KNN_personal_loan_answer

August 29, 2021

1 *Import libraries*

[18]:
```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

2 *Load Bank Personal Loan Modelling dataset & explore*

Dữ liệu được lấy từ https://www.kaggle.com/teertha/personal-loan-modeling

[2]:
```
loan_dataset = pd.read_csv('Loan Modelling Thera Bank.csv')
loan_dataset
```

[2]:

	ID	Age	Experience	Income	ZIP Code	Family	CCAvg	Education	\
0	1	25	1	49	91107	4	1.6	1	
1	2	45	19	34	90089	3	1.5	1	
2	3	39	15	11	94720	1	1.0	1	
3	4	35	9	100	94112	1	2.7	2	
4	5	35	8	45	91330	4	1.0	2	
…	…	…	…	…	…	…	…	…	
4995	4996	29	3	40	92697	1	1.9	3	
4996	4997	30	4	15	92037	4	0.4	1	
4997	4998	63	39	24	93023	2	0.3	3	
4998	4999	65	40	49	90034	3	0.5	2	
4999	5000	28	4	83	92612	3	0.8	1	

	Mortgage	Personal Loan	Securities Account	CD Account	Online	\
0	0	0	1	0	0	
1	0	0	1	0	0	
2	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	
…	…	…	…	…	…	
4995	0	0	0	0	1	
4996	85	0	0	0	1	
4997	0	0	0	0	0	

```
4998         0              0                    0           0       1
4999         0              0                    0           0       1

      CreditCard
0              0
1              0
2              0
3              0
4              1
…            …
4995           0
4996           0
4997           0
4998           0
4999           1

[5000 rows x 14 columns]
```

[10]:
```
loan_dataset.keys()
```

[10]:
```
Index(['ID', 'Age', 'Experience', 'Income', 'ZIP Code', 'Family', 'CCAvg',
       'Education', 'Mortgage', 'Personal Loan', 'Securities Account',
       'CD Account', 'Online', 'CreditCard'],
      dtype='object')
```

[7]:
```
loan_dataset.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 5000 entries, 0 to 4999
Data columns (total 14 columns):
 #   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ------              --------------  -----
 0   ID                  5000 non-null   int64
 1   Age                 5000 non-null   int64
 2   Experience          5000 non-null   int64
 3   Income              5000 non-null   int64
 4   ZIP Code            5000 non-null   int64
 5   Family              5000 non-null   int64
 6   CCAvg               5000 non-null   float64
 7   Education           5000 non-null   int64
 8   Mortgage            5000 non-null   int64
 9   Personal Loan       5000 non-null   int64
 10  Securities Account  5000 non-null   int64
 11  CD Account          5000 non-null   int64
 12  Online              5000 non-null   int64
 13  CreditCard          5000 non-null   int64
dtypes: float64(1), int64(13)
memory usage: 547.0 KB
```

[39]:
```
loan_dataset.describe()
```

[39]:

	ID	Age	Experience	Income	ZIP Code
count	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000
mean	2500.500000	45.338400	20.104600	73.774200	93152.503000
std	1443.520003	11.463166	11.467954	46.033729	2121.852197
min	1.000000	23.000000	-3.000000	8.000000	9307.000000
25%	1250.750000	35.000000	10.000000	39.000000	91911.000000
50%	2500.500000	45.000000	20.000000	64.000000	93437.000000
75%	3750.250000	55.000000	30.000000	98.000000	94608.000000
max	5000.000000	67.000000	43.000000	224.000000	96651.000000

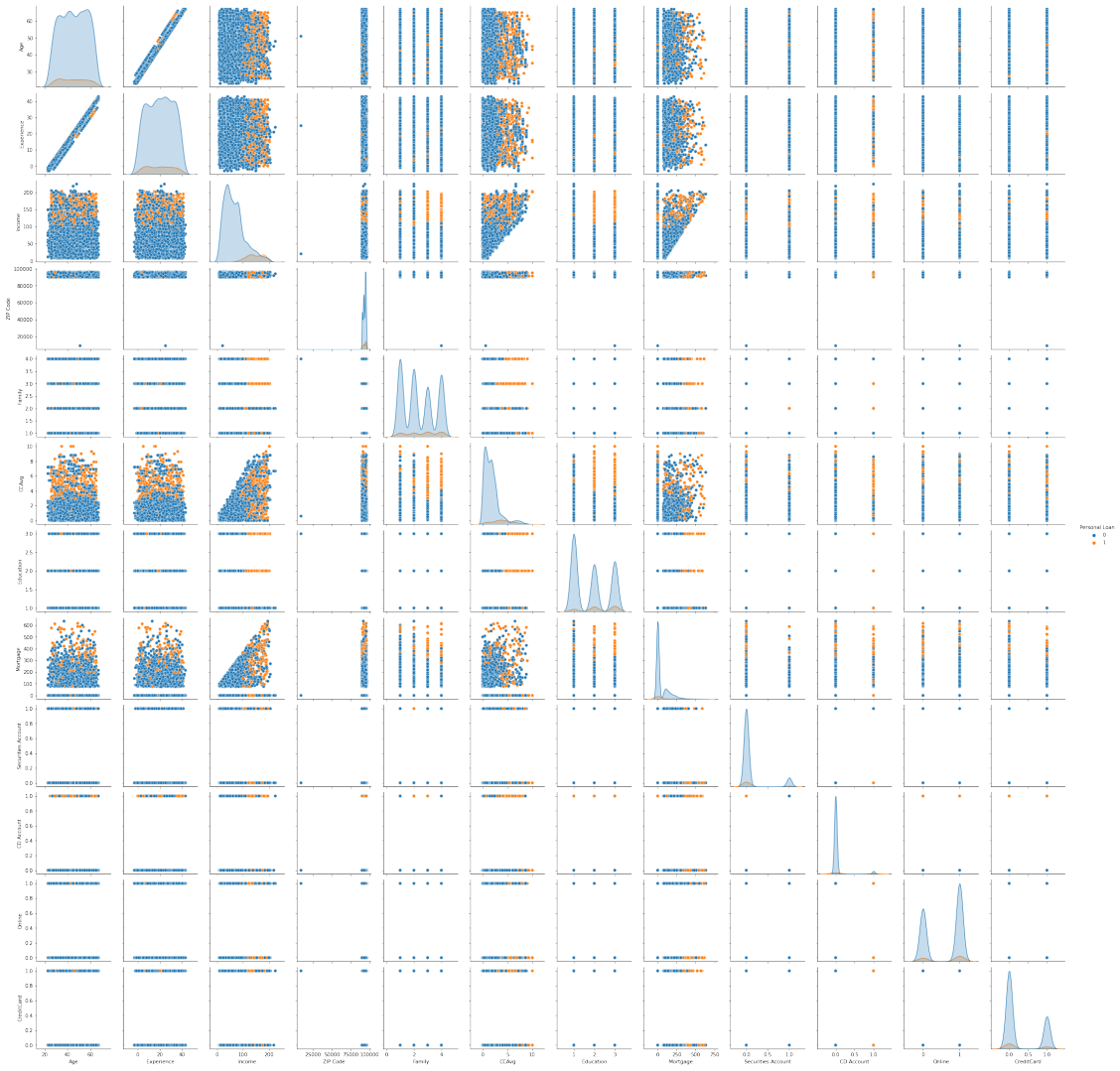
	Family	CCAvg	Education	Mortgage	Personal Loan
count	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000
mean	2.396400	1.937938	1.881000	56.498800	0.096000
std	1.147663	1.747659	0.839869	101.713802	0.294621
min	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000
25%	1.000000	0.700000	1.000000	0.000000	0.000000
50%	2.000000	1.500000	2.000000	0.000000	0.000000
75%	3.000000	2.500000	3.000000	101.000000	0.000000
max	4.000000	10.000000	3.000000	635.000000	1.000000

	Securities Account	CD Account	Online	CreditCard
count	5000.000000	5000.00000	5000.000000	5000.000000
mean	0.104400	0.06040	0.596800	0.294000
std	0.305809	0.23825	0.490589	0.455637
min	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000
50%	0.000000	0.00000	1.000000	0.000000
75%	0.000000	0.00000	1.000000	1.000000
max	1.000000	1.00000	1.000000	1.000000

3 *Data visualization*

[11]:
```
sns.pairplot(loan_dataset,
             hue='Personal Loan',
             vars=['Age', 'Experience', 'Income', 'ZIP Code', 'Family', 'CCAvg',
                   'Education', 'Mortgage', 'Securities Account',
                   'CD Account', 'Online', 'CreditCard'])
```

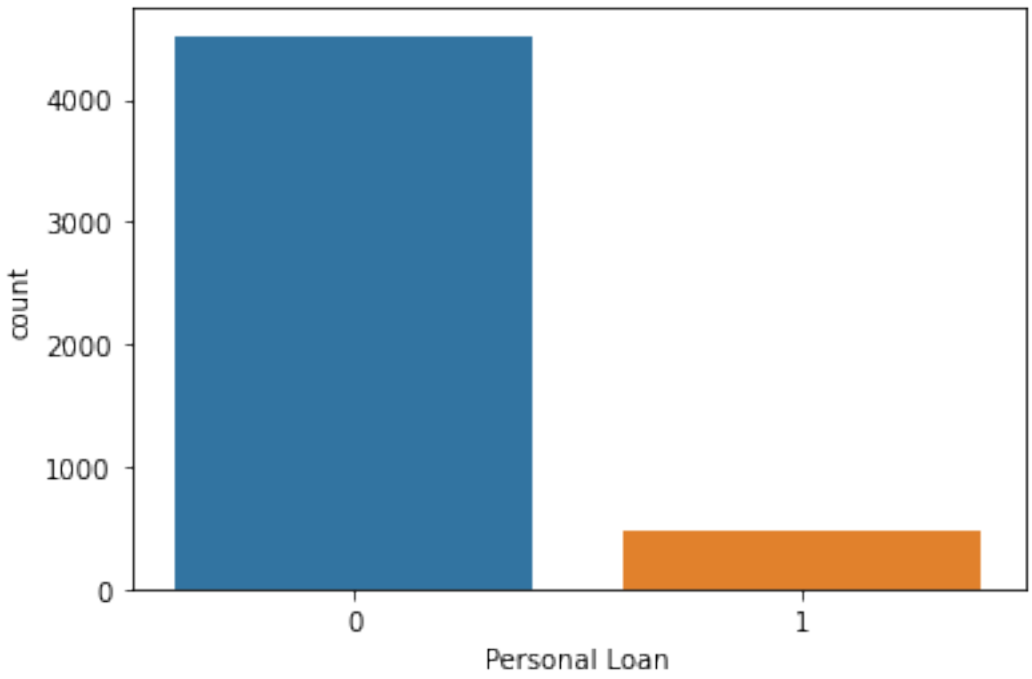
[11]:
```
<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x227fef2f588>
```



[12]:
```
sns.countplot(loan_dataset['Personal Loan'])
```

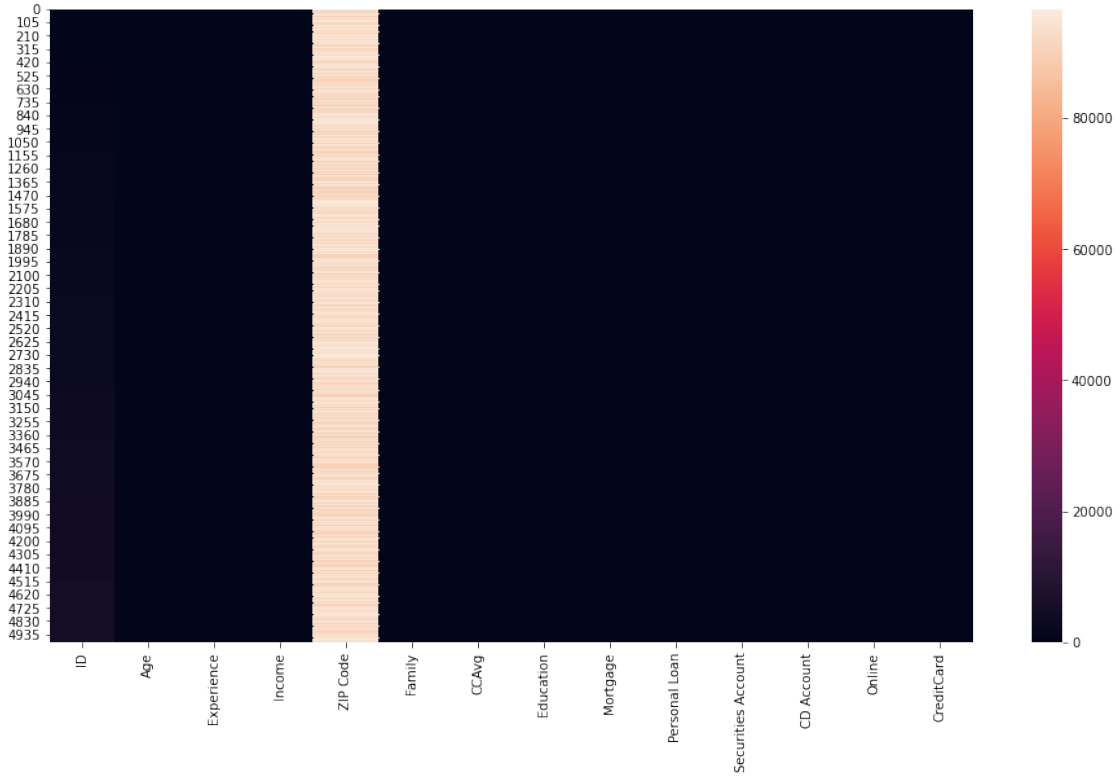
```
C:\Users\Admin\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\_decorators.py:43:
FutureWarning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version
0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other
arguments without an explicit keyword will result in an error or
misinterpretation.
  FutureWarning
```

[12]: <AxesSubplot:xlabel='Personal Loan', ylabel='count'>



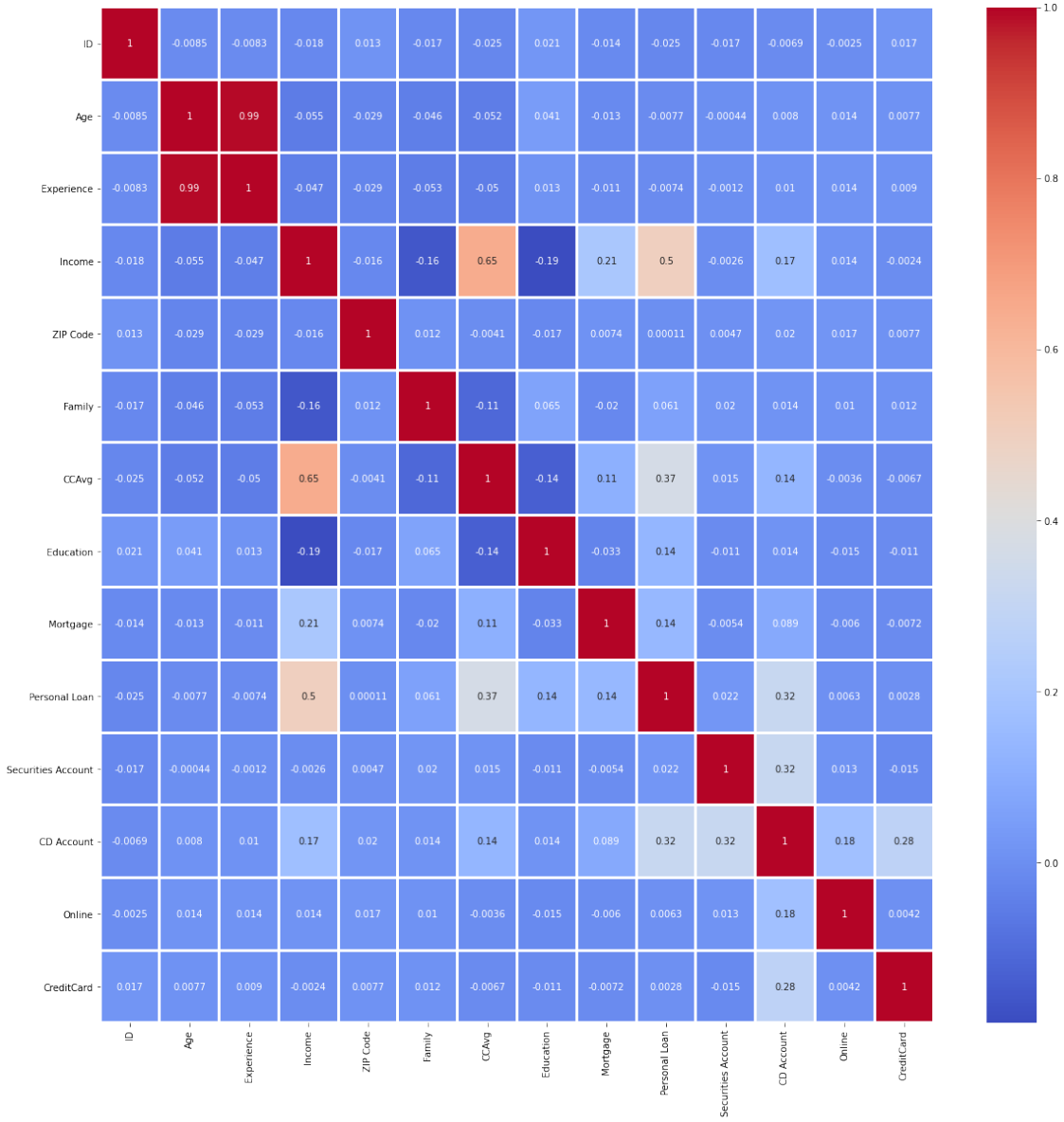
[62]:
```
plt.figure(figsize=(16,9))
sns.heatmap(loan_dataset)
```

[62]: <AxesSubplot:>



[132]:
```
plt.figure(figsize=(20,20))
sns.heatmap(loan_dataset.corr(), annot=True, cmap='coolwarm', linewidths=2)
```

[132]: <AxesSubplot:>



4 *Data preprocessing*

Normalization

[3]:
```
X = loan_dataset.drop(['Personal Loan', 'ID'], axis=1)
# X = (X-X.mean())/X.var()
X = (X-X.min())/(X.max()-X.min())
X
```

[3]:

	Age	Experience	Income	ZIP Code	Family	CCAvg	Education	\
0	0.045455	0.086957	0.189815	0.936527	1.000000	0.16	0.0	
1	0.500000	0.478261	0.120370	0.924872	0.666667	0.15	0.0	
2	0.363636	0.391304	0.013889	0.977892	0.000000	0.10	0.0	
3	0.272727	0.260870	0.425926	0.970931	0.000000	0.27	0.5	
4	0.272727	0.239130	0.171296	0.939080	1.000000	0.10	0.5	
…	…	…	…	…	…	…	…	
4995	0.136364	0.130435	0.148148	0.954731	0.000000	0.19	1.0	
4996	0.159091	0.152174	0.032407	0.947174	1.000000	0.04	0.0	
4997	0.909091	0.913043	0.074074	0.958463	0.333333	0.03	1.0	
4998	0.954545	0.934783	0.189815	0.924242	0.666667	0.05	0.5	
4999	0.113636	0.152174	0.347222	0.953758	0.666667	0.08	0.0	

	Mortgage	Securities Account	CD Account	Online	CreditCard
0	0.000000	1.0	0.0	0.0	0.0
1	0.000000	1.0	0.0	0.0	0.0
2	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
4	0.000000	0.0	0.0	0.0	1.0
…	…	…	…	…	…
4995	0.000000	0.0	0.0	1.0	0.0
4996	0.133858	0.0	0.0	1.0	0.0
4997	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
4998	0.000000	0.0	0.0	1.0	0.0
4999	0.000000	0.0	0.0	1.0	1.0

[5000 rows x 12 columns]

[150]:
```
X.describe()
```

[150]:

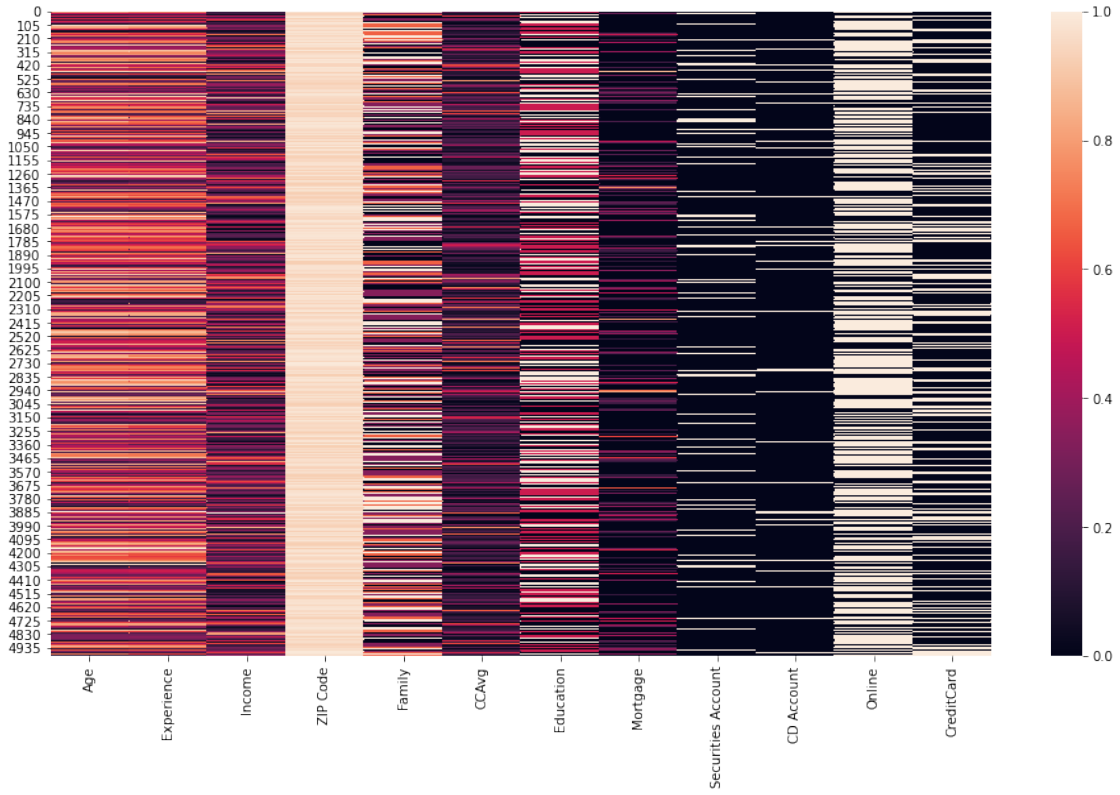
	Age	Experience	Income	ZIP Code	Family	\
count	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000	
mean	0.507691	0.502274	0.304510	0.959946	0.465467	
std	0.260526	0.249303	0.213119	0.024293	0.382554	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	0.272727	0.282609	0.143519	0.945732	0.000000	
50%	0.500000	0.500000	0.259259	0.963203	0.333333	
75%	0.727273	0.717391	0.416667	0.976610	0.666667	
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	

	CCAvg	Education	Mortgage	Securities Account	CD Account	\
count	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.000000	5000.00000	
mean	0.193794	0.440500	0.088974	0.104400	0.06040	
std	0.174766	0.419935	0.160179	0.305809	0.23825	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	
25%	0.070000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	
50%	0.150000	0.500000	0.000000	0.000000	0.00000	

```
75%        0.250000      1.000000      0.159055              0.000000      0.00000
max        1.000000      1.000000      1.000000              1.000000      1.00000

            Online   CreditCard
count  5000.000000  5000.000000
mean      0.596800     0.294000
std       0.490589     0.455637
min       0.000000     0.000000
25%       0.000000     0.000000
50%       1.000000     0.000000
75%       1.000000     1.000000
max       1.000000     1.000000
```

[151]:
```
plt.figure(figsize=(16,9))
sns.heatmap(X)
```

[151]: <AxesSubplot:>



[4]:
```
y = loan_dataset['Personal Loan']
y
```

[4]:
```
0       0
1       0
2       0
3       0
4       0
       ..
4995    0
4996    0
4997    0
4998    0
4999    0
Name: Personal Loan, Length: 5000, dtype: int64
```

4.1 Chia dữ liệu làm 2 phần training và testing

- Training chiếm 80 % dữ liệu
- Testing chiếm 20 % dữ liệu

[5]:
```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,␣
 ↪random_state=5)
print("Dữ liệu training = ", X_train.shape, y_train.shape)
print("Dữ liệu testing = ", X_test.shape, y_test.shape)
```

```
Dữ liệu training =  (4000, 12) (4000,)
Dữ liệu testing =  (1000, 12) (1000,)
```

5 *Personal Loan Modeling*

[331]:
```
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, accuracy_score
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import matplotlib.pyplot as plt

%matplotlib inline
```

6 *K - Nearest Neightbor Classifier*

7 Bài toán phân loại sử dụng KNN

Mục tiêu:

- Xây dựng được mô hình KNN sử dụng thư viện sklearn.
- Ứng dụng, hiểu cách áp dụng mô hình KNN vào giải quyết bài toán thực tế (vd: phân loại)
- Sử dụng độ đo Accuracy, Precision, Recall để làm độ đo đánh giá chất lượng mô hình.

Vấn đề: - Có một tập các dữ liệu không có nhãn, làm sao để biết dữ liệu này là thuộc về nhãn nào. - => Xây dựng mô hình học máy có thể phân loại.

Dữ liệu: - Dữ liệu Bank Personal Loan Modelling - Xem thêm: https://www.kaggle.com/teertha/personal-loan-modeling

Bài toán: - Input: 1 mẫu dữ liệu $X = [x_1, x_2, ...x_n]$ - Output: nhãn y là 0 hoặc 1

[6]:
```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split

%matplotlib inline
```

8 1. Mô hình KNN

Sử dụng thư viện sklearn để xây dựng mô hình - `KNeighborsClassifier(n_neighbors = 10, metric = 'minkowski', p = 2)` - Số láng giềng: n_neighbors = 5 - Độ đo khoảng cách: Euclide p = 2

[7]:
```
knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 10, metric = 'minkowski', p␣
↪= 2, weights = 'distance')
knn_classifier.fit(X_train, y_train)
```

[7]:
```
KNeighborsClassifier(n_neighbors=10, weights='distance')
```

9 2. Testing KNN model

9.1 Đánh giá theo các độ đo

[8]:
```
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, accuracy_score

print("Testing...\n")
y_pred_knn = knn_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_knn))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_knn))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_knn))
```

```
Testing…

Accuracy:  0.952
Precision:  0.9166666666666666
Recall:  0.5
```

10 3. Lựa chọn mô hình

10.1 Lựa chọn số lượng láng giềng

- Thay đổi số lượng láng riềng tìm giá trị cho kết quả phân loại tốt nhất

10.2 Lựa chọn thuộc tính

- Các thuộc tính: 'ID', 'Age', 'Experience', 'Income', 'ZIP Code', 'Family', 'CCAvg', 'Education', 'Mortgage', 'Personal Loan', 'Securities Account', 'CD Account', 'Online', 'CreditCard'.
- Thử loại bỏ từng thuộc tính ra khỏi dữ liệu xem chúng ảnh hưởng như thế nào tới kết quả phân loại.
- Các thuộc tính nào nên được sử dụng để cho kết quả phân loại tốt nhất ?

10.3 Lựa chọn hàm tính khoảng cách

- Hàm tính khoảng cách: minkowski, manhattan, euclidean, chebyshev
- Hàm tính khoảng cách nào là tốt nhất cho bài toán này ?

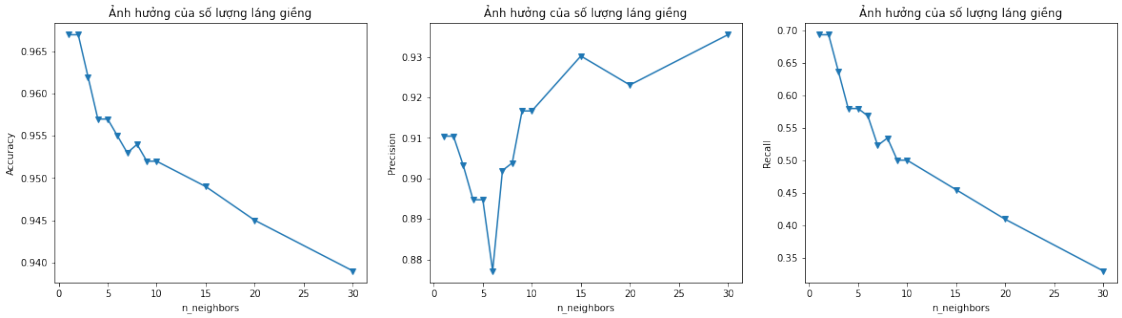
10.4 Đánh giá việc lựa chọn số lượng láng giềng

[9]:
```
X = loan_dataset.drop(['Personal Loan', 'ID'], axis=1)
X = (X-X.min())/(X.max()-X.min())
y = loan_dataset['Personal Loan']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,␣
↪random_state=5)
```

[10]:
```
# Định nghĩa các giá trị số lượng làng giềng xem xét
n_neighbors = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20, 30]
models = []
for k in n_neighbors:
    knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = k, metric =␣
↪'minkowski', p = 2, weights = 'distance')
    knn_classifier.fit(X_train, y_train)
    models.append(knn_classifier)
```

[11]:
```
# Visualize sự tác động của việc lựa chọn láng giếng lên hiệu năng mô hình trên␣
↪độ đo Accuracy
acc, pre, re = [], [], []
for model in models:
    y_pred = model.predict(X_test)
    acc.append(accuracy_score(y_test, y_pred))
    pre.append(precision_score(y_test, y_pred))
    re.append(recall_score(y_test, y_pred))

# Visualize
fig, axs = plt.subplots(1, 3, figsize = (20, 5))

axs[0].plot(n_neighbors, acc, marker= "v")
axs[0].set_xlabel("n_neighbors")
axs[0].set_ylabel("Accuracy")
axs[0].set_title("Ảnh hưởng của số lượng láng giềng")

axs[1].plot(n_neighbors, pre, marker= "v")
```

```
axs[1].set_xlabel("n_neighbors")
axs[1].set_ylabel("Precision")
axs[1].set_title("Ảnh hưởng của số lượng láng giềng")

axs[2].plot(n_neighbors, re, marker= "v")
axs[2].set_xlabel("n_neighbors")
axs[2].set_ylabel("Recall")
axs[2].set_title("Ảnh hưởng của số lượng láng giềng")

plt.show()
```



10.5 Đánh giá việc lựa chọn hàm khoảng cách

[12]:
```
k = 2
models = []

ps = [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,50, 'inf']
for p in ps:
    if p == 'inf':
        metric = 'chebyshev'
        p = 2
    else:
        metric = 'minkowski'
    knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = k, metric = metric, p =␣
 ↪p, weights = 'distance')
    knn_classifier.fit(X_train, y_train)
    models.append(knn_classifier)


acc, pre, re = [], [], []
for model in models:
    y_pred = model.predict(X_test)
    acc.append(accuracy_score(y_test, y_pred))
    pre.append(precision_score(y_test, y_pred))
```

```
    re.append(recall_score(y_test, y_pred))

# Visualize
fig, axs = plt.subplots(1, 3, figsize = (20, 5))

axs[0].plot(ps, acc, marker= "v")
axs[0].set_xlabel("p")
axs[0].set_ylabel("Accuracy")
axs[0].set_title("Ảnh hưởng của hàm tính khoảng cách")

axs[1].plot(ps, pre, marker= "v")
axs[1].set_xlabel("p")
axs[1].set_ylabel("Precision")
axs[1].set_title("Ảnh hưởng của hàm tính khoảng cách")

axs[2].plot(ps, re, marker= "v")
axs[2].set_xlabel("p")
axs[2].set_ylabel("Recall")
axs[2].set_title("Ảnh hưởng của hàm tính khoảng cách")

plt.show()
```

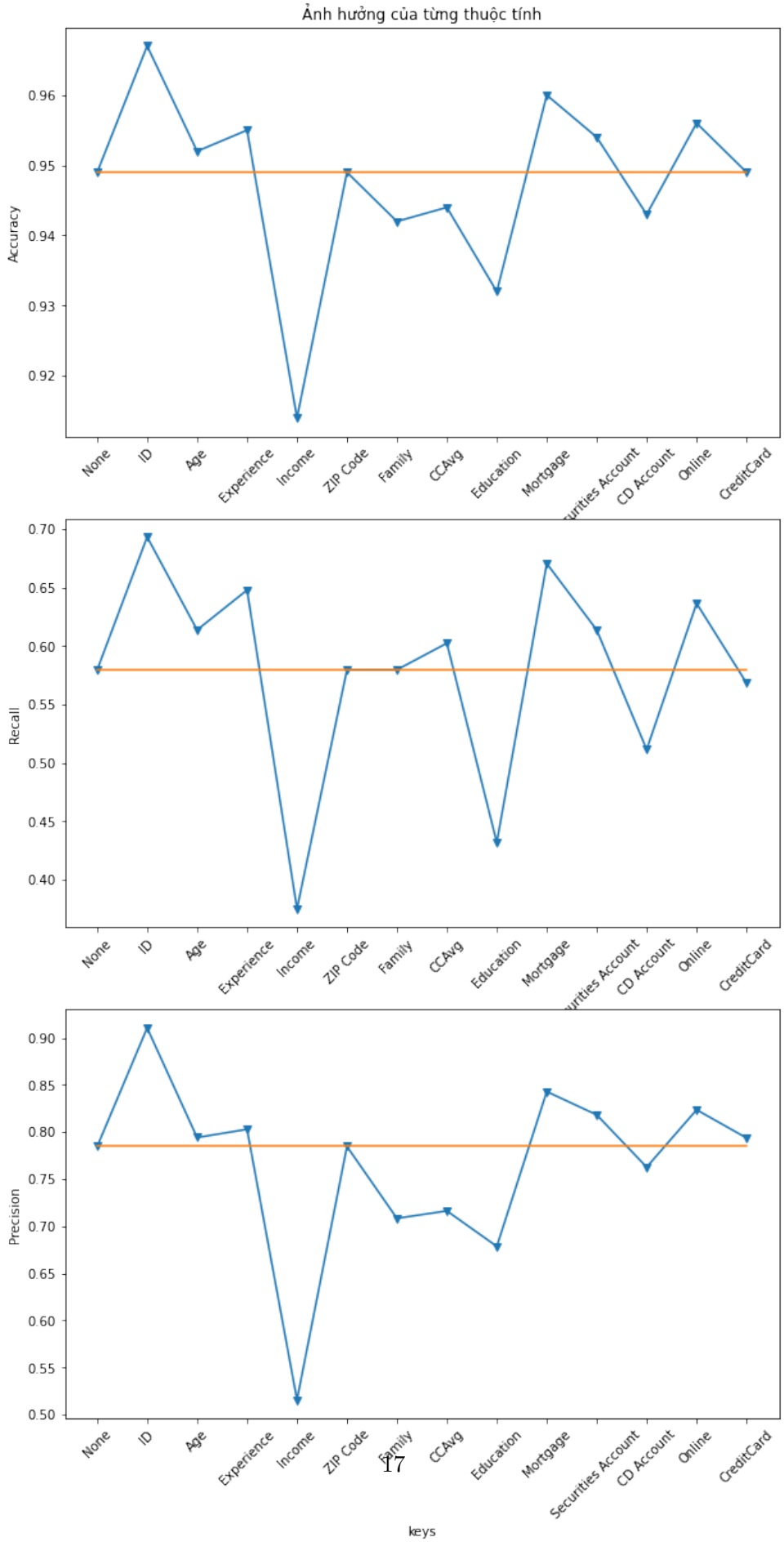
10.6 Đánh giá việc lựa chọn thuộc tính

[13]:
```
models = []
acc, pre, re = [], [], []
keys = ['None', 'ID', 'Age', 'Experience', 'Income', 'ZIP Code', 'Family',␣
 ↪'CCAvg',
       'Education', 'Mortgage', 'Securities Account',
       'CD Account', 'Online', 'CreditCard']
# keys = ['Age', 'Experience']
for key in keys:
    if key == 'None':
        X = loan_dataset.drop(['Personal Loan', ], axis=1)
```

```
    else:
        X = loan_dataset.drop(['Personal Loan', key], axis=1)
    X = (X-X.min())/(X.max()-X.min())
    y = loan_dataset['Personal Loan']
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,␣
 ↪random_state=5)

    knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 2, metric =␣
 ↪'minkowski', p = 2, weights = 'distance')
    knn_classifier.fit(X_train, y_train)
    y_pred = knn_classifier.predict(X_test)
    acc.append(accuracy_score(y_test, y_pred))
    pre.append(precision_score(y_test, y_pred))
    re.append(recall_score(y_test, y_pred))


# Visualize
# plt.figure(figsize=(10,5))
# plt.plot(keys, acc, marker= "v")
# plt.plot(keys, [acc[0] for _ in range(len(acc))], marker = '', label =␣
 ↪'Baseline')
# plt.xlabel("keys")
# plt.ylabel("Accuracy")
# plt.title("Ảnh hưởng của từng thuộc tính")
# plt.legend()
# x = plt.gca().xaxis # rotate the tick labels for the x axis
# for item in x.get_ticklabels():
#     item.set_rotation(45)
# plt.show()

# Visualize
fig, axs = plt.subplots(3, 1, figsize = (10, 20))

axs[0].plot(keys, acc, marker= "v")
axs[0].set_xlabel("keys")
axs[0].set_ylabel("Accuracy")
axs[0].set_title("Ảnh hưởng của từng thuộc tính")
axs[0].plot(keys, [acc[0] for _ in range(len(acc))], marker = '', label =␣
 ↪'Baseline')
axs[0].set_xticklabels(keys, rotation=45)

axs[1].plot(keys, re, marker= "v")
axs[1].set_xlabel("keys")
axs[1].set_ylabel("Recall")
# axs[1].set_title("Ảnh hưởng của hàm tính khoảng cách")
```

```
axs[1].plot(keys, [re[0] for _ in range(len(re))], marker = '', label =␣
↪'Baseline')
axs[1].set_xticklabels(keys, rotation=45)

axs[2].plot(keys, pre, marker= "v")
axs[2].set_xlabel("keys")
axs[2].set_ylabel("Precision")
# axs[2].set_title("Ảnh hưởng của hàm tính khoảng cách")
axs[2].plot(keys, [pre[0] for _ in range(len(pre))], marker = '', label =␣
↪'Baseline')
axs[2].set_xticklabels(keys, rotation=45)

plt.show()
```

```
C:\Users\Admin\anaconda3\lib\site-packages\ipykernel_launcher.py:45:
UserWarning: FixedFormatter should only be used together with FixedLocator
C:\Users\Admin\anaconda3\lib\site-packages\ipykernel_launcher.py:52:
UserWarning: FixedFormatter should only be used together with FixedLocator
C:\Users\Admin\anaconda3\lib\site-packages\ipykernel_launcher.py:59:
UserWarning: FixedFormatter should only be used together with FixedLocator
```


Ảnh hưởng của từng thuộc tính
Accuracy
Recall
Precision
keys
None
ID
Age
Experience
Income
ZIP Code
Family
CCAvg
Education
Mortgage
Securities Account
CD Account
Online
CreditCard

[14]:
```
X = loan_dataset.drop(['Personal Loan',
                       'ID',
                       'Age',
                       'Experience',
                       'ZIP Code',
                       'Mortgage',
                       'Securities Account',
                       'Online',
                       'CreditCard'], axis=1)
X = (X-X.min())/(X.max()-X.min())
y = loan_dataset['Personal Loan']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,␣
 ↪random_state=5)

knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 2, metric = 'minkowski', p␣
 ↪= 2, weights = 'distance')
knn_classifier.fit(X_train, y_train)

print("Testing...\n")
y_pred_knn = knn_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_knn))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_knn))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_knn))
```

```
Testing...

Accuracy:  0.986
Precision:  0.9512195121951219
Recall:  0.8863636363636364
```

11 Others

Navie Bayes Classifier

[411]:
```
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
nb_classifier = GaussianNB()
nb_classifier.fit(X_train, y_train)
y_pred_nb = nb_classifier.predict(X_test)
print('Accracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_nb))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_nb))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_nb))
```

```
Accracy:  0.9
Precision:  0.44339622641509435
Recall:  0.5340909090909091
```

Support Vector Classifier

[286]:
```
from sklearn import svm
svm_classifier = svm.SVC(kernel='linear')
svm_classifier.fit(X_train, y_train)
y_pred_svm = svm_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_svm))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_svm))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_svm))
```

```
Accuracy:  0.952
Precision:  0.8333333333333334
Recall:  0.5681818181818182
```

Logistic Regression

[287]:
```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
lr_classifier = LogisticRegression(random_state=0)
lr_classifier.fit(X_train, y_train)
y_pred_lr = lr_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_lr))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_lr))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_lr))
```

```
Accuracy:  0.948
Precision:  0.8103448275862069
Recall:  0.5340909090909091
```

Decision Tree Classifier

[288]:
```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
dt_classifier = DecisionTreeClassifier(criterion = 'entropy', random_state = 51)
dt_classifier.fit(X_train, y_train)
y_pred_dt = dt_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_dt))
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_dt))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_dt))
```

```
Accuracy:  0.983
Precision:  0.927710843373494
Recall:  0.875
```

Random Forest Classifier

[289]:
```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
rf_classifier = RandomForestClassifier(n_estimators = 20, criterion =␣
↪'entropy', random_state = 51)
rf_classifier.fit(X_train, y_train)
y_pred_rf = rf_classifier.predict(X_test)
print('Accuracy: ', accuracy_score(y_test, y_pred_rf))
```

```
print('Precision: ', precision_score(y_test, y_pred_rf))
print('Recall: ', recall_score(y_test, y_pred_rf))
```

```
Accuracy:  0.99
Precision:  0.9875
Recall:  0.8977272727272727
```

[ ]: