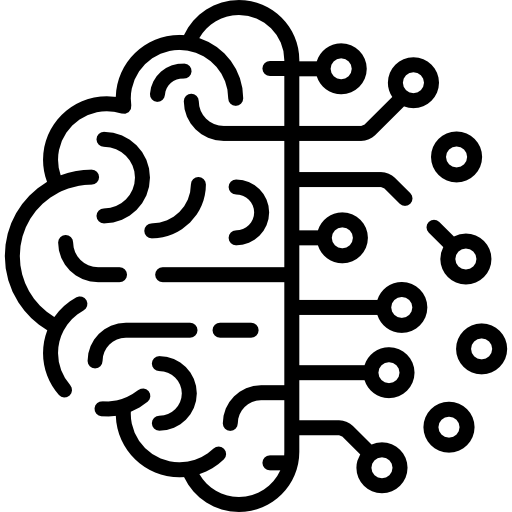


Υπολογιστική Νοημοσύνη

**Εργαστηριακή Άσκηση**

2023

**Μέρος Α**



**Στυλιανός Στυλιανάκης**  
**1059713**

[**Link to code**](https://github.com/Steliostyl/Computational_Intelligence_Project_2022-2023)**­­**

## Προεπεξεργασία και Προετοιμασία δεδομένων

### Κωδικοποίηση και προεπεξεργασία δεδομένων

Για την ανάγνωση και την κωδικοποίηση των αρχείων εισόδων είναι υπεύθυνο το αρχείο **data\_prep.py**. Συγκεκριμένα, στη συνάρτηση preprocessDataset διαβάζεται το σύνολο δεδομένων μας, φορτώνεται σε ένα dataframe και στη συνέχεια ξεχωρίζονται οι αριθμητικές και οι κατηγορηματικές στήλες.

def preprocessDataset() -> pd.DataFrame:

  # Read dataset file and load it to a dataframe

  original\_df = pd.read\_csv(files\_folder / "dataset-HAR-PUC-Rio.csv",

                            delimiter=';', low\_memory=False, decimal=',')

  # Extract numerical columns

  numerical\_columns = original\_df.select\_dtypes(include="number")

  # Normalize (min max scale) numerical values

  normalized\_values = StandardScaler().fit\_transform(numerical\_columns.values)

  normalized\_df = pd.DataFrame(columns=numerical\_columns.columns,

                               data=normalized\_values)

  # One-hot encode categorical features

  encoder = ce.OneHotEncoder(handle\_unknown='return\_nan', return\_df=True,

                             use\_cat\_names=True)

  encoded\_cat\_features = encoder.fit\_transform(

      original\_df[['user', 'class', 'gender']])

  # Combine the 2 dataframes

  final\_df = pd.concat([normalized\_df, encoded\_cat\_features], axis=1)

  # Reorder columns

  cols = final\_df.columns.to\_list()

  final\_df.columns = cols[:-7] + ["gender\_man", "gender\_woman"] + cols[-7:-2]

  # Save processed dataset to file

  final\_df.to\_csv(files\_folder / "Processed dataset.csv", index=False)

  return final\_df

Επειδή εύρος, καθώς και η κλίμακα των τιμών διαφέρουν σημαντικά ανά χαρακτηριστικό, τα αριθμητικά δεδομένα θα πρέπει να περάσουν κάποιου είδους αναπροσαρμογή, ώστε οι τιμές με μεγαλύτερα εύρη (αλλά και γενικότερα τιμές) να επηρεάζουν το ίδιο το μοντέλο, ανάλογα και με τα βάρη που τους ορίζονται. Οι 3 επιλογές αναπροσαρμογής δεδομένων είναι οι εξής:

* **Κεντράρισμα** (Centering), η αφαίρεση δηλαδή της μέσης τιμής από όλες τις τιμές ενός χαρακτηριστικού. Με το κεντράρισμα δε μειώνεται το εύρος (έστω R), απλώς μετακινούνται οι τιμές ώστε να βρίσκονται στο [-R/2, R]. Έτσι, ιδιότητες με μεγαλύτερα εύρη θα επηρεάζουν περισσότερο το μοντέλο. Αυτό καθιστά τη μέθοδο του κεντραρίσματος ακατάλληλη για τις ιδιότητές μας.
* **Κανονικοποίηση** (Normalization ή Min-Max scale). Η κανονικοποίηση μεταφέρει όλες τις τιμές των ιδιοτήτων στο διάστημα [0, 1] διαιρώντας τις αρχικές τους τιμές με τη μέγιστη τιμή του εκάστοτε χαρακτηριστικού. Είναι μία καλή υποψήφια μέθοδος, όμως λόγω του ότι έχουμε κάποιες ακραίες τιμές (outliers) στα δεδομένα μας, δεν είναι ιδανική μέθοδος.
* **Τυποποίηση** (Standardization ή z-score). Η τυποποίηση είναι το κεντράρισμα ακολουθούμενο από τη διαίρεση τους με την τυπική απόκλιση. Η τυποποίηση επηρεάζεται λιγότερο από τις ακραίες τιμές, που είναι και ο λόγος που επιλέχθηκε για την εργασία μας αντί για την κανονικοποίηση.

Τα κατηγορικά δεδομένα γίνονται **One-Hot Encode**, για παράδειγμα οι στάσεις κωδικοποιούνται ως 5 δυαδικά χαρακτηριστικά τα οποία είναι 0 ή 1 ανάλογα με την κλάση στην οποία βρίσκεται ο χρήστης.

### Διασταυρωμένη Επικύρωση

Με τη γραμμή kfold = KFold(n\_splits=5, shuffle=True) χωρίζω τα δεδομένα μου σε 5 σύνολα εκπαίδευσης ώστε να τα χρησιμοποιήσω αργότερα για το 5-Fold Cross Validation. Ανακατεύοντας τα δεδομένα επιτυγχάνεται και η ισορροπία στην αναλογία κλάσεων σε κάθε fold.

## Επιλογή αρχιτεκτονικής

### Εκπαίδευση και αξιολόγηση μοντέλου

Για την αξιολόγηση του νευρωνικού μου δικτύου χρησιμοποίησα Cross-Entropy και πιο συγκεκριμένα **Categorical Cross Entropy**, καθώς κάθε είσοδος ανήκει ακριβώς σε ένα label, άρα ο αντίστοιχος νευρώνας θα πρέπει να ενεργοποιείται και οι υπόλοιποι να παραμένουν ανενεργοί**.**

Η συνάρτηση *Cross Entropy*, αλλιώς γνωστή και ως **Log Loss** αθροίζει για κάθε κείμενο το loge(predicted\_value) των labels που είναι 1 μαζί με το loge(1-predicted\_value) των labels που είναι 0 για κάθε κατηγορία.

Η συνάρτηση Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (MSE) αθροίζει την τετραγωνισμένη διαφορά της predicted value από την πραγματική τιμή του label. Για παράδειγμα, αν ένα κείμενο ανήκει σε μία κατηγορία και το νευρωνικό έβγαλε την τιμή 0.7 στον αντίστοιχο νευρώνα, τότε το MSE για αυτόν τον νευρώνα θα ήταν (1-0.7)2 = 0.09.

Η συνάρτηση Accuracy ελέγχει πόσο συχνά η προβλεπόμενη τιμή από το νευρωνικό ισούται με την επιθυμητή τιμή (label).

### Νευρώνες εξόδου και Classification

Εφόσον οι κατηγορίες στάσεων είναι 5 θα έχουμε και 5 νευρώνες εξόδου. Επειδή κάθε είσοδος ανήκει σε ακριβώς **1** κατηγορία από τις 5, το πρόβλημά μας ανήκει στα προβλήματα τύπου multiclass classification.

### Συνάρτηση ενεργοποίησης για τους κρυφούς κόμβους

Ως συνάρτηση ενεργοποίησης των κρυφών κόμβων επιλέχθηκε η **relu**, αφού είναι πιο εύκολη στην εκπαίδευση και είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιημένη για κρυφούς κόμβους σε σύγχρονα νευρωνικά δίκτυα, ενώ παρήγαγε και τα καλύτερα αποτελέσματα σε κάποια σύντομα πειράματα μου.

### Συνάρτηση ενεργοποίησης εξόδου

Για την έξοδο επιλέχθηκε η **softmax** ως συνάρτηση ενεργοποίησης, επειδή το πρόβλημα μας είναι Muliclass Classification, που σημαίνει ότι μόνο ένας από τους 5 νευρώνες εξόδου θέλουμε να ενεργοποιείται κάθε φορά. Στην πραγματικότητα, χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση softmax, το μοντέλο αποδίδει την πιθανότητα η είσοδος να ανήκει σε κάθε κλάση. Έτσι, οι 5 έξοδοι μας θα έχουν τιμές στο διάστημα [0, 1], ενώ το άθροισμά τους θα ισούται με 1.

### Αριθμός νευρώνων κρυφού επιπέδου

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Αριθμός νευρώνων στο κρυφό επίπεδο | CE Loss | MSE | Bin Acc |
| H1 = O |  |  |  |
| H1 = (I+O) / 2 |  |  |  |
| H1 = I + O |  |  |  |

#### Hidden Layer Nodes = Output

#### Hidden Layer Nodes = (Input + Output)/2

### Κριτήριο Τερματισμού

Κατά την επιλογή εποχών δεν μπορούμε να ξέρουμε εξ αρχής ποιος είναι ένας καλός αριθμός εποχών ώστε το μοντέλο μας να μην κάνει over ή underfit. Για αυτόν τον σκοπό, χρησιμοποιούμε τη μέθοδο **“early stopping”**, με την οποία μπορούμε να σταματήσουμε την εκπαίδευση ενός fold πρόωρα, όταν δούμε ότι έχει **σταματήσει** πλέον να βελτιώνεται. Έτσι, στην περίπτωση της εργασίας μου επέλεξα να χρησιμοποιήσω early stopping όταν σταματήσει να βελτιώνεται το validation loss ώστε να αποφευχθεί το **overfit**. Βέβαια, λόγο περιορισμένου χρόνου και υπολογιστικών πόρων, το μοντέλο δεν προλαβαίνει να κάνει overfit συνήθως.

## Μεταβολές στο ρυθμό εκπαίδευσης και στη σταθερά ορμής

Η ορμή είναι μία μέθοδος με την οποία επιταχύνεται το Stochastic Gradient Descent ώστε να συγκλίνει πιο γρήγορα σε κάποιο τοπικό ελάχιστο του Loss Function. Η παράμετρος m ορίζει πόσο επηρεάζεται ο αλγόριθμος από την προηγούμενή του κίνηση. Όταν έχει την τιμή 0, ο αλγόριθμός μας δεν επηρεάζεται από την προηγούμενή του κίνηση και είναι είναι απλή SGD. Για πολύ μεγάλες τιμές επηρεάζουν υπερβολικά την κίνησή του και γίνεται επιρρεπής σε μεγάλα σφάλματα.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| H | m | CE | MSE | Acc |
| 0.001 |  |  |  |  |
| 0.001 |  |  |  |  |
| 0.05 |  |  |  |  |
| 0.1 |  |  |  |  |

#### H = 0.001, m = 0.2

#### H = 0.001, m = 0.6

H = 0.05, m = 0.6

#### H = 0.1, m = 0.6

Παρατηρούμε ότι με ρυθμό μάθησης 0.05 και 0.1 υπάρχει ξεκάθαρο overfitting, δηλαδή το μοντέλο μας «αποστηθίζει» το dataset μας και το accuracy δε βελτιώνεται με το πέρασμα των epochs σε άλλες εισόδους.

## Ομαλοποίηση

Με τη χρήση της ομαλοποίησης, το δίκτυό μας οδηγείται στην προτίμηση μικρότερων βαρών. Από το προηγούμενο ερώτημα παρατηρούμε ότι το μοντέλο με ρυθμό μάθησης H = 0.05 και ορμή m = 0.06 είχε την καλύτερη ακρίβεια, αλλά όπως προαναφέρθηκε έκανε overfit. Επειδή όμως η ομαλοποίηση με L2 είναι μία μέθοδος αποφυγής αυτού του προβλήματος, επέλεξα να κάνω αυτό το ερώτημα με τις παραμέτρους αυτές.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Συντελεστής φθοράς | CE loss | MSE | Acc |
| 0.1 |  |  |  |
| 0.5 |  |  |  |
| 0.9 |  |  |  |

#### r = 0.1

#### r = 0.5

r = 0.9