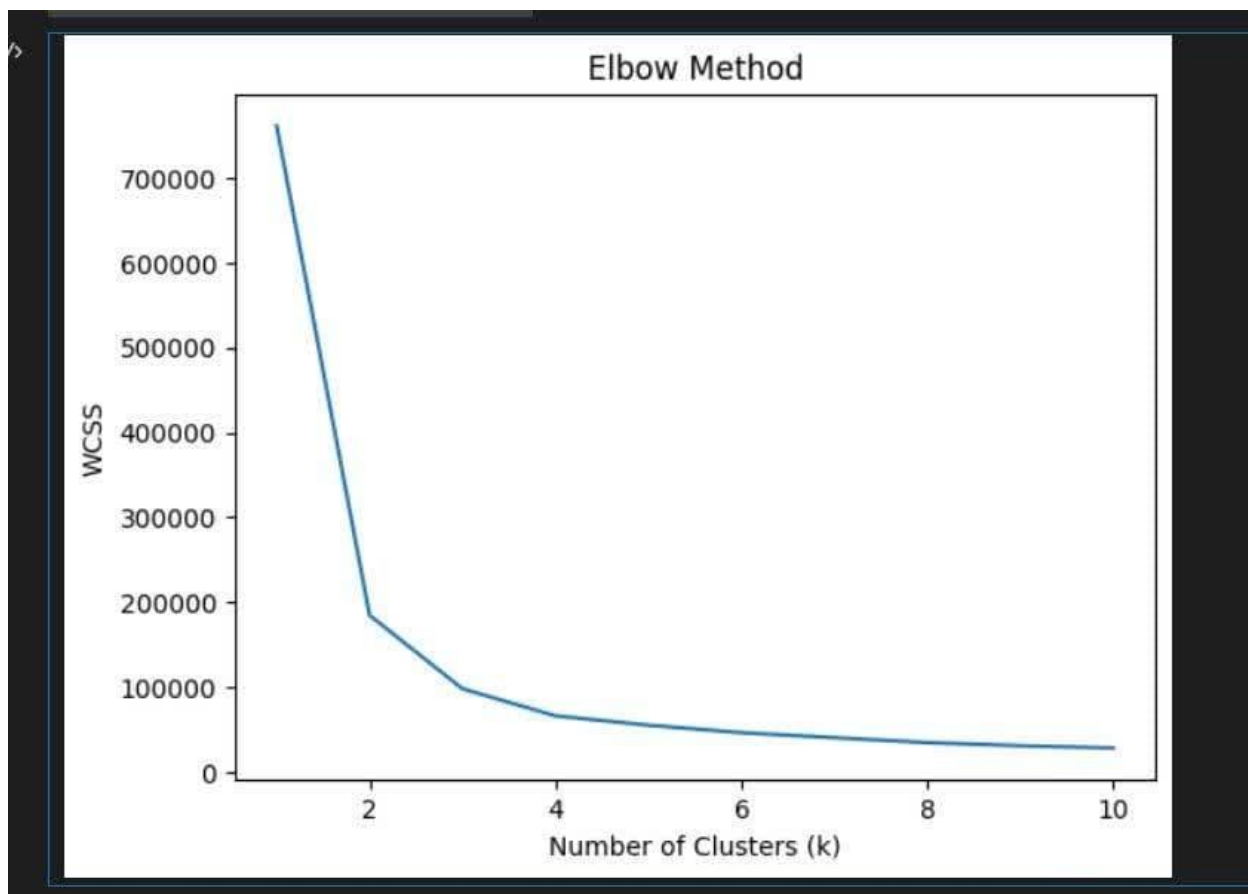
۱۰. تنظیم فرمت کننده های محور `x` و `y`:

– فرمت کننده های محور `x` و `y` با استفاده از تابع `set_major_locator()` از کتابخانه Matplotlib.ticker تنظیم می شوند تا فقط مقادیر صحیح را نمایش دهند.

۱۱. نمایش طرح

## Elbow

این کد، خوشه بندی K-means را روی مجموعه داده ای انجام می دهد که از یک فایل CSV به نام «`month.csv`» خوانده می شود. ستون های مربوطه برای خوشه بندی با استفاده از StandardScaler انتخاب و استاندارد می شوند. سپس، خوشه بندی K-means برای مقادیر مختلف `k` از ۱ تا ۱۰ انجام می شود. مجموع مربع های درون خوشه ای (WCSS برای هر مقدار `k` محاسبه می شود و در فهرستی به نام «`WCSS ذخیره می شود. در نهایت، مقادیر WCSS در برابر تعداد خوشه ها (k) رسم می شوند تا مقدار بهینه k با استفاده از روش زانویی تعیین شود.`»



در اینجا توضیح دقیق تری از کد ارائه شده است:

۱. وارد کردن کتابخانه های لازم:

۲. خواندن فایل CSV:

۳. فیلتر کردن ستون های مربوطه:

۴. استانداردسازی داده ها:

- تابع `StandardScaler()` از `scikit-learn` برای استانداردسازی داده ها با مرکزیت و مقیاس گذاری آن استفاده می شود. داده های استاندارد شده در یک شیء `DataFrame` جدید به نام `"data_scaled"` ذخیره می شوند.

۵. انجام K-mean خوشه بندی برای مقادیر مختلف k:

- تابع `range()` برای ایجاد محدوده ای از مقادیر برای k از ۱ تا ۱۰ استفاده می شود.

- یک حلقه `for` برای تکرار بر روی هر مقدار از k و انجام خوشه بندی K-means با استفاده از تابع `KMeans()` از `scikit-learn` با `random_state=42` استفاده می شود.



- مقدار WCSS برای هر مقدار k با استفاده از ویژگی `inertia_` KMeans محاسبه شده و در لیستی به نام `"WCSS"` ذخیره می شود.

۶. رسم مقادیر WCSS:

- مقادیر WCSS بر اساس تعداد خوشه ها (k) با استفاده از تابع `plot()` از کتابخانه Matplotlib رسم می شوند.

- محور x نشان دهنده تعداد خوشه ها (k) و محور y نشان دهنده مقدار WCSS است.

- طرح با برچسب های محور مناسب و عنوان برچسب گذاری شده است.

۷. نمایش طرح

K-means

این کد پیاده سازی الگوریتم خوشه بندی K-means بر روی یک مجموعه داده است. اولین قدم فیلتر کردن ستون های مربوطه برای خوشه بندی است. در این مورد، ستون های `'h1'` تا `'h24'` از `DataFrame 'df'` انتخاب می شوند.

سپس داده ها با استفاده از `StandardScaler()` استاندارد می شوند. سپس داده های استاندارد شده با ویژگی های اضافی مانند `zone_id`، سال، ماه و روز ترکیب می شوند.

پس از آن، خوشه بندی K-means با استفاده از تابع `KMeans()` انجام می شود. در اینجا، تعداد خوشه ها روی ۳ و حالت تصادفی روی ۴۲ تنظیم شده است. تابع `fit_predict()` برای به دست آوردن برچسب های خوشه استفاده می شود.

سپس برچسب های خوشه به عنوان یک ستون جدید به `DataFrame 'df'` اصلی اضافه می شوند. در نهایت، خوشه ها با استفاده از `matplotlib` رسم می شوند. هر خوشه منحصر به فرد با رنگ متفاوتی رسم می شود و بر اساس آن برچسب گذاری می شود. مکان ها و برچسب های تیک محور x نیز برای نشان دادن شناسه های منطقه تنظیم شده اند.

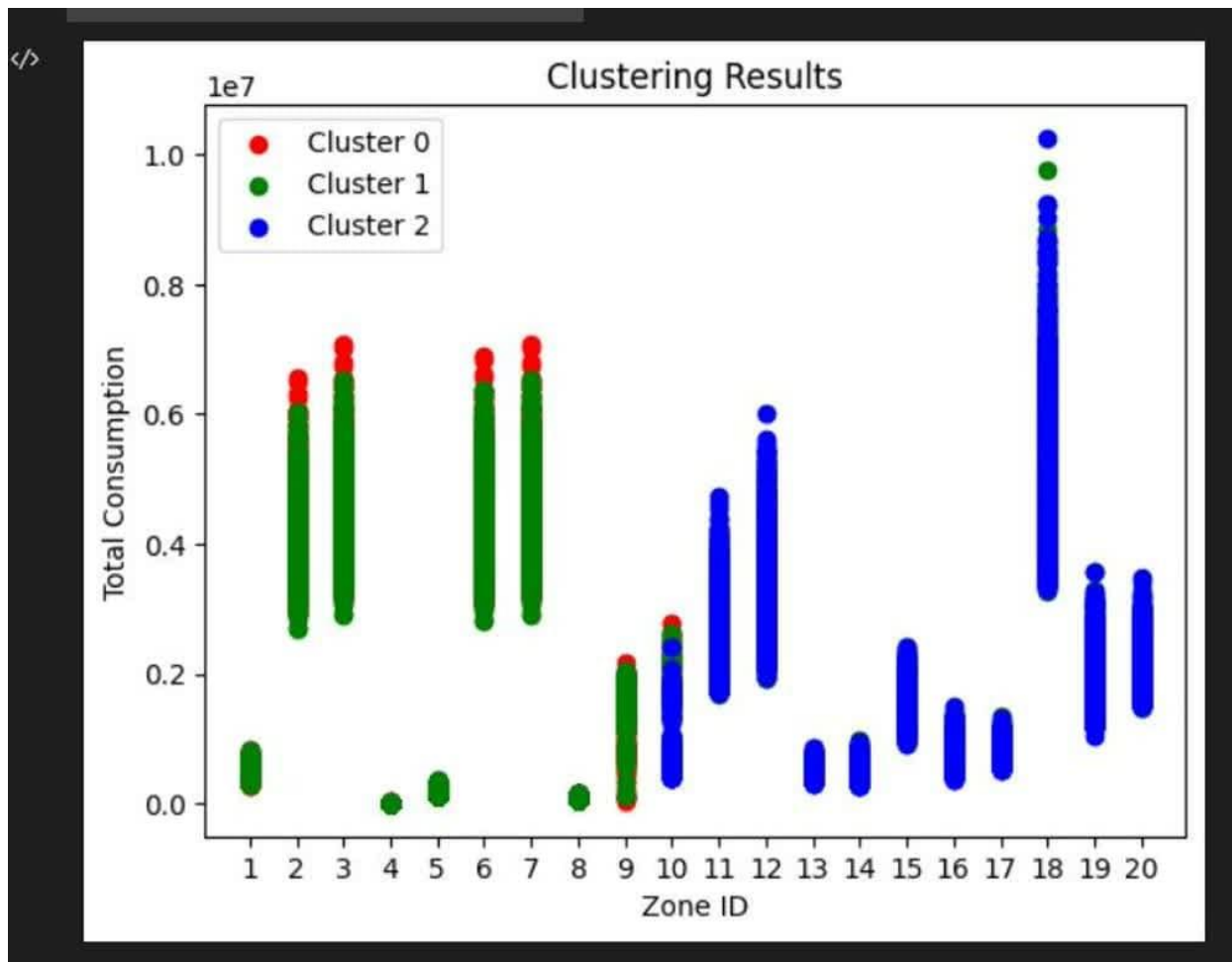
به طور کلی، این کد یک راه ساده و موثر برای انجام خوشه بندی K-means بر روی یک مجموعه داده و تجسم نتایج را ارائه می دهد.

این کد، خوشه بندی K-means را روی یک مجموعه داده برای گروه بندی نقاط داده مشابه با هم انجام می دهد. مجموعه داده ابتدا فیلتر می شود تا فقط ستون های مربوطه را برای خوشه بندی انتخاب کند، که ستون های `'h1'` تا `'h24'` هستند.

سپس، داده ها با استفاده از تابع `StandardScaler()` استاندارد می شوند تا اطمینان حاصل شود که همه ویژگی ها مقیاس یکسانی دارند. سپس `zone_id`، سال، ماه و روز به عنوان ویژگی های اضافی با استفاده از تابع `np.concatenate()` به داده های استاندارد الحاق می شوند.

سپس خوشه بندی K-means بر روی داده های استاندارد شده با استفاده از تابع `"KMeans()"` انجام می شود. در اینجا، تعداد خوشه ها روی ۳ و حالت تصادفی روی ۴۲ تنظیم شده است. تابع `fit_predict()` برای به دست آوردن برچسب های خوشه استفاده می شود.

برچسب های خوشه به عنوان یک ستون جدید 'خوشه' به DataFrame اصلی اضافه می شوند. در نهایت، خوشه ها با استفاده از «`matplotlib`» رسم می شوند. هر خوشه منحصر به فرد با رنگ متفاوتی رسم می شود و بر اساس آن برچسب گذاری می شود. مکان ها و برچسب های تیک محور X نیز برای نشان دادن شناسه های منطقه تنظیم شده اند.



به طور کلی، این کد یک راه ساده و موثر برای انجام خوشه بندی K-means بر روی یک مجموعه داده و تجسم نتایج را ارائه می دهد.

## DBSCAN

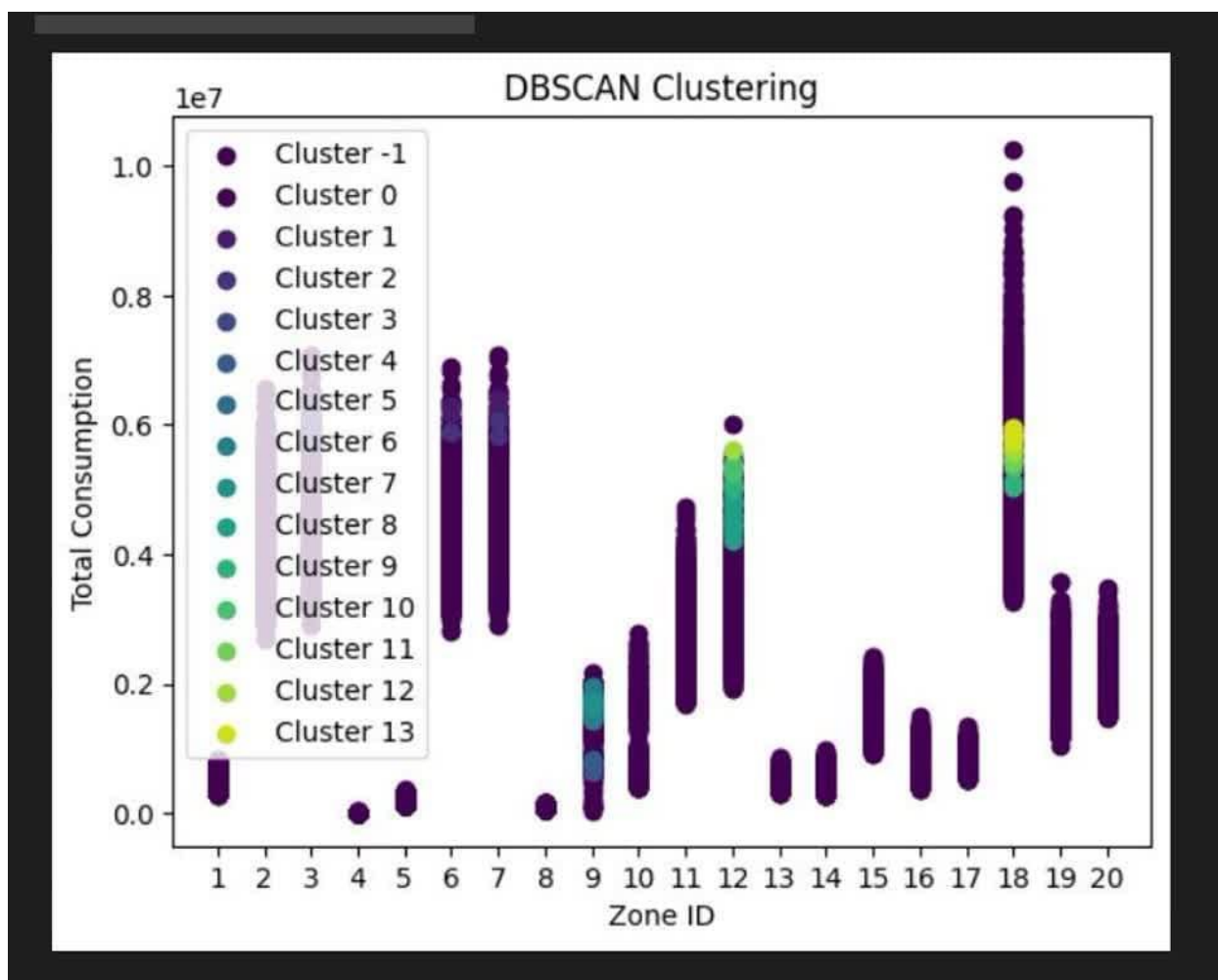
این کد، خوشه بندی DBSCAN را روی یک مجموعه داده انجام می دهد تا نقاط داده مشابه را با هم گروه بندی کند. ستون های مربوطه برای خوشه بندی ابتدا فیلتر می شوند که ستون های 'h1' تا 'h24' هستند.

سپس، داده ها با استفاده از تابع «`StandardScaler()`» استاندارد می شوند تا اطمینان حاصل شود که همه ویژگی ها مقیاس یکسانی دارند. سپس خوشه بندی DBSCAN بر روی داده های استاندارد شده با استفاده از تابع «`DBSCAN()`» انجام می شود. در اینجا، پارامتر

' 'eps روی ۰.۵ و پارامتر 'min\_samples' روی ۵ تنظیم شده است. تابع 'fit\_predict()' برای به دست آوردن برچسب های خوشه استفاده می شود.

برچسب های خوشه به عنوان یک ستون جدید 'خوشه' به DataFrame اصلی اضافه می شوند. سپس، خوشه های منحصر به فرد با استفاده از « np.unique() » تنظیم می شوند. یک نقشه رنگی با استفاده از " plt.cm.get\_cmap()" تعریف می شود.

در نهایت، یک نمودار پراکندگی برای هر خوشه با استفاده از 'plt.scatter()' ایجاد می شود. هر خوشه منحصر به فرد با رنگ متفاوتی رسم می شود و بر اساس آن برچسب گذاری می شود. مکان ها و برچسب های تیک محور X نیز برای نشان دادن شناسه های منطقه تنظیم شده اند.



به طور کلی، این کد یک راه ساده و موثر برای انجام خوشه بندی DBSCAN بر روی یک مجموعه داده و تجسم نتایج را ارائه می دهد.

#### ۴. استخراج الگوی مصرف هر خوشه

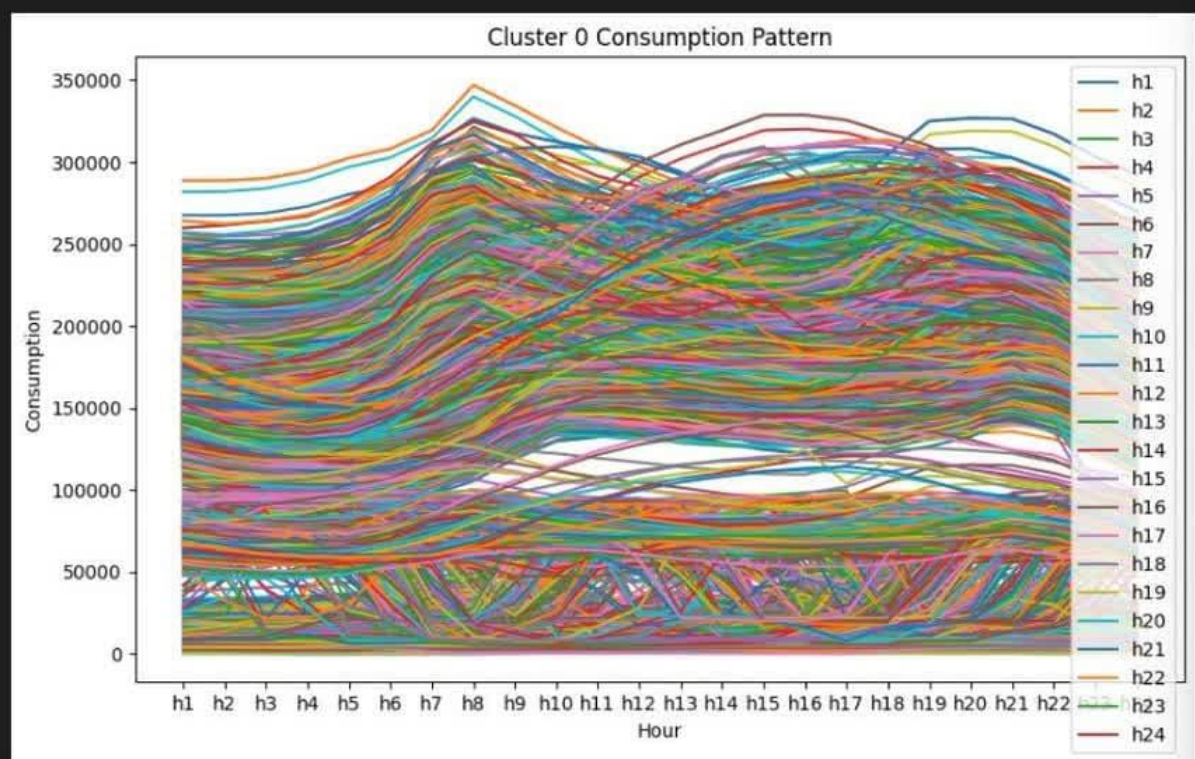
در این کد، تابع «`groupby()`» برای گروه بندی داده ها توسط برچسب های خوشه ای به دست آمده از خوشه بندی K-means استفاده می شود. این یک شی '`DataFrameGroupBy`' ایجاد می کند که حاوی `DataFrame` اصلی است که بر اساس برچسب های خوشه به گروه هایی تقسیم شده است. تابع «`groupby()`» به ما این امکان را می دهد که عملیات را روی هر گروه جداگانه انجام دهیم.

در مرحله بعد، یک حلقه «`for`» برای تکرار بر روی هر گروه خوشه ای استفاده می شود. برای هر گروه، الگوی مصرف با استفاده از ستون های مربوطه `DataFrame` استخراج می شود. الگوی مصرف یک سری زمانی از مقادیر مصرف ساعتی برای هر منطقه در خوشه است.

پس از استخراج الگوی مصرف، می توان تحلیل بیشتری روی آن انجام داد. در این کد، مقادیر میانگین، حداکثر و حداقل مصرف برای هر ساعت در تمام مناطق در خوشه محاسبه می شود. این بینشی در مورد الگوهای مصرف معمول برای هر ساعت از روز در هر خوشه ارائه می دهد.

نتایج تجزیه و تحلیل برای هر خوشه با استفاده از "`print()`" چاپ می شود. نتایج مقادیر میانگین، حداکثر و حداقل مصرف را برای هر ساعت در تمام مناطق در هر خوشه نشان می دهد.

پس از انجام این تحلیل بر روی همه خوشه ها، یک خوشه خاص (خوشه ۰) برای تجزیه و تحلیل بیشتر انتخاب می شود. الگوی مصرف برای این خوشه از `DataFrame` استخراج شده و با استفاده از «`matplotlib`» رسم شده است. نمودار مقادیر مصرف ساعتی را برای هر منطقه در خوشه نشان می دهد.



Cluster 0 Average Consumption:

h1	81590.138278
h2	79351.280855
h3	78245.337959
h4	78239.257399
h5	79803.033526
h6	83895.582586
h7	90973.638462
h8	95963.489377
h9	97144.952352
h10	88173.752057

در نهایت تحلیل آماری روی الگوی مصرف انجام می شود. مقادیر میانگین، حداکثر و حداقل مصرف برای کل خوشه در تمام ساعات محاسبه می شود. این بینشی در مورد الگوهای مصرف کلی برای کل خوشه ارائه می دهد.

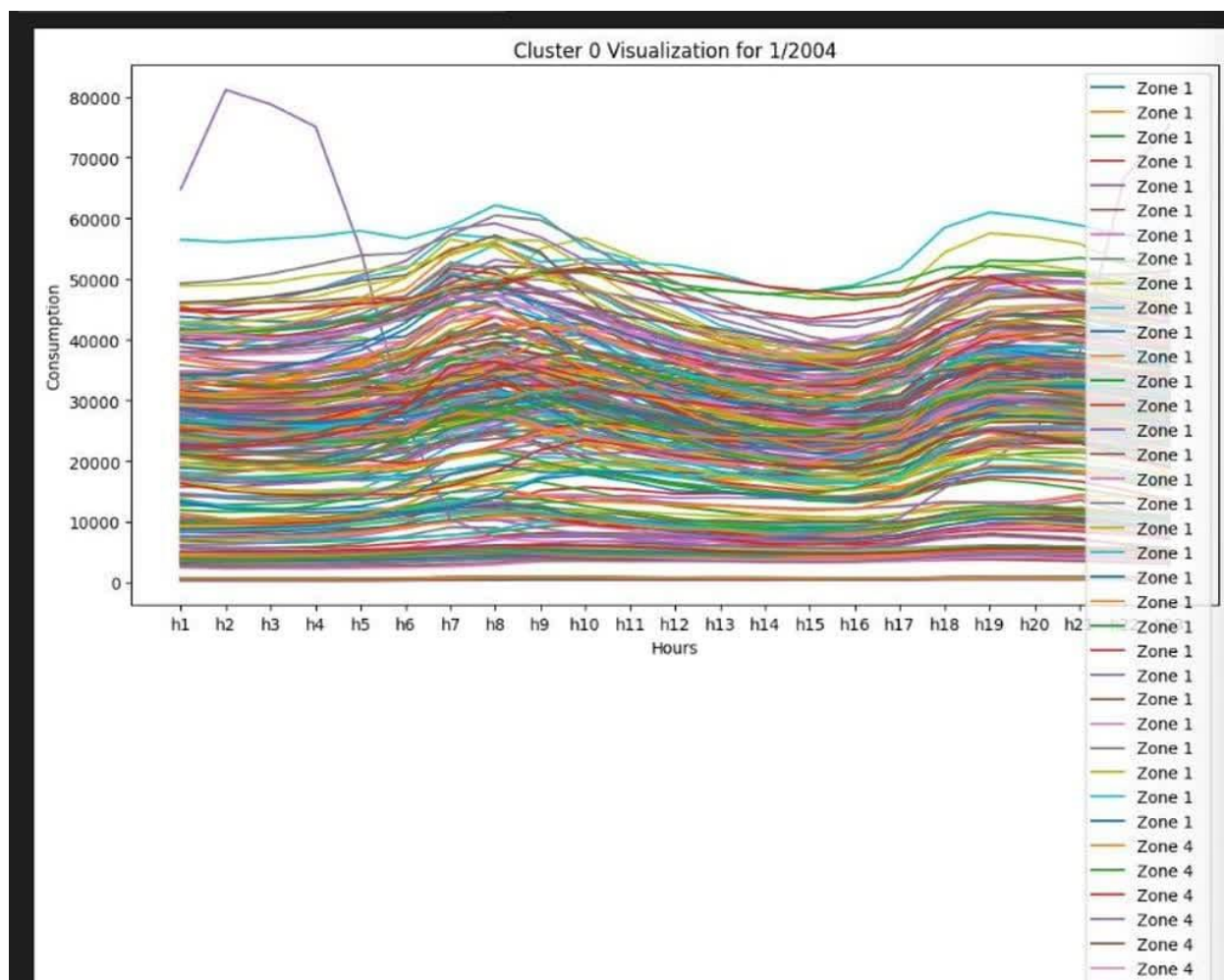
الگوی مصرف و خوشه بندی

خوشه بندی برای ۲۴ ساعت ماه ژانویه سال ۲۰۰۴

این کد داده های مصرف برق را از یک فایل CSV بارگیری می کند و خوشه بندی K-means را روی داده ها انجام می دهد. داده ها ابتدا برای یک سال و ماه خاص فیلتر می شوند. ستون های مربوطه برای خوشه بندی انتخاب می شوند و مقادیر از دست رفته حذف می شوند.

سپس خوشه بندی K-means بر روی داده های فیلتر شده با استفاده از تابع «KMeans()» از scikit-learn انجام می شود. تعداد خوشه ها روی ۵ تنظیم شده است. تابع «fit\_predict()» برای به دست آوردن برچسب های خوشه برای هر نقطه داده استفاده می شود.

سپس، هر خوشه به طور جداگانه با استفاده از «matplotlib» ترسیم می شود. برای هر خوشه، یک نمودار جداگانه ایجاد می شود که مقادیر مصرف ساعتی را برای هر منطقه در خوشه نشان می دهد. محور X ساعات روز و محور Y مقادیر مصرف را نشان می دهد. هر ناحیه با رنگی متفاوت ترسیم شده و بر اساس آن برچسب گذاری می شود.



به طور کلی، این کد راهی برای تجسم نتایج خوشه بندی K-means بر روی داده های مصرف برق فراهم می کند. با ترسیم هر خوشه به طور جداگانه، می توانیم بینشی در مورد الگوهای مصرف مختلف در خوشه های مختلف به دست آوریم.

خوشه بندی برای ماه ژانویه سال ۲۰۰۴

این کد داده های مصرف برق را از یک فایل CSV بارگیری می کند و خوشه بندی K-means را روی داده ها انجام می دهد. داده ها ابتدا برای یک سال و ماه خاص فیلتر می شوند. ستون های مربوطه برای خوشه بندی انتخاب می شوند و مقادیر از دست رفته حذف می شوند.

سپس خوشه‌بندی K-means بر روی داده‌های فیلتر شده با استفاده از تابع «`KMeans()`» از `scikit-learn` انجام می‌شود. تعداد خوشه ها روی ۵ تنظیم شده است. تابع «`fit_predict()`» برای به دست آوردن برچسب های خوشه برای هر نقطه داده استفاده می شود.

سپس، هر خوشه به طور جداگانه با استفاده از «`matplotlib`» ترسیم می شود. برای هر خوشه، یک نمودار جداگانه ایجاد می شود که مقادیر مصرف روزانه را برای هر منطقه در خوشه نشان می دهد. محور X روزهای ماه را نشان می دهد و محور Y مقادیر مصرف را نشان می دهد. هر ناحیه با رنگی متفاوت ترسیم شده و بر اساس آن برچسب گذاری می شود.

به طور کلی، این کد راهی برای تجسم نتایج خوشه‌بندی K-means بر روی داده‌های مصرف برق برای یک ماه فراهم می‌کند. با ترسیم هر خوشه به طور جداگانه، می‌توانیم بینشی در مورد الگوهای مصرف مختلف در خوشه های مختلف به دست آوریم. خوشه بندی برای سال ۲۰۰۴

این کد داده های مصرف برق را از یک فایل CSV بارگیری می کند و خوشه بندی K-means را روی داده ها انجام می دهد. ستون های مربوطه برای خوشه بندی انتخاب شده و مقادیر گم شده حذف می شوند. سپس داده ها برای یک سال خاص فیلتر می شوند.

خوشه بندی K-means بر روی داده های فیلتر شده با استفاده از تابع "`KMeans()`" از `scikit-learn` انجام می شود. تعداد خوشه ها روی ۵ تنظیم شده است. تابع «`fit_predict()`» برای به دست آوردن برچسب های خوشه برای هر نقطه داده استفاده می شود.

برچسب های خوشه با استفاده از روش "`assign()`" به DataFrame اصلی اضافه می شوند. به هر نقطه داده یک برچسب خوشه ای بر اساس عضویت در یکی از خوشه ها اختصاص داده می شود.

سپس، هر خوشه به طور جداگانه با استفاده از «`matplotlib`» ترسیم می شود. برای هر خوشه، یک نمودار جداگانه ایجاد می شود که مقادیر مصرف روزانه را برای هر منطقه در خوشه نشان می دهد. محور X روزهای ماه را نشان می دهد و محور Y مقادیر مصرف را نشان می دهد. هر ناحیه با رنگی متفاوت ترسیم شده و بر اساس آن برچسب گذاری می شود.

به طور کلی، این کد راهی برای تجسم نتایج خوشه‌بندی K-means بر روی داده‌های مصرف برق برای یک سال خاص ارائه می‌دهد. با ترسیم هر خوشه به طور جداگانه، می‌توانیم بینشی در مورد الگوهای مصرف مختلف در خوشه های مختلف به دست آوریم. خوشه

این کد داده های مصرف برق را از یک فایل CSV بارگیری می کند و خوشه بندی K-means را روی داده ها انجام می دهد. ستون های مربوطه برای خوشه بندی انتخاب می شوند و مقادیر از دست رفته حذف می شوند.

خوشه‌بندی K-means روی داده‌های فیلتر شده با استفاده از تابع «`KMeans()`» از `scikit-learn` انجام می‌شود. تعداد خوشه ها روی ۵ تنظیم شده است. تابع «`fit_predict()`» برای به دست آوردن برچسب های خوشه برای هر نقطه داده استفاده می شود.

برچسب‌های خوشه با استفاده از روش «`assign()`» به `DataFrame` اصلی اضافه می‌شوند. به هر نقطه داده یک برچسب خوشه ای بر اساس عضویت در یکی از خوشه ها اختصاص داده می شود.

سپس، هر خوشه به طور جداگانه با استفاده از «`matplotlib`» ترسیم می شود. برای هر خوشه، یک نمودار جداگانه ایجاد می شود که مقادیر مصرف روزانه را برای هر منطقه در خوشه نشان می دهد. محور `X` روزهای ماه را نشان می دهد و محور `Y` مقادیر مصرف را نشان می دهد. هر ناحیه با رنگی متفاوت ترسیم شده و بر اساس آن برچسب گذاری می شود.

به طور کلی، این کد راهی برای تجسم نتایج خوشه‌بندی `K-means` بر روی داده‌های مصرف برق برای همه مناطق فراهم می‌کند. با ترسیم هر خوشه به طور جداگانه، می‌توانیم بینشی در مورد الگوهای مصرف مختلف در خوشه‌های مختلف به دست آوریم.

الگوی مصرف بر اساس شناسه منطقه

این کد داده‌های مصرف برق را از یک فایل `CSV` بارگیری می‌کند و کل مصرف را برای هر `ID` منطقه و روز محاسبه می‌کند. ستون‌های مربوطه برای خوشه‌بندی انتخاب می‌شوند.

روش «`groupby()`» برای گروه‌بندی داده‌ها بر اساس شناسه منطقه و جمع مقادیر مصرف برای هر روز استفاده می‌شود. `DataFrame` به دست آمده دارای شناسه منطقه به عنوان ردیف و روز به عنوان ستون است.

سپس `DataFrame` انتقال یافته با استفاده از «`matplotlib`» رسم می‌شود. برای هر شناسه منطقه، یک نمودار جداگانه ایجاد می‌شود که مقادیر کل مصرف را برای هر روز نشان می‌دهد. محور `X` روزهای ماه را نشان می‌دهد و محور `Y` مقادیر مصرف را نشان می‌دهد. هر ناحیه با رنگی متفاوت ترسیم شده و بر اساس آن برچسب گذاری می‌شود.

به طور کلی، این کد راهی برای تجسم الگوی مصرف برای هر شناسه منطقه در ماه معین ارائه می‌دهد. با ترسیم داده‌ها برای هر منطقه به طور جداگانه، می‌توانیم بینشی در مورد الگوهای مصرف مختلف در مناطق مختلف بدست آوریم.

الگوی مصرف برای هر خوشه

این کد داده‌های مصرف برق را از یک فایل `CSV` بارگیری می‌کند و خوشه‌بندی `K-means` را روی داده‌ها انجام می‌دهد. ستون‌های مربوطه برای خوشه‌بندی انتخاب می‌شوند و مقادیر از دست رفته حذف می‌شوند.



خوشه‌بندی K-means روی داده‌های فیلتر شده با استفاده از تابع «KMeans()» از scikit-learn انجام می‌شود. تعداد خوشه‌ها روی ۵ تنظیم شده است. تابع «fit\_predict()» برای به دست آوردن برچسب‌های خوشه برای هر نقطه داده استفاده می‌شود.

برچسب‌های خوشه با استفاده از روش «assign()» به DataFrame اصلی اضافه می‌شوند. به هر نقطه داده یک برچسب خوشه ای بر اساس عضویت در یکی از خوشه‌ها اختصاص داده می‌شود.

الگوی مصرف متوسط برای هر خوشه با استفاده از روش "mean()" استخراج می‌شود. الگوهای به دست آمده در یک فرهنگ لغت با برچسب خوشه ای به عنوان کلید ذخیره می‌شوند.

سپس، الگوی مصرف هر خوشه به طور جداگانه با استفاده از «matplotlib» ترسیم می‌شود. برای هر خوشه، نمودار جداگانه ای ایجاد می‌شود که مقادیر میانگین مصرف را برای هر روز نشان می‌دهد. محور X روزهای ماه را نشان می‌دهد و محور Y مقادیر مصرف را نشان می‌دهد.

شناسه‌های منطقه‌ای که الگوی مصرف مشابهی با خوشه فعلی دارند برای هر خوشه چاپ می‌شوند.

به طور کلی، این کد راهی برای تجسم الگوی مصرف متوسط برای هر خوشه و شناسایی اینکه کدام منطقه شناسه دارای الگوهای مصرف مشابه است، ارائه می‌دهد. با تجزیه و تحلیل این الگوها، ما می‌توانیم بینشی در مورد رفتارهای مصرف مختلف در خوشه‌ها و مناطق مختلف به دست آوریم.

## ۵. سیستم اعلان (notification) هوشمند به کاربران

از طریق email :

این کد یک سیستم اطلاع رسانی هوشمند را برای ارسال ایمیل به کاربران بر اساس میزان مصرف آنها پیاده سازی می‌کند. مراحل زیر را انجام می‌دهد:

داده‌های مصرف و داده‌های ایمیل را از فایل‌های CSV بارگیری کنید.

ستون‌های مربوطه را برای خوشه‌بندی فیلتر کنید.

سطرهایی را با مقادیر از دست رفته رها کنید.

داده‌های سال و ماه مورد نظر را فیلتر کنید.

انجام خوشه‌بندی با استفاده از K-means برای شناسایی الگوهای مصرف.

داده‌های مصرف را با داده‌های ایمیل بر اساس zone\_id ادغام کنید.

میانگین مصرف برای هر روز را محاسبه کنید.

تنظیمات ایمیل از جمله آدرس ایمیل و رمز عبور فرستنده را پیکربندی کنید.

تکرار بر روی هر کاربر و داده های مصرف آنها.

میزان مصرف (بالا، متوسط یا کم) را برای هر روز محاسبه کنید.

یک محتوای ایمیل با میزان مصرف برای هر روز تولید کنید.

بر اساس تعداد روزهای کم مصرف، متوسط یا زیاد، پیام های اضافی اضافه کنید.

یک پیام ایمیل با استفاده از MIMEText ایجاد کنید و فرستنده، گیرنده و موضوع را تنظیم کنید.

به سرور SMTP متصل شوید، فرستنده را احراز هویت کنید و ایمیل را ارسال کنید.

اگر ایمیل با موفقیت ارسال شد، پیام موفقیت آمیز را چاپ کنید.

در صورت بروز مشکل در ارسال ایمیل، موارد استثنا را مدیریت کنید و پیام خطا را چاپ کنید.

کد را می توان با تغییر مسیرهای فایل، تنظیمات ایمیل، آستانه مصرف و پیام های ارسال شده به کاربران بر اساس الگوی مصرف آنها سفارشی کرد.

در اینجا توضیحی در مورد نحوه عملکرد کد آورده شده است:

۱. بارگیری داده ها: کد با بارگیری داده های مصرف از یک فایل CSV در یک Pandas DataFrame ('df') شروع می شود. همچنین داده های ایمیل را از یک فایل CSV دیگر در یک DataFrame جداگانه ('email\_df') بارگیری می کند.
۲. پیش پردازش داده ها: ستون های مربوطه برای خوشه بندی فیلتر شده و در لیست "ستون معتبر" ذخیره می شوند. ردیف هایی که مقادیر گم شده در داده های مصرفی دارند با استفاده از تابع «dropna()» حذف می شوند تا کیفیت داده ها تضمین شود.
۳. فیلتر کردن داده ها: کد داده های مصرف را برای یک سال و ماه خاص با مقایسه ستون های 'year' و 'month' در DataFrame ('df') با مقادیر مورد نظر ('year' و 'month') فیلتر می کند. متغیرهای ماه).
۴. خوشه بندی: داده های مصرف از DataFrame فیلتر شده ('df') استخراج شده و در آرایه 'X' ذخیره می شود. سپس کد با استفاده از کلاس «KMeans» از ماژول «sklearn.cluster» خوشه بندی K-means را انجام می دهد. تعداد خوشه ها روی «تعداد خوشه ها» تنظیم شده است که به صورت ۵ تعریف می شود. برچسب های خوشه به هر نقطه داده اختصاص داده می شوند و در متغیر «برچسب خوشه ای» ذخیره می شوند.
۵. افزودن برچسب های خوشه: برچسب های خوشه به عنوان یک ستون جدید ('cluster') به DataFrame ('df') اضافه می شوند.
۶. ادغام داده ها: داده مصرفی DataFrame ('df') با داده های ایمیل DataFrame ('email\_df') بر اساس ستون 'zone\_id' با استفاده از تابع 'merge()' ادغام می شود. DataFrame ادغام شده ('merged\_df') حاوی داده های مصرف و آدرس های ایمیل مربوطه است.

۷. `valid_columns`) محاسبه میانگین مصرف: `mean()` محاسبه می شود. مقادیر متوسط مصرف در متغیر «متوسط\_مصرف» ذخیره می شود.

۸. `email_password`) و آستانه مصرف `consumption_threshold`) را بر اساس مقادیر مورد نظر تنظیم می کند.

۹. `iterrows()` تکرار می شود. برای هر کاربر، آدرس ایمیل، شناسه منطقه و داده های مصرف را بازیابی می کند.

۱۰. `email_sender`) را برای هر روز از ماه با مقایسه مقادیر واقعی مصرف با مقادیر آستانه ("آستانه\_مصرف \* متوسط\_مصرف" و "۱) محاسبه می کند. / آستانه\_مصرف) \* متوسط\_مصرف). همچنین تعداد روزهای با مصرف کم، متوسط و زیاد را پیگیری می کند.

۱۱. `email_mime_text`) تولید محتوای ایمیل: `send_message()` یک پیام ایمیل ایجاد می کند که شامل شناسه منطقه کاربر و سطح مصرف برای هر روز از ماه است. روی سطوح مصرف تکرار می شود و روز و سطح مربوطه را به پیام اضافه می کند.

۱۲. `email_mime_text`) بر اساس تعداد روزهای مصرف کم، متوسط و زیاد، کد پیام های اضافی را به محتوای ایمیل اضافه می کند. اگر تعداد روزهای کم مصرف بیش از ۱۵ روز باشد، به کاربر پیشنهاد می کند تا میزان مصرف خود را بررسی کند. اگر تعداد روزهای مصرف متوسط بیش از ۱۵ روز باشد، بهینه سازی استفاده برای کارایی را پیشنهاد می کند. اگر تعداد روزهای پرمصرف بیش از ۱۵ روز باشد، نظارت بر استفاده را برای صرفه جویی احتمالی توصیه می کند.

۱۳. `email_mime_text`) کد با استفاده از کلاس `MIMEText` از ماژول `email.mime.text` یک پیام ایمیل ایجاد می کند. فرستنده، گیرنده، موضوع و محتوای ایمیل را تعیین می کند. سپس، با استفاده از کلاس `smtplib.SMTP` به سرور SMTP متصل می شود، یک اتصال امن TLS را راه اندازی می کند، به حساب ایمیل فرستنده وارد می شود و ایمیل را با استفاده از روش `send_message()` ارسال می کند.

۱۴. `email_mime_text`) رسیدگی به خطا: `email_mime_text`) اگر ایمیل با موفقیت ارسال شود، کد یک پیام موفقیت آمیز چاپ می کند. اگر در طول فرآیند ارسال ایمیل استثنا وجود داشته باشد، یک پیام خطا همراه با جزئیات استثنا چاپ می کند.

کد را می توان با تغییر مسیرهای فایل، تنظیمات ایمیل، آستانه مصرف و پیام های ارسال شده به کاربران بر اساس الگوی مصرف آنها سفارشی کرد.

از طریق sms :

به طور خلاصه، Twilio در کد استفاده می شود تا از قابلیت های پیامک خود استفاده کند، و به سیستم اجازه می دهد تا هشدارهای پیامکی را به طور کارآمد و قابل اعتماد برای کاربران در زمانی که معیارهای مصرف 25 روز متوالی یا بیشتر مصرف بالا را برآورده می کنند، ارسال کند

توضیحی در مورد نحوه عملکرد کد آورده شده است:

۱. کد با وارد کردن مازول ها و کتابخانه های لازم، مانند «زمان» برای تأخیر و «twilio.rest» برای ارسال پیام های SMS با استفاده از Twilio شروع می شود.
۲. اعتبارنامه های مورد نیاز حساب Twilio، از جمله SID حساب، رمز تأیید، و شماره تلفن Twilio را تنظیم می کند.
۳. سپس کد یک حلقه را بر روی شناسه های منطقه منحصر به فرد موجود در «merged\_df» DataFrame آغاز می کند.
۴. برای هر Zone ID، داده ها را از «merged\_df» فیلتر می کند تا رکوردهای مربوط به آن Zone ID را به دست آورد و آنها را در «zone\_data» DataFrame ذخیره می کند.
۵. در داخل حلقه، کد یک متغیر شمارنده، 'continuous\_high\_consumption\_days' را مقداردهی اولیه می کند تا تعداد روزهای متوالی با مصرف بالا را پیگیری کند.
۶. سپس روی ردیف های «zone\_data» حلقه می زند تا داده های هر کاربر را جداگانه پردازش کند.
۷. در داخل حلقه، کد آدرس ایمیل، اطلاعات مصرف و شماره تلفن کاربر را بازیابی می کند.
۸. سطح مصرف را برای هر روز بر اساس داده های مصرف محاسبه می کند و تعداد روزهای مصرف کم، متوسط و زیاد را پیگیری می کند.
۹. در صورت وجود روزهای مصرف بالا، کد شمارنده «روزهای مصرف بالا مستمر» را افزایش می دهد.
۱۰. اگر شمارنده «continuous\_high\_consumption\_days» به 25 یا بیشتر برسد، کد با استفاده از Twilio API یک هشدار پیامکی برای کاربر ارسال می کند.
۱۱. با استفاده از SID حساب Twilio و توکن تأیید، یک شی «مشتري» ایجاد می کند.
۱۲. کد پیام کوتاه شامل شناسه منطقه و یک پیام از پیش تعریف شده که مصرف بالا را نشان می دهد، می سازد.
۱۳. پیام SMS را با استفاده از روش «create()» از ویژگی «پیام ها» شی «مشتري» ارسال می کند و شماره تلفن Twilio و شماره تلفن کاربر را مشخص می کند.
۱۴. کد با استفاده از "time.sleep()" تاخیر ۳ ثانیه ای را برای کنترل سرعت ارسال پیامک معرفی می کند.
۱۵. پس از ارسال پیامک به کاربر، از حلقه خارج می شود، زیرا برای هر شناسه منطقه ای که معیارهای مصرف بالا را دارد، فقط یک پیامک ارسال می شود.

به طور خلاصه، کد بر روی داده‌ها تکرار می‌شود، کاربرانی را که مصرف بالایی دارند برای شناسه هر منطقه شناسایی می‌کند و هشدارهای پیامکی را با تاخیر بین هر پیام به آن کاربران ارسال می‌کند تا از نرخ کنترل شده تحویل اطمینان حاصل شود.

Twilio یک پلت فرم ارتباطات ابری است که API ها و خدمات مختلفی را برای ارسال و دریافت پیام‌های متنی (SMS)، برقراری تماس‌های تلفنی و انجام سایر وظایف مرتبط با ارتباط ارائه می‌کند. در کد، Twilio برای ارسال پیامک هشدار به کاربرانی که 25 روز یا بیشتر متوالی پرمصرف را تجربه کرده اند استفاده می‌شود.

در اینجا توضیح مختصری درباره دلیل استفاده از Twilio در کد آورده شده است:

۱. یکپارچه سازی API Twilio: کد با REST API Twilio برای ارسال پیامک ادغام می‌شود. از ماژول "twilio.rest" برای ایجاد یک شی "Client" با SID حساب Twilio و نشانه تایید استفاده می‌کند که تعامل با سرویس های Twilio را امکان پذیر می‌کند.

۲. ارسال پیام‌های پیام کوتاه: هنگامی که شی «مشتري» ایجاد شد، کد از روش «create()» ویژگی «پیام‌ها» برای ارسال پیام کوتاه استفاده می‌کند. شماره تلفن فرستنده (شماره تلفن Twilio) و شماره تلفن گیرنده (شماره تلفن کاربر) را برای تحویل پیام مشخص می‌کند.

۳. سهولت ارتباط: Twilio فرآیند ارسال هشدارهای پیامکی به کاربران را ساده می‌کند. با استفاده از API Twilio، توسعه‌دهندگان می‌توانند بدون نیاز به مدیریت پیچیدگی‌های اتصالات و پروتکل‌های اپراتور، عملکرد SMS را در برنامه‌های خود ادغام کنند.

۴. مقیاس پذیری و قابلیت اطمینان: Twilio یک پلت فرم مقیاس پذیر و قابل اعتماد برای ارسال پیام های SMS ارائه می‌دهد. این زیرساخت زیرساخت و اتصالات شبکه را کنترل می‌کند و اطمینان می‌دهد که پیام ها به سرعت و قابل اعتماد به گیرندگان تحویل داده می‌شوند.

## ۶. رتبه بندی کاربران براساس مصرف کل، مصرف درپیک، کاهش مصرف و.

رتبه بندی بر اساس مصرف کل. برای اینکار مصرف کل کاربر را جمع میزنیم سپس کاربران را بترتیب از بیشترین به کمترین مصرف رتبه بندی میکنیم.

```
zone_id
18    8129663659
3      7136036706
7      7136036706
6      6909147471
2      6613552350
12     5060428249
11     4104436948
20     3374361428
19     2979479364
9      2573968584
15     2369808762
17     1251232837
10     1236774440
16     1112488750
14      794009894
13     748541231
1      709560216
5      295624223
8      143645257
4      18986468
Name: total_consumption, dtype: int64
```

رتبه بندی بر اساس مصرف در پیک. برای اینکار ابتدا ساعات پیک مصرف را پیدا کردیم. که نتیجه ساعت ۱۹ تا ۲۱ شد.

سپس بر اساس مصرف در این ساعات کاربران را رتبه بندی کردیم.

```
zone_id
18    1196665142
3      993494239
7      993494239
6      967492283
2      920752838
12     771064057
11     600103618
20     477178639
19     440609723
15     330994701
9      313378128
17     176741047
10     175903159
16     162948751
14     119983838
13     106318180
1      105314233
5      46739501
8      21317418
4       2807960
Name: pick_hour_consumption, dtype: int64
```

در این رتبه بندی هم مانند رتبه بندی قبلی کاربر ۱۸ رتبه اول شد.

اما مشاهده میکنیم که رتبه کاربران ۹ و ۱۵ در این دو رتبه بندی متفاوت هستند.

رتبه بندی بر اساس کاهش مصرف. برای این کار ابتدا مصرف کل هر کاربر را در سال ۲۰۰۴ و همچنین در سال ۲۰۰۸ محاسبه کردیم. با توجه به میزان کاهش در مصرف کاربران را رتبه بندی کردیم.

zone_id	Percentage Decrease	init Consum	Final Consum	Decrease
5	-50.315032	65643549	32614976	-33028573
15	-49.771140	532510964	267474188	-265036776
9	-49.348764	587631650	297642692	-289988958
14	-47.864959	174558120	91005948	-83552172
16	-47.643106	243523715	127501453	-116022262
13	-47.640781	166089035	86962922	-79126113
1	-46.984773	156305631	82865785	-73439846
6	-46.835800	1520997068	808625923	-712371145
4	-46.776375	4176897	2223096	-1953801
3	-46.678475	1570335514	837326846	-733008668
7	-46.678475	1570335514	837326846	-733008668
2	-46.678473	1455359080	776019690	-679339390
19	-45.956791	648949744	350713265	-298236479
17	-45.760879	272697296	147908617	-124788679
11	-45.561512	888648953	483767052	-404881901
12	-45.322889	1085583013	593565432	-492017581
20	-44.934546	737477454	406095309	-331382145
18	-44.647475	1749231222	968243657	-780987565
8	-43.114879	31071566	17675098	-13396468
10	37.549861	237425845	326578920	89153075

## مقالات مربوطه

۱. «تحلیل سری های زمانی: پیش بینی و کنترل» نوشته جورج ای پی باکس، گویلیم ام. جنکینز، گرگوری سی راینسل و گرتا ام. لیونگ

این کتاب درک عمیقی از تکنیک های تحلیل سری های زمانی و پیش بینی ارائه می دهد. این مفاهیم مدل های ARIMA، هموارسازی نمایی، مدل های فضای حالت و موارد دیگر را پوشش می دهد. این کتاب همچنین شامل مثال های عملی و مطالعات موردی است تا به خوانندگان کمک کند تا این مفاهیم را در مسائل دنیای واقعی به کار ببرند.

۲. «پیش بینی بار برق: مروری» نوشته علی محمدی و علی عباسپور-تهرانی فرد.

این نامه مروری بر تکنیک های پیش بینی بار الکتریکی، از جمله روش های پیش بینی کوتاه مدت و بلند مدت ارائه می دهد. همچنین چالش های مرتبط با پیش بینی بار و اهمیت پیش بینی های دقیق برای مدیریت انرژی را مورد بحث قرار می دهد.

۳. "خوشه بندی داده ها: یک بررسی" توسط A.K. جین، م.ن. مورتی و پی جی فلین

این مقاله مروری بر تکنیک های خوشه بندی، از جمله خوشه بندی سلسله مراتبی، خوشه بندی k-means و خوشه بندی مبتنی بر چگالی ارائه می دهد. همچنین کاربردهای خوشه بندی در زمینه های مختلف مانند پردازش تصویر، بیوانفورماتیک و داده کاوی را مورد بحث قرار می دهد.

۴. «الگوهای متداول استخراج، ارتباط و همبستگی ها: از جریان داده تا برنامه های کاربردی در دنیای واقعی» نوشته چارو سی. آگاروال

این کتاب مفاهیم الگوکاوی، از جمله الگوبرداری مکرر و قانون کاوی را پوشش می دهد. همچنین کاربردهای الگو کاوی در حوزه های مختلف مانند خرده فروشی، مراقبت های بهداشتی و مالی را مورد بحث قرار می دهد.

۵. «سیستم های اعلان هوشمند: یک مرور کلی» توسط Ramesh C. Joshi و Saurabh Pal، Alok K. Shukla

این مقاله مروری بر سیستم های اعلان هوشمند، از جمله معماری، اجزا و برنامه های کاربردی آن ها ارائه می کند. همچنین چالش های مرتبط با طراحی سیستم های اطلاع رسانی موثر و اهمیت شخصی سازی در اعلان ها را مورد بحث قرار می دهد.

۶. «تحلیل مصرف برق: مروری» نوشته محمد آصف حنیف و محمد علی عمران.

این مقاله مروری بر تکنیک های آنالیز مصرف برق، از جمله پروفایل بار، تحلیل اوج تقاضا، و تفکیک انرژی ارائه می کند. همچنین کاربردهای تجزیه و تحلیل مصرف در حوزه های مختلف مانند خانه های هوشمند، شبکه های هوشمند و سیستم های مدیریت انرژی را مورد بحث قرار می دهد.