



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΑΤΡΩΝ
UNIVERSITY OF PATRAS

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

**Αναφορά Εργαστηριακής Άσκησης
Μέρος Β΄
Υπολογιστική Νοημοσύνη**

Κωνσταντίνος Τσάκωνας
Α.Μ.: 1059666

Ακαδημαϊκό έτος 2020-21
Εαρινό Εξάμηνο

Περιεχόμενα

Repository Κώδικα

Για την ανάπτυξη της άσκησης χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα Python με τις βιβλιοθήκες Tensorflow, numpy, pandas, dear και matplotlib. Παρακάτω υπάρχει το repository του κώδικα στο github

[github link](#)

B1. Σχεδιασμός ΓΑ

1. Τα άτομα του αρχικού πληθυσμού θα αναπαραστηθούν ως δυαδικές συμβολοσειρές. Ο λόγος που θα ακολουθηθεί αυτή η κωδικοποίηση προέρχεται από το σκεπτικό ότι, αυτό που θέλουμε να κάνουμε είναι να μειώσουμε το είσοδος από τα 784 pixels, δηλαδή να μηδενισούμε πολλές από αυτές. Δημιουργώντας λοιπόν άτομα του πληθυσμού ως πίνακες 784 pixels που περιέχουν δυαδικά στοιχεία, μπορούμε με ένα πολλαπλασιασμό element-wise να κρατήσουμε τις εισόδους που θέλουμε.
2. Ο αρχικός πληθυσμός θα είναι N τυχαίοι πίνακες 28x28 και οι τιμές που θα περιέχουν θα είναι 0 και 1.
3. Η συνάρτηση καταλληλότητας που επιλέχθηκε είναι οι εξής:
 - κάθε φορά που θα γίνεται έλεγχος στο νευρωνικό σύμφωνα με τις εισόδους που προκύπτουν από κάθε άτομο του πληθυσμού θα κάνουμε ταξινόμηση των πρώτων 10.000 εικόνων και θα συγκρίνουμε την ταξινόμηση αυτή με βάση τα labels για να δούμε πόσο ακριβής είναι. Το αποτέλεσμα που θα προκύπτει από αυτό θα είναι μια τιμή μεταξύ του διαστήματος $[0, 1]$ και στόχος του γενετικού αλγορίθμου θα είναι να πλησιάσει όσο το δυνατό πιο κοντά στο 1.
 - Επίσης θα επιβάλεται μία ποινή σε άτομα του πληθυσμού που έχουν μεγάλο αριθμό εισόδων, συγκεκριμένα άτομα που έχουν περισσότερες από 392 εισόδους θα αφαιρείται μία τιμή η οποία θα είναι ανάλογη με το ποσοστό που δεν ταξινομήθηκε σωστά επί το πλήθος των παραπάνω εισόδων που έχει σε σχέση με αυτές που έχουμε θέσει ως επιθυμητό άνω όριο.

Ο λόγος που επιλέχθηκε η μεγιστοποίηση του ποσοστού ταξινόμησης έχει να κάνει με το γεγονός ότι κατά την δημιουργία και την εκπαίδευση του μοντέλου στην προηγούμενη εργαστηριακή άσκηση σε πάρα πολύ

μικρές τιμές του loss η ταξινόμηση δεν ήταν πάντα σωστή και δεν συμβάδιζε με το accuracy του μοντέλου. Ακόμα ο λόγος που εφαρμόζουμε ποινή σε άτομα που έχουν περισσότερες από 392 εισόδους είναι γιατί θα έχουμε μία μείωση 50% αλλά για λιγότερες εισόδους από αυτές θα χάνουμε χαρακτηριστικά που χρειαζόμαστε αφού το σχήμα των ψηφιών στις εικόνες συνεχώς μεταβάλλεται, με αποτέλεσμα να μην έχουμε καλή ταξινόμηση.

4. Γενετικοί Τελεστές:

(α') Επιλογή:

- Ρουλέτα βάσει κόστους: Με αυτή την μέθοδο από N άτομα επιλέγουμε με βάση μία πιθανότητα p_i τα άτομα τα οποία θα γίνει η διασταύρωση. Η πιθανότητα υπολογίζεται ως εξής:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i}$$

όπου,

f_i : το fitness του i -οστού ατόμου,

N : το μέγεθος του πληθυσμού.

Κατα αυτό τον τρόπο τα άτομα με το μεγαλύτερο fitness έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλεγούν, δηλαδή βαρύνουν περισσότερο.

- Ρουλέτα βάσει κατάταξης: Με την μέθοδο αυτή τα άτομα κατατάσσονται με σύμφωνα με την καταλληλότητα σε αύξουσα σειρά. Στο άτομα με τη μικρότερη καταλληλότητα ανατίθεται κατάταξη 1, στο αμέσως επόμενο 2 και η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι το καταλληλότερο άτομα να έχει κατάταξη N , όπου N το μέγεθος του πληθυσμού. Το μέγεθος που πιάνει το άτομα πάνω στη ρουλέτα σε τοις εκατό προκύπτει από:

$$\frac{r_i}{\sum_{i=1}^N r_i} \times 100$$

όπου,

r_i : η κατάταξη του i -οστού ατόμου,

N : το μέγεθος του πληθυσμού.

Σύμφωνα με το παραπάνω τα άτομα βαρύνουν με τον ίδιο τρόπο ανεξαρτήτως της μεγάλης απόκλισης που μπορεί να έχει η συνάρτηση καταλληλότητας τους.

- Τουρνουά: Με την μέθοδο αυτή δημιουργούμε ένα τουρνουά μεγέθους K . Σε κάθε τουρνουά διαλέγουμε τυχαία K άτομα, από αυτά επιλέγεται αυτό με το καλύτερο fitness.

Από αυτές αυτή που επιλέχθηκε για τον αλγόριθμο μας σύμφωνα με το πρόβλημα που έχουμε να επιλύσουμε είναι η μέθοδος του Τουρνουά. Ο λόγος που επιλέχθηκε βασίζεται στο γεγονός ότι τα άτομα που θα επιλεγούν για να διασταυρωθούν θα έχουν μεγαλύτερες διαφοροποιήσεις μεταξύ τους, διότι επιλέγονται K άτομα τυχαία. Στις υπόλοιπες μεθόδους οι επιλογή γίνεται με βάση κάποια πιθανότητα από τον αρχικό πληθυσμό με αποτέλεσμα τα άτομα με καλύτερη καταλληλότητα να είναι πιο πιθανό να επιλεγούν. Άρα με την χρήση του τουρνουά και την ποικιλομορφία που προσφέρει στη διασταύρωση μπορεί να προκύψει κάποιο άτομο με πολύ καλύτερο fitness από το καλύτερο άτομο της προηγούμενης γενιάς με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να συγκλίνει πιο γρήγορα.

(β') Διασταύρωση:

- Διασταύρωση μονού σημείου: Κατά την διασταύρωση μονού σημείου δημιουργούνται ζευγάρια ατόμων από αυτά που επιλέχθηκαν και επιλέγεται τυχαία ένας ακέραιος αριθμός N . Τα άτομα είναι μήκους M και ισχύει ότι $0 \leq N \leq M - 1$. Το N είναι το σημείο που θα γίνει η διασταύρωση των ατόμων, δηλαδή θα γίνει ανταλλαγή των δυαδικών ψηφίων N μέχρι $M - 1$.
- Διασταύρωση διπλού σημείου: Η μέθοδος είναι ίδια με την παραπάνω με την διαφορά ότι επιλέγονται δύο ακεραίοι αντί ενός και η διασταύρωση θα γίνει μεταξύ των δυαδικών ψηφίων που περιέχονται εντός των ορίων που θέτουν οι ακεραίοι που επιλέχθηκαν.
- Ομοιόμορφη διασταύρωση: Για αυτού του τύπου την διασταύρωση δημιουργείται μια φόρμα από δυαδικά ψηφία μήκους ίδιου με του ατόμου. Στα σημεία που η φόρμα έχει τον ψηφίο 1 το πρώτο παιδί παίρνει το αντίστοιχο ψηφίο του δεύτερου γονέα, ενώ το δεύτερο παιδί του πρώτου γονέα. Όταν το ψηφίο της φόρμας είναι 0 το πρώτο παιδί παίρνει το αντίστοιχο ψηφίο το πρώτου γονέα ενώ το δεύτερο παιδί του δεύτερου γονέα.

Στον αλγόριθμο μας επιλέξαμε διασταύρωση διπλού σημείο. Εστιάζοντας στο πρόβλημα που έχουμε, πρέπει να αφαιρέσουμε pixels

από μία εικόνα αλλά ταυτοχρόνως να μην αφαιρέσουμε σημαντική πληροφορία για τον νευρωνικό μας. Αν χρησιμοποιούσαμε την διασταύρωση μονού σημείου ή την ομοιόμορφη οι απόγονοι κατά το πέρας των γενεών θα περιορίζονταν, δηλαδή θα αφαιρούσαν pixels από κοντινές περιοχές και αυτό θα μπορούσε να οδηγήσει σε πολύ χαμηλής ποιότητας λύση αφού αν παρατηρήσουμε τις εικόνες που έχουμε στο σύνολο δεδομένων μας θα δούμε ότι μας ενδιαφέρει κυρίως είναι να αφαιρέσουμε το περίγραμμα και να κρατήσουμε τα κεντρικά pixels διότι αυτά είναι που απεικονίζουν τον αριθμό που θέλουμε να ταξινομηθεί.

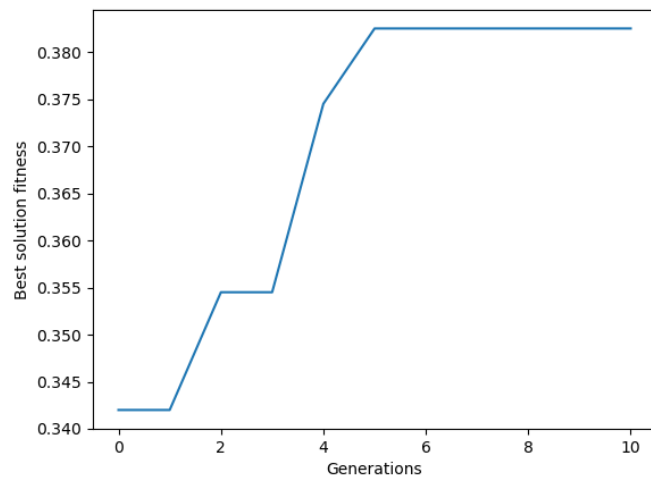
(γ') Μετάλλαξη:

B3. Αξιολόγηση και επίδραση παραμέτρων

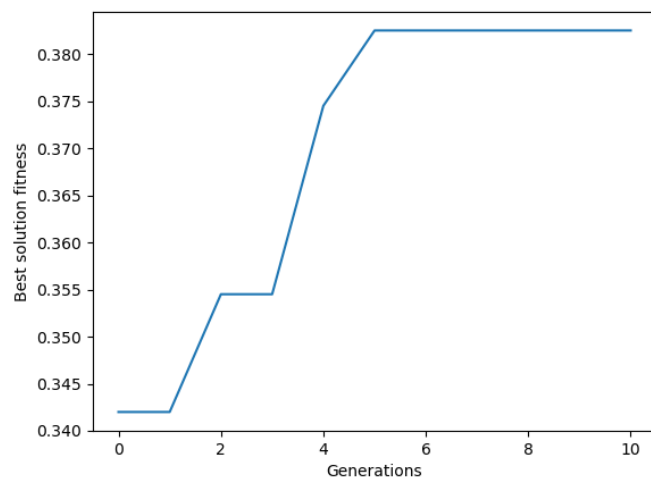
1. Πίνακς αποτελεσμάτων

A/A	ΜΕΓΕΘΟΣ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ	ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗΣ	ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ	ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ	ΜΕΣΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΓΕΝΕΩΝ
1	20	0.6	0.00	0.369	6
2	20	0.6	0.01	0.369	6
3	20	0.6	0.10	0.495	15
4	20	0.9	0.01	0.384	5.5
5	20	0.1	0.01	0.404	9
6	200	0.6	0.00	0.739	25
7	200	0.6	0.01	0.725	30
8	200	0.6	0.10	0.810	32.5
9	200	0.9	0.01	0.790	21
10	200	0.1	0.01	0.588	19.5

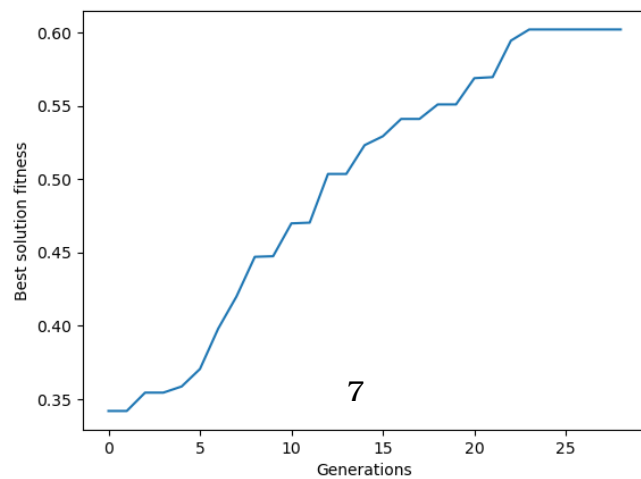
2. Καμπύλες εξέλιξης:



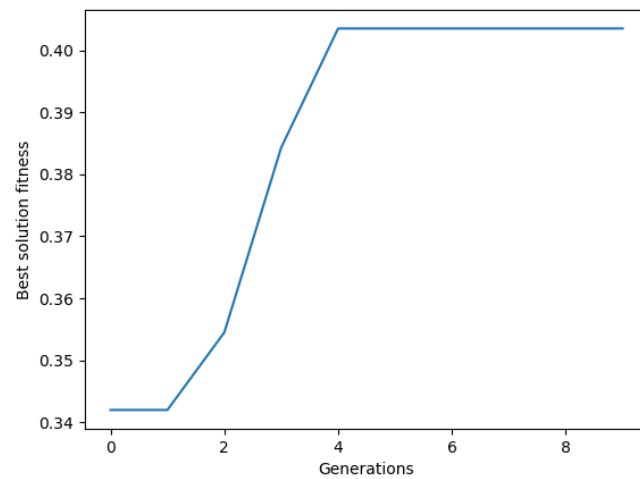
Περίπτωση: 20, 0.6 ,0.00



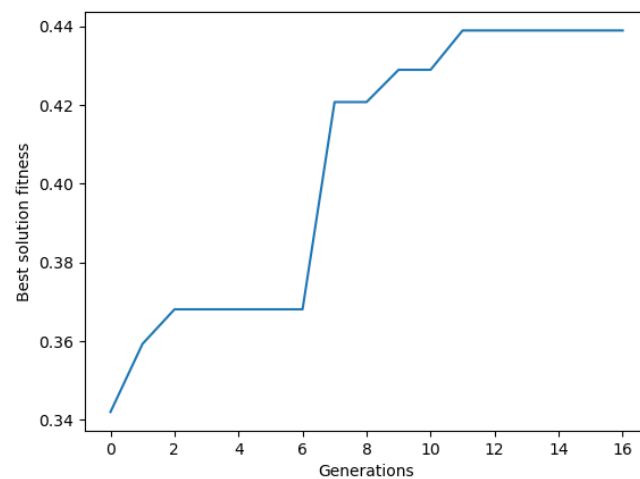
Περίπτωση: 20, 0.6 ,0.01



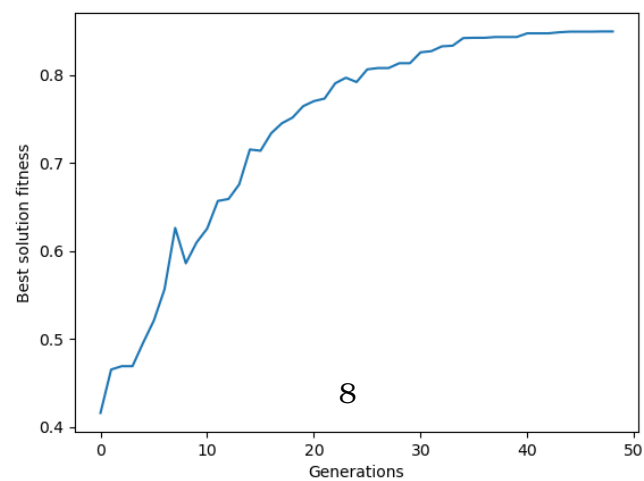
Περίπτωση: 20, 0.6 ,0.10



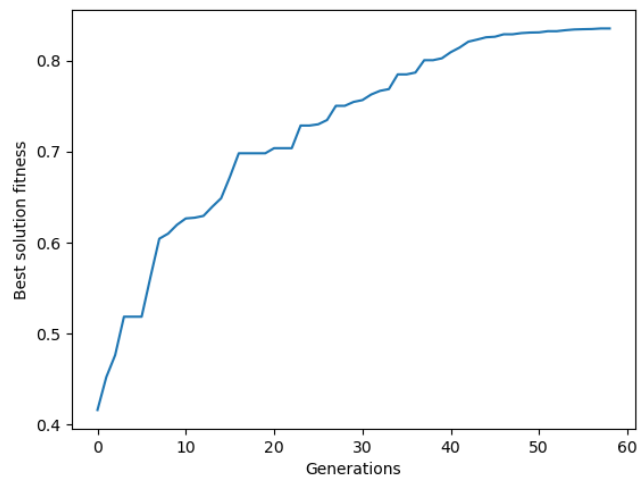
Περίπτωση: 20, 0.9 ,0.01



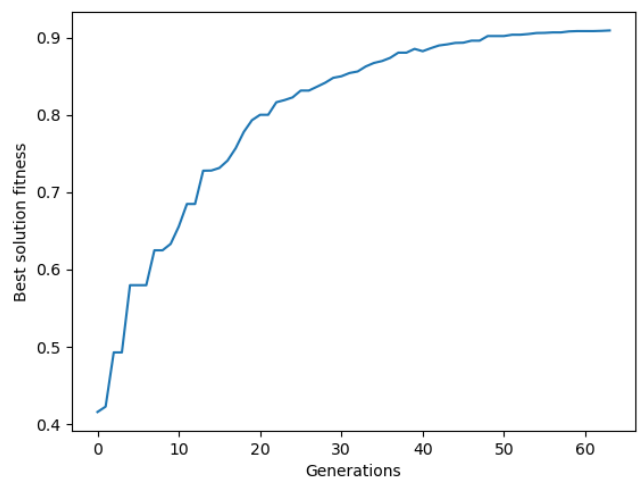
Περίπτωση: 20, 0.1 ,0.01



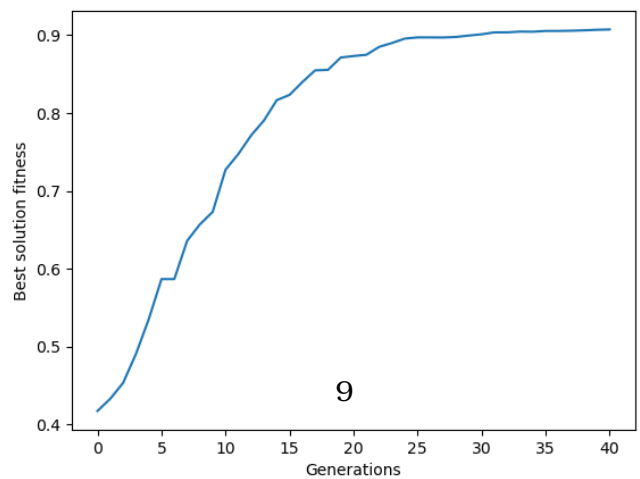
Περίπτωση: 200, 0.6 ,0.00



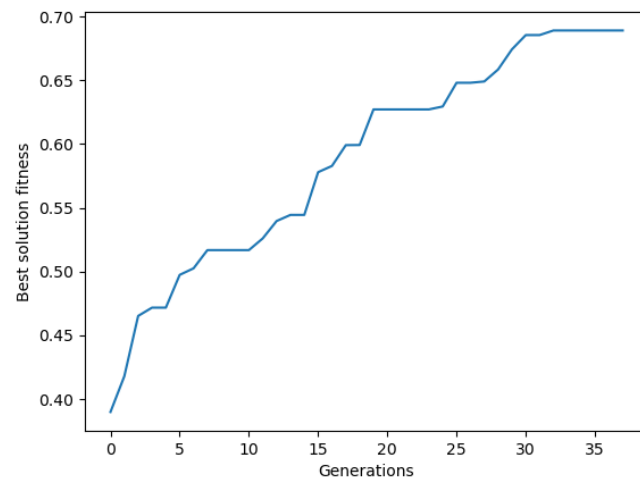
Περίπτωση: 200, 0.6 ,0.01



Περίπτωση: 200, 0.6 ,0.10



Περίπτωση: 200, 0.9 ,0.01



Περίπτωση: 200, 0.1 ,0.01

3. Συμπεράσματα: