Team- PySpyder

```
Captain:  Abdul Mugeesh
Mentor:   Dr. Akash Punhani

Team Members: Akshat Singhal
              Sanchit Singhal
              Harish Tiwari
              Himanshu Tyagi
```

In [437]:

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder,OneHotEncoder
import pandas as pd
import numpy as np
import warnings
warnings.simplefilter(action='ignore',category=Warning)

# reading the Hackthon_case_training_data.csv file into dataset named ds
ds = pd.read_csv("C:\\Users\\ABDUL MUGEESH\\Desktop\\Hack\\Hackthon_case_training_data.csv"

# Identifying Variables which are irrelevant and removing them from dataset
columns=['campaign_disc_ele','date_activ','date_end','date_first_activ','date_modif_prod','
ds=ds.drop(columns,axis=1)

# reading the Hackthon_case_training_output.csv file into dataset named ds_res
ds_res = pd.read_csv("C:\\Users\\ABDUL MUGEESH\\Desktop\\Hack\\Hackthon_case_training_outpu


# Making Imputer Class for all dtype nan values filling

from sklearn.base import TransformerMixin
class DataFrameImputer(TransformerMixin):

    def __init__(self):
        """Impute missing values.

        Columns of dtype object are imputed with the most frequent value
        in column.

        Columns of other types are imputed with mean of column.

        """
    def fit(self, X, y=None):

        self.fill = pd.Series([X[c].value_counts().index[0]
            if X[c].dtype == np.dtype('O') else X[c].mean() for c in X],
            index=X.columns)

        return self

    def transform(self, X, y=None):
        return X.fillna(self.fill)

# Making X as DataFrame of Dataset ds
X = pd.DataFrame(ds)

# Imputing nan Values and storing into DataFrame ds1
ds1 = DataFrameImputer().fit_transform(X)



# Identifying varibles which has Hashed or String or Boolean values for Label Encoding
x=['activity_new','channel_sales','origin_up','has_gas']

#Label Encoding
for i in x:
    le = LabelEncoder();
    ds1[i] = le.fit_transform(ds1[i].astype(str))

# ds_training_data now contains processed data
```

```
ds_training_data=ds1

###########################################################



# Reading Hackathon_case_training_hist_data.csv into ds_his1
ds_his1 = pd.read_csv("C:\\Users\\ABDUL MUGEESH\\Desktop\\Hack\\Hackathon_case_training_his

# Removing a variable which is irrelevant to prediction.
ds_his=ds_his1.drop('price_date',axis=1)

#Label Encoding the Historical Dataset
ds_his= DataFrameImputer().fit_transform(ds_his)

###########################################################
#Grouping the historical data of 12 months into 1 month with function as mean
ds_his=ds_his.groupby(['id']).mean().reset_index()

#Merging Training and Historical Datasets
ds_his_ds_train=ds_his.merge(ds_training_data, on='id')

###########################################################

# Seperating the Historical data of 596 customer into df3 from 16096 for whom prediction to
df3=pd.concat([ds_his_ds_train,ds_res]).loc[ds_his_ds_train.index.symmetric_difference(ds_r



########################################################

# Merging output data with Training_and_Historical data into final processed Dataset
ds_his_train_out=ds_his_ds_train.merge(ds_res, on = 'id')

df3.head()
```

Out[437]:

	activity_new	channel_sales	churn	cons_12m	cons_gas_12m	cons_last_month	forecas
15500	182.0	3.0	NaN	19290.0	0.0	2164.0	
15501	17.0	3.0	NaN	31704.0	0.0	4694.0	
15502	17.0	3.0	NaN	1435.0	12654.0	0.0	
15503	17.0	3.0	NaN	5770.0	0.0	527.0	
15504	17.0	3.0	NaN	2711.0	0.0	0.0	

5 rows × 33 columns

In [ ]:

In [438]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import preprocessing

%matplotlib inline
from sklearn.linear_model import (LinearRegression, Ridge, Lasso, RandomizedLasso)

#Copying processed Dataset into kc and corr_kc for Lasso Regression and Correlation respect
kc=ds_his_train_out
corr_kc=kc
print(kc.head())
print(kc.shape)
print(kc.dtypes)
kc.head()
```

```
                                 id  price_p1_var  price_p2_var  price_p3_va
r  \
0  0002203ffbb812588b632b9e628cc38d      0.124338      0.103794      0.07316
0
1  0010bcc39e42b3c2131ed2ce55246e3c      0.181558      0.000000      0.00000
0
2  0010ee3855fdea87602a5b7aba8e42de      0.118757      0.098292      0.06903
2
3  00114d74e963e47177db89bc70108537      0.147926      0.000000      0.00000
0
4  00126c87cf78d7604278f0a9adeb689e      0.119806      0.099417      0.07030
4

   price_p1_fix  price_p2_fix  price_p3_fix  activity_new  channel_sales  \
0     40.701732     24.421038     16.280694            17              3
1     45.319710      0.000000      0.000000           151              6
2     40.647427     24.388455     16.258971            17              4
3     44.266930      0.000000      0.000000           338              1
4     40.661003     24.396601     16.264402           220              3

   cons_12m  ...    has_gas  imp_cons  margin_gross_pow_ele  \
0     22034  ...          0     40.78                 43.08
1      7440  ...          0    213.76                 38.58
2   4199490  ...          1   1533.07                 -2.80
3     11272  ...          0      0.00                 29.76
4    104657  ...          0    642.89                 -4.41

   margin_net_pow_ele  nb_prod_act  net_margin  num_years_antig  origin_up
\
0               43.08            1       81.42                6          1
1               38.58            2       81.61                3          3
2               -2.80            2      897.08                6          1
3               29.76            1      157.99                6          1
4               -4.41            1      700.71                4          3

   pow_max  churn
0   17.250      0
1   13.856      0
2   33.000      0
3   13.200      0
4   70.000      0

[5 rows x 33 columns]
```

```
(15500, 33)
id                           object
price_p1_var                float64
price_p2_var                float64
price_p3_var                float64
price_p1_fix                float64
price_p2_fix                float64
price_p3_fix                float64
activity_new                  int64
channel_sales                 int64
cons_12m                      int64
cons_gas_12m                  int64
cons_last_month               int64
forecast_base_bill_ele      float64
forecast_base_bill_year     float64
forecast_bill_12m           float64
forecast_cons               float64
forecast_cons_12m           float64
forecast_cons_year            int64
forecast_discount_energy    float64
forecast_meter_rent_12m     float64
forecast_price_energy_p1    float64
forecast_price_energy_p2    float64
forecast_price_pow_p1       float64
has_gas                       int64
imp_cons                    float64
margin_gross_pow_ele        float64
margin_net_pow_ele          float64
nb_prod_act                   int64
net_margin                  float64
num_years_antig               int64
origin_up                     int64
pow_max                     float64
churn                         int64
dtype: object
```

Out[438]:

	id	price_p1_var	price_p2_var	price_p3_var	price_p1_fix
0	0002203ffbb812588b632b9e628cc38d	0.124338	0.103794	0.073160	40.701732
1	0010bcc39e42b3c2131ed2ce55246e3c	0.181558	0.000000	0.000000	45.319710
2	0010ee3855fdea87602a5b7aba8e42de	0.118757	0.098292	0.069032	40.647427
3	00114d74e963e47177db89bc70108537	0.147926	0.000000	0.000000	44.266930
4	00126c87cf78d7604278f0a9adeb689e	0.119806	0.099417	0.070304	40.661003

5 rows × 33 columns

In [439]:

```
# Removing id column for Lasso to weigh right variables
kc= kc.drop(['id'],axis=1)
kc.head()
```

Out[439]:

	price_p1_var	price_p2_var	price_p3_var	price_p1_fix	price_p2_fix	price_p3_fix	activity_ne
0	0.124338	0.103794	0.073160	40.701732	24.421038	16.280694	1
1	0.181558	0.000000	0.000000	45.319710	0.000000	0.000000	15
2	0.118757	0.098292	0.069032	40.647427	24.388455	16.258971	1
3	0.147926	0.000000	0.000000	44.266930	0.000000	0.000000	33
4	0.119806	0.099417	0.070304	40.661003	24.396601	16.264402	22

5 rows × 32 columns

In [440]:

```
# Result upon which training and testing to be performed.
y = kc.churn.values
y
```

Out[440]:

```
array([0, 0, 0, ..., 0, 0, 0], dtype=int64)
```

In [441]:

```
kc1=kc
#Dropping Churn from kc dataset
kc= kc.drop(['churn'], axis=1)
kc.head()
```

Out[441]:

	price_p1_var	price_p2_var	price_p3_var	price_p1_fix	price_p2_fix	price_p3_fix	activity_ne
0	0.124338	0.103794	0.073160	40.701732	24.421038	16.280694	1
1	0.181558	0.000000	0.000000	45.319710	0.000000	0.000000	15
2	0.118757	0.098292	0.069032	40.647427	24.388455	16.258971	1
3	0.147926	0.000000	0.000000	44.266930	0.000000	0.000000	33
4	0.119806	0.099417	0.070304	40.661003	24.396601	16.264402	22

5 rows × 31 columns

In [442]:

```
# Converting kc dataset to matrix for regression and checking variabes
X= kc.as_matrix()
colnames=kc.columns
print(colnames)
print(len(colnames))
```

```
Index(['price_p1_var', 'price_p2_var', 'price_p3_var', 'price_p1_fix',
       'price_p2_fix', 'price_p3_fix', 'activity_new', 'channel_sales',
       'cons_12m', 'cons_gas_12m', 'cons_last_month', 'forecast_base_bill_el
e',
       'forecast_base_bill_year', 'forecast_bill_12m', 'forecast_cons',
       'forecast_cons_12m', 'forecast_cons_year', 'forecast_discount_energ
y',
       'forecast_meter_rent_12m', 'forecast_price_energy_p1',
       'forecast_price_energy_p2', 'forecast_price_pow_p1', 'has_gas',
       'imp_cons', 'margin_gross_pow_ele', 'margin_net_pow_ele', 'nb_prod_ac
t',
       'net_margin', 'num_years_antig', 'origin_up', 'pow_max'],
      dtype='object')
31
```

In [ ]:

```

```

In [443]:

```
# create a lasso regressor
lasso = Lasso(alpha=.1, normalize=False)

# Fit the regressor to the data
lasso.fit(X,y)

# Compute and print the coefficients
lasso_coef = lasso.coef_
print(lasso_coef)
```

```
[ 0.00000000e+00  0.00000000e+00  0.00000000e+00  0.00000000e+00
  0.00000000e+00  0.00000000e+00  3.41932019e-05 -0.00000000e+00
 -2.03231260e-08 -3.80289724e-08  2.36190267e-08  0.00000000e+00
  0.00000000e+00 -1.21343910e-07 -1.40032899e-05 -1.25580714e-06
  1.95736988e-08 -0.00000000e+00  8.78446046e-05 -0.00000000e+00
  0.00000000e+00  0.00000000e+00 -0.00000000e+00  0.00000000e+00
  8.30504022e-04  3.00460859e-05 -0.00000000e+00  3.95986109e-05
 -0.00000000e+00  0.00000000e+00 -0.00000000e+00]
```

In [444]:

```
# Making a dictionary having key as variable and corresponding value as weightage in predic

coef_dict=dict(zip(colnames,lasso_coef))
print(coef_dict)


# Separating Variables which are having positive weights.
new_dict = {key:val for key , val in coef_dict.items() if val > 0}

#making list of Explicative variables
dict_list = [key for key,val in new_dict.items()]




#Making list of less or no contribution variables for removing from dataset for best result
new_dictn = {key:val for key , val in coef_dict.items() if val <=0}
dict_listn = [key for key,val in new_dictn.items()]

print("\n")
print("Variables with zero or Negative weightage:")
print(dict_listn)
print("\n")
# Most Explicative variables
print("Variables with positive weightage, the most explicative variables:")
print(dict_list)
```

```
{'price_p1_var': 0.0, 'price_p2_var': 0.0, 'price_p3_var': 0.0, 'price_p1_fi
x': 0.0, 'price_p2_fix': 0.0, 'price_p3_fix': 0.0, 'activity_new': 3.4193201
87030971e-05, 'channel_sales': -0.0, 'cons_12m': -2.0323125971081905e-08, 'c
ons_gas_12m': -3.8028972376388024e-08, 'cons_last_month': 2.3619026660795975
e-08, 'forecast_base_bill_ele': 0.0, 'forecast_base_bill_year': 0.0, 'foreca
st_bill_12m': -1.2134391008009482e-07, 'forecast_cons': -1.400328992055165e-
05, 'forecast_cons_12m': -1.2558071376178678e-06, 'forecast_cons_year': 1.95
7369877585236e-08, 'forecast_discount_energy': -0.0, 'forecast_meter_rent_12
m': 8.784460460603523e-05, 'forecast_price_energy_p1': -0.0, 'forecast_price
_energy_p2': 0.0, 'forecast_price_pow_p1': 0.0, 'has_gas': -0.0, 'imp_cons':
0.0, 'margin_gross_pow_ele': 0.0008305040215883649, 'margin_net_pow_ele': 3.
00460859095744e-05, 'nb_prod_act': -0.0, 'net_margin': 3.95986108565192e-05,
'num_years_antig': -0.0, 'origin_up': 0.0, 'pow_max': -0.0}


Variables with zero or Negative weightage:
['price_p1_var', 'price_p2_var', 'price_p3_var', 'price_p1_fix', 'price_p2_f
ix', 'price_p3_fix', 'channel_sales', 'cons_12m', 'cons_gas_12m', 'forecast_
base_bill_ele', 'forecast_base_bill_year', 'forecast_bill_12m', 'forecast_co
ns', 'forecast_cons_12m', 'forecast_discount_energy', 'forecast_price_energy
_p1', 'forecast_price_energy_p2', 'forecast_price_pow_p1', 'has_gas', 'imp_c
ons', 'nb_prod_act', 'num_years_antig', 'origin_up', 'pow_max']


Variables with positive weightage, the most explicative variables:
['activity_new', 'cons_last_month', 'forecast_cons_year', 'forecast_meter_re
nt_12m', 'margin_gross_pow_ele', 'margin_net_pow_ele', 'net_margin']
```

In [445]:

```
# Removing negative or zero weight variables from dataset
for  i in dict_listn:
    kc1=kc1.drop([i],axis=1)
X1=kc1.as_matrix()

kc1.shape
```

Out[445]:

```
(15500, 8)
```

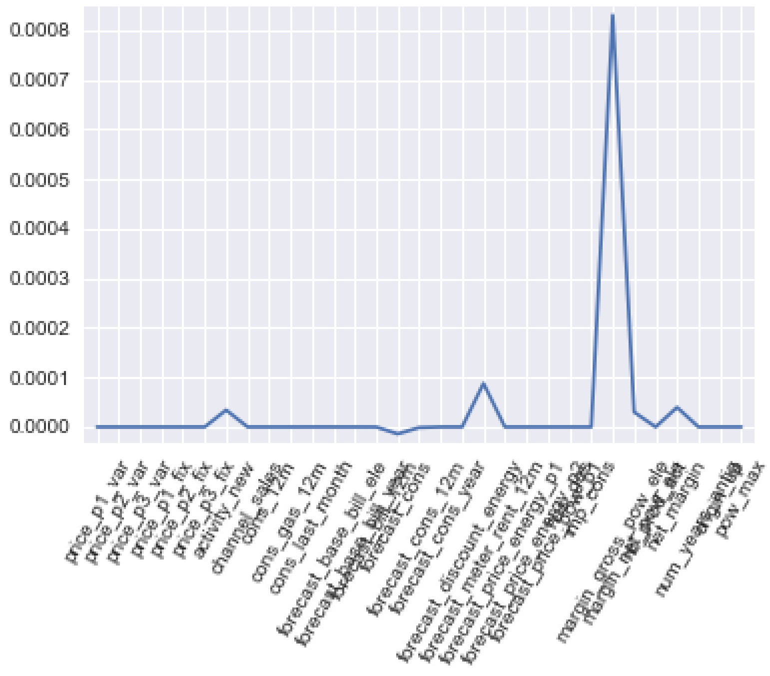
In [ ]:

```
```

In [446]:

```
# Vizualising weightage through graph.
plt.plot(range(len(colnames)), lasso_coef)
plt.xticks(range(len(colnames)), colnames.values, rotation=60)
plt.margins(0.02)

plt.show()
```



In [447]:

```
kc1.head()
```

Out[447]:

	activity_new	cons_last_month	forecast_cons_year	forecast_meter_rent_12m	margin_gross_p
0	17	3084	425	138.95	
1	151	1062	1062	18.37	
2	17	456462	17393	132.11	
3	338	0	0	18.27	
4	220	6760	6760	393.44	

In [457]:

```
# Processing the data of 596 customers for prediction

df_toresult=df3
import pandas as pd

# Removing negative and zero weigh variables

for  i in dict_listn:
    df_toresult=df_toresult.drop([i],axis=1)
id_list=df_toresult.id.values
df_toresultx=df_toresult.drop(['id'],axis=1)
df_toresultx1=df_toresultx.drop(['churn'],axis=1)
# Making as Matrix and storing to df_toresult1
df_toresult1=df_toresultx1.as_matrix()

df_toresultx1.head()
```

Out[457]:

	activity_new	cons_last_month	forecast_cons_year	forecast_meter_rent_12m	margin_gro
15500	182.0	2164.0	2164.0	131.02	
15501	17.0	4694.0	2029.0	16.74	
15502	17.0	0.0	0.0	6.82	
15503	17.0	527.0	527.0	14.20	
15504	17.0	0.0	0.0	16.44	

In [449]:

```
# Creating Model

from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
kcnn=kc1

#Dropping churn from dataset
kcnn=kcnn.drop(['churn'],axis=1)

x_kn=kcnn.as_matrix()
y=kc1.churn.values

# Splitting Data Matrix into Train and Test Data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x_kn, y, random_state=0)

knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 3)

# fitting the model
knn.fit(X_train, y_train)
knn.score(X_test,y_test)
```

Out[449]:

```
0.8815483870967742
```

In [458]:

```
# Predicting result for 596 customers
ch_res=knn.predict(df_toresultx1)
print(ch_res)
```

```
[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0]
```

In [ ]:

```

```

In [460]:

```
# Finding probability factors for each customer

prob=knn.predict_proba(df_toresultx1)
prob_lis=[]
for i in range(0,596):
    prob_lis.append(prob[i][1])
print(prob_lis)
```

```
[0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.33333333333333
33, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333
333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333333
3333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3
333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0,
0.0, 0.3333333333333333, 0.6666666666666666, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0,
0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.3333
333333333333, 1.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.33333
33333333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333333333
3333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0,
0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.33333333333333
33, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.333333333333333
3, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 1.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.3333333333333333, 0.3333333
333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.3333333333333
333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0,
0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.333333333
3333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.33333
33333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.
0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.33333333333
33333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.333333333333
3333, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.33333333
33333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.333333333
3333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0,
0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.3333333333333333, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333,
0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.333333333
3333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.3
333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0,
0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.3333
```

```
333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.6666666666
666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.
0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.
0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.6666666666666666, 0.3333333333333333,
0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.33333333333333
33, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.333333
3333333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
0.0, 0.3333333333333333, 0.3333333333333333, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333,
0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.33333333333333
33, 0.3333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0, 0.
0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.6666666666666666, 0.0, 0.3
333333333333333, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.3333333333333333, 0.0,
0.0]
```

In [461]:

```
# creating odd list of K for KNN
from sklearn.model_selection import cross_val_score
myList = list(range(1,50))

# subsetting just the odd ones
neighbors = filter(lambda x: x % 2 != 0, myList)

# empty list that will hold cv scores
cv_scores = []

# perform 10-fold cross validation
for k in neighbors:
    knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
    scores = cross_val_score(knn, X_train, y_train, cv=10, scoring='accuracy')
    cv_scores.append(scores.mean())
print(cv_scores)
```

```
[0.8352671481161178, 0.8812049465977327, 0.895311370838404, 0.89754800502465
61, 0.8995265376485356, 0.9005592398860573, 0.9008177111791827, 0.9004734031
030013, 0.900989458488017, 0.9007313569256441, 0.9009033999682237, 0.9009033
999682237, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237, 0.900
9033999682237, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237,
0.9009033999682237, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237, 0.90090339996822
37, 0.9009033999682237, 0.9009033999682237]
```

In [369]:

```
# Making .csv file of id,probability and churn.

import csv

with open('sample_output_res.csv', 'w') as f:
    writer = csv.writer(f)
    writer.writerows(zip(id_list,prob_lis,ch_res))
```

Ques1: Most Explicative Variables

In [433]:

```
print(dict_list)
```

```
['activity_new', 'cons_last_month', 'forecast_cons_year', 'forecast_meter_re
nt_12m', 'margin_gross_pow_ele', 'margin_net_pow_ele', 'net_margin']
```

Ques2: Correlation between Subscribed power and consumption.

In [434]:

```
# Correlation between subscribed power(pow_max) and consumptions.
#finding Pearson correlation
from scipy.stats import pearsonr

consump1=corr_kc['cons_12m']
consump2=corr_kc['cons_gas_12m']
consump3=corr_kc['cons_last_month']
sus_pow=corr_kc['pow_max']
# calculate Pearson's correlation
corr, _ = pearsonr(sus_pow, consump1)
print('Pearsons correlation of subscribed power and electricity consumption of the past 12

corr, _ = pearsonr(sus_pow, consump2)
print('Pearsons correlation of subscribed power and gas consumption of the past 12 months:

corr, _ = pearsonr(sus_pow, consump3)
print('Pearsons correlation of suscribed power and electricity consumption of the last mont
```

```
Pearsons correlation of subscribed power and electricity consumption of the
past 12 months:      0.106
Pearsons correlation of subscribed power and gas consumption of the past 12
months:       0.052
Pearsons correlation of suscribed power and electricity consumption of the l
ast month:     0.093
```

```
Therefore subscribed power is varying in the same direction with electricity consumption
of the past 12 months ,
gas consumption of the past 12 months and electricity consumption of the last month.
```

Ques3: Link between sales channel and churn.

In [436]:

```
# After applying Lasso regression
print("Weightage of channel sales in churn prediction: ")
print(coef_dict['channel_sales'])
```

```
Weightage of channel sales in churn prediction:
-0.0
```

In [ ]:

```

```