ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΦΥΣΙΚΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ -Εργασία 2

B. Traditional Text Classification

Μάθημα: Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας

Συγγραφέας: Ιωάννης Κουτσούκης

Εκδόσεις: 2025-04-14 | v.0.0.1

```
In [51]: # Εγκατάσταση datasets αν δεν υπάρχει
%pip install datasets wordcloud --quiet
```

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

```
In [52]: from datasets import load_dataset
import pandas as pd

# Φόρτωση AG News dataset
dataset = load_dataset("ag_news")

# Μετατροπή σε DataFrame
df_train = pd.DataFrame(dataset['train'])
df_test = pd.DataFrame(dataset['test'])
```

```
text label
         0 Wall St. Bears Claw Back Into the Black (Reute... 2
         1 Carlyle Looks Toward Commercial Aerospace (Reu...
         2 Oil and Economy Cloud Stocks' Outlook (Reuters...
3 Iraq Halts Oil Exports from Main Southern Pipe...
4 Oil prices soar to all-time record, posing new...
         label
         2
              30000
         3
              30000
              30000
              30000
         Name: count, dtype: int64
         ['World', 'Sports', 'Business', 'Sci/Tech']
         ['text', 'label']
         Train size: 120000
         Test size: 7600
In [54]: df_train = pd.DataFrame(dataset['train'])
          df test = pd.DataFrame(dataset['test'])
          # Απλά lowercase για κανονικοποίηση
          X_train = df_train['text'].str.lower()
          X_test = df_test['text'].str.lower()
          y train = df train['label']
          y_test = df_test['label']
          # Επισκόπηση δεδομένων
          label_names = dataset['train'].features['label'].names
          for i in range(3):
               print(f"Sample {i+1}")
               print("Text:", X_train.iloc[i])
               print("Label:", label_names[y_train.iloc[i]])
               print("-" * 50)
```

Sample 1

Text: wall st. bears claw back into the black (reuters) reuters — short—se llers, wall street's dwindling\band of ultra—cynics, are seeing green again

Label: Business

Sample 2

Text: carlyle looks toward commercial aerospace (reuters) reuters — privat e investment firm carlyle group,\which has a reputation for making well—ti med and occasionally\controversial plays in the defense industry, has quie tly placed\its bets on another part of the market.

Label: Business

Sample 3

Text: oil and economy cloud stocks' outlook (reuters) reuters — soaring cr ude prices plus worries\about the economy and the outlook for earnings are expected to\hang over the stock market next week during the depth of the\s ummer doldrums.

Label: Business

Ερώτημα 1 – Υλοποίηση Παραδοσιακών Ταξινομητών

Σε αυτό το ερώτημα υλοποιούνται τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις παραδοσιακής ταξινόμησης κειμένου με τη χρήση της βιβλιοθήκης scikit—learn. Συγκεκριμένα, εξετάζουμε δύο κατηγορίες ταξινομητών (Multinomial Naive Bayes και SVM με γραμμικό kernel) σε συνδυασμό με δύο τύπους αναπαράστασης χαρακτηριστικών (TF-IDF word 1-grams και TF-IDF character 3-grams).

```
In [55]: #Ορισμος συναρτησης benchmarking
         from sklearn.feature extraction.text import TfidfVectorizer
         from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
         from sklearn.svm import LinearSVC
         from sklearn.pipeline import make_pipeline
         from sklearn.metrics import accuracy_score
         from time import time
         def evaluate_model(ngram_type='word', ngram_range=(1,1), model_type='nb')
             analyzer = 'char' if ngram_type == 'char' else 'word'
             vectorizer = TfidfVectorizer(analyzer=analyzer, ngram_range=ngram_ran
             if model_type == 'nb':
                 model = MultinomialNB()
             elif model type == 'svm':
                 model = LinearSVC(C=1)
             pipeline = make_pipeline(vectorizer, model)
             start = time()
             pipeline.fit(X_train, y_train)
             duration = time() - start
             predictions = pipeline.predict(X_test)
             acc = accuracy_score(y_test, predictions)
             dim = len(pipeline.named_steps['tfidfvectorizer'].get_feature_names_o
```

return acc, dim, round(duration, 2), predictions

```
In [56]: # Συγκεντρωτική εκτέλεση για τα 4 μοντέλα της εκφώνησης
  results = []

# 1. NB - word unigrams
  acc, dim, time_sec, _ = evaluate_model(ngram_type='word', ngram_range=(1, results.append(('NB (word unigrams)', acc, dim, time_sec))

# 2. NB - char trigrams
  acc, dim, time_sec, _ = evaluate_model(ngram_type='char', ngram_range=(3, results.append(('NB (char trigrams)', acc, dim, time_sec)))

# 3. SVM - word unigrams
  acc, dim, time_sec, _ = evaluate_model(ngram_type='word', ngram_range=(1, results.append(('SVM (word unigrams)', acc, dim, time_sec)))

# 4. SVM - char trigrams
  acc, dim, time_sec, _ = evaluate_model(ngram_type='char', ngram_range=(3, results.append(('SVM (char trigrams)', acc, dim, time_sec)))
```

Ερώτημα 2 – Σύγκριση Αποδόσεων Μοντέλων

Στο ερώτημα αυτό πραγματοποιείται σύγκριση των τεσσάρων μοντέλων που υλοποιήθηκαν προηγουμένως, με βάση τρία βασικά κριτήρια: ακρίβεια (accuracy), διαστατικότητα (dimensionality) και χρονικό κόστος εκπαίδευσης (training time).

Τα αποτελέσματα συγκεντρώνονται σε πίνακα και ακολουθούν συνοπτικά συμπεράσματα που προκύπτουν από τη σύγκριση των επιδόσεων.

Out [57]:

	NB (word 1- grams)	NB (char 3- grams)	SVM (word 1- grams)	SVM (char 3- grams)
Accuracy	0.90	0.87	0.92	0.91
Dimensionality	65,006	31,072	65,006	31,072
Time Cost (sec)	1.22	5.16	6.90	20.96

Ερώτημα 2 – Συμπεράσματα Αποτελεσμάτων

Από τη σύγκριση των τεσσάρων διαφορετικών μοντέλων προκύπτουν τα εξής βασικά συμπεράσματα:

- Η ακρίβεια (accuracy) κυμαίνεται σε υψηλά επίπεδα για όλες τις μεθόδους, με ελαφρώς καλύτερη απόδοση των **SVM μοντέλων** (έως και 92%). Η διαφορά, ωστόσο, είναι μικρή.
- Οι Naive Bayes ταξινομητές έχουν σημαντικό πλεονέκτημα στον χρόνο εκπαίδευσης, καθώς είναι εως και 10 φορές ταχύτεροι από τους αντίστοιχους SVM.
- Η διάσταση του χώρου χαρακτηριστικών (dimensionality) εξαρτάται αποκλειστικά από το είδος του n-gram:
 - Τα character 3-grams οδηγούν σε περίπου **50% λιγότερες διαστάσεις** σε σχέση με τα word 1-grams.
 - Δεν παρατηρείται διαφορά στις διαστάσεις μεταξύ NB και SVM όταν χρησιμοποιούν τον ίδιο vectorizer.
- Αν χρειαζόταν να επιλεγεί ένα μοντέλο με γνώμονα τη συνολική απόδοση (ισορροπία μεταξύ ταχύτητας και ακρίβειας), τότε το Naive Bayes με word 1-grams φαίνεται να προσφέρει το καλύτερο "value for performance".
- Εάν, ωστόσο, η **μέγιστη ακρίβεια ήταν κρίσιμη**, τότε προτείνεται η χρήση του **SVM**, με κόστος την αυξημένη υπολογιστική απαίτηση.

Ερώτημα 3 - Ανάλυση Λανθασμένων Προβλέψεων

Στο τρίτο ερώτημα επικεντρωθήκαμε στις περιπτώσεις όπου και τα τέσσερα μοντέλα (Naive Bayes και SVM με word unigrams και char trigrams) απέτυχαν να προβλέψουν σωστά την κατηγορία κειμένου.

Για να εντοπίσουμε αυτά τα κοινά λάθη:

- Συγκρίναμε τις προβλέψεις κάθε μοντέλου με τις πραγματικές κατηγορίες του test set.
- Φιλτράραμε τα κείμενα όπου όλα τα μοντέλα έκαναν λάθος.
- Χαρτογραφήσαμε τις εσφαλμένες κατηγοριοποιήσεις, εμφανίζοντας τόσο το πραγματικό label όσο και τις προβλέψεις των μοντέλων.
- Οπτικοποιήσαμε το περιεχόμενο των κειμένων με Word Cloud, ώστε να κατανοήσουμε ποιο λεξιλόγιο επανεμφανίζεται στις προβληματικές περιπτώσεις.

Η ανάλυση που ακολούθησε οδήγησε σε σημαντικά συμπεράσματα, τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω.

```
Ιη [58]: # Προβλέψεις για όλα τα μοντέλα
         _, _, _, pred_nb_word = evaluate_model('word', (1,1), 'nb')
         _, _, _, pred_nb_char = evaluate_model('char', (3,3), 'nb')
         _, _, _, pred_svm_word = evaluate_model('word', (1,1), 'svm')
         _, _, pred_svm_char = evaluate_model('char', (3,3), 'svm')
In [59]: import numpy as np
         # Μετατροπή σε πίνακες για vectorized σύγκριση
         y_true = y_test.to_numpy()
         # Μάσκες λαθών για κάθε μοντέλο
         err nb word = pred nb word != y true
         err_nb_char = pred_nb_char != y_true
         err_svm_word = pred_svm_word != y_true
         err_svm_char = pred_svm_char != y_true
         # Κοινά λάθη: όπου όλα τα μοντέλα έκαναν λάθος
         all_wrong_mask = err_nb_word & err_nb_char & err_svm_word & err_svm_char
In [62]: # Φιλτράρουμε τα κοινά λάθη
         df_errors = df_test[all_wrong_mask].copy()
         # Προσθέτουμε το σωστό label (όνομα)
         df_errors['true_category'] = df_errors['label'].apply(lambda x: label_nam
         # Προσθέτουμε τις προβλέψεις από τα μοντέλα (ως αριθμούς → ονόματα)
         df errors['nb word'] = pred nb word[all wrong mask]
         df_errors['nb_char'] = pred_nb_char[all_wrong_mask]
         df_errors['svm_word'] = pred_svm_word[all_wrong_mask]
         df_errors['svm_char'] = pred_svm_char[all_wrong_mask]
         # Μετατρέπουμε τις προβλέψεις σε labels
         df_errors['nb_word'] = df_errors['nb_word'].apply(lambda x: label names[x
         df_errors['nb_char'] = df_errors['nb_char'].apply(lambda x: label_names[x
         df_errors['svm_word'] = df_errors['svm_word'].apply(lambda x: label_names
         df_errors['svm_char'] = df_errors['svm_char'].apply(lambda x: label_names
         df_errors[['text', 'true_category', 'nb_word', 'nb_char', 'svm_word', 'sv
```

Out[62]:

	text	true_category	nb_word	nb_char	svm_word	svm_char
24	Rivals Try to Turn Tables on Charles Schwab By	Sci/Tech	Business	Business	Business	Business
56	India's Tata expands regional footprint via Na	World	Business	Business	Business	Business
79	Live: Olympics day four Richard Faulds and Ste	World	Sports	Sports	Sports	Sports
83	Intel to delay product aimed for high- definiti	Business	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech
106	Stocks Climb on Drop in Consumer Prices NEW YO	World	Business	Business	Business	Business
•••						
7413	Bush Pledges Strong-Dollar Policy President Bu	Business	World	World	World	World
7470	Broadband charges set to tumble The cost of br	Business	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech
7492	FCC Mulls Airborne Mobile Phone Use Although t	Business	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech
7539	Mars water tops science honours The discovery	World	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech	Sci/Tech
7585	Pricey Drug Trials Turn Up Few New Blockbuster	World	Business	Business	Business	Business

341 rows × 6 columns

```
In [64]: from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS
import matplotlib.pyplot as plt

# Συνολικά Λάθη
print(f"Συνολικά λάθη από όλα τα μοντέλα: {len(df_errors)}")
```

```
# Ανά κατηγορία
 error_counts = df_errors['true_category'].value_counts()
 print("\nΚατανομή λαθών ανά κατηγορία:")
 print(error_counts)
 # Stopwords + φίλτρο μικρών λέξεων
 text_data = ' '.join(df_errors['text'])
 custom_stopwords = set(STOPWORDS)
 custom_stopwords.update(['said', 'say', 'will', 'quot', 'may', 'monday',
 text_data_clean = ' '.join([w for w in text_data.split() if len(w) > 2])
 # Δημιουργία word cloud
 wc = WordCloud(
     width=1280, height=640,
     background_color='white',
     max_words=200,
     colormap='viridis',
     stopwords=custom stopwords
 ).generate(text_data_clean)
 # Προβολή
 plt.figure(figsize=(18, 9))
 plt.imshow(wc, interpolation='bilinear')
 plt.axis('off')
 plt.title("Word Cloud από κοινά λάθη όλων των μοντέλων", fontsize=20)
 plt.show()
Συνολικά λάθη από όλα τα μοντέλα: 341
Κατανομή λαθών ανά κατηγορία:
true category
Business
            135
World
            112
             85
Sci/Tech
              9
Sports
Name: count, dtype: int64
                   Word Cloud από κοινά λάθη όλων των μοντέλων
            online
    cevideo
man
                                           100m
                                                                 Goog
                                                   AFP AFP
                                Wednesday
                                                  win
                                     team
                        produc
                                                    month
                  two
                                            dtime
chip
               industr
                                                    economic
                                                                  people
                            Largest
                            daysign
                                          plan
```

busines

maker

🔍 Συμπεράσματα – Ερώτημα 3

sharedrug

set Consumer

China

higher

Στο τρίτο ερώτημα μελετήσαμε τις περιπτώσεις του test set όπου όλα τα μοντέλα απέτυχαν να προβλέψουν σωστά την κατηγορία. Η ανάλυση των κοινών αυτών λαθών μας οδήγησε στα εξής βασικά συμπεράσματα:

- Οι περισσότερες εσφαλμένες προβλέψεις παρατηρούνται στις κατηγορίες "World" και "Business", γεγονός που πιθανώς οφείλεται:
 - σε ασάφειες και θεματικές επικαλύψεις
 - στην πολυσημία ορισμένων λέξεων και όρων
 - στο ότι πολλές ειδήσεις αφορούν και τα δύο επίπεδα (π.χ. διεθνής επιχειρηματική δραστηριότητα)
- Αντίθετα, η κατηγορία "Sports" παρουσιάζει ελάχιστα λάθη, γεγονός που υποδηλώνει ότι τα αθλητικά κείμενα είναι πιο σαφώς διακριτά ως προς τη γλώσσα και το περιεχόμενό τους (ορολογία, ομάδες, αθλήματα κ.λπ.).
- Το Word Cloud των κοινών λαθών αποκαλύπτει λέξεις όπως: company, year, service, corp, price, percent, οι οποίες εμφανίζονται συχνά αλλά δεν είναι επαρκείς για ακριβή ταξινόμηση, καθώς χρησιμοποιούνται και σε πολλαπλά συμφραζόμενα.
- Παρατηρείται ότι όλα τα μοντέλα κάνουν το ίδιο λάθος στις ίδιες περιπτώσεις, επιλέγοντας την ίδια (λανθασμένη) κατηγορία.
 Αυτό δείχνει ότι μία ensemble προσέγγιση (όπως majority vote) δεν θα βελτίωνε την ακρίβεια σε αυτές τις περιπτώσεις, αφού υπάρχει απόλυτη συμφωνία στο λάθος.