

Υπολογιστική Νοημοσύνη -Τρίτη Εργασία-

Αλέξανδρος Πετρίδης

Τελευταία ενημέρωση: 7 Μαρτίου 2022

Περιεχόμενα

1	τόχος	3				
2	ιερεύνηση απόδοσης μοντέλων 1 Αποτελέσματα και σχολιασμός 2.1.1 Ταχύτητα εκπαίδευσης 2.1.2 Καμπύλες ακρίβειας και κόστους 2 Σχολιασμός αποτελεσμάτων	3 3				
3	Fine tunning δικτύου					
4 Σχήματα						
K	τάλογος Σχημάτων					
	Πίνακας σύγχυσης	4 5 5 5 6 6				
	ρετικά minibatches	7 7				
	Καμπύλες αχρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α $=0.01$ και RMSProp optimizer	8				
	Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α $=0.001$ και RM-SProp optimizer	8				
	Καμπύλες αχρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα και SGD optimizer					

1 Στόχος

Στόχος είναι η σωστή ταξινόμηση κάθε εικόνας στην κλάση που αντιστοιχεί στο ψηφίο που απεικονίζει. Το Dataset που επιλέχθηκε είναι το MNIST Dataset , το οποίο περιλαμβάνει εικόνες χειρόγραφων ψηφίων από 28 × 28 pixels η κάθε μια. Τα δεδομένα είναι χωρισμένα σε training και testing υποσύνολα, το καθένα με 60.000 και 10.000 δείγματα αντίστοιχα.

2 Διερεύνηση απόδοσης μοντέλων

Το πρώτο χομμάτι της εργασίας έχει να χάνει με τη μελέτη της απόδοσης του διχτύου για διαφορετιχές επιλογές όσον αφορά την επιλογή μεθόδου βελτιστοποίησης, χανονιχοποίησης και αρχιχοποίησης των παραμέτρων. Συγχεχριμένα, εξετάζεται η συμπεριφορά του διχτύου στους παραχάτω συνδυασμούς:

- Εκπαίδευση ενός default δικτύου με τα ακόλουθα minibatch μεγέθη: $1,256,N_{train}$ «online, minibatch, batch », όπου N_{train} το συνολικό πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης.
- RMSProp optimizer $\mu\epsilon l_r = 0.001, r \in 0.01, 0.99$.
- SGD optimizer με $l_r = 0.01$ και αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών W κάθε στρώματος με βάση μια κανονική κατανομή με μ.ο. 10.
- Ίδιες επιλογές με παραπάνω, με επιπλέον προσθήχη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα για τα συναπτικά βάρη κάθε στρώματος με παράμετρο κανονικοποίησης $a \in 0.1, 0.01, 0.001$.
- Κανονικοποίηση με L_1 -νορμα για τα συναπτικά βάρη των στρωμάτων του δικτύου (α=0.01) και ταυτόχρονη χρήση dropout με dropout propability 0.3.

Σε κάθε μία από τις παραπάνω περιπτώσεις, το δίκτυο περιλαμβάνει δύο κρυφά στρώματα με 128 και 256 νευρώνες αντίστοιχα, και συνάρτηση ενεργοποίησης την ReLU. Όπου δεν αναφέρεται ρητά, η ενεργοποίηση του στρώματος εξόδου επιλέγεται η softmax. Τέλος, ως μετρική αξιολόγησης θεωρείται η ακρίβεια accuracy, ενώ η αντικειμενική συνάρτηση προς βελτιστοποίηση επιλέγεται ως η categorical cross-entropy, η οποία για κάθε δείγμα i ορίζεται το άθροισμα του κόστους για κάθε κλάση ξεχωριστά:

$$J(i) = -\sum_{c=1}^{10} y_{i,c} \cdot log_e \cdot \hat{y}_{i,c}$$

Η εκπαίδευση των δικτύων γίνεται για 100 εποχές, με ένα 20% του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης να παρακρατείται για χρήση ως σύνολο επικύρωσης.

2.1 Αποτελέσματα και σχολιασμός

2.1.1 Ταχύτητα εκπαίδευσης

Για τα τρία μοντέλα με τα ακόλουθα minibatch μεγέθη: 1, 256, N_{train} , έχουμε:

- Training time with minibatch = 1: 12316.667080402374 seconds
- Training time with minibatch = 256: 131.43236541748047 seconds
- Training time with minibatch = 60000: 49.831623554229736 seconds

Παρατηρούμε πως η ταχύτητα εκπαίδευσης βελτιώνεται ανάλογα με το πόσο μεγάλο σε μέγεθος είναι το minibatch κάτι που ήταν αναμενόμενο, καθώς το minibatch είναι το μέγεθος των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για να υπολογιστεί το error του μοντέλου και να ενημερωθούν οι συντελεστές.

2.1.2 Καμπύλες ακρίβειας και κόστους

Στο σχήμα 4 φαίνονται οι καμπύλες ακρίβειας και κόστους για τα πρώτα τρία μοντέλα με τα διαφορετικά minibatches. Ακολούθως στο σχήμα 5 απεικονίζονται οι καμπύλες ακρίβειας και κόστους για τα δύο μοντέλα με RMSProp optimizer με learning_rate = 0.001 και $r \in 0.01, 0.99$. Ακόμα στο σχήμα 6 οι καμπύλες ακρίβειας και κόστους για μοντέλο με SGD optimizer με learning_rate = 0.01 και αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών W κάθε στρώματος με βάση μια κανονική κατανομή με μ.ο. 10. Επίσης στα σχήματα 7, 8, 9, 10,11, 12 και 13 δίνονται οι καμπύλες ακρίβειας και κόστους για μοντέλα με ίδιες επιλογές με τα παραπάνω μοντέλα και επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα για τα συναπτικά βάρη κάθε στρώματος με παράμετρο κανονικοποίησης $a \in 0.1, 0.01, 0.001$. Τέλος στο σχήμα 14 δίνονται οι καμπύλες ακρίβειας και κόστους για μοντέλο με κανονικοποίηση με $\Lambda 1$ -νόρμα για τα συναπτικά βάρη των στρωμάτων του δικτύου ($\alpha = 0.01$) και ταυτόχρονη χρήση dropout με dropout probability = 0.3.

2.2 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα μέσω των σχημάτων, παρατηρείται πως τα μοντέλα με RMSProp optimizer είναι καλύτερα σε σχέση με τον SGD optimizer βασιζόμενοι είτε στην ακρίβεια είτε στην απώλεια. Από τα μοντέλα που κάνουν χρήση του L_2 regularizer ξεχωρίζουν και πάλι αυτά που κάνουν χρήση του RMSProp optimizerμε α =0.01 και ρ =0.99.

3 Fine tunning δικτύου

Στο συγχεχριμένο χομμάτι της εργασίας, σχοπός είναι η εύρεση των βέλτιστων τιμών για μεριχές υπερπαραμέτρους του διχτύου, και η τελιχή εχπαίδευση και αξιολόγηση ενός μοντέλου με βάση της επιλεγμένες τιμές.

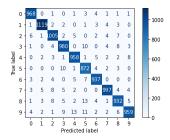
Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης RMSProp . Σε κάθε στρώμα του δικτύου εφαρμόστηκε κανονικοποίηση με βάση την L_2 -νόρμα και η αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών κάθε στρώματος έγινε με βάση το Henormalization . Το δίκτυο αποτελείται από δύο κρυφά στρώματα. Οι υπερπαράμετροι του δικτύου προς εξέταση, καθώς και το εύρος αναζήτησης για κάθε παράμετρο, είναι:

- 1. αριθμός νευρώνων πρώτου κρυφού στρώματος $n_{h1} \in 64,128$
- 2. αριθμός νευρώνων δεύτερου κρυφού στρώματος $n_{h2} \in 256,512$
- 3. παράμετρος κανονικοποίησης $a \in 0.1, 0.001, 0.000001$
- 4. ρυθμός εκμάθησης $l_r \in 0.1, 0.001, 0.001$

Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων έγινε με τη χρήση του keras-tuner . Για την επιτάχυνση της διαδικασίας, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος του Early Stopping , χωρίς το βήμα της μετέπειτα επανεκπαίδευσης του δικτύου, με patience = 200 για κάθε ένα από τα εξεταζόμενα μοντέλα. Για τα κρυφά στρώματα και το στρώμα εξόδου, επιλέχθηκαν η ReLU και η softmax συναρτήσεις ενεργοποίησης αντίστοιχα. Ως μετρική αξιολόγησης χρησιμοποιήθηκε το F-measure . Ο αριθμός εποχών ορίστηκε στο 1000 και το validation split στο 20%.

Αφού βρέθηκαν οι βέλτιστες τιμές των υπερπαραμέτρων, εκπαιδεύτηκε το τελικό μοντέλο με βάση αυτές τις τιμές και τις υπόλοιπες επιλογές που θεωρήθηκαν παραπάνω. Η τελική αξιολόγηση έγινε στο testing μοντέλο. Υπολογίστηκαν:

1. Ο πίνακας σύγχυσης. Παρατηρούμε πως ο πίνακας έχει πολύ υψηλές τιμές στην διαγώνιο, εκεί δηλαδή όπου το προβλεπόμενο και το πραγματικό ψηφίο είναι ίδια. Αυτό σημαίνει πως το μοντέλο καταφέρνει να προβλέψει τα ψηφία που δίνονται σε αρκετά ικανοποιητικό βαθμό.



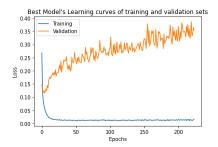
Σχήμα 1: Πίνακας σύγχυσης

2. Οι μετρικές accuracy, recall, precision, f-measure.

-	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	0.99	0.98	980
1	0.99	0.99	0.99	1135
2	0.97	0.97	0.97	1032
3	0.97	0.97	0.97	1010
4	0.97	0.98	0.97	982
5	0.95	0.98	0.96	892
6	0.98	0.98	0.98	958
7	0.98	0.97	0.98	1028
8	0.96	0.96	0.96	974
9	0.98	0.95	0.96	1009
accuracy			0.97	10000
macro avg	0.97	0.97	0.97	10000
weighted avg	0.97	0.97	0.97	10000

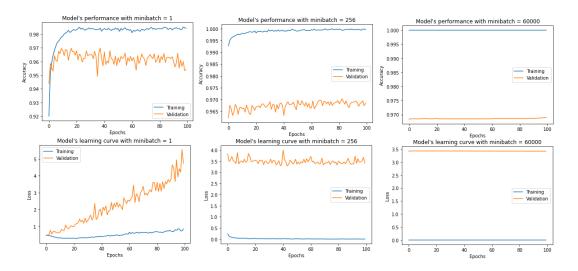
Σχήμα 2: Μετρικές

3. Καμπύλες εχμάθησης για training και validation δεδομένα.

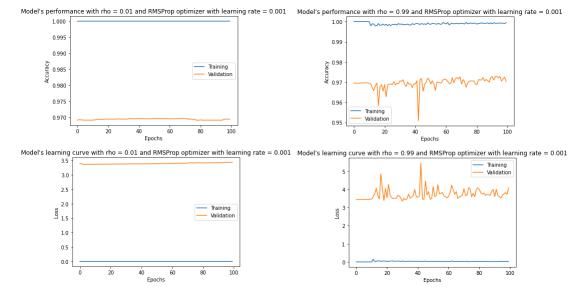


Σχήμα 3: Καμπύλες εκμάθησης

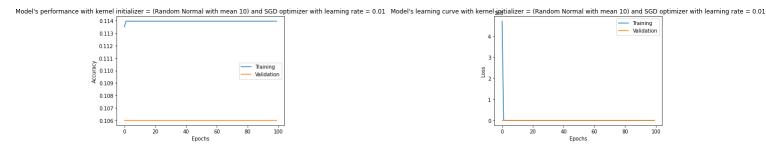
4 Σχήματα



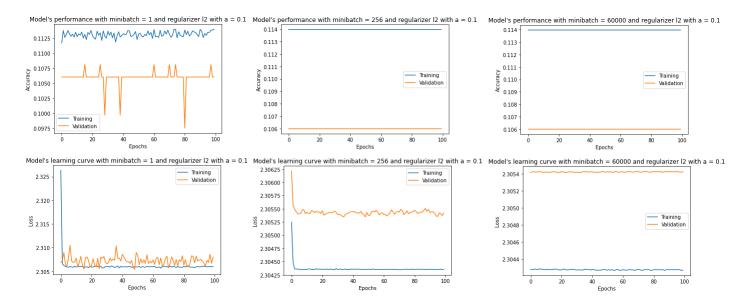
 Σ χήμα 4: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους για τα πρώτα τρία μοντέλα



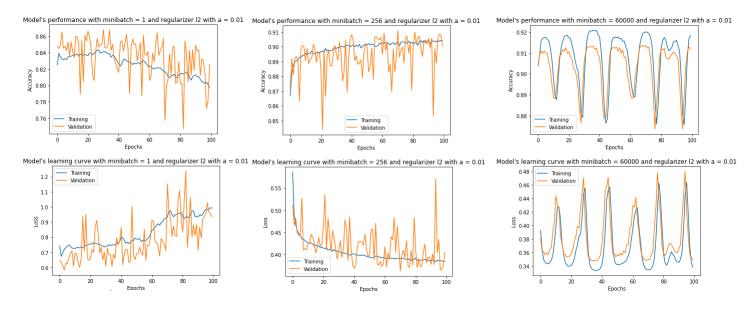
Σχήμα 5: Καμπύλες αχρίβειας και κόστους για μοντέλα με RMSProp optimizer



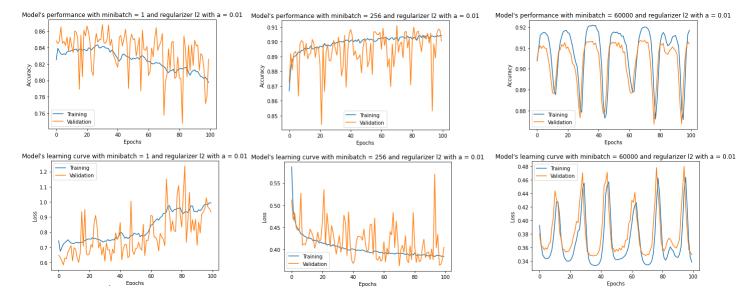
Σχήμα 6: Καμπύλες αχρίβειας και κόστους για μοντέλο με SGD optimizer



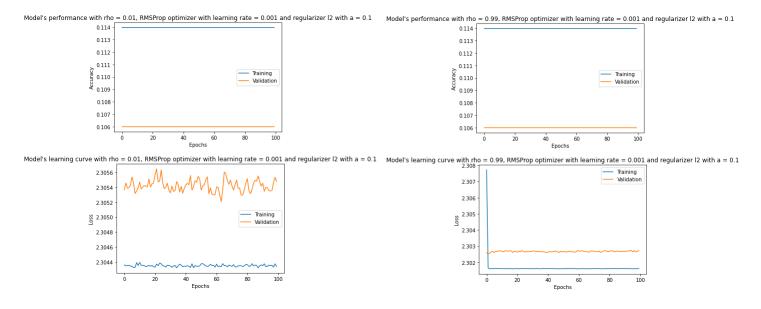
Σχήμα 7: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.1 για διαφορετικά minibatches



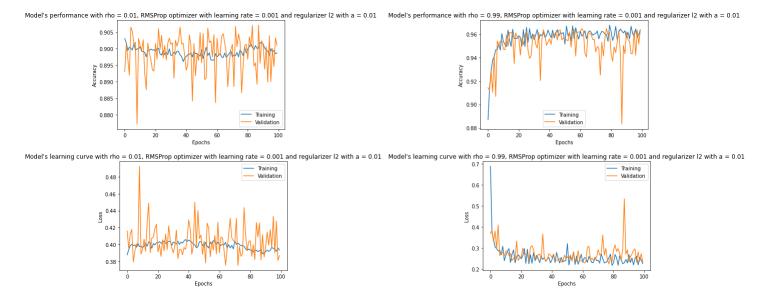
Σχήμα 8: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.01 για διαφορετικά minibatches



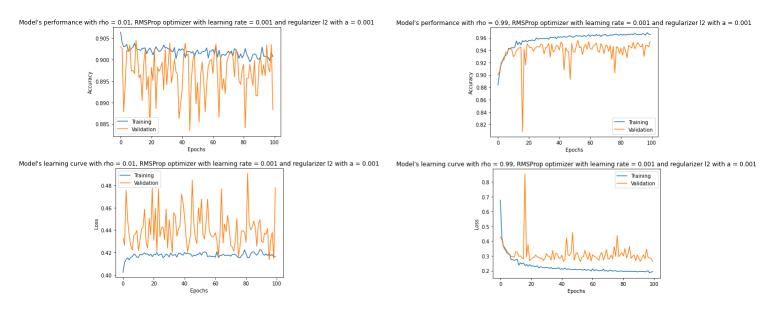
Σχήμα 9: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.001 για διαφορετικά minibatches



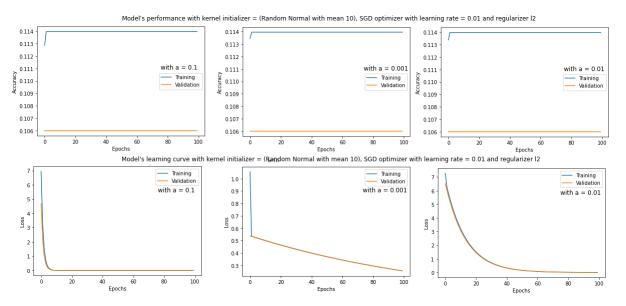
Σχήμα 10: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.1 και RMSProp optimizer



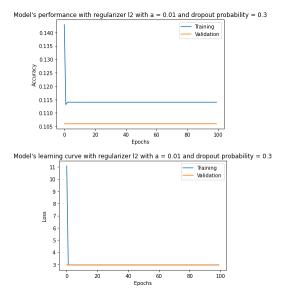
Σχήμα 11: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.01 και RMSProp optimizer



Σχήμα 12: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα με α=0.001 και RMSProp optimizer



Σχήμα 13: Καμπύλες ακρίβειας και κόστους με επιπλέον προσθήκη κανονικοποίησης με L_2 -νόρμα και SGD optimizer



Σχήμα 14: Καμπύλες αχρίβειας και κόστους για μοντέλο με κανονικοποίηση με L_1 -νόρμα