**DEEP LEARNING REPORT**

Ονοματεπώνυμο: Γαρουφαλή Μαρία Νεφέλη

ΑΕΜ: 3129

Ονοματεπώνυμο: Πατέρας Ιωάννης

ΑΕΜ: 2991

Ονοματεπώνυμο: Τολούδης Παναγιώτης

ΑΕΜ: 2995

Ονοματεπώνυμο: Τσατάνης Παναγιώτης

ΑΕΜ: 3014

1. **ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ**

Στην βαθιά μάθηση υπάρχουν δύο δυνατότητες: Το **pretraining** των δεδομένων και το **train from scratch**.

To **pretraining** είναι η διαδικασία όπου ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται πρώτα σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων (όχι απαραίτητα σχετικό με τη συγκεκριμένη εργασία) και στη συνέχεια το εκπαιδευμένο μοντέλο χρησιμοποιείται για επιπλέον εκπαίδευση ή ανασυγκρότηση σε ένα πιο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων που είναι σχετικό με την επιθυμητή εργασία.

Αν υπάρχει πρόσβαση σε ένα μεγάλο, γενικό σύνολο δεδομένων που είναι παρόμοιο με την εργασία, τότε το pretraining μπορεί να είναι μια καλή επιλογή. Το pretraining σε μεγάλα σύνολα δεδομένων μπορεί να βοηθήσει το μοντέλο να ανακαλύψει γενικά χαρακτηριστικά και να αποκτήσει προαποκτημένη γνώση που μπορεί να είναι χρήσιμη για την επιθυμητή εργασία.

Ωστόσο το pretraining μπορεί να έχει και κάποια μειονεκτήματα. Αναφορικά είναι τα εξής:

* Ανεπιθύμητη μεταφορά γνώσης
* Ανεπαρκής προσαρμογή στα νέα δεδομένα
* Κίνδυνος ανεπαρκούς γενίκευσης
* Περιορισμένη ευελιξία
* Περιορισμένος έλεγχος ποιότητας

Από την άλλη, η εκπαίδευση από το μηδέν (ή από το "scratch") αναφέρεται στη διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου από την αρχική του κατάσταση, χωρίς να χρησιμοποιείται κανένα pretraining ή προαποκτημένη γνώση από άλλα δεδομένα.

Πλεονεκτήματα της εκπαίδευσης από το μηδέν περιλαμβάνουν την απόλυτη ελευθερία στον σχεδιασμό του μοντέλου, την αποφυγή προβλημάτων που μπορεί να προκύψουν από προαποκτημένες παραμέτρους και την ικανότητα να μάθουμε από το σύνολο δεδομένων μας χωρίς προκαταλήψεις. Η εκπαίδευση από το μηδέν μας δίνει τον πλήρη έλεγχο και τη δυνατότητα να προσαρμόσουμε το μοντέλο μας στις συγκεκριμένες απαιτήσεις της εργασίας μας. Μπορούμε να ρυθμίσουμε την αρχιτεκτονική, τις υπερ παραμέτρους και τις μεθόδους εκπαίδευσης σύμφωνα με τις ανάγκες μας.

Ωστόσο, η εκπαίδευση από το μηδέν έχει και μειονεκτήματα. Απαιτεί σημαντική ποσότητα δεδομένων και υπολογιστικής ισχύος, ειδικά για μεγάλα και πολύπλοκα μοντέλα.

Εμείς επιλέξαμε να εκπαιδεύσουμε το σύστημα από το μηδέν, αφού έχουμε ένα ικανοποιητικό πλήθος δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο θα αποφύγουμε τα μειονεκτήματα του pretraining και θα είμαστε σίγουροι ότι το μοντέλο ικανοποιεί τις απαιτήσεις της εργασίας. Βέβαια πληρώνουμε αυτήν την επιλογή σε χρόνο και υπολογιστική ισχύ.

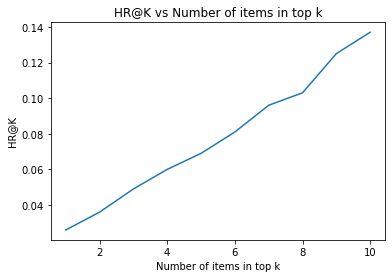
1. **ΚΩΔΙΚΑΣ**

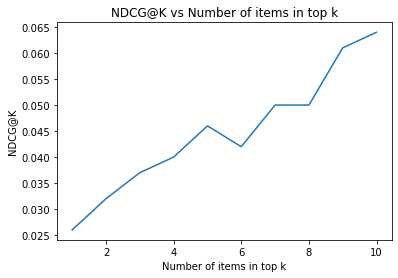
Μεταφέραμε τον κώδικα από τα αρχεία .py σε ένα jupyter notebook, το οποίο θέλαμε να τρέξουμε στο Google Collab επειδή οι υπολογιστές μας δεν είναι αρκετά δυνατοί για την διεργασία. Αφαιρέσαμε τα pretraining βήματα από τον κώδικα. Στην συνέχεια δημιουργήσαμε το αρχείο για το u.data.negative με την βοήθεια της python και της βιβλιοθήκης random. Κανονικά πρέπει να χωρίσουμε τα δεδομένα σε training και σε test ή cross-validation. Στον κώδικα που χρησιμοποιήσαμε δεν το έκανε με αυτή την μέθοδο, οπότε το αφήσαμε ως είχε.

Στην συνέχεια τρέξαμε τον κώδικα πρώτα για διαφορετικά top\_k από 1 μέχρι 10 με βήμα 1 και για num\_ng = 4. Στην συνέχεια για top\_k =10 και για μεταβλητό num\_ng από 1 μέχρι 10 με βήμα 1. Πήραμε τα αποτελέσματα τα οποία τα παρέχουμε παρακάτω μαζί με τα διαγράμματα.

| **Number of Top K** | **HR@K** | **NDCG@K** |
| --- | --- | --- |
| 1 | 0.026 | 0.026 |
| 2 | 0.036 | 0.032 |
| 3 | 0.049 | 0.037 |
| 4 | 0.060 | 0.040 |
| 5 | 0.069 | 0.046 |
| 6 | 0.081 | 0.042 |
| 7 | 0.096 | 0.050 |
| 8 | 0.103 | 0.050 |
| 9 | 0.125 | 0.061 |
| 10 | 0.137 | 0.064 |

Πίνακας 1: Το πρόβλημα του Top-K item recommendation, μεταβάλλοντας το Κ από 1 έως 10 με βήμα 1.

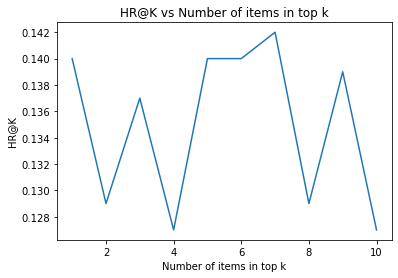


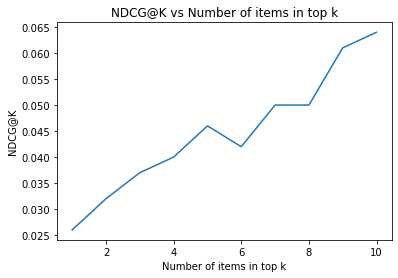


|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Number of Negatives** | **HR@10** | **NDCG@10** |
| 1 | 0.140 | 0.060 |
| 2 | 0.129 | 0.060 |
| 3 | 0.137 | 0.067 |
| 4 | 0.127 | 0.061 |
| 5 | 0.140 | 0.069 |
| 6 | 0.140 | 0.068 |
| 7 | 0.142 | 0.063 |
| 8 | 0.129 | 0.058 |
| 9 | 0.139 | 0.064 |
| 10 | 0.127 | 0.060 |

Πίνακας 2: Το πρόβλημα του Number of Negatives, μεταβάλλοντας το Number of Negatives από 1 έως

10 με βήμα 1.





1. **ΠΑΡΑΤΗΣΡΗΣΕΙΣ**

Το HR@K μετρά το ποσοστό των δοκιμαστικών χρηστών που έχουν τουλάχιστον ένα σχετικό στοιχείο στις κορυφαίες K συστάσεις τους. Ένα υψηλότερο HR@K υποδηλώνει καλύτερη επίδοση του αλγορίθμου σύστασης.

Το NDCG@K μετρά την ποιότητα της λίστας συστάσεων λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη συνάφεια των προτεινόμενων στοιχείων όσο και τη θέση τους στη λίστα. Ένα υψηλότερο NDCG@K υποδηλώνει καλύτερη επίδοση του αλγορίθμου σύστασης.

Συγκεκριμένα, ο NeuMF επιτυγχάνει υψηλότερες τιμές NDCG@K και HR@K για μεγαλύτερες τιμές K, υποδεικνύοντας ότι είναι σε θέση να παρέχει πιο σχετικές συστάσεις στον χρήστη για μεγαλύτερο αριθμό προτεινόμενων αντικειμένων. Το NeuMF επιτυγχάνει επίσης υψηλότερες τιμές HR@10 και NDCG@10 για όλες τις αρνητικές τιμές δειγμάτων, υποδεικνύοντας ότι είναι πιο αποτελεσματικός στον χειρισμό του προβλήματος της αρνητικής δειγματοληψίας. Ο λόγος για αυτό είναι ότι καθώς αυξάνεται η τιμή του K ή ο αριθμός των αρνητικών, ο αλγόριθμος συστάσεων πρέπει να παρέχει πιο σχετικές συστάσεις στον χρήστη. Επομένως, μια υψηλότερη τιμή HR@K ή NDCG@K υποδηλώνει ότι ο αλγόριθμος είναι σε θέση να παρέχει πιο σχετικές προτάσεις στον χρήστη για μεγαλύτερο αριθμό προτεινόμενων αντικειμένων.

Το ίδιο παρατηρήσαμε και εμείς για το δικό μας σύνολο δεδομένων. Ο NeuMF επιτυγχάνει για υψηλότερες τιμές του Κ. Επίσης αξίζει να σημειωθεί ότι στην περίπτωση μας, ο αλγόριθμος είναι σε θέση να παρέχει πολλές σχετικές συστάσεις στον χρήστη, με αποτέλεσμα υψηλή βαθμολογία HR αλλά χαμηλότερη βαθμολογία NDCG.

1. **ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ**

Η εργασία παρουσιάζει τα αποτελέσματα μιας αξιολόγησης του αλγόριθμου NeuMF σε δύο δημόσια προσβάσιμα σύνολα δεδομένων: MovieLens και Pinterest. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο NeuMF υπερέχει άλλων προηγμένων αλγορίθμων συστάσεων, συμπεριλαμβανομένων των ItemPop, ItemKNN, BPR και eALS, και στα δύο σύνολα δεδομένων για το πρόβλημα σύστασης στοιχείων Top-K και το πρόβλημα αρνητικής δειγματοληψίας.

Ωστόσο, οι απόλυτες τιμές των NDCG@K, HR@K, HR@10 και NDCG@10 ενδέχεται να διαφέρουν ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων και την απόδοση του αλγορίθμου NeuMF σε αυτό το σύνολο δεδομένων.