

ΑΝΑΦΟΡΑ PROJECT ΘΕΩΡΙΑ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Α.Τα στοιχεία της Ομάδας μας είναι:

Επίθετο	Όνομα	A.M.	Email	Έτος
Μορφόπουλος	Μάριος Αλέξανδρος	1058102	up1058102@ upnet.gr	6ο
Μωραγέμος	Κωσταντίνος	1059583	up1059583@ upnet.gr	5ο
Φωτοπούλου	Γεωργία Μαρία	1059597	up1059597@ upnet.gr	5ο

Στην εργασία μας ασχοληθήκαμε με το Heart Disease Prediction Task Force 1 , δηλαδή την πρόβλεψη καρδιακής πάθησης σε άτομα σύμφωνα με το δοσμένο dataset.

B.Εισαγωγή του dataset:

- 1.Το dataset "Heart Disease Prediction"(Task Force 1) περιλαμβάνει 14 στήλες με δείγματα απο χαρακτηριστικά ασθενών.
- 2.Το πεδίο "στόχος" αναφέρεται στην παρουσία καρδιακής νόσου στον αντίστοιχο ασθενή.(0 για καμία παρουσία,1 για παρουσία)
- 3.Οπότε καταλαβαίνουμε ότι είναι πρόβλημα "binary classification" και θα πρέπει να δημιουργήσουμε μοντέλα που να προβλέπουν με ακρίβεια την πιθανότητα καρδιακής νόσου.

Πληροφορίες για τα features του dataset:

- * age
- * sex
- * chest pain type (4 values)
- * resting blood pressure
- * serum cholestoral in mg/dl
- * fasting blood sugar > 120 mg/dl
- * resting electrocardiographic results (values 0,1,2)
- * maximum heart rate achieved
- * exercise induced angina
- * oldpeak = ST depression induced by exercise relative to rest
- * the slope of the peak exercise ST segment
- * number of major vessels (0-3) colored by flourosopy
- * thal: 3 = normal; 6 = fixed defect; 7 = reversable defect
- * target:0 for no presence of heart disease, 1 for presence of heart disease

Με την βοήθεια της βιβλιοθήκης pandas της Python θα διαβάσουμε το dataset μας.

Παραθέτω screenshot από τον κώδικα.

Διάβασμα του dataset

```
In [31]: df = pd.read_csv('Dataset1.csv')
```

```
In [32]: df.head()#Δείχνουμε τις 5 πρώτες σειρές του dataset
```

```
Out[32]:
```

	age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
0	63	1	3	145	233	1	0	150	0	2.3	0	0	1	1
1	37	1	2	130	250	0	1	187	0	3.5	0	0	2	1
2	41	0	1	130	204	0	0	172	0	1.4	2	0	2	1
3	56	1	1	120	236	0	1	178	0	0.8	2	0	2	1
4	57	0	0	120	354	0	1	163	1	0.6	2	0	2	1

Γ.Ανάλυση των δεδομένων,επεξεργασία και αναπαράσταση τιμών:

Παραθέτω screenshot από τον κώδικα.

Γ. Ανάλυση των δεδομένων, επεξεργασία και αναπαράσταση τιμών.

```
In [33]: df.info()#Ανάλυση των τύπων των features
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 303 entries, 0 to 302  
Data columns (total 14 columns):  
age          303 non-null int64  
sex          303 non-null int64  
cp          303 non-null int64  
trestbps    303 non-null int64  
chol        303 non-null int64  
fbs         303 non-null int64  
restecg     303 non-null int64  
thalach     303 non-null int64  
exang       303 non-null int64  
oldpeak     303 non-null float64  
slope       303 non-null int64  
ca          303 non-null int64  
thal        303 non-null int64  
target      303 non-null int64  
dtypes: float64(1), int64(13)  
memory usage: 33.3 KB
```

Παρατηρούμε ότι στο dataset δεν υπάρχουν ελλιπείς τιμές

```
In [34]: df.isna().sum()#Εντολή για να δούμε αν έχουμε missing values
```

```
Out[34]: age          0  
sex          0  
cp           0  
trestbps     0  
chol         0  
fbs          0  
restecg      0  
thalach      0  
exang        0  
oldpeak      0  
slope        0  
ca           0  
thal         0  
target       0  
dtype: int64
```

Παρατηρούμε ότι δεν υπάρχουν NAN values στο dataset μας, οπότε δεν χρειάστηκε να κάνουμε κάποια μέθοδο όπως αφαίρεση στήλης ή να βρούμε τον μέσο όρο κάθε στήλης για να κάνουμε preprocessing τα data μας.

Οπότε τώρα παραθέτουμε την τελική μορφή του dataset μας.

```
In [35]: df.describe().transpose()#Τελική ανάλυση του dataset
```

```
Out[35]:
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
age	303.0	54.366337	9.082101	29.0	47.5	55.0	61.0	77.0
sex	303.0	0.683168	0.466011	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0
cp	303.0	0.966997	1.032052	0.0	0.0	1.0	2.0	3.0
trestbps	303.0	131.623762	17.538143	94.0	120.0	130.0	140.0	200.0
chol	303.0	246.264026	51.830751	126.0	211.0	240.0	274.5	564.0
fbs	303.0	0.148515	0.356198	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
restecg	303.0	0.528053	0.525860	0.0	0.0	1.0	1.0	2.0
thalach	303.0	149.646865	22.905161	71.0	133.5	153.0	166.0	202.0
exang	303.0	0.326733	0.469794	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
oldpeak	303.0	1.039604	1.161075	0.0	0.0	0.8	1.6	6.2
slope	303.0	1.399340	0.616226	0.0	1.0	1.0	2.0	2.0
ca	303.0	0.729373	1.022606	0.0	0.0	0.0	1.0	4.0
thal	303.0	2.313531	0.612277	0.0	2.0	2.0	3.0	3.0
target	303.0	0.544554	0.498835	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0

Παρακάτω θα παραθέσουμε κάποια διαγράμματα για περαιτέρω ανάλυση του dataset μας.

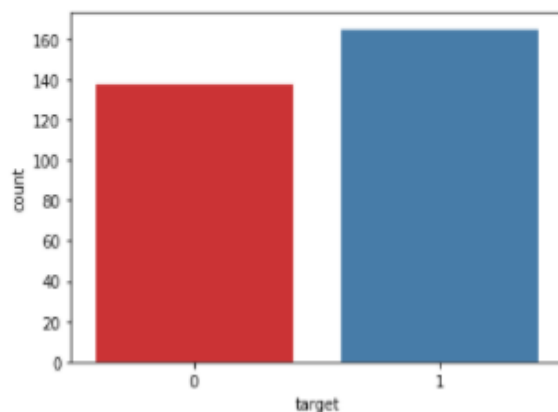
Με την βοήθεια της βιβλιοθήκης seaborn της Python εμφανίσαμε τα παρακάτω διαγράμματα:

1°. Αρχικά, δείχνω το πλήθος, δηλαδή πόσα 0/1 έχει η στήλη target

Barplot που δείχνει το πλήθος ανα target

```
In [36]: sns.countplot(x='target', data=df, palette="Set1") #Εντολή της βιβλιοθήκης Seaborn που δείχνει το πλήθος του target.
```

```
Out[36]: <AxesSubplot: xlabel='target', ylabel='count'>
```

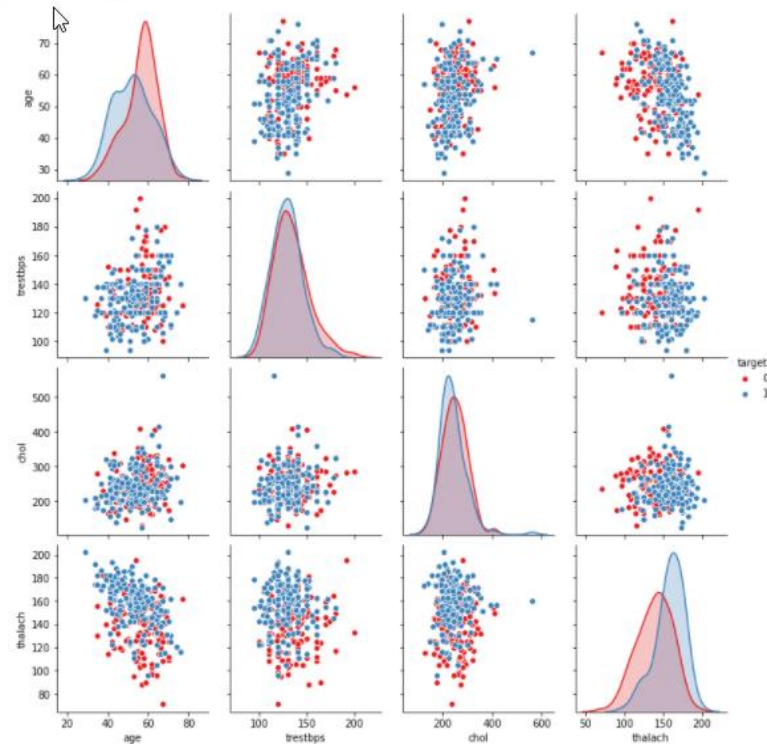


2°. Παρακάτω φαίνεται η σχέση ανάμεσα στα feature και το label μας, δηλαδή πιο feature αποτελεί βασικότερο παράγοντα για την εμφάνιση στεφανιαίας νόσου (πχ chol).

Pairplot που δείχνει την σχέση ανάμεσα στα age, trestbps, chol, thalach και target

```
In [37]: sns.pairplot(df[['age', 'trestbps', 'chol', 'thalach', 'target']], hue='target', palette="Set1") # Αντίστοιχη εντολή απλά εδώ δείχνουμε
```

```
Out[37]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f88520ee9a0>
```



3°. Τέλος παραθέτω heatmap που δείχνει την συσχέτιση μεταξύ των στηλών του dataset μας.

ω

Heatmap που δείχνει την συσχέτιση μεταξύ των στηλών του dataset μας.

```
In [38]: plt.figure(figsize=(12,8))
sns.heatmap(df.corr(),cmap="YlGnBu",annot=True,linewidths=.7)#Εντολή που δείχνει την συσχέτιση των features/label.

Out[38]: <AxesSubplot:>
```



Για παράδειγμα μπορούμε να δούμε οτι υπάρχει θετική συσχέτιση (positive correlation) μεταξύ των features πχ cp, chol που αποτελούνε το πόνο στον στήθος, και την χοληστερίνη αντίστοιχα και

του target το οποίο βγάζει νόημα γιατί όσο αυξάνονται αυτά υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα κάποιος να αποκτήσει στεφανιαία νόσο. Επίσης, μπορούμε να δούμε και την αρνητική συσχέτιση μεταξύ της μεταβλητής exang που αποτελεί την σωματική άσκηση (exercise) και του label/target μας, γεγονός που ισχύει καθώς όσο περισσότερο ασκείται κάποιος έχει μικρότερη πιθανότητα να πάσχει από την ασθένεια.

Παρατηρούμε από την εκφώνηση ότι το dataset μας δεν είναι ισορροπημένο οπότε θα κάνουμε υποδειγματοληψία. Παραθέτουμε screenshot με τα βήματα της μεθόδου αυτής.

Παρατηρούμε από την εκφώνηση ότι το dataset δεν είναι ισορροπημένο οπότε θα κάνουμε υποδειγματοληψία

```
In [39]: df['target'].value_counts()#Μετράμε πόσα 0/1 έχει το label μας.
Out[39]: 1    165
         0    138
         Name: target, dtype: int64

In [40]: X = df.loc[:, df.columns != 'target']#Ορίζω ως X τις στήλες χωρίς το target.
         y = df.loc[:, 'target']#Ορίζω ως y να έχει μόνο το target.

In [41]: X.shape#Μέγεθος του X--> 303 γραμμές , 13 στήλες
Out[41]: (303, 13)

In [42]: from imblearn.under_sampling import RandomUnderSampler
         X, y = RandomUnderSampler().fit_resample(X, y)#Υποδειγματοληψία.

In [43]: X.shape#Μετά την υποδειγματοληψία Ανανεωμένο το X.
Out[43]: (276, 13)

In [44]: y.shape#Μετά την υποδειγματοληψία Ανανεωμένο το y.
Out[44]: (276,)
```

Ξεκινάμε χρησιμοποιώντας την συνάρτηση `value_counts()` για να τυπώσουμε τον αριθμό των μηδενικών και των άσων για να δούμε την απόκλιση τους. Βλέποντας ότι έχουν σχετικά μεγάλη διαφορά (165-138) αρχίζουμε την διαδικασία της υποδειγματοληψίας. Για αρχή, ορίζουμε ως X τις στήλες χωρίς το target και έπειτα ορίζουμε το y έτσι ώστε να έχει μόνο το target και καλούμε το μέγεθος του X το οποίο βγαίνει (303, 13). Στην συνέχεια, καλούμε την βιβλιοθήκη `RandomUnderSampler` για την υποδειγματοληψία των X,y και βλέπουμε τα ανανεωμένα αποτελέσματα ((276, 13) για το X και (276,) για το y).

Δ. Machine Learning για τους ακόλουθους αλγόριθμους KNN,SVM,LogisticRegression και MLP νευρωνικό:

Παραθέτω screenshot με τις παρακάτω βιβλιοθήκες που θα χρησιμοποιήσουμε.

```
In [45]: from imblearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.feature_selection import VarianceThreshold
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
import time
#ΜΕ ΤΙΣ ΠΑΡΑΠΑΝΩ ΕΝΤΟΛΕΣ ΟΡΙΖΩ ΤΙΣ ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΕΣ ΠΟΥ ΘΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΣΩ.
```

Γενικά, ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία για τους αλγόριθμους που φτιάξαμε χρησιμοποιώντας Pipeline της βιβλιοθήκης imblearn, GridSearchCV της sklearn, Scalers (MinMaxScaler-StandardScaler), Feature Extraction τον Pca, και τέλος Feature Selector τον VarianceThreshold.

1°. Αρχικά ως πρώτο αλγόριθμο χρησιμοποιήσαμε τον KNN με χρήση Pipeline, MinMaxScaler ,PCA και VarianceThreshold. Ακολουθήσαμε αυτή την τεχνική διότι έτσι μπορούμε να κάνουμε optimized τον αλγόριθμο μας χρησιμοποιώντας όλες τις παραμέτρους που έχει για παραπάνω βοήθεια είδαμε το documentation του KNN της sklearn (<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html>).

Δηλαδή φτιάξαμε ένα Pipe που ορίσαμε εμείς τιμές για το threshold που είναι οι ακόλουθες [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2, 6e-2, 7e-2, 8e-2, 9e-2], PCA τις ακόλουθες [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99] και ορίσαμε ως scaler τον MinMaxScaler.

Μετά σύμφωνα με το παραπάνω documentation χρησιμοποιήσαμε τις παραμέτρους που φαίνονται στον κώδικα και σαν μετρική βάλαμε την f1_micro:

KNN --> MINMAXSCALER VARIANCETHRESHOLD

```
In [17]: scaler = MinMaxScaler()#καλώ τον MinMaxScaler και τον ορίζω ως Scaler
selector = VarianceThreshold()#καλώ τον VarianceThreshold
pca = PCA()

#καλώ τον αλγόριθμο KNN
knn = KNeighborsClassifier(n_jobs=-1)
knn_name = 'knn'#θέτω όνομα στην τοπική μεταβλητή

#Ορίζω το Pipe του KNN
pipe_knn = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('selector', selector), ('pca', pca), (knn_name, knn)], memory = 'tmp')

parameters_knn = {
    'selector__threshold' : [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2,6e-2,7e-2,8e-2,9e-2],
    'pca__n_components'   : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
    f'{knn_name}__n_neighbors' : list(range(1, 50, 2)),
    f'{knn_name}__metric'      : ('manhattan', 'euclidean', 'chebyshev', 'minkowski'),
    f'{knn_name}__weights'     : ('uniform', 'distance')
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe_knn, parameters_knn, scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1,verbose=1)
clf_micro.fit(X,y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100,2),'%')

print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')
```

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις εξής παραμέτρους:

```
{'knn__metric': 'euclidean', 'knn__n_neighbors': 5, 'knn__weights': 'distance', 'pca__n_components': 0.97, 'selector__threshold': 0.03}
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 85.87 %) και χρόνο 625.83 sec:

```
Fitting 5 folds for each of 10800 candidates, totalling 54000 fits
Pipeline(memory='tmp',
  steps=[('scaler', MinMaxScaler()),
        ('selector', VarianceThreshold(threshold=0.03)),
        ('pca', PCA(n_components=0.97)),
        ('knn',
         KNeighborsClassifier(metric='euclidean', n_jobs=-1,
                             weights='distance'))])
{'knn__metric': 'euclidean', 'knn__n_neighbors': 5, 'knn__weights': 'distance', 'pca__n_components': 0.97, 'selector__threshold': 0.03}
accuracy = 85.87 %
625.83 sec
```

2°. Ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία με προηγούμενος απλά σαν Scaler ορίσαμε τον StandardScaler.

```
KNN --> STANDARDSCALER

In [18]: scaler = StandardScaler()
         pca = PCA()

         knn = KNeighborsClassifier(n_jobs=-1)
         knn_name = 'knn'

         pipe_knn = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('pca', pca), (knn_name, knn)], memory = 'tmp')

         parameters_knn = {
             'pca__n_components' : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
             f'{knn_name}__n_neighbors' : list(range(1, 50, 2)),
             f'{knn_name}__metric' : ('manhattan', 'euclidean', 'chebyshev', 'minkowski'),
             f'{knn_name}__weights' : ('uniform', 'distance')
         }

         start_time = time.time()

         clf_micro = GridSearchCV(pipe_knn, parameters_knn, scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
         clf_micro.fit(X,y)
         print(clf_micro.best_estimator_)
         print(clf_micro.best_params_)
         print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100,2),'%')

         print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')

Fitting 5 folds for each of 1200 candidates, totalling 6000 fits
Pipeline(memory='tmp',
          steps=[('scaler', StandardScaler()), ('pca', PCA(n_components=0.95)),
                  ('knn',
                   KNeighborsClassifier(metric='euclidean', n_jobs=-1,
                                       n_neighbors=11, weights='distance'))])
{'knn__metric': 'euclidean', 'knn__n_neighbors': 11, 'knn__weights': 'distance', 'pca__n_components': 0.95}
accuracy = 84.43 %
56.1 sec
```

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις εξής παραμέτρους:

```
{'knn__metric': 'euclidean', 'knn__n_neighbors': 11, 'knn__weights': 'distance', 'pca__n_components': 0.95}
accuracy = 84.43 %
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 84.43 %) και χρόνο 56.1 sec.

3°.Επειτα χρησιμοποιήσαμε τον SVM με χρήση Pipeline, MinMaxScaler ,PCA και VarianceThreshold.Ακολουθήσαμε αυτή την τεχνική διότι έτσι μπορούμε να κάνουμε optimized τον αλγόριθμος μας χρησιμοποιώντας όλες τις παραμέτρους που έχει για παραπάνω βοήθεια είδαμε το documentation του SVM της sklearn

(<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVR.html>).

Δηλαδή φτιάξαμε ένα Pipe που ορίσαμε εμείς τιμές για το threshold που είναι οι ακόλουθες [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2,6e-2,7e-2,8e-2,9e-2],PCA τις ακόλουθες [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99] και ορίσαμε ως scaler τον MinMaxScaler.

Μετά σύμφωνα με το παραπάνω documentation χρησιμοποιήσαμε τις παραμέτρους που φαίνονται στον κώδικα και σαν μετρική βάλαμε την f1_micro:

SVM --> MINMAXSCALER VARIANCETHRESHOLD

```
In [19]: scaler = MinMaxScaler()
selector = VarianceThreshold()
pca = PCA()

svm = SVC()
svm_name = 'svm'

pipe_svm = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('selector', selector), ('pca', pca), (svm_name, svm)],
memory = 'tmp')

parameters_svm = {
    'selector__threshold' : [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2, 6e-2, 7e-2, 8e-2, 9e-2],
    'pca__n_components' : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
    f'{svm_name}__C' : [0.01, 0.1, 0.5, 1, 10, 100],
    f'{svm_name}__gamma' : ['auto', 'scale', 1, 0.75, 0.5, 0.25, 0.1, 0.01, 0.001],
    f'{svm_name}__kernel' : ['rbf', 'poly', 'linear', 'sigmoid']
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe_svm, parameters_svm, scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
clf_micro.fit(X,y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100,2), '%')

print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')

Fitting 5 folds for each of 11664 candidates, totalling 58320 fits
Pipeline(memory='tmp',
      steps=[('scaler', MinMaxScaler()),
              ('selector', VarianceThreshold(threshold=0.03)),
              ('pca', PCA(n_components=0.95)),
              ('svm', SVC(C=10, gamma=0.75, kernel='poly'))])
{'pca__n_components': 0.95, 'selector__threshold': 0.03, 'svm__C': 10, 'svm__gamma': 0.75, 'svm__kernel': 'poly'}
accuracy = 86.61 %
549.86 sec
```

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις εξής παραμέτρους:

```
{'pca__n_components': 0.95, 'selector__threshold': 0.03, 'svm__C': 10, 'svm__gamma': 0.75, 'svm__kernel': 'poly'}
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 86.61 %) και χρόνο 549.86 sec.

4^ο. Ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία με προηγούμενος απλά σαν Scaler ορίσαμε τον StandardScaler.

SVM --> STANDARDSCALER

```
In [20]: scaler = StandardScaler()
pca = PCA()

svm = SVC()
svm_name = 'svm'

pipe_svm = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('pca', pca), (svm_name, svm)],
                      memory = 'tmp')

parameters_svm = {
    'pca__n_components' : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
    f'{svm_name}__C' : [0.01, 0.1, 0.5, 1, 10, 100],
    f'{svm_name}__gamma' : ['auto', 'scale', 1, 0.75, 0.5, 0.25, 0.1, 0.01, 0.001],
    f'{svm_name}__kernel' : ['rbf', 'poly', 'linear', 'sigmoid']
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe_svm, parameters_svm, scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
clf_micro.fit(X,y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100,2), '%')

print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')
```

Fitting 5 folds for each of 1296 candidates, totalling 6480 fits
Pipeline(memory='tmp',
steps=[('scaler', StandardScaler()), ('pca', PCA()),
('svm', SVC(C=0.1, gamma='auto', kernel='linear'))])
{'pca__n_components': None, 'svm__C': 0.1, 'svm__gamma': 'auto', 'svm__kernel': 'linear'}
accuracy = 84.43 %
65.47 sec

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις εξής παραμέτρους:

```
{'pca__n_components': 0.95, 'selector__threshold': 0.03, 'svm__C': 10, 'svm__gamma': 0.75, 'svm__kernel': 'poly'}
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 86.61 %) και χρόνο 549.86 sec.

5°. Αρχικά ως πρώτο αλγόριθμο χρησιμοποιήσαμε τον MLP με χρήση Pipeline, StandardScaler ,PCA. Ακολουθήσαμε αυτή την τεχνική διότι έτσι μπορούμε να κάνουμε optimized τον αλγόριθμος μας χρησιμοποιώντας όλες τις παραμέτρους που έχει για παραπάνω βοήθεια είδαμε το documentation του MLP της sklearn (https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html).

Δηλαδή φτιάξαμε ένα Pipe που ορίσαμε εμείς τιμές PCA τις ακόλουθες [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99] και ορίσαμε ως scaler τον MinMaxScaler.

Μετά σύμφωνα με το παραπάνω documentation χρησιμοποιήσαμε τις παραμέτρους που φαίνονται στον κώδικα και σαν μετρική βάλαμε την f1_micro:

MLP -> STANDARDSCALER

```
In [25]: scaler = StandardScaler()
pca = PCA()

mlp = MLPClassifier(random_state=1,max_iter=1500)
mlp_name = 'mlp'

pipe_mlp = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('pca', pca), (mlp_name, mlp)],
memory = 'tmp')

parameters_mlp = {
    'pca__n_components' : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
    #f'{mlp_name}__hidden_layer_sizes':[20,50,100,150,200,250],
    f'{mlp_name}__activation' : ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'],
    f'{mlp_name}__solver' : ['sgd', 'adam', 'lbfgs'],
    f'{mlp_name}__learning_rate' : ['constant', 'invscaling', 'adaptive'],
    f'{mlp_name}__alpha' : [1e-2, 1e-1,1e-3,1e-4],
    #f'{mlp_name}__max_iter' : [100,250,500,750,1000,1250,1500,2000]
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe_mlp, parameters_mlp , scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
clf_micro.fit(X,y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy = ', round(clf_micro.best_score_*100,2),'%')

print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')

Fitting 5 folds for each of 864 candidates, totalling 4320 fits
Pipeline(memory='tmp',
steps=[('scaler', StandardScaler()), ('pca', PCA(n_components=0.95)),
('mlp',
MLPClassifier(activation='logistic', alpha=0.01, max_iter=1500,
random_state=1, solver='sgd'))])
{'mlp__activation': 'logistic', 'mlp__alpha': 0.01, 'mlp__learning_rate': 'constant', 'mlp__solver': 'sgd', 'pca__n_component
s': 0.95}
accuracy = 85.16 %
1125.59 sec
```

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις
εξής παραμέτρους:

```
{'mlp__activation': 'logistic', 'mlp__alpha': 0.01, 'mlp__learning_rate': 'constant', 'mlp__solver': '
sgd', 'pca__n_components': 0.95}
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 85.16 %) και χρόνο 1125.59 sec

6°. Ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία με προηγούμενος απλά σαν Scaler ορίσαμε τον MinMaxScaler και VarianceThreshold ορίσαμε τις ακόλουθες τιμές [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2, 6e-2].

MLP -> MINMAXSCALER

```
In [ ]: scaler = MinMaxScaler()
selector = VarianceThreshold()
pca = PCA()

mlp = MLPClassifier(random_state=1, max_iter=1500)
mlp_name = 'mlp'

pipe_mlp = Pipeline(steps=[('scaler', scaler), ('selector', selector), ('pca', pca), (mlp_name, mlp)],
                      memory = 'tmp')

parameters_mlp = {
    'pca__n_components' : [None, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99],
    'selector__threshold' : [0, 1e-2, 3e-2, 4e-2, 5e-2, 6e-2],
    f'{mlp_name}__activation' : ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'],
    f'{mlp_name}__solver' : ['sgd', 'adam', 'lbfgs'],
    f'{mlp_name}__learning_rate' : ['constant', 'invscaling', 'adaptive'],
    f'{mlp_name}__alpha' : [1e-2, 1e-1, 1e-3, 1e-4],
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe_mlp, parameters_mlp, scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
clf_micro.fit(X, y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100, 2), '%')

print(str(round(time.time() - start_time, 2)) + ' sec')
```

7°. Έπειτα χρησιμοποιήσαμε τον LogisticRegression με χρήση Pipeline, StandardScaler ,PCA. Ακολουθήσαμε αυτή την τεχνική διότι έτσι μπορούμε να κάνουμε optimized τον αλγόριθμος μας χρησιμοποιώντας όλες τις παραμέτρους που έχει για παραπάνω βοήθεια είδαμε το documentation του SVM της sklearn

(https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html).

Δηλαδή φτιάξαμε ένα Pipe που ορίσαμε εμείς τιμές για το PCA και ορίσαμε ως scaler τον StandardScaler.

Μετά σύμφωνα με το παραπάνω documentation χρησιμοποιήσαμε τις παραμέτρους που φαίνονται στον κώδικα και σαν μετρική βάλαμε την f1_micro:

```

In [47]: pca = PCA()
# Define a Standard Scaler to normalize inputs
scaler = StandardScaler()

# set the tolerance to a large value to make the example faster
logistic = LogisticRegression(max_iter=10000, tol=0.1)
logistic_name = 'logistic'

pipe = Pipeline(steps=[("scaler", scaler), ("pca", pca), (logistic_name, logistic)],
                 memory = 'tmp')

# Parameters of pipelines can be set using '__' separated parameter names:
param_grid = {
    "pca__n_components": list(range(1,X.shape[1]+1,1)),
    "logistic__C": np.logspace(-4, 4, 50),
}

start_time = time.time()

clf_micro = GridSearchCV(pipe, param_grid , scoring='f1_micro', cv=5, n_jobs=-1, verbose=1)
clf_micro.fit(X,y)
print(clf_micro.best_estimator_)
print(clf_micro.best_params_)
print('accuracy =', round(clf_micro.best_score_*100,2),'%')

print(str(round(time.time() - start_time,2))+ ' sec')

Fitting 5 folds for each of 650 candidates, totalling 3250 fits
Pipeline(memory='tmp',
  steps=[('scaler', StandardScaler()), ('pca', PCA(n_components=4)),
        ('logistic',
         LogisticRegression(C=0.8286427728546842, max_iter=10000,
                             tol=0.1))])
{'logistic__C': 0.8286427728546842, 'pca__n_components': 4}
accuracy = 83.69 %
30.45 sec

```

Τέλος ερχόμαστε στο συμπέρασμα ότι καλύτερο pipe είναι αυτό με τις εξής παραμέτρους:

```
{'logistic__C': 0.8286427728546842, 'pca__n_components': 4}
```

Που έχουμε βέλτιστο αποτέλεσμα με ακρίβεια (accuracy = 83.69 %) και χρόνο 30.45 sec.

