****

**ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων και αξιολόγηση

Classification με χρήση του LDA

(**Latent Dirichlet Allocation**)

Κοντόπουλος Παναγιώτης ΑΜ: 1115201100124

Τσακριλής Αλέξανδρος-Παναγιώτης

ΑΜ: 1115201100092

ΑΘΗΝΑ 2016

# **Περιεχόμενα**

[Περιεχόμενα 1](#_Toc452809133)

[Υλοποίηση κατηγοριοποίησης (Classification) 2](#_Toc452809134)

[Δομή Κώδικα (+ οδηγίες για εκτέλεση κώδικα) 2](#_Toc452809135)

[Δοκιμές 3](#_Toc452809136)

[Μέθοδοι 4](#_Toc452809137)

[Beat the Benchmark 4](#_Toc452809138)

[Συμπεράσματα 5](#_Toc452809139)

# Υλοποίηση κατηγοριοποίησης (Classification)

## Δομή Κώδικα (+ οδηγίες για εκτέλεση κώδικα)

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται η διάρθρωση της εργασίας σε αρχεία και φακέλους.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ΦΑΚΕΛΟΣ | ΑΡΧΕΙΟ | ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ |
| ./ | data\_classification\_lda.py | Αποτελεί την υλοποίηση των συναρτήσεων για την εφαρμογή του classification με LDA και χωρίς. |
| ./ | data\_csv\_functions.py | Αποτελείται από το σύνολο των συναρτήσεων για την εισαγωγή και εξαγωγή δεδομένων από τα αρχεία csv. |

Επίσης στον φάκελο data υπάρχουν τα αρχεία train\_set.csv και test\_set.csv.

**Οδηγίες για την εκτέλεση του προγράμματος**

**Για την εκτέλεση στα μηχανήματα linux της σχολής ο χρήστης τρέχει την εντολή python data\_classification\_lda.py path\_to\_train\_file path\_to\_test\_file. Ένα παράδειγμα χρήσης του είναι το ακόλουθο: python data\_classification\_lda.py ./data/train\_set.csv ./data/test\_set.csv**

**Αφού εκτελεστεί το πρόγραμμα, θα παραχθούν τα αρχεία στον φάκελο data:**

* **EvaluationMetric\_10fold\_lda\_only.csv, το οποίο περιέχει τον πίνακα με τις ακρίβειες για το LDA μόνο.**
* **EvaluationMetric\_10fold\_ex1\_features.csv, το οποίο περιέχει τον πίνακα με τις ακρίβειες για το LDA + ex1 features.**
* **testSet\_categories.csv, το οποίο περιέχει τις κατηγορίες των άρθρων που περιέχονται στο Test Set.**

## Δοκιμές

Στις δοκιμές μας χρησιμοποιήσαμε το 75% του train\_set για train των αλγορίθμων και το υπόλοιπο 25% σαν test\_set, ώστε να ελέγξουμε την απόδοση των αλγορίθμων και να βρούμε τις βέλτιστες ρυθμίσεις.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Statistic Measure | K-Nearest-Neighbor | (Binomial)-Naive Bayes | SVM | (Multinomial)-Naive Bayes | Random Forest | My Method |
| Accuracy=10 | 0.952 | 0.943 | 0.934 | 0.958 | 0.949 | 0.965 |
| Accuracy=100 | 0.996 | 0.984 | 0.999 | 0.999 | 0.998 | 1.0 |
| Accuracy=1000 |  |  |  |  |  |  |

Από τον πίνακα παρατηρούμε ότι ο (Multinomial)-Naive Bayes έχει την καλύτερη ακρίβεια. Αλλά η μέθοδος (My Method) που υλοποιεί τον SGDClassifier και αποτελεί το Beat the Benchmark μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα και από την (Multinomial)-Naive Bayes, την οποία αναλύουμε στην επόμενη παράγραφο.

Για το 10fold cross-validation χρησιμοποιήσαμε την GreadSearchCV, η οποία παρόλο που προσπαθεί και βρίσκει τις καλύτερες παραμέτρους για το cross-validation προσφέρει παράλληλα αρκετές δυνατότητες και ευκολία ως προς το pipeline.

### Μέθοδοι

* **NaiveBayes – Multinumial**: Σε αυτόν αλλάζαμε τιμές στο όρισμα alpha (The smoothing priors \alpha \ge 0 accounts for features not present in the learning samples and prevents zero probabilities in further computations. Setting \alpha = 1 is called Laplace smoothing, while \alpha < 1 is called Lidstone smoothing.), ώστε να μελετήσουμε τις διαφορές για τους περιορισμούς. Στο δικό μας train\_set παρατηρήσαμε ότι για την τιμή 0.05 τα αποτελέσματα, εν συγκρίσει με την default τιμή 1, ήταν καλύτερα. Επομένως η περιοχή Lidstone smoothing από 0 ως 1, είχε τα βέλτιστα αποτελέσματα. (Για την παραγωγή του **testSet\_categories.csv** χρησιμοποιήσαμε αυτό τον αλγόριθμο, επειδή μας έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα ακρίβειας, με εκπαίδευση στο 100% του train\_set.csv. )
* **NaiveBayes – Binomial (Bernoulli)**: Σε αυτόν αλλάζαμε τιμές στο όρισμα alpha, όπως και πριν οι αλλαγές είναι παρόμοιες.
* **K-Nearest Neighbor**: Σε αυτόν αλλάζαμε το όρισμα Κ ώστε να επηρεάσουμε τον αριθμό των γειτόνων. Σε αυτή την περίπτωση μετά από δοκιμές η βέλτιστη τιμή στο set που είχαμε ήταν το 9 (Larger values of k generalize better, and smaller values may tend to overfit.). Στις τιμές 8 και 10 η ακρίβεια μειωνόταν, οπότε είχαμε κορυφή επίδοσης στη τιμή 9.
* **Support Vector Machines (SVM)**: Σε αυτή την περίπτωση επιλέξαμε την default τιμή με C=1.
* **Random Forest**: Σε αυτή την περίπτωση επιλέξαμε ως τιμή του ορίσματος n\_estimators το 100, καθώς μετά από δοκιμές για τιμές πολύ κοντά στο >100 και <100 υπήρχαν ελάχιστες διαφορές προς το χειρότερο.

# Beat the Benchmark

Στο beat the benchmark χρησιμοποιήσαμε τον SGDClassifier. Τα αποτελέσματα, όπως φαίνονται και στην παράγραφο Classification->Δοκιμές, είναι καλύτερα από τις υπόλοιπες μεθόδους, γιατί κάναμε preprocessing του dataset με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης NLTK και μετά εκπαιδεύσαμε τον αλγόριθμο. Πιο συγκεκριμένα κατά το preprocessing ακολουθήσαμε την εξής διαδικασία:

* Μετατροπή όλων των upper letters -> lower letters
* Κάναμε tokenization στις λέξεις
* Τέλος χρησιμοποιήσαμε τον Lancaster stemmer, ώστε να μειώσουμε την περιττή πληροφορία

Η παράμετρος loss='modified\_huber' που χρησιμοποιήσαμε στον SGDClassifier μετέτρεψε τον classifier σε linear method και μας έδωσε επέτρεψε να κάνουμε χρήση της predict\_proba, που ήταν απαραίτητη για το ROC curve.

Επιπλέον δεν χρησιμοποιήσαμε την μέθοδο LSI γιατί έκοβε σημαντική πληροφορία από τα δεδομένα και μας μείωνε την επίδοση της ακρίβειας του αλγορίθμου.

# Συμπεράσματα

Από τις δοκιμές που έγιναν καταλήξαμε στα εξής συμπεράσματα:

* Το train\_set παίζει σημαντικό ρόλο στην εξέλιξη του αλγορίθμου ώστε να μπορέσει να ανταπεξέλθει στα επόμενα προβλήματα που έχει να αντιμετωπίσει, αλλά και το μέγεθός επηρεάζει τα αποτελέσματα. Για παράδειγμα όταν κάναμε εκπαίδευση των αλγορίθμων με ποσοστό του train\_set 75% είχαμε (μικρές) διαφορές στα αποτελέσματα από όταν κάναμε εκπαίδευση με το 67%.
* Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται σε κάθε σύνολο δεδομένων μπορεί να αλλάξει σημαντικά τα αποτελέσματα και τα ποσοστά επιτυχίας της ακρίβειας πρόβλεψης πάνω στο set που θα δοκιμαστεί.
* Από το κομμάτι του beat the benchmark γίνεται εμφανής ο ρόλος της προ-επεξεργασίας του dataset, παρέχοντας αρκετές φορές καλύτερη εκπαίδευση στους αλγορίθμους με αποτέλεσμα και την καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης.