



ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS AND BUSINESS

Μάθημα: Τεχνητή Νοημοσύνη

Ακαδημαϊκό έτος: 2023–24

Διδάσκων: Ι. Ανδρουτσόπουλος

Μέλη Ομάδας: Μπερντούφι Ντανιέλα (ΑΜ: 3210132)

Θανάση Ανέστης (ΑΜ: 3210273)

2^η Εργασία

Ο φάκελος μας έχουμε συμπεριλάβει πέντε αρχεία ρу τα οποία είναι τα ακόλουθα:

- MyBayes.ipynb με κώδικα που έχουμε υλοποιήσει εμείς τον αλγόριθμο Naïve Bayes με πολυμεταβλητή μορφή Bernoulli και αντίστοιχο κώδικα για καμπύλες και πίνακες.
- Bayes. ipynb με κώδικα που χρησιμοποιούμε το αντίστοιχο αλγόριθμο της βιβλιοθήκης και αντίστοιχο κώδικα για καμπύλες και πίνακες.
- mainMyRandomForest. ipynb με κώδικα που έχουμε υλοποιήσει εμείς τον αλγόριθμο RandomForest και αντίστοιχο κώδικα για καμπύλες και πίνακες.
- mainRandomForest. ipynb με κώδικα που χρησιμοποιούμε το αντίστοιχο αλγόριθμο της βιβλιοθήκης και αντίστοιχο κώδικα για καμπύλες και πίνακες.
- mainMLP. ipynb με κώδικα που υλοποιούμε εμείς το mlp με κυλιόμενο παράθυρο και αντίστοιχο κώδικα για καμπύλες και πίνακες.

Μέρος Α:

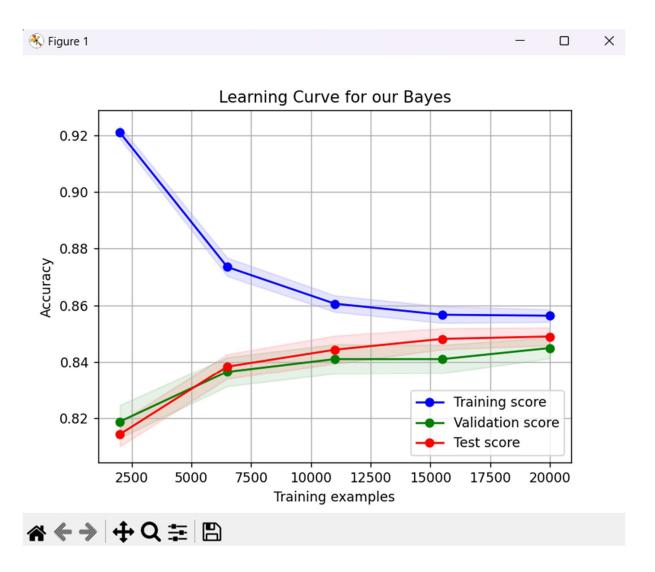
Naive Bayes

Παράμετροι :

Βγάλαμε τις λέξεις που εμφανίζονταν πάνω από 2000 φορές (διότι για παράδειγμα λέξεις όπως το "a", "the" που είναι συχνές δεν βοηθούν στην κατάταξη του κειμένου)η αντίστοιχη παράμετρος μας ονομάζεται max_df στον κώδικα μας, βγάλαμε τις λέξεις που εμφανίζονται λιγότερο από 100 φορές η αντίστοιχη παράμετρος μας ονομάζεται min_df στον κώδικα μας. Τέλος κρατάμε από αυτές που μένουν τις 8500 η αντίστοιχη παράμετρος μας ονομάζεται max_features στον κώδικα μας και είναι όλα όρισμα στο CountVectorizer. Ενώ για να εκπαιδεύσουμε τον αλγόριθμο μας χρησιμοποιούμε και τα 25000 παραδείγματα εκπαίδευσης

Καμπύλες μάθησης για Bayes:

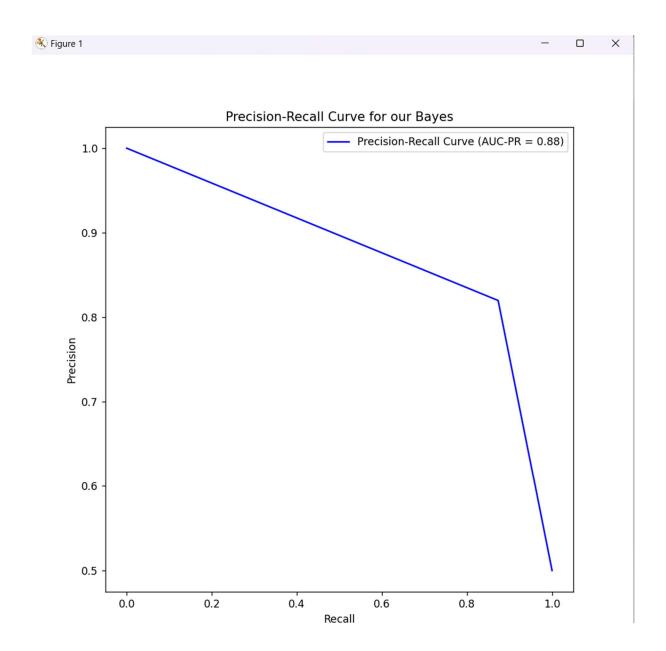
Η παρακάτω εικόνα δείχνει τις καμπύλες μάθησης για τον Naive Bayes που έχουμε υλοποιήσει παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται τα παραδείγματα εκπαίδευσης τόσο η καμπύλη εκπαίδευσης μειώνεται ενώ οι καμπύλες επικύρωσης και ελέγχου αυξάνονται. Η διαφορά μεταξύ καμπύλης εκπαίδευσης και καμπύλης ελέγχου είναι μικρή προς το τέλος που χρησιμοποιούνται όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης το οποίο είναι καλό σημαίνει ότι το μοντέλο μας εχεί εκπαιδευτεί καλά.



Καμπύλη ανάκλησης και ακρίβειας για Bayes.

Η επόμενη εικόνα δείχνει την καμπύλη ακρίβειας ανάκλησης για τον αλγόριθμο μας. Παρατηρούμε ότι καθώς αυξάνονται οι θετικές περιπτώσεις σε σύγκριση με το πλήθος τους η ακρίβεια μειώνεται με σχετικά σταθερό ρυθμό και έπειτα από ένα σημείο μειώνεται απότομα. Επιπλέον παρατηρούμε ότι κάτω από την καμπύλη ακρίβειας ανάκλησης υπάρχει πολύς χώρος το συμβολίζουμε με AUC-PR (area under the precision recall curve) το οποίο

δείχνει την συνολική απόδοση του αλγορίθμου σε σχέση με την ακρίβεια και ανάκληση και είναι 0,88 το οποίο είναι πολύ καλό σημαίνει ότι όταν κατατάσσει ένα κείμενο στην θετική κατηγορία τοτε αυτό με πιθανότητα 0,88 πραγματικά ανήκει στην θετική κατηγορία.



Πίνακας με αποτελέσματα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 ($1^{\circ\varsigma}$ πίνακας) καθώς και πίνακας που να δείχνουν το ποσοστό ορθότητας (accuracy) στα δεδομένα εκπαίδευσης (training data, όσα έχουν χρησιμοποιηθεί κάθε φορά) και ελέγχου (test data) συναρτήσει του πλήθους των παραδειγμάτων εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται σε κάθε επανάληψη του πειράματος ($2^{\circ\varsigma}$ πίνακας) για Bayes.

```
C:\Users\Daniela\Downloads\aclimdb_v1\aclimdb-python MyBayes.py
20YU-01-15 14:15:15.3828W: I tensorflow/core/util/port.cc:113] oneDNN custom operations are on. You may see slightly different numerical results due to flo ating-point round-off errors from different computation orders. To turn them off, set the environment variable 'TE_ENBRLE_ONEDNN.OFTS=0'.

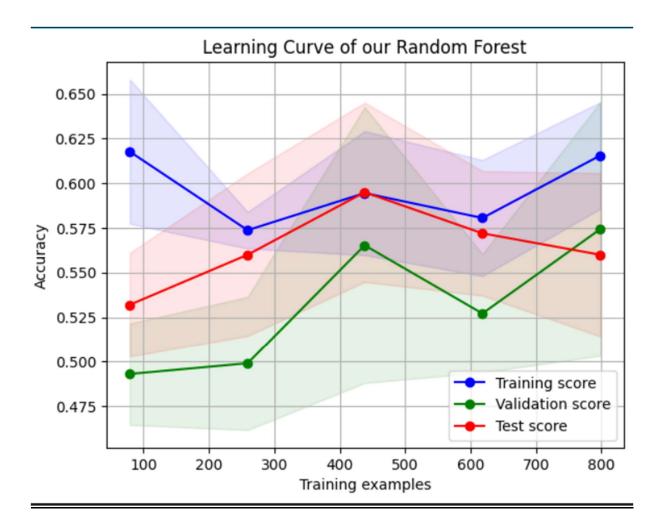
WARNING:tensorflow:From C:\Users\Daniela\text{AppBatalLocal\Programs\Python\Python310\Userlands\Userlands\text{AppBatalLocal\Programs\Python\Python310\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userlands\Userla
```

Random Forest

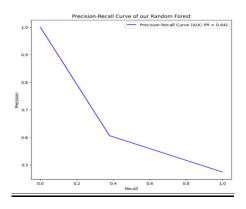
Οι παράμετροι που χρησιμοποιήσαμε για τον Random Forest είναι οι ακόλουθοι:

χρησιμοποιήσαμε 20 δέντρα για 500 παραδείγματα εκπαίδευσης έχουμε βάλει μέγιστο βάθος που μπορεί να πάει το κάθε δέντρο 4. Τέλος για το λεξιλόγιο έχουμε βγάλει τις λέξεις με συχνότητα πάνω από 2000 και όσες έχουν συχνότητα κάτω από 100 και από αυτές έχουμε κρατήσει τις 100 πιο συχνές. Έχουμε υπόψη ότι θα ήταν καλύτερο να χρησιμοποιήσουμε περισσότερα παραδείγματα εκπαίδευσης αλλά ο αλγόριθμος αργούσε πολύ να βγάλει διαγράμματα.

Η παρακάτω εικόνα δείχνει τις καμπύλες μάθησης για τον Random Forest παρατηρούμε ότι υπάρχει μια διαφορά ανάμεσα στην καμπύλη εκπαίδευσης και ελέγχου αυτό μπορεί να οφείλεται στο ότι έχουμε υπερκπαίδευση κάτι που είναι λογικό εφόσον έχουν χρησιμοποιηθεί μόνο 500 παραδείγματα εκπαίδευσης.

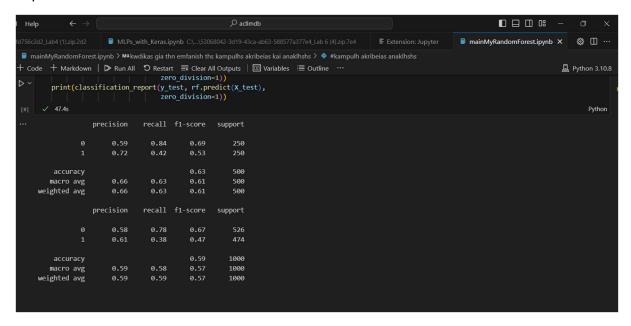


Η παρακάτω εικόνα δείχνει την καμπύλη ανάκλησης και ακρίβειας δείχνει ότι όσο αυξάνεται το ποσοστό της ανάκλησης δηλαδή των παραδειγμάτων που είναι πράγματι είναι θετικά και ο αλγόριθμος τα βρίσκει θετικά τόσο το ποσοστό ακρίβειας μειώνεται.

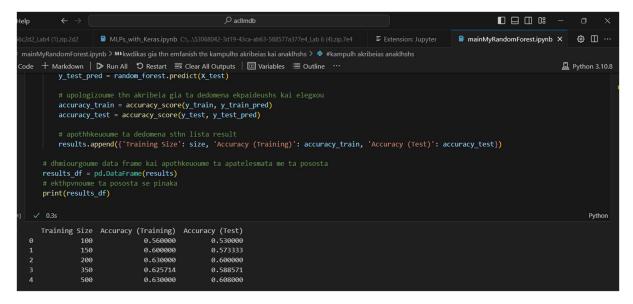


Η παρακάτω εικόνα δείχνει τους πίνακες της ακρίβειας, ανάκλησης και F1 καθώς και τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας ανάλογα με το πόσα παραδείγματα εκπαίδευσης έχουν χρησιμοποιηθεί.

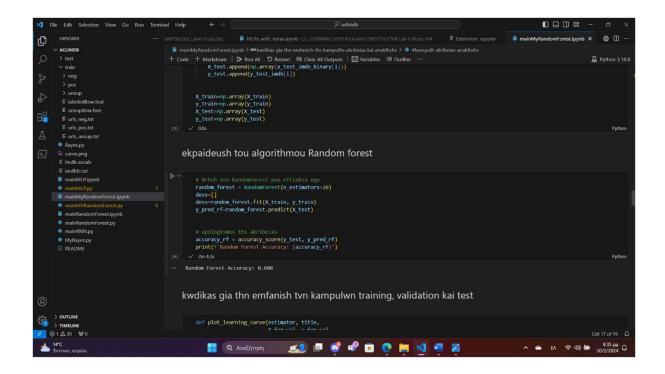
Για τον πίνακα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 μπορούμε να εστιάσουμε στο F1 που είναι μέτρο το οποίο δείχνει την ακρίβεια και την ανάκληση. Παρατηρούμε ότι το ποσοστό κυμαίνεται στο 50-60



Για τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας παρατηρούμε ότι καθώς αυξάνονται τα παραδείγματα εκπαίδευσης αυξάνεται και το ποσοστό και φτάνει μέχρι τα 60% περίπου για training και τεστ παραδείγματα.



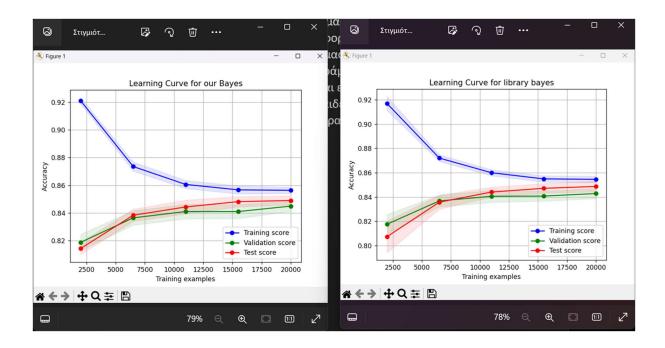
Γενικά ο αλγόριθμος μας έχει πετύχει ποσοστό ακρίβειας 60% φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



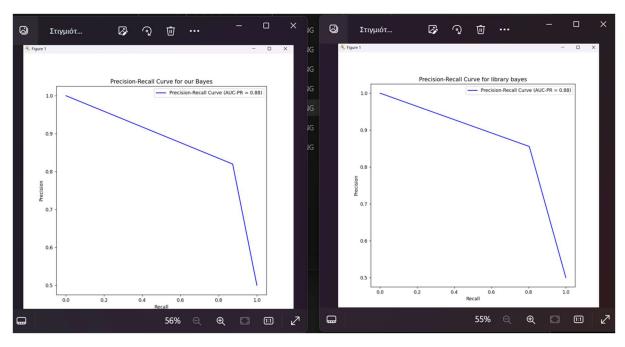
Μέρος Β:

Naïve Bayes

Παρακάτω έχουμε μια εικόνα που δείχνει τις καμπύλες μάθησης που δημιουργούνται από τον αλγόριθμο Naïve Bayes που υλοποιήσαμε εμείς (είναι η εικόνα στα αριστερά και έχει τίτλο Learning curve for our Bayes) και τις καμπύλες μάθησης που δημιουργούνται από τον Naïve Bayes της βιβλιοθηκης (είναι η εικόνα δεξιά με τίτλο Learning curve for library Bayes). Παρατηρούμε ότι οι εικόνες είναι αρκετά παρόμοιες και κυμαίνονται στα ίδια περίπου ποσοστά. Συγκεκριμένα παρατηρούμε ότι το training score (ακρίβεια του training) μειώνεται καθώς αυξάνονται τα παραδείγματα εκπαίδευσης αυτό σημαίνει ότι το συνολικό σφάλμα εκπαίδευσης αυξάνεται και αυτό γίνεται επειδή μαθαίνει πολύ καλά τα συγκεκριμένα παραδείγματα εκπαίδευσης. Παρατηρούμε επίσης ότι το validation, test score (ακρίβεια του validation, test) αυξάνεται καθώς αυξάνονται τα παραδείγματα εκπαίδευσης που είναι καλό διότι σημαίνει ότι το σφάλμα τους μειώνεται. Γενικά είναι καλές εικόνες φαίνεται να έχει ο αλγόριθμός μας καλή επίδοση καθως δεν παρατηρείται υπερφαρμογή (μεγάλη διαφορά μεταξύ καμπύλης testing και training) ούτε περιορισμένος χώρος αναζήτησης (πολύ μικρή διαφορά μεταξύ καμπυλών testing και training).



Η επόμενη εικόνα δείχνει την καμπύλη ακρίβειας ανάκλησης για τον δικό μας αλγόριθμο (αριστερά) και τον αλγόριθμο της βιβλιοθήκης (δεξιά). Παρατηρούμε ότι καθώς αυξάνονται οι θετικές περιπτώσεις σε σύγκριση με το πλήθος τους η ακρίβεια μειώνεται με σχετικά σταθερό ρυθμό και έπειτα από ένα σημείο μειώνεται απότομα αυτό συμβαίνει και στους δύο αλγορίθμους. Τέλος παρατηρούμε ότι κάτω από την καμπύλη ακρίβειας ανάκλησης υπάρχει πολύς χώρος το συμβολίζουμε με AUC-PR (area under the precision recall curve) το οποίο δείχνει την συνολική απόδοση του αλγορίθμου σε σχέση με την ακρίβεια και ανάκληση και είναι και στις δυο περιπτώσεις 0,88. Γενικά οι καμπύλες δείχνουν ότι μειώνεται η ακρίβεια καθώς αυξάνονται οι περιπτώσεις που ο αλγόριθμος τις κατατάσσει ως θετικές και είναι πράγματί θετικές.



Η παρακάτω εικόνα δείχνει τον πίνακα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 καθώς και τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας για τα παραδείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου με βάση τα παραδείγματα εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν. Η αριστερή εικόνα είναι με την δική μας υλοποίηση του αλγορίθμου το καταλαβαίνουμε διότι πάνω, πάνω φαίνεται ότι τρέξαμε το MyBayes.py και το δεξιά εικόνα είναι του αλγορίθμου της βιβλιοθήκης το καταλαβαίνουμε με τον ίδιο τρόπο από το Bayes.py.

Όσον αφορά τον πίνακα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 παρατηρούμε ότι και οι δύο αλγόριθμοι έχουν πετύχει υψηλά ποσοστά και κοντινά μεταξύ τους. Η υψηλή ανάκληση δείχνει ότι ο αλγόριθμος έχει την δυνατότητα να αναγνωρίζει μεγάλο ποσοστό των πραγματικά θετικών περιπτώσεων. Η υψηλή ακρίβεια δείχνει ότι προβλέπει θετικές περιπτώσεις με καλή ακρίβεια. Το F1 είναι ένας αριθμός που δείχνει ακρίβεια και ανάκληση μαζί και είναι αντίστοιχα και αυτό υψηλό (80%-85%).

Όσον αφορά τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας (2°ς πίνακας) παρατηρούμε ότι και οι δύο αλγόριθμοι έχουν βγάλει υψηλά και σχετικά κοντινά ποσοστά λίγο καλύτερα τα έχει πάει ο δικός μας αλγόριθμος.

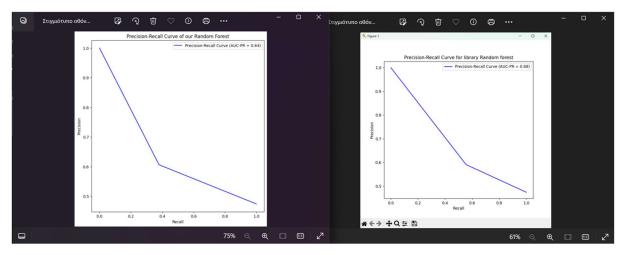


Random Forest

Η παρακάτω εικόνα δείχνει τις καμπύλες μάθησης του αλγορίθμου που υλοποιήσαμε εμείς (αριστερή εικόνα) και του αλγορίθμου της βιβλιοθήκης. Παρατηρούμε ότι και στον δικό μας αλγόριθμο αλλα και στον αλγόριθμο της βιβλιοθήκης υπάρχει ύπερεφαρμογή αυτό το καταλαβαίνουμε λόγο της μεγάλης διαφοράς μεταξύ καμπύλη εκπαίδευσης και ελέγχου αυτό οφείλεται στα λίγα παραδείγματα εκπαίδευσης που έχουμε χρησινοποιήσει.

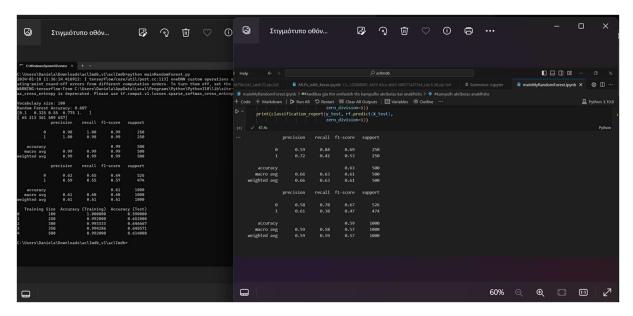


Η παρακάτω εικόνα δείχνει την καμπύλη ακρίβειας, ανάκλησης για τον δικό μας αλγόριθμο (αριστερή εικόνα) και για τον αντίστοιχο αλγόριθμο της βιβλιοθήκης (δεξιά εικόνα). Παρατηρούμε ότι η καμπύλη του αλγορίθμου μας είναι πιο ομαλή και άμα συγκρίνουμε το AUC-PR (area under the precision recall curve) το οποίο δείχνει την συνολική απόδοση του αλγορίθμου σε σχέση με την ακρίβεια και ανάκληση είναι λίγο μικρότερο (0,64) από ότι του αλγορίθμου της βιβλιοθήκης (0,68).

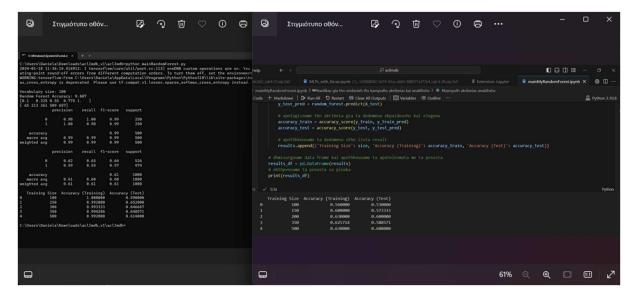


Η παρακάτω εικόνα δείχνει τους πίνακες ακρίβειας, ανάκλησης και F1 καθώς και τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας ανάλογα τα παραδείγματα εκπαίδευσης που έχουν χρησιμοποιηθεί για τον δικό μας αλγόριθμο (δεξιά εικόνα) και τον αλγόριθμο της βιβλιοθήκης (αριστερή εικόνα).

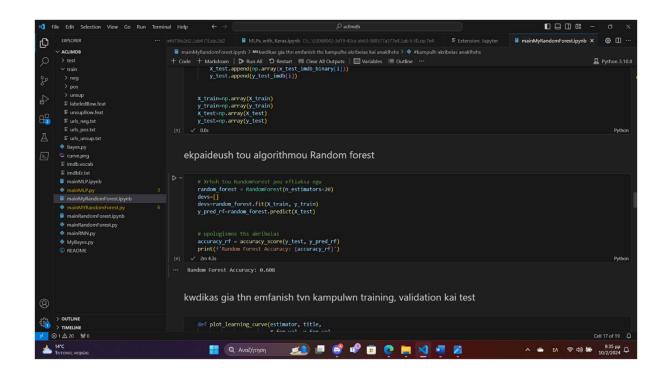
Για τον πίνακα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 παρατηρούμε ότι καλύτερα ποσοστά έχει πετύχει ο αλγόριθμος τις βιβλιοθήκης μεγάλη διαφορά υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης ο αλγόριθμος της βιβλιοθήκης έχει πετύχει πολύ καλύτερο ποσοστό.



Για τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας παρατηρούμε ότι και πάλι ο αλγόριθμος της βιβλιοθήκης έχει πετύχει καλύτερα ποσοστά ειδικά στα δεδομένα εκπαίδευσης το ποσοστό είναι πολύ υψηλό. Στα δεδομένα ελέγχου τα ποσοστά του αλγορίθμου μας σε σχέση με αυτόν της βιβλιοθήκης είναι πιο κοντά.



Γενικά άμα δούμε το ποσοστό ακρίβειας (κάτω από vocabulary size) ο αλγόριθμος μας έχει πετύχει ποσοστό ακρίβειας 0,608 (κάτω εικόνα) ενώ της βιβλιοθήκης 0,607 (πάνω εικόνα αριστερά 2^{n} γραμμή).

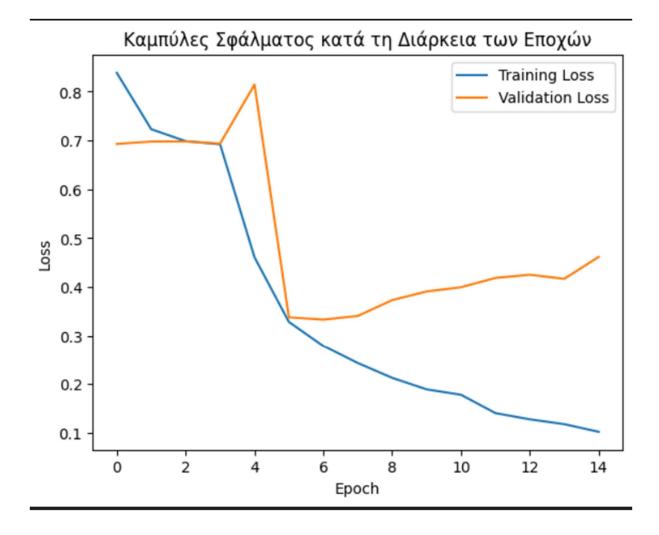


Μέρος Γ:

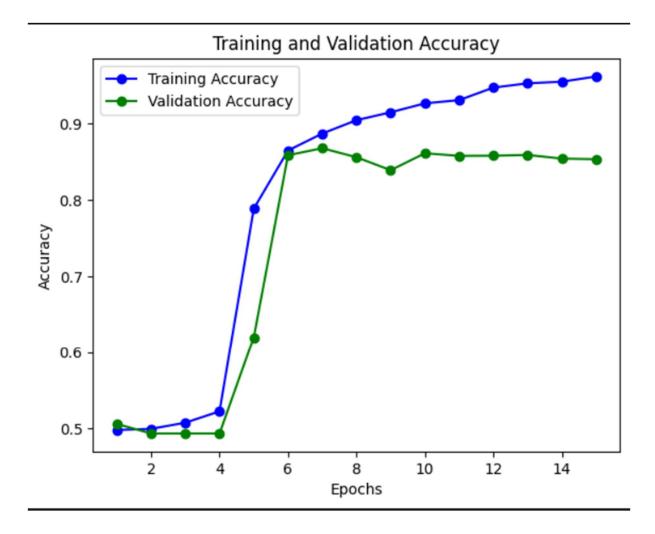
Για το μέρος Γ έχουμε φτιάξει ΜLΡ παριστάνοντας τις λέξεις με ενθέσεις λέξεων.

Όσον αφορά τις παραμέτρους έχουμε βάλει οι λέξεις με συχνότητα μεγαλύτερη από 2000 να βγαίνουν και λέξεις με συχνότητα μικρότερη από 100 να βγαίνουν. Από αυτές που μένουν κρατάμε τις 3567 πιο συχνές. Οι εποχές είναι 15 και τα παραδείγματα εκπαίδευσης που χρησιμοποιούμε είναι όλα δηλαδή 25000. Επιπλέον για να πετύχουμε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα βάλαμε drop out και batch normalization μετά το αρχικό και το κρυφό επίπεδο.

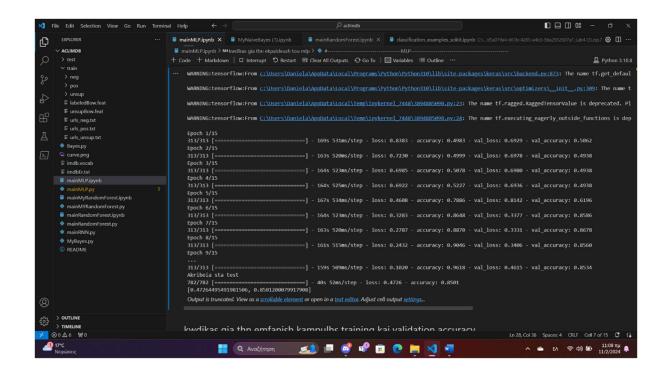
Παρακάτω φαίνεται η εικόνα που δείχνει το training και validation loss του MLP. Παρατηρούμε ότι το training loss είναι μεγάλο στην αρχή και καθώς περνάνε οι εποχές σταδιακά μικραίνει και άλλο. Ενώ το validation loss μειώνεται στην αρχή απότομα και έπειτα από την εποχή 5 και μετά αρχίζει να αυξάνεται διότι αρχίζει να έχει υπερφαρμογή για αυτό σταματήσαμε στις 15 εποχές επειδή παρατηρήσαμε ότι η διαφορά training και validation loss αυξάνεται και σημαίνει ότι το μοντέλο αρχίζει να μαθαίνει καλά τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αν παρατηρούσαμε ότι το validation loss συνεχίζει να μειώνεται τότε θα έπρεπε να βάλουμε περισσότερες εποχές για να εκπαιδεύσουμε και άλλο τον αλγόριθμο για να πετύχει καλύτερη απόδοση.



Η παρακάτω εικόνα δείχνει την ακρίβεια της καμπύλη εκπαίδευσης και επικύρωσης. Παρατηρούμε ότι η ακρίβεια στις δύο καμπύλες αυξάνεται με σχετικά παρόμοιο τρόπο και ότι από την 6^η εποχή και μετά φαίνεται να αρχίζει να υπάρχει υπερεφαρμογή αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο αρχίζει να εξειδικεύεται στα παραδείγματα εκπαίδευσης.



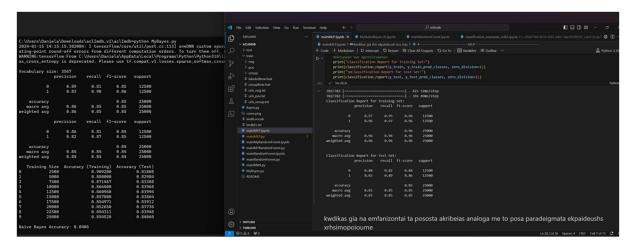
Η παρακάτω εικόνα δείχνει τα ποσοστά ακρίβειας και σφάλματος για τα training και validation παραδείγματα. Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται οι εποχές το μοντέλο πετυχαίνει καλύτερα ποσοστά ακρίβειας που φτάνουν μέχρι το 85%. Επιπλέον η εικόνα στο τέλος δείχνει την ακρίβεια στα παραδείγματα ελέγχου που πέτυχε το μοντέλο, το σφάλμα που έκανε είναι 0,47 και η ακρίβεια 0,85.



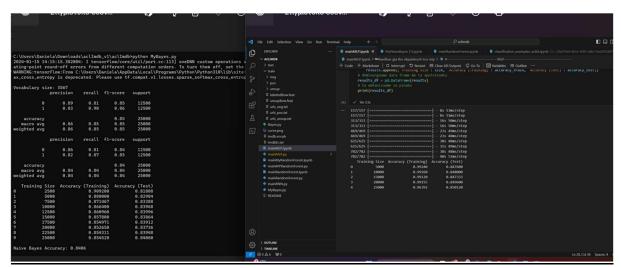
Σύνκριση Naïve Baves και MLP.

Η παρακάτω εικόνα δείχνει τον πίνακα ακρίβεια, ανάκλησης και F1 καθώς και τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας για δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου με βάση τα παραδείγματα εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν κάθε φορά. Η αριστερή εικόνα είναι που δείχνει τους πίνακες για Naïve Bayes και η δεξιά για MLP.

Για τον πίνακα ακρίβειας, ανάκλησης και F1 μπορούμε να κοιτάξουμε το F1 που είναι ένα μέτρο που εκφράζει ακρίβεια και ανάκληση. Παρατηρούμε ότι το F1 του mlp είναι μεγαλύτερο για τα παραδείγματα εκπαίδευσης ($1^{o\varsigma}$ πίνακας) αλλά και για τα δεδομένα ελέγχου ($2^{o\varsigma}$ πίνακας) σε σύγκριση με του bayes. Άρα το mlp έχει καλύτερη απόδοση στην ακρίβεια και ανάκληση απο ότι ο MLP.

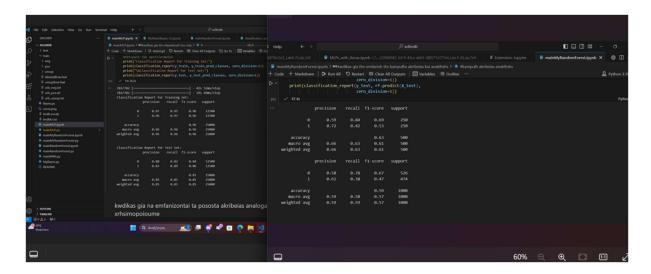


Για τον πίνακα με τα ποσοστά ακρίβειας στα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου παρατηρούμε ότι άμα συγκρίνουμε τα παραδείγματα που έχουν χρησιμοποιηθεί και στους δύο αλγορίθμους διότι στον Bayes έχουμε χρησιμοποιήσει λίγα παραπάνω παραδείγματα βλέπουμε ότι έχουμε το ποσοστό που βγαίνει και για 2500 παραδείγματα ενώ στο MLP όχι αλλά θα δείτε ότι για 5000,10000,15000,20000,25000 έχουν ποσοστό και οι δύο αλγόριθμοι. Παρατηρούμε ότι και πάλι το ποσοστό ακρίβειας είναι μεγαλύτερο και άρα καλύτερο από του bayes.



Σύγκριση Random Forest με MLP

Η παρακάτω εικόνα δείχνει τους πίνακες ακρίβειας, ανάκλησης και F1 καθώς του αλγορίθμου random forest που έχουμε υλοποιήσει εμείς και του MLP παρατηρούμε και εδώ ότι το MLP έχει πετύχει πολύ καλύτερα ποσοστά από τον αλγόριθμό random forest αυτό οφείλεται στην διαφορά των παραδειγμάτων εκπαίδευσης που έχουν χρησιμοποιηθεί για τον κάθε αλγόριθμο (500 για random forest και 25000 για mlp) και πάλι τονίζουμε ότι χρησιμοποιήσαμε λίγα παραδείγματα στον random forest επειδή αργούσε πάρα πολύ να βγάλει αποτελέσματα.



Η παρακάτω εικόνα δείχνει τα ποσοστά ακρίβειας ανάλογα τον αριθμό παραδειγμάτων εκπαίδευσης που έχουμε χρησιμοποιήσει για το random forest που έχουμε υλοποιήσει εμείς (αριστερή εικόνα) και για το mlp (δεξιά εικόνα). Παρατηρούμε ότι το mlp έχει πετύχει μεγαλύτερη ακρίβεια στα training και testing παραδείγματα

