****

**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**

**Κατά την εκτέλεση ζητείται από το χρήστη να δώσει μία από τις παρακάτω επιλογές:**

* **1: για εκτέλεση μόνο με LDA features**
* **2: για εκτέλεση με LDA features + ex1 features και να κάνει πρόβλεψη**
* **0: για έξοδο από το πρόγραμμα**

**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.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| EvaluationMetric\_10fold\_lda\_only.csv | | | | | | |
| Statistic Measure | K-Nearest-Neighbor | (Binomial)-Naive Bayes | SVM | (Multinomial)-Naive Bayes | Random Forest | My Method |
| Accuracy=10 | 0.907 | 0.797 | 0.896 | 0.884 | 0.906 | 0.905 |
| Accuracy=100 | 0.937 | 0.876 | 0.911 | 0.930 | 0.944 | 0.940 |
| Accuracy=1000 |  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| EvaluationMetric\_10fold\_ex1\_features.csv | | | | | | |
| Statistic Measure | K-Nearest-Neighbor | (Binomial)-Naive Bayes | SVM | (Multinomial)-Naive Bayes | Random Forest | My Method |
| Accuracy=10 | 0.940 | 0.940 | 0.914 | 0.953 | 0.955 | 0.952 |
| Accuracy=100 | 0.943 | 0.942 | 0.930 | 0.958 | 0.959 | 0.956 |
| Accuracy=1000 |  |  |  |  |  |  |

Για τα features χρησιμοποιήσαμε tokenization διαφορετικό του παραδείγματος, που δόθηκε, διότι για Κ=1000 είχε θέμα η μνήμη ακόμα και σε υπολογιστή με 8GB RAM.

Μετά από δοκιμές παρατηρήσαμε ότι για Κ=1000 με LDA features + ex1 features είχαμε την καλύτερη απόδοση.

# Παραδοχές

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 LDA βελτιώνει την απόδοση των αλγορίθμων, κυρίως για Κ=1000.
* Υπάρχουν περιπτώσεις, όπου το LDA δεν βελτιώνει, αλλά μπορεί να μειώσει την απόδοση.
* Ο συνδυασμός των LDA features και ex1 features προσφέρει ακόμα καλύτερη βελτίωση στην απόδοση, σε σύγκριση με το LDA features only.