

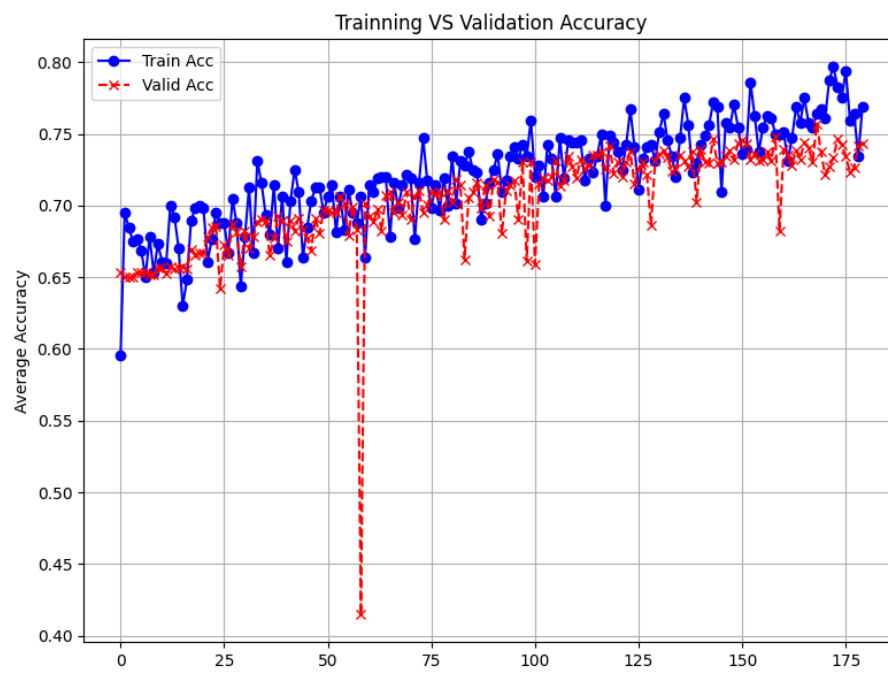
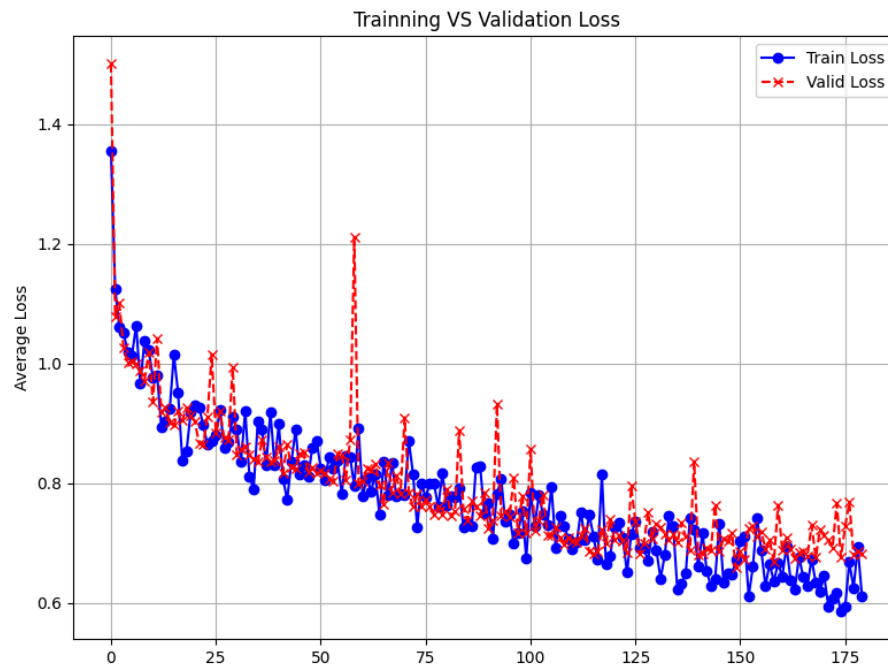


ΧΑΡΟΚΟΠΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ

Αναφορά 2ης Εργασίας: Μηχανική Μάθηση και Εφαρμογές

Μανούσος Λιναρδάκης, it22064

Απλό ΣΝΔ



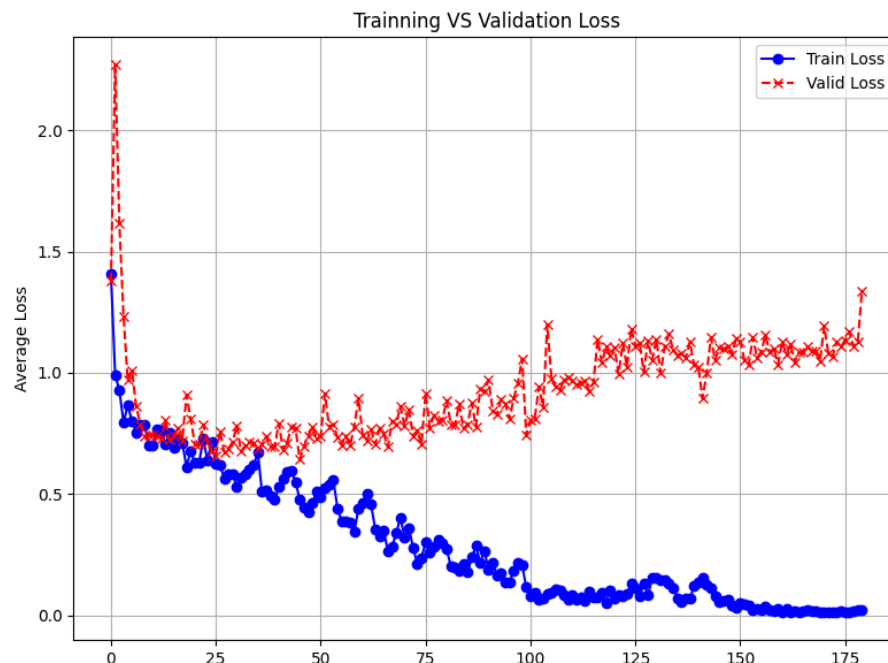
```

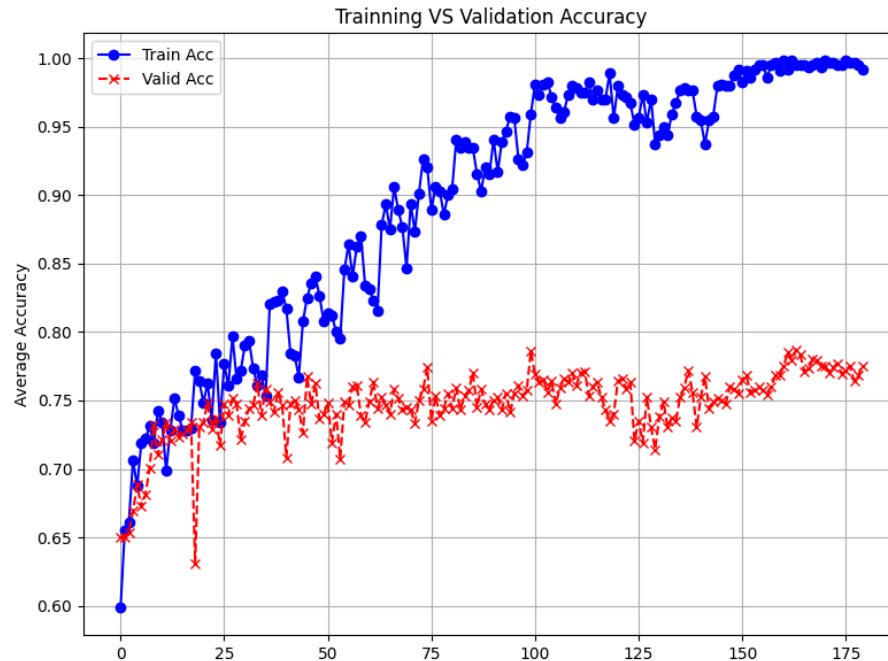
=====
Average test loss: 0.711 | accuracy: 0.750
Confusion Matrix:
[[ 19  16   9   0  18  25   0]
 [ 11  71   3   0  12  42   0]
 [  6  22  74   0  61 161   0]
 [  3  14   3   0   5  14   0]
 [  2   3   9   1 150 169   1]
 [  1  14  11   0  86 1926   1]
 [  0   6   0   0   3  18  15]]
=====

```

Με το απλό ΣΝΔ, πετύχαμε μία αρκετά καλή επίδοση. Από το confusion matrix μπορούμε να δούμε (βλέποντας την κύρια διαγώνιο) ότι το μοντέλο κάνει πολύ καλή δουλειά στην ταξινόμηση της πάθησης “Δερματοΐνωμας” (6η γραμμή). Επίσης κάνει καλή δουλειά στη πρόβλεψη της ασθένειας “Σπίλος” (2η γραμμή). Όσο περνάνε τα πειράματα εκπαίδευσης, πέφτει το loss και αυξάνεται το accuracy. Επίσης, δεν παρατηρείται overfitting, καθώς το loss της εκπαίδευσης και του validation μειώνονται με τον “ίδιο” ρυθμό και δεν αποκλίνουν το ένα από το άλλο.

Σύνθετο ΣΝΔ





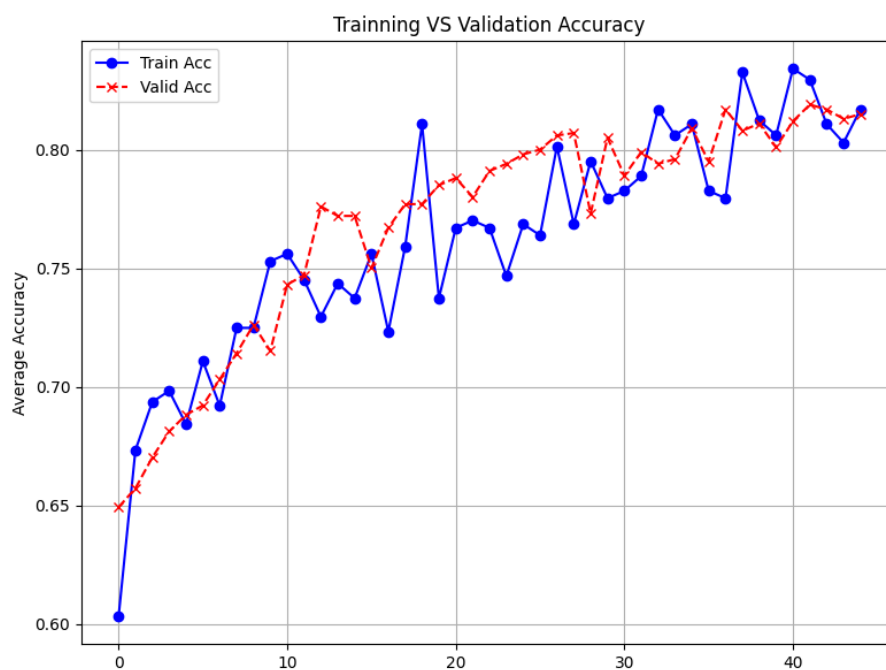
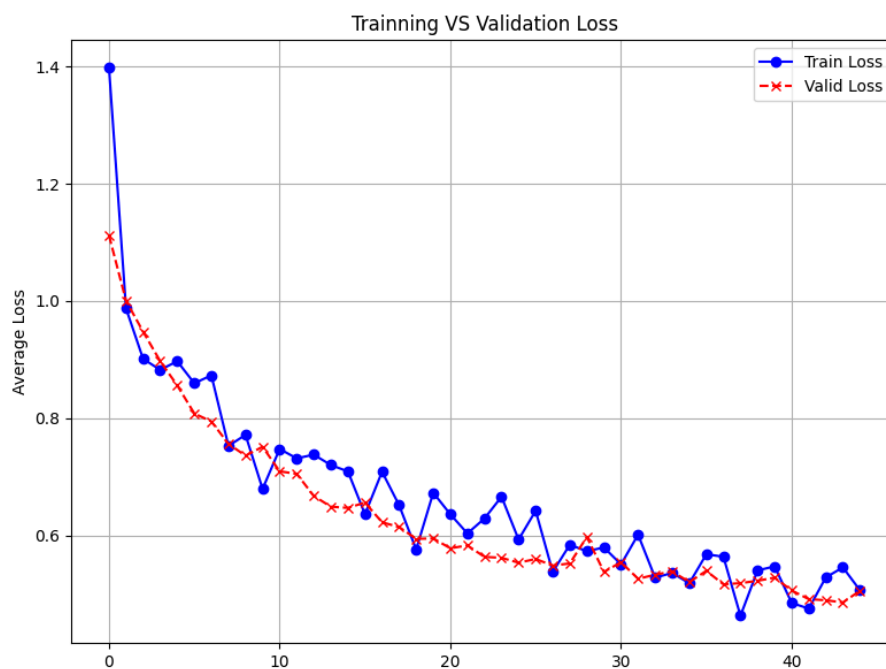
```

=====
Average test loss: 1.190 | accuracy: 0.781
Confusion Matrix:
[[ 26  11  27   1   9  13   0]
 [  9  81  14   3   4  26   2]
 [  8  15 180   2  20  97   2]
 [  3   7   3  16   0  10   0]
 [  7   3  38   2 140 144   1]
 [  5  36  46   0  71 1876   5]
 [  0   1   2   0   1   9  29]]
=====

```

Στο σύνθετο ΣΝΔ, βλέπουμε ότι το μοντέλο τα πήγε χειρότερα από το απλό. Αμέσως από το plot του Training VS Validation loss βλέπουμε ότι γίνεται overfit (προς το τέλος, η καμπύλη του validation αποκλίνει από του training, καθώς το training μειώνεται). Η “χειροτέρευση” αυτή παρατηρείται και από το average test loss, το οποίο είναι μεγαλύτερο από το average test loss του απλού ΣΝΔ.

Μεταφορά μάθησης - transfer learning



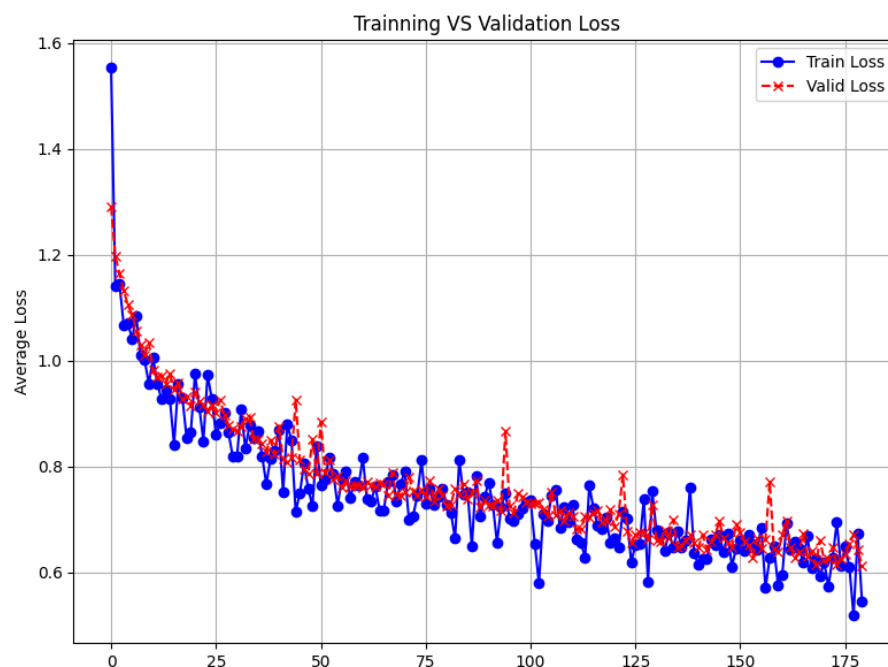
```

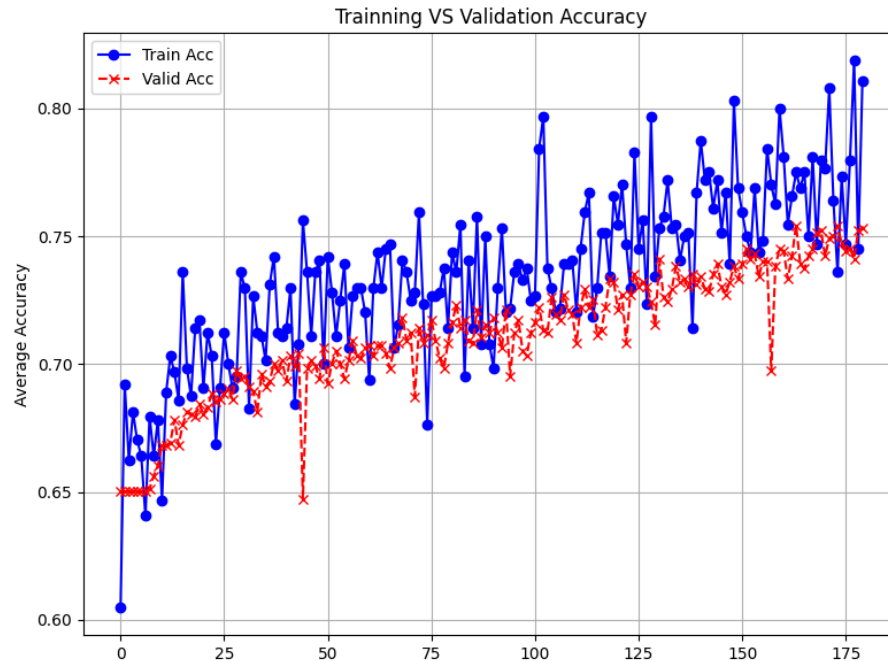
=====
Average test loss: 0.480 | accuracy: 0.828
Confusion Matrix:
[[ 48   6  17   0   6  10   0]
 [ 12 104   7   0   5  11   0]
 [  6   8 222   2  11  75   0]
 [  3   2   9   2   2  18   3]
 [  9   3  45   0 118 160   0]
 [  2  11  42   1  22 1960   1]
 [  0   3   1   0   0   5  33]]
=====

```

Με τη χρήση του ResNet34 παρατηρούμε ότι η επίδοση του μοντέλου βελτιώθηκε ακόμα περισσότερο (και σε λιγότερες εποχές). Ειδικότερα στο τέλος μπορούμε να δούμε ότι το loss έπεσε κάτω από 0.5 (κάτι που δεν παρατηρείται στα προηγούμενα μοντέλα). Επίσης δεν γίνεται overfit των δεδομένων καθώς οι καμπύλες στο Training VS Validation Loss δεν αποκλίνουν μεταξύ τους (όπως στο 5ο ερώτημα). Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το average test loss μειώθηκε ενώ το accuracy αυξήθηκε (σε σχέση με τα προηγούμενα ΣΝΔ). Επίσης, από το confusion matrix βλέπουμε ότι το ΣΝΔ έχει προβλέψει καλύτερα τις κλάσεις BCC (3η γραμμή) και VASC (7η γραμμή) σε σχέση με τα προηγούμενα ερωτήματα. Η συμπεριφορά αυτή είναι λογική, καθώς (το resnet34) είναι ήδη εκπαιδευμένο σε εκατομμύρια εικόνες δίνοντάς του ένα σημαντικό προβάδισμα για καλύτερη ταξινόμηση σε σχέση με τα προηγούμενα μοντέλα.

Bonus: Αξιοποίηση δημογραφικών μεταβλητών





```

=====
Average test loss: 0.660 | accuracy: 0.761
Confusion Matrix:
[[ 24  34  25   0   1   3   0]
 [ 11  99  14   1   2   9   3]
 [  9  49 186   0   9  71   0]
 [  6  14   3   4   0  12   0]
 [ 12  19  72   0  79 150   3]
 [ 12  37  79   1  25 1877   8]
 [  0  11   1   2   1   9  18]]
=====

```

Χρησιμοποιώντας το SimpleModel του 4ου ερωτήματος, και προσθέτοντας το διάνυσμα p με τα δημογραφικά στοιχεία, παρατηρούμε ότι το loss στο training και στο validation έπεσε περισσότερο από το simple model του 4ου ερωτήματος, άρα έχει καλύτερη επίδοση. Η συμπεριφορά αυτή φαίνεται και στο testing, καθώς το μοντέλο πέτυχε χαμηλότερο avg loss και ψηλότερο avg accuracy από αυτό στο 4ο ερώτημα. Επίσης, από το confusion matrix βλέπουμε ότι το ΣΝΔ έχει προβλέψει καλύτερα τη κλάση BCC (3η γραμμή) σε σχέση με το 4ο ερώτημα. Η βελτίωση αυτή είναι αναμενόμενη, καθώς τα δημογραφικά χαρακτηριστικά είναι σημαντική πληροφορία για την πρόβλεψη ασθενειών / βλαβών στο δέρμα.