Importing Libraries

In [56]:
```
import pandas as pd
import numpy as  np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns


from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder
OE = OrdinalEncoder()

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report,accuracy_score,f1_score,recall_score,precision_score

from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.svm import SVC


import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

Reading Data

In [2]:
```
df = pd.read_excel("customer_churn_large_dataset.xlsx")
df.head()
```

Out[2]:

	CustomerID	Name	Age	Gender	Location	Subscription_Length_Months	Monthly_Bill	Total_Usage_GB	Churn
0	1	Customer_1	63	Male	Los Angeles	17	73.36	236	0
1	2	Customer_2	62	Female	New York	1	48.76	172	0
2	3	Customer_3	24	Female	Los Angeles	5	85.47	460	0
3	4	Customer_4	36	Female	Miami	3	97.94	297	1
4	5	Customer_5	46	Female	Miami	19	58.14	266	0

In [3]:
```
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 100000 entries, 0 to 99999
Data columns (total 9 columns):
 #   Column                     Non-Null Count   Dtype  
---  ------                     --------------   -----  
 0   CustomerID                 100000 non-null  int64  
 1   Name                       100000 non-null  object 
 2   Age                        100000 non-null  int64  
 3   Gender                     100000 non-null  object 
 4   Location                   100000 non-null  object 
 5   Subscription_Length_Months 100000 non-null  int64  
 6   Monthly_Bill               100000 non-null  float64
 7   Total_Usage_GB             100000 non-null  int64  
 8   Churn                      100000 non-null  int64  
dtypes: float64(1), int64(5), object(3)
memory usage: 6.9+ MB
```

Data Encoding

In [4]:
```
# Ecoded 0 for Femal and 1 for Male
df["Gender"] = df["Gender"].apply(lambda x: 0 if x == "Female" else 1)
df.sample(5)
```

Out[4]:

	CustomerID	Name	Age	Gender	Location	Subscription_Length_Months	Monthly_Bill	Total_Usage_GB	Churn
60106	60107	Customer_60107	45	1	Los Angeles	14	69.50	145	0
59599	59600	Customer_59600	59	1	Chicago	1	83.80	455	1
4277	4278	Customer_4278	24	0	New York	12	43.36	499	0
3811	3812	Customer_3812	30	0	New York	21	54.65	294	1
28655	28656	Customer_28656	41	1	Los Angeles	5	84.61	404	0

In [5]:
```
# Encoding categorial variable ie.Location
df["Location"] = OE.fit_transform(df[["Location"]])
Loc = OE.categories_
Loc
```

Out[5]:
```
[array(['Chicago', 'Houston', 'Los Angeles', 'Miami', 'New York'],
       dtype=object)]
```

In [6]:
```
df.sample(5)
```

Out[6]:

	CustomerID	Name	Age	Gender	Location	Subscription_Length_Months	Monthly_Bill	Total_Usage_GB	Churn
90732	90733	Customer_90733	51	0	4.0	4	83.47	495	0
46166	46167	Customer_46167	23	1	4.0	11	49.10	435	1
80915	80916	Customer_80916	68	1	0.0	15	93.31	179	1
37105	37106	Customer_37106	26	1	4.0	8	44.22	436	0
76629	76630	Customer_76630	33	0	4.0	11	41.27	74	1

Data Segregation

In [9]:
```
Y = df.iloc[:,-1]
Y.head()
```

Out[9]:
```
0    0
1    0
2    0
3    1
4    0
Name: Churn, dtype: int64
```

In [7]:
```
X = df.iloc[:,2:-1]
X.head()
```

Out[7]:

	Age	Gender	Location	Subscription_Length_Months	Monthly_Bill	Total_Usage_GB
0	63	1	2.0	17	73.36	236
1	62	0	4.0	1	48.76	172
2	24	0	2.0	5	85.47	460
3	36	0	3.0	3	97.94	297
4	46	0	3.0	19	58.14	266

Data Scaling

In [8]:
```
# Scalling to make the inputs in a specific range and also for making computations faster
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
SS = StandardScaler()
X = SS.fit_transform(X)
X
```

Out[8]:
```
array([[ 1.24167039,  1.00432937,  0.00294695,  0.65111499,  0.41060598,
        -0.29428898],
       [ 1.17622625, -0.99568929,  1.41974758, -1.65887854, -0.80537409,
        -0.78485174],
       [-1.31065114, -0.99568929,  0.00294695, -1.08138015,  1.0092043 ,
         1.42268068],
       ...,
       [ 1.30711454,  1.00432937, -1.41385369,  0.65111499,  1.5351404 ,
        -0.17931334],
       [ 0.45634069, -0.99568929,  1.41974758,  1.08423877, -0.78115335,
         1.22338955],
       [-1.11431871, -0.99568929,  0.00294695,  0.93986418,  0.56927655,
        -0.7771867 ]])
```

Data Splitting

In [10]:
```
X_train,X_test,Y_train,Y_test = train_test_split(X,Y,test_size=0.3,random_state=1)
```

Model Definition

In [11]:
```
Master_Evaluations = []

def Evaluations_store(Y_test, Y_pred):
    f1 = f1_score(Y_test, Y_pred)
    acc = accuracy_score(Y_test, Y_pred)
    rec = recall_score(Y_test, Y_pred)
    pre = precision_score(Y_test, Y_pred)

    return  f1, acc, rec, pre

def CalModel(model, Model_Name = None):
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)
    f1, acc, rec, pre = Evaluations_store(Y_test, Y_pred)
    Master_Evaluations.append([Model_Name, f1, acc, rec, pre])
    print(classification_report(Y_test,Y_pred))
```

Logistic Regression

In [12]:
```
LOG_REG = LogisticRegression()
CalModel(LOG_REG, "Log_reg")
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.50      0.61      0.55     15110
           1       0.50      0.39      0.44     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.49     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.49     30000
```

In [13]:
```
# Hyper Tuning
params = [ ['lbfgs','l2'],['lbfgs','none'],
           ['liblinear','l1'],['liblinear','l2'],
           ['newton-cg','l2'],['newton-cg','none'],
           ['sag','l2'],['sag','none'],
           ['saga','l1'],['saga','l2'],['saga','none']  ]

#  ['saga','elasticnet']  --->  Need to perform Scalling on the Data

all_combinations = []

for i in params:

    from sklearn.linear_model import LogisticRegression

    model = LogisticRegression(solver=i[0] , penalty=i[1])

    model.fit(X_train,Y_train)

    Y_pred = model.predict(X_test)

    from sklearn.metrics import accuracy_score
    acc = accuracy_score(Y_test,Y_pred)

    print(f"{i} ---> {acc} ")

    all_combinations.append(acc)
```

```
['lbfgs', 'l2'] ---> 0.5005666666666667
['lbfgs', 'none'] ---> 0.5005666666666667
['liblinear', 'l1'] ---> 0.5003666666666666
['liblinear', 'l2'] ---> 0.5005666666666667
['newton-cg', 'l2'] ---> 0.5005666666666667
['newton-cg', 'none'] ---> 0.5005666666666667
['sag', 'l2'] ---> 0.5005666666666667
['sag', 'none'] ---> 0.5006333333333334
['saga', 'l1'] ---> 0.5001666666666666
['saga', 'l2'] ---> 0.5005666666666667
['saga', 'none'] ---> 0.5005666666666667
```

In [14]:
```
# Best Hyperparmeter for Logistic Regression
print(f"{params[all_combinations.index(max(all_combinations))]} ---> {max(all_combinations)}")


Master_Evaluations.append([f"Log_reg_{params[all_combinations.index(max(all_combinations))]}", None, max(all_combinations), None, None])

```

```
['sag', 'none'] ---> 0.5006333333333334
```

SVM

In [57]:
```
SVC_linear = SVC()
CalModel(SVC_linear,"SVC_linear")
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.50      0.60      0.55     15110
           1       0.50      0.40      0.44     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.50     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.50     30000
```

In [58]:
```
SVC_sigmoid = SVC(kernel="sigmoid")
CalModel(SVC_sigmoid,"SVC_sigmoid")
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.50      0.50      0.50     15110
           1       0.49      0.49      0.49     14890

    accuracy                           0.49     30000
   macro avg       0.49      0.49      0.49     30000
weighted avg       0.49      0.49      0.49     30000
```

KNN

In [15]:
```
KNN = KNeighborsClassifier()
CalModel(KNN,"KNN")
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.51      0.52      0.51     15110
           1       0.50      0.50      0.50     14890

    accuracy                           0.51     30000
   macro avg       0.51      0.51      0.51     30000
weighted avg       0.51      0.51      0.51     30000
```

In [16]:
```
# Hypertuning
KNN_LIST = []
for i in range(1,50):
    KNN = KNeighborsClassifier(n_neighbors=i)
    KNN.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = KNN.predict(X_test)
    print(f"{i} ----> {accuracy_score(Y_test,Y_pred)}")
    KNN_LIST.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))
```

```
1 ----> 0.5005
2 ----> 0.5003666666666666
3 ----> 0.5042666666666666
4 ----> 0.5048
5 ----> 0.5057
6 ----> 0.5053333333333333
7 ----> 0.5010666666666667
8 ----> 0.5022666666666666
9 ----> 0.5003666666666666
10 ----> 0.505
11 ----> 0.5038
12 ----> 0.5029333333333333
13 ----> 0.5022333333333333
14 ----> 0.5036333333333334
15 ----> 0.5051666666666667
16 ----> 0.5018333333333334
17 ----> 0.5045666666666667
18 ----> 0.5055666666666667
19 ----> 0.5074666666666666
20 ----> 0.5064666666666666
21 ----> 0.5080333333333333
22 ----> 0.5034666666666666
23 ----> 0.5051666666666667
24 ----> 0.5032666666666666
25 ----> 0.5034333333333333
26 ----> 0.5035666666666667
27 ----> 0.5048666666666667
28 ----> 0.5019
29 ----> 0.5020333333333333
30 ----> 0.5009666666666667
31 ----> 0.5009666666666667
32 ----> 0.5023666666666666
33 ----> 0.501
34 ----> 0.5024
35 ----> 0.5023666666666666
36 ----> 0.5019666666666667
37 ----> 0.5020333333333333
38 ----> 0.5029
39 ----> 0.5019
40 ----> 0.5013
41 ----> 0.49943333333333334
42 ----> 0.4997
43 ----> 0.4998666666666667
44 ----> 0.4983
45 ----> 0.4991
46 ----> 0.4987333333333333
47 ----> 0.5015333333333334
48 ----> 0.49783333333333335
49 ----> 0.5015666666666667
```

In [17]:
```
# Best Hyperparmeter for KNN
print(f"{KNN_LIST.index(max(KNN_LIST))+1} ---> {max(KNN_LIST)}")

Master_Evaluations.append([f"KNN_{KNN_LIST.index(max(KNN_LIST))+1}", None, max(KNN_LIST), None, None])

```

```
21 ---> 0.5080333333333333
```

Decision Tree

In [18]:
```
DTC_GINI = DecisionTreeClassifier()
CalModel(DTC_GINI, "DTC_GINI")
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.50      0.50      0.50     15110
           1       0.50      0.50      0.50     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.50     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.50     30000
```

In [19]:
```
# HyperTuning
DTC_ENTROPY = DecisionTreeClassifier(criterion="entropy")
CalModel(DTC_ENTROPY, "DTC_ENTROPY")
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.50	0.50	0.50	15110
1	0.49	0.49	0.49	14890
accuracy			0.50	30000
macro avg	0.50	0.50	0.50	30000
weighted avg	0.50	0.50	0.50	30000

MAX_DEPT

In [20]:
```
MAX_DEPT_LIST = []
for i in range(1,50):
    DTC_1 = DecisionTreeClassifier(max_depth=i,)
    DTC_1.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = DTC_1.predict(X_test)
    print(f"{i} ---> {accuracy_score(Y_test,Y_pred)}")
    MAX_DEPT_LIST.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))
```

```
1 ---> 0.5040666666666667
2 ---> 0.4959
3 ---> 0.4959
4 ---> 0.4961333333333333
5 ---> 0.49643333333333334
6 ---> 0.4978666666666667
7 ---> 0.49893333333333334
8 ---> 0.5018666666666667
9 ---> 0.5002666666666666
10 ---> 0.5009666666666667
11 ---> 0.49793333333333334
12 ---> 0.49943333333333334
13 ---> 0.4973
14 ---> 0.4985
15 ---> 0.4991
16 ---> 0.4997333333333333
17 ---> 0.5027666666666667
18 ---> 0.5013666666666666
19 ---> 0.5038
20 ---> 0.5031333333333333
21 ---> 0.5014
22 ---> 0.49773333333333336
23 ---> 0.49793333333333334
24 ---> 0.4982
25 ---> 0.49646666666666667
26 ---> 0.5002
27 ---> 0.4997666666666667
28 ---> 0.5017333333333334
29 ---> 0.5023
30 ---> 0.5028
31 ---> 0.5009
32 ---> 0.5014333333333333
33 ---> 0.5016333333333334
34 ---> 0.5044
35 ---> 0.5018
36 ---> 0.5007333333333334
37 ---> 0.5012
38 ---> 0.5012333333333333
39 ---> 0.5047333333333334
40 ---> 0.5027
41 ---> 0.5018
42 ---> 0.5001666666666666
43 ---> 0.5022
44 ---> 0.5033
45 ---> 0.5022666666666666
46 ---> 0.5041666666666667
47 ---> 0.5045
48 ---> 0.5022333333333333
49 ---> 0.5025666666666667
```

In [21]:
```
print(f"{MAX_DEPT_LIST.index(max(MAX_DEPT_LIST))+1} ---> {max(MAX_DEPT_LIST)}")
```

```
39 ---> 0.5047333333333334
```

In [22]:
```
DTC_MAX_DEPT_LIST = DecisionTreeClassifier(max_depth=5)
CalModel(DTC_MAX_DEPT_LIST,'DTC_MAX_DEPT_LIST')
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.50	0.31	0.38	15110
1	0.49	0.69	0.57	14890
accuracy			0.50	30000
macro avg	0.50	0.50	0.48	30000
weighted avg	0.50	0.50	0.48	30000

MIN_SAMPLE_SPLIT

In [23]:
```
MIN_SAMPLE_SPLIT = []
for i in range(2,50):
    DTC_2 = DecisionTreeClassifier(min_samples_split=i)
    DTC_2.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = DTC_2.predict(X_test)

    print(f"{i} ---> {accuracy_score(Y_test,Y_pred)}")

    MIN_SAMPLE_SPLIT.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))
```

```
2 ---> 0.5024
3 ---> 0.5011333333333333
4 ---> 0.5024666666666666
5 ---> 0.5031
6 ---> 0.5025333333333334
7 ---> 0.5036666666666667
8 ---> 0.5033333333333333
9 ---> 0.5024
10 ---> 0.5023333333333333
11 ---> 0.5016666666666667
12 ---> 0.5021666666666667
13 ---> 0.5014666666666666
14 ---> 0.5014
15 ---> 0.5023
16 ---> 0.5025
17 ---> 0.5016333333333334
18 ---> 0.5014666666666666
19 ---> 0.5017666666666667
20 ---> 0.5035
21 ---> 0.5032666666666666
22 ---> 0.5045
23 ---> 0.5043666666666666
24 ---> 0.5052333333333333
25 ---> 0.5048
26 ---> 0.5044333333333333
27 ---> 0.5040333333333333
28 ---> 0.5038333333333334
29 ---> 0.5023333333333333
30 ---> 0.5023666666666666
31 ---> 0.5020666666666667
32 ---> 0.5024
33 ---> 0.5018
34 ---> 0.5012666666666666
35 ---> 0.5011666666666666
36 ---> 0.5011
37 ---> 0.5016333333333334
38 ---> 0.5004666666666666
39 ---> 0.5006
40 ---> 0.5013333333333333
41 ---> 0.5008
42 ---> 0.5018
43 ---> 0.5022
44 ---> 0.5019333333333333
45 ---> 0.5015
46 ---> 0.501
47 ---> 0.5009666666666667
48 ---> 0.5000666666666667
49 ---> 0.49953333333333333
```

In [24]:
```
print(f"{MIN_SAMPLE_SPLIT.index(max(MIN_SAMPLE_SPLIT))+2} ---> {max(MIN_SAMPLE_SPLIT)}")
```

```
24 ---> 0.5052333333333333
```

In [25]:
```
DTC_MIN_SAMPLE_SPLIT = DecisionTreeClassifier(min_samples_split=25)
CalModel(DTC_MIN_SAMPLE_SPLIT)
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.51	0.52	0.52	15110
1	0.50	0.49	0.49	14890
accuracy			0.51	30000
macro avg	0.51	0.51	0.51	30000
weighted avg	0.51	0.51	0.51	30000

MIN_SAMPLE_LEAF

In [26]:
```
MIN_SAMPLE_LEAF = []
for i in range(1,50):
    DTC_3 = DecisionTreeClassifier(min_samples_leaf=i)
    DTC_3.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = DTC_3.predict(X_test)

    print(f"{i} ---> {accuracy_score(Y_test,Y_pred)}")

    MIN_SAMPLE_LEAF.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))
```

```
1 ---> 0.5007
2 ---> 0.5029
3 ---> 0.5036333333333334
4 ---> 0.5077
5 ---> 0.5050333333333333
6 ---> 0.5072333333333333
7 ---> 0.5053333333333333
8 ---> 0.5048333333333334
9 ---> 0.5066666666666667
10 ---> 0.5074666666666666
11 ---> 0.5072666666666666
12 ---> 0.5046333333333334
13 ---> 0.5054
14 ---> 0.5042666666666666
15 ---> 0.5024
16 ---> 0.5020333333333333
17 ---> 0.506
18 ---> 0.5054333333333333
19 ---> 0.5049333333333333
20 ---> 0.5073333333333333
21 ---> 0.5066333333333334
22 ---> 0.5047333333333334
23 ---> 0.5055333333333333
24 ---> 0.5072
25 ---> 0.5072
26 ---> 0.5105333333333333
27 ---> 0.5080666666666667
28 ---> 0.5073
29 ---> 0.5057666666666667
30 ---> 0.504
31 ---> 0.5026666666666667
32 ---> 0.5034
33 ---> 0.5037333333333334
34 ---> 0.5037
35 ---> 0.5056
36 ---> 0.5063666666666666
37 ---> 0.5048
38 ---> 0.505
39 ---> 0.5062333333333333
40 ---> 0.5058
41 ---> 0.5046666666666667
42 ---> 0.5052
43 ---> 0.5051666666666667
44 ---> 0.5039666666666667
45 ---> 0.5026
46 ---> 0.5014
47 ---> 0.5011666666666666
48 ---> 0.5020333333333333
49 ---> 0.5019666666666667
```

In [27]:
```
print(f"{MIN_SAMPLE_LEAF.index(max(MIN_SAMPLE_LEAF))+2} ---> {max(MIN_SAMPLE_LEAF)}")
```

```
27 ---> 0.5105333333333333
```

In [28]:
```
DTC_MIN_SAMPLE_LEAF = DecisionTreeClassifier(min_samples_split=25)
CalModel(DTC_MIN_SAMPLE_LEAF,'DTC_MIN_SAMPLE_LEAF')
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.51      0.52      0.52     15110
           1       0.50      0.48      0.49     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.50     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.50     30000
```

Stratified K-FOLD on Decision Tree

In [29]:
```
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score

SKFOLD_LIST = []

for i in range(2,20):
    skfolds = StratifiedKFold(n_splits=i)

    DTC_SKFOLD = DecisionTreeClassifier()

    scores = cross_val_score(DTC_SKFOLD,X,Y,cv=skfolds)

    SKFOLD_LIST.append(np.mean(scores))


```

In [30]:
```
print(f"{SKFOLD_LIST.index(max(SKFOLD_LIST))+2} ---> {max(SKFOLD_LIST)}")

Master_Evaluations.append([f"SKFOLD_DTC{SKFOLD_LIST.index(max(SKFOLD_LIST))+2}", None, max(SKFOLD_LIST), None, None])
```

```
8 ---> 0.5035000000000001
```

RandomForest

In [31]:
```
RFC = RandomForestClassifier()
CalModel(RFC,'RFC')
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.51      0.53      0.52     15110
           1       0.50      0.48      0.49     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.50     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.50     30000
```

Criterion → entropy

In [32]:
```
RFC_Entropy = RandomForestClassifier(criterion="entropy")
CalModel(RFC_Entropy,'RFC_Entropy')
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.50      0.53      0.52     15110
           1       0.50      0.47      0.48     14890

    accuracy                           0.50     30000
   macro avg       0.50      0.50      0.50     30000
weighted avg       0.50      0.50      0.50     30000
```

E_Max_depth

In [33]:
```
E_MAX_DEPTH = []
for i in range(1,15):
    model = RandomForestClassifier(max_depth=i,criterion="entropy")
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    E_MAX_DEPTH.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

E_MAX_DEPTH_DF = pd.DataFrame(data=E_MAX_DEPTH,index=np.arange(1,15),columns=['Accuracy_score'])
```

E_Max_depth

In [34]:
```
E_MIN_SAMPLE_SPLIT = [np.NAN,np.NAN]
for i in range(2,15):
    model = RandomForestClassifier(min_samples_split=i,criterion="entropy")
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    E_MIN_SAMPLE_SPLIT.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

E_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF = pd.DataFrame(data=E_MIN_SAMPLE_SPLIT,index=np.arange(0,15),columns=['Accuracy_score'])
```

E_Min_sample_leaf

In [35]:
```
E_MIN_SAMPLE_LEAF = [np.NAN,np.NAN]
for i in range(2,15):
    model = RandomForestClassifier(min_samples_leaf=i,criterion="entropy")
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    E_MIN_SAMPLE_LEAF.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

E_MIN_SAMPLE_LEAF_DF = pd.DataFrame(data=E_MIN_SAMPLE_LEAF,index=np.arange(0,15),columns=['Accuracy_score'])
```

Plotting Graph for all using ENTROPY

In [36]:
```
plt.figure(figsize=(15,8))

plt.subplot(1,3,1)
plt.plot(E_MAX_DEPTH_DF)
plt.xlabel("max_depth (Entropy)")
plt.grid()
print("max_depth",E_MAX_DEPTH_DF[E_MAX_DEPTH_DF.Accuracy_score == E_MAX_DEPTH_DF.Accuracy_score.max()])
print("----------------------------")

plt.subplot(1,3,2)
plt.plot(E_MIN_SAMPLE_LEAF_DF)
plt.xlabel("min_sample_leaf (Entropy)")
plt.grid()
print("min_sample_leaf",E_MIN_SAMPLE_LEAF_DF[E_MIN_SAMPLE_LEAF_DF.Accuracy_score == E_MIN_SAMPLE_LEAF_DF.Accuracy_score.max()])
print("----------------------------")

plt.subplot(1,3,3)
plt.plot(E_MIN_SAMPLE_SPLIT)
plt.xlabel("min_sample_split (Entropy)")
plt.grid()
print("min_sample_split",E_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF[E_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF.Accuracy_score == E_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF.Accuracy_score.max()])
```

```
max_depth    Accuracy_score
1          0.5058
----------------------------
min_sample_leaf     Accuracy_score
11          0.5061
----------------------------
min_sample_split     Accuracy_score
10        0.505233
```

Criterion → GINI

G_Max_depth

In [37]:
```
G_MAX_DEPTH = []
for i in range(1,15):
    model = RandomForestClassifier(max_depth=i)
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    G_MAX_DEPTH.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

G_MAX_DEPTH_DF = pd.DataFrame(data=G_MAX_DEPTH,index=np.arange(1,15),columns=['Accuracy_score'])
```

G_Min_sample_leaf

In [38]:
```
G_MIN_SAMPLE_SPLIT = [np.NAN,np.NAN]
for i in range(2,15):
    model = RandomForestClassifier(min_samples_split=i)
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    G_MIN_SAMPLE_SPLIT.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

G_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF = pd.DataFrame(data=G_MIN_SAMPLE_SPLIT,index=np.arange(0,15),columns=['Accuracy_score'])
```

G_Min_sample_split

In [39]:
```
G_MIN_SAMPLE_LEAF = [np.NAN,np.NAN]
for i in range(2,15):
    model = RandomForestClassifier(min_samples_leaf=i)
    model.fit(X_train,Y_train)
    Y_pred = model.predict(X_test)

    G_MIN_SAMPLE_LEAF.append(accuracy_score(Y_test,Y_pred))

G_MIN_SAMPLE_LEAF_DF = pd.DataFrame(data=G_MIN_SAMPLE_LEAF,index=np.arange(0,15),columns=['Accuracy_score'])
```

Plotting Graph for all using GINI

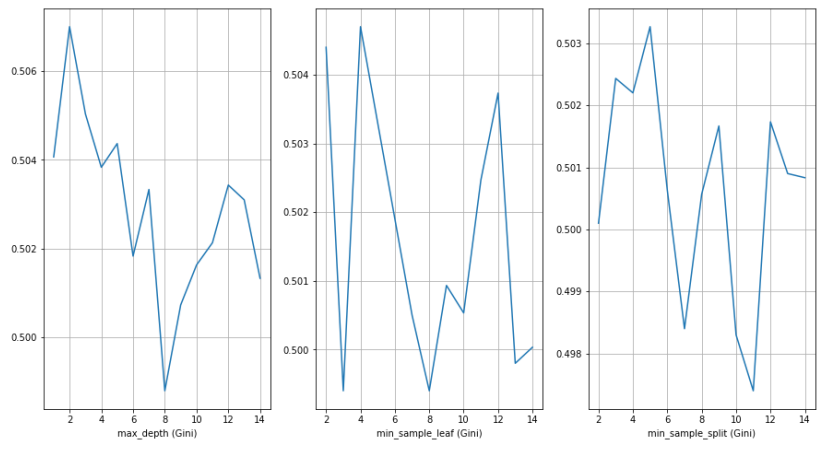
In [40]:
```
plt.figure(figsize=(15,8))

plt.subplot(1,3,1)
plt.plot(G_MAX_DEPTH_DF)
plt.xlabel("max_depth (Gini)")
plt.grid()
print("max_depth",G_MAX_DEPTH_DF[G_MAX_DEPTH_DF.Accuracy_score == G_MAX_DEPTH_DF.Accuracy_score.max()])
print("----------------------------")

plt.subplot(1,3,2)
plt.plot(G_MIN_SAMPLE_LEAF_DF)
plt.xlabel("min_sample_leaf (Gini)")
plt.grid()
print("min_sample_leaf",G_MIN_SAMPLE_LEAF_DF[G_MIN_SAMPLE_LEAF_DF.Accuracy_score == G_MIN_SAMPLE_LEAF_DF.Accuracy_score.max()])
print("----------------------------")

plt.subplot(1,3,3)
plt.plot(G_MIN_SAMPLE_SPLIT)
plt.xlabel("min_sample_split (Gini)")
plt.grid()
print("min_sample_split",G_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF[G_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF.Accuracy_score == G_MIN_SAMPLE_SPLIT_DF.Accuracy_score.max()])
```

```
max_depth    Accuracy_score
2           0.507
----------------------------
min_sample_leaf    Accuracy_score
4          0.5047
----------------------------
min_sample_split    Accuracy_score
5         0.503267
```



Evaluations

In [70]:
```
# Creating a dataframe of all evaluations
Evalauations = pd.DataFrame(Master_Evaluations,columns= ["Model", "f1", 'acc', 'rec', 'pre'])
```

In [71]:
```
Evalauations
```

Out[71]:

	Model	f1	acc	rec	pre
0	Log_reg	0.436242	0.500567	0.389322	0.496021
1	Log_reg_['sag', 'none']	NaN	0.500633	NaN	NaN
2	KNN	0.499105	0.505700	0.496172	0.502073
3	KNN_21	NaN	0.508033	NaN	NaN
4	DTC_GINI	0.497248	0.500667	0.497515	0.496981
5	DTC_ENTROPY	0.493779	0.498200	0.493083	0.494477
6	DTC_MAX_DEPT_LIST	0.574583	0.496433	0.685158	0.494738
7	None	0.494172	0.505267	0.486904	0.501661
8	DTC_MIN_SAMPLE_LEAF	0.492282	0.504400	0.484083	0.500764
9	SKFOLD_8	NaN	0.503500	NaN	NaN
10	RFC	0.488819	0.502433	0.479315	0.498707
11	RFC_Entropy	0.482564	0.499467	0.470248	0.495541
12	SVC_sigmoid	0.487690	0.492967	0.486232	0.489156
13	SVC_linear	0.444469	0.500300	0.402754	0.495825

In [105]:
```
# Melting it to make it flexible to plot
Melted_Evalauations = pd.melt(Evalauations, id_vars = "Model")
Melted_Evalauations
```

Out[105]:

	Model	variable	value
0	Log_reg	f1	0.436242
1	Log_reg_['sag', 'none']	f1	NaN
2	KNN	f1	0.499105
3	KNN_21	f1	NaN
4	DTC_GINI	f1	0.497248
5	DTC_ENTROPY	f1	0.493779
6	DTC_MAX_DEPT_LIST	f1	0.574583
7	None	f1	0.494172
8	DTC_MIN_SAMPLE_LEAF	f1	0.492282
9	SKFOLD_8	f1	NaN
10	RFC	f1	0.488819
11	RFC_Entropy	f1	0.482564
12	SVC_sigmoid	f1	0.487690
13	SVC_linear	f1	0.444469
14	Log_reg	acc	0.500567
15	Log_reg_['sag', 'none']	acc	0.500633
16	KNN	acc	0.505700
17	KNN_21	acc	0.508033
18	DTC_GINI	acc	0.500667
19	DTC_ENTROPY	acc	0.498200
20	DTC_MAX_DEPT_LIST	acc	0.496433
21	None	acc	0.505267
22	DTC_MIN_SAMPLE_LEAF	acc	0.504400
23	SKFOLD_8	acc	0.503500
24	RFC	acc	0.502433
25	RFC_Entropy	acc	0.499467
26	SVC_sigmoid	acc	0.492967
27	SVC_linear	acc	0.500300
28	Log_reg	rec	0.389322
29	Log_reg_['sag', 'none']	rec	NaN
30	KNN	rec	0.496172
31	KNN_21	rec	NaN
32	DTC_GINI	rec	0.497515
33	DTC_ENTROPY	rec	0.493083
34	DTC_MAX_DEPT_LIST	rec	0.685158
35	None	rec	0.486904
36	DTC_MIN_SAMPLE_LEAF	rec	0.484083
37	SKFOLD_8	rec	NaN
38	RFC	rec	0.479315
39	RFC_Entropy	rec	0.470248
40	SVC_sigmoid	rec	0.486232
41	SVC_linear	rec	0.402754
42	Log_reg	pre	0.496021
43	Log_reg_['sag', 'none']	pre	NaN
44	KNN	pre	0.502073
45	KNN_21	pre	NaN
46	DTC_GINI	pre	0.496981
47	DTC_ENTROPY	pre	0.494477
48	DTC_MAX_DEPT_LIST	pre	0.494738
49	None	pre	0.501661
50	DTC_MIN_SAMPLE_LEAF	pre	0.500764
51	SKFOLD_8	pre	NaN
52	RFC	pre	0.498707
53	RFC_Entropy	pre	0.495541
54	SVC_sigmoid	pre	0.489156
55	SVC_linear	pre	0.495825

In [106]:
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.set_palette("Set1")

sns.catplot(x='Model', y='value', hue='variable', data=Melted_Evalauations, kind='bar', height=5)

plt.ylim(0.3,0.8)
plt.xticks(rotation='vertical')
plt.show()
```