

**ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ**  
**ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**



Τεχνητή Νοημοσύνη

Διδάσκοντες: Ιωάννης Βλαχάβας, Δημήτριος Βράκας

Ονοματεπώνυμο: Αθηνά-Ανδριάνα Βλαχοπούλου

Email: [athinaanv@csd.auth.gr](mailto:athinaanv@csd.auth.gr)

Εξάμηνο: 4ο

AEM: 4493

## Εισαγωγή

Στόχος της εργασίας του μαθήματος με τίτλο “Τεχνητή Νοημοσύνη” είναι η εκπαίδευση Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων για την ταξινόμηση χειρόγραφων ψηφίων. Ο κώδικας που παρέχετε πέραν της εκμάθησης, μας επιτρέπει να παρακολουθούμε την απόδοση ενός Νευρωνικού Δικτύου κατά την διάρκεια καταγραφής των αποτελεσμάτων της εκπαίδευσης και της επικύρωσης.

## Hyper-parameter Tuning

Για τη εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων που ταιριάζουν περισσότερο στο εν λόγω Νευρωνικό Δίκτυο, ακολουθήσαμε τους εξής εμπειρικούς κανόνες:

- **Αριθμός επιπέδων:** Ξεκινάμε με λίγα επίπεδα και αυξάνουμε τον αριθμό τους μόνο αν υπάρχει ανάγκη.
- **Πλήθος νευρώνων ανά επίπεδο:** Ξεκινάμε με λίγους νευρώνες και αυξάνουμε το πλήθος τους ανάλογα με την απόδοση του μοντέλου.
- **Συνάρτηση ενεργοποίησης:** Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης επηρεάζει την ικανότητα του μοντέλου να μάθει μέσα από τα δεδομένα που του παρέχονται. Συγκεκριμένα, η συνάρτηση ReLU (Rectified Linear Unit) αποτελεί μια πολύ καλή και αποτελεσματική επιλογή.
- **Ρυθμός μάθησης:** Ο ρυθμός μάθησης επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του μοντέλου. Ξεκινάμε με ένα μικρό ρυθμό μάθησης και αυξάνουμε σταδιακά αν χρειαστεί.
- **Εποχές:** Ο αριθμός των εποχών καθορίζει πόσες φορές το μοντέλο θα εκπαιδευτεί σε όλο το σύνολο των δεδομένων. Γι’ αυτόν τον λόγο, θα πρέπει να είναι αρκετά μεγάλος.

Με βάση όλα τα παραπάνω, προκύπτει ο πίνακας υπερ-παραμετροποίησης:

Layers	Neurons per layer	Activation function	Learning rate	Epochs	Train Accuracy	Validation Accuracy
--------	-------------------	---------------------	---------------	--------	----------------	---------------------

2	256	tanh	0.001	10	94%	93.6%
2	256	ReLU	0.001	10	99%	95%
2	456	ReLU	0.001	10	99.9%	96%
3	512	ReLU	0.001	10	99%	95%
3	512	ReLU	0.002	25	100%	96.9%
3	512	ReLU	0.003	25	100%	97.3%

## Απαντήσεις στις ερωτήσεις κατανόησης

- a. Κατά την άποψή μου, τα δεδομένα MNIST είναι κατάλληλα για την εκπαίδευση ενός μοντέλου, ιδιαίτερα για την ανάπτυξη βασικών αλγορίθμων αναγνώρισης εικόνας. Είναι εύκολα στην διαχείριση, ειδικά για κάποιον αρχάριο που στοχεύει στην κατανόηση της μηχανικής μάθησης και των νευρωνικών δικτύων.
- b. Νομίζω πως εξαρτάται την περίπτωση. Κάποιες φορές τα pixels μπορεί να είναι απαραίτητα για την πρόβλεψη της κλάσης ενός ψηφίου ενώ άλλες μπορεί να είναι περιττά. Σε κάθε περίπτωση είναι καλό να χρησιμοποιούμε ειδικές τεχνικές για να εξάγουμε τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά από τις εικόνες πριν την είσοδό τους στο μοντέλο.
- c. Η χρήση των βαθιών νευρωνικών δικτύων ενδείκνυται όταν:
  - Έχουμε μεγάλα σύνολα δεδομένων
  - Επεξεργαζόμαστε δομημένα δεδομένα (π.χ. εικόνες)
  - Θέλουμε να μοντελοποιήσουμε και να επιλύσουμε προβλήματα του αληθινού κόσμου, τα οποία ανάγονται σε μη γραμμικές σχέσεις.
- d. Η Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) : Είναι μια προσέγγιση όπου το μοντέλο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνουν είσοδο και την αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο. Κατά την επιβλεπόμενη μάθηση, το μοντέλο μαθαίνει να κάνει προβλέψεις ή να προβλέπει τις επιθυμητές εξόδους με βάση τα δεδομένα εισόδου.

Η Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning): Είναι μια προσέγγιση όπου το μοντέλο προσπαθεί να ανακαλύψει τη δομή ή τα μοτίβα που υπάρχουν στα δεδομένα χωρίς καθοδήγηση.

Η Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning): Είναι μια προσέγγιση όπου ο πράκτορας λαμβάνει αποφάσεις διαδοχικά, με στόχο τη μέγιστη ανταμοιβή.

Οι τρεις προαναφερόμενοι κλάδοι της Μηχανικής Μάθησης χρησιμοποιούν τα Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα για την ανάλυση και την εξαγωγή πληροφοριών.

Google Colab Notebook:

<https://colab.research.google.com/drive/1MTB-ejDg22RRNKcT8BgpbdGF6R3a2X3l?usp=sharing>