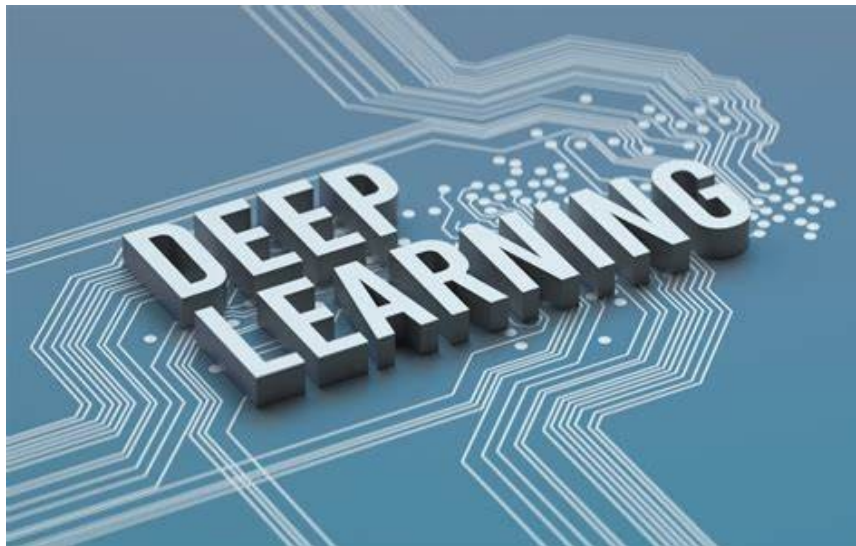




**ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΟ DEEP LEARNING ΚΑΙ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ?



ΠΑΠΑΓΕΩΡΓΙΟΥ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΑ(Α.Μ. 2456)

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΤΖΗΜΑΣ ΙΩΑΝΝΗΣ

Πάτρα – Φεβρουάριος 2023

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

ΘΑ ΗΘΕΛΑ ΝΑ ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΣΩ ΤΟΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗ ΜΟΥ Κ. ΙΩΑΝΝΗ ΤΖΗΜΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΒΟΗΘΕΙΑ ΚΑΙ ΤΗΝ ΕΜΠΙΣΤΟΣΥΝΗ ΚΑΘ'ΟΛΗ ΤΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.

ΘΑ ΘΕΛΑΜΕ ΕΠΙΣΗΣ ΝΑ ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΣΟΥΜΕ ΟΛΟΥΣ ΤΟΥΣ ΚΑΘΗΓΗΤΕΣ ΜΑΣ ΓΙΑ ΤΙΣ ΓΝΩΣΕΙΣ ΠΟΥ ΜΑΣ ΕΔΩΔΣΑΝ ΟΛΑ ΑΥΤΑ ΤΑ ΧΡΟΝΙΑ ΦΟΙΤΗΣΗΣ ΜΑΣ ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΟ ΓΕΓΟΝΟΣ ΟΤΙ ΗΤΑΝ ΔΙΠΛΑ ΜΑΣ ΣΕ ΟΠΟΙΑΔΗΠΟΤΕ ΣΤΙΓΜΗ ΚΑΙ ΓΙΑ ΟΠΟΙΑΔΗΠΟΤΕ ΑΠΟΡΙΑ ΕΙΧΑΜΕ

ΤΕΛΟΣ,ΘΑ ΗΘΕΛΑ ΝΑ ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΣΩ ΟΛΟΥΣ ΤΟΥΣ ΣΟΙΜΦΟΙΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΤΟΥΣ ΦΙΛΟΥΣ ΠΟΥ ΚΑΝΑΜΕ ΔΙΟΤΙ ΕΚΕΙΝΟΙ ΜΑΣ ΕΚΑΝΑ ΣΥΝΤΡΟΦΙΑ ΟΛΑ ΑΥΤΑ ΤΑ ΧΡΟΝΙΑ

CATALOG

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ 3

ΠΕΡΙΛΗΨΗ 4

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 3

1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ 3

1.1.1 ΤΙ ΕΙΝΑΙ Η ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ 3

1.2 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 7

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 9

2.1 ΠΩΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΕΙ Η ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ 9

2.2 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ 9

2.2 ΠΩΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΕΙ Η ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΥΚΤΙΑ 14

2.3 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 14

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3.1 ΑΝΟΔΟΣ ΤΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 15

3.2 ΔΡΑΣΗ ΤΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 15

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4.1 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 18

4.2 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΡΓΑΣΙΑ 18

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5.1 ΔΙΑΦΟΡΑ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 21

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 23

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

7.1 ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΣΤΑΔΙΟΔΡΟΜΙΑΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 25

7.2 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 25

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

8.1 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 26

8.2 ΠΟΙΕΣ ΕΙΝΑΙ ΟΙ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 30

8.3 DEEP LEARNING ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ 33

8.4 Deep Learning με MATLAB 34

8.5 ΕΜΠΟΔΙΑ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 36

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

9.1 ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ ΥΛΙΚΟΥ Deep Learning 37

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

10.1 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ ΚΑΙ ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ 30

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11

ΕΠΑΝΑΣΤΑΣΗ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 39

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 12

12.1

Deep Learning | ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΑΤΗΝ ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΜΝΗΜΗ(LTSM) 49

12.2 ΔΙΑΣΗΜΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ LSTM 54

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 13

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΜΑΘΗΣΗ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΕΡΓΑΣΙΩΝ(MTL)ΓΙΑ ΤΗ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ 56

13.1 ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΜΑΘΗΣΗ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΕΡΓΑΣΙΩΝ 57

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 14

ML | ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΦΥΣΙΚΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 62

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 15

ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ 71

ΕΠΙΛΟΓΟΣ 77

ΠΗΓΕΣ-ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ 78

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στόχος της εργασίας μου είναι να γίνει κατανοητή η έννοια του deep learning καθώς και το πώς και που χρησιμοποιείται.

Παρακάτω,θα γίνει περιγραφή της έννοιας του deep learning και το πώς έχει εξελιχθεί όλα αυτά τα χρόνια.

Επίσης θα αναφερθούμε αναλυτικά στο πώς και που χρησιμοποιείται. Θα δώσουμε παραδειγμάταώστε να κατανοηθεί καλύτερα,οπως επίσης και εφαρμογες στις οποίες χρησιμοποιείται.

Θα δούμε την διαφορά της μηχανικής μαθησης με την βαθιά μαθηση,τις μεθόδους και τις προοπτικές εξέλιξης
Θα αναφερθουμε επισης και στην ιστορια της βαθιας μαθησης

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1.1 Τι είναι η βαθιά μαθηση;

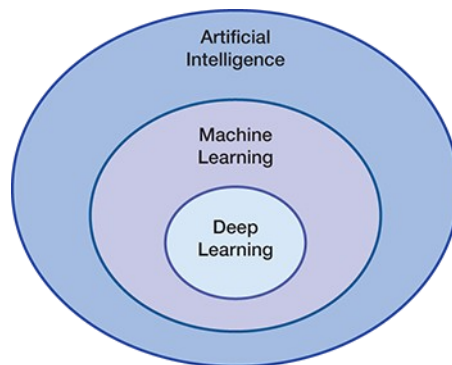
Η βαθιά μάθηση είναι μια μορφή μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης που μιμείται τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι αποκτούν ορισμένους τύπους γνώσης. Η βαθιά μάθηση είναι ένα σημαντικό μέρος της επιστήμης δεδομένων

συμπεριλαμβανομένων των στατιστικών και μοντέλων πρόβλεψης. Είναι εξαιρετικά χρήσιμο για επιστήμονες δεδομένων που ασχολούνται με τη συλλογή, την ανάλυση και την ερμηνεία μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων. Η βαθιά μάθηση κάνει αυτή τη διαδικασία γρηγορότερη και ευκολότερη

Η λέξη "deep" στη βαθιά μάθηση αναφέρεται στη χρήση πολλών επιπέδων σε ένα δίκτυο. Προηγούμενες ερευνες έδειξαν ότι τα perceptron δεν είναι ταξινομητές γενικού σκοπού, αλλά δίκτυα με μη πολυωνυμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και κρυφά στρώματα άπειρου πλάτους. Η βαθιά μάθηση είναι μια παραλλαγή που ασχολείται με έναν αριθμό πεπερασμένων επιπέδων, επιτρέποντας πρακτική εφαρμογή και βελτιστοποίηση, διατηρώντας παράλληλα τη θεωρητική γενικότητα υπό ήπιες συνθήκες. Στη βαθιά μάθηση, τα επίπεδα επιτρέπεται επίσης να είναι διαφορετικά ως προς την αποτελεσματικότητα, την ικανότητα εκπαίδευσης και την κατανόηση, και είναι αρκετά διαφορετικά από τα συνδεδεμένα μοντέλα με βιολογικές γνώσεις, εξ ου και το «δομικό» μέρος.

Για να κατανοήσετε Το deep learning, φανταστείτε ένα νήπιο του οποίου η πρώτη λέξη είναι ο σκύλος. Το νήπιο μαθαίνει τι είναι σκύλος -- και τι δεν είναι -- δείχνοντας αντικείμενα και λέγοντας τη λέξη σκύλος. Ο γονέας λέει, «Ναι, αυτός είναι σκύλος» ή, «Όχι, δεν είναι σκύλος». Καθώς το νήπιο συνεχίζει να δείχνει προς αντικείμενα, συνειδητοποιεί περισσότερο τα χαρακτηριστικά που έχουν όλα τα σκυλιά. Αυτό που κάνει το μικρό παιδί, χωρίς να το γνωρίζει, είναι να αποσαφηνίσει μια περίπλοκη αφαίρεση -- την έννοια του σκύλου -- χτίζοντας μια ιεραρχία στην οποία κάθε επίπεδο αφαίρεσης δημιουργείται με γνώση που αποκτήθηκε από το προηγούμενο στρώμα της ιεραρχίας.

Η βαθιά μάθηση είναι ένα μέρος της τεχνητής νοημοσύνης που δίνει στους υπολογιστές τη δυνατότητα να μαθαίνουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί. Η βαθιά μάθηση είναι ένα επίπεδο της μηχανικής μάθησης.



Η βαθιά μάθηση σχετίζεται με τη μηχανική μάθηση που βασίζεται σε αλγόριθμους εμπνευσμένους από τα νευρωνικά δίκτυα του εγκεφάλου. Αν και ακούγεται σχεδόν σαν επιστημονική φαντασία, αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της ανόδου της τεχνητής νοημοσύνης (AI). Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιεί επανεπεξεργασία δεδομένων που καθοδηγείται από αλγόριθμους, αλλά η βαθιά μάθηση προσπαθεί να μιμηθεί τον ανθρώπινο εγκέφαλο ομαδοποιώντας δεδομένα για να παράγει εκπληκτικά ακριβείς προβλέψεις.

Περιγράφει επίσης αλγόριθμους που αναλύουν δεδομένα με λογική δομή παρόμοια με τον τρόπο που οι άνθρωποι εξαγάγουν συμπεράσματα. Σημειώστε ότι αυτό μπορεί να επιτευχθεί τόσο με εποπτευόμενη όσο και χωρίς επίβλεψη μάθηση. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, οι εφαρμογές βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούν μια πολυεπίπεδη αλγοριθμική δομή γνωστή ως τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Ο σχεδιασμός αυτού του δικτύου εμπνεύστηκε από το βιολογικό νευρωνικό δίκτυο του ανθρώπινου εγκεφάλου, με αποτέλεσμα μια διαδικασία μάθησης που είναι πιο ισχυρή από τα τυπικά μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Σήμερα, η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται σε πολλούς τομείς. Στην αυτοματοποιημένη οδήγηση, για παράδειγμα, η βαθιά εκμάθηση χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό αντικειμένων, όπως πινακίδες STOP ή πεζούς.

Ο στρατός χρησιμοποιεί βαθιά μάθηση για να αναγνωρίζει αντικείμενα από δορυφόρους, π.χ. να ανακαλύψει ασφαλείς ή μη ασφαλείς ζώνες για τα στρατεύματά της.

Φυσικά, η βιομηχανία ηλεκτρονικών ευρείας κατανάλωσης είναι επίσης γεμάτη βαθιά μάθηση. Για παράδειγμα, οι συσκευές οικιακής βοήθειας όπως η Alexa της Amazon βασίζονται σε αλγόριθμους βαθιάς μάθησης για να ανταποκρίνονται στη φωνή και να μάθουν τις προτιμήσεις των ανθρώπων.

Τι θα λέγατε για ένα πιο συγκεκριμένο παράδειγμα; Φανταστείτε την εταιρεία Tesla να χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο βαθιάς μάθησης για τα αυτοκίνητά της για να αναγνωρίζει τα σήματα STOP. Στο πρώτο βήμα, το ANN θα προσδιορίσει τις σχετικές ιδιότητες του σήματος STOP, που ονομάζονται επίσης χαρακτηριστικά.

Τα χαρακτηριστικά μπορεί να είναι συγκεκριμένες δομές στην εισαγόμενη εικόνα, όπως σημεία, ακμές ή αντικείμενα. Ενώ ένας μηχανικός λογισμικού θα έπρεπε να επιλέξει τις σχετικές δυνατότητες σε έναν πιο παραδοσιακό αλγόριθμο Machine Learning, το ANN είναι ικανό για αυτόματη μηχανική χαρακτηριστικών. Το πρώτο στρώμα μπορεί να ανιχνεύει άκρες, το επόμενο να διακρίνει τα χρώματα και το τελευταίο κρυφό στρώμα μαθαίνει πώς να ανιχνεύει πιο περίπλοκα σχήματα. Όταν τροφοδοτούνται δεδομένα εκπαίδευσης, ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης μαθαίνει τελικά από τα δικά του λάθη εάν οι προβλέψεις είναι καλές ή εάν χρειάζονται προσαρμογές.

1.2 Πλεονεκτήματα deep learning και 5 λόγοι για να χρησιμοποιήσω το deep learning.

Κορυφαίοι 5 λόγοι για να χρησιμοποιήσετε τη βαθιά μάθηση:

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα της βαθιάς μάθησης είναι ότι τα νευρωνικά της δίκτυα χρησιμοποιούνται για την αποκάλυψη κρυφών πληροφοριών και σχέσεων από δεδομένα που προηγουμένως δεν ήταν ορατά. Με πιο ισχυρά μοντέλα μηχανικής μάθησης που μπορούν να αναλύσουν μεγάλα, πολύπλοκα δεδομένα, οι εταιρείες μπορούν να βελτιώσουν τον εντοπισμό απάτης, τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας και την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο αξιοποιώντας τα ακόλουθα:

Ανάλυση μη δομημένων δεδομένων

Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης μπορούν να εξετάζουν χαρακτηριστικά κειμένου αναλύοντας αναρτήσεις, ειδήσεις και έρευνες στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης για να παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες για τις επιχειρήσεις και τους πελάτες.

Επισημάνση δεδομένων

Η βαθιά μάθηση απαιτεί δεδομένα με ετικέτα για την εκπαίδευση. Αφού εκπαιδευτεί, μπορεί να επισημάνει νέα δεδομένα και να προσδιορίσει διαφορετικούς τύπους δεδομένων από μόνο του.

Μηχανική χαρακτηριστικών

Ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης μπορεί να εξοικονομήσει χρόνο επειδή δεν απαιτεί από τον άνθρωπο να εξάγει χαρακτηριστικά με μη αυτόματο τρόπο από ακατέργαστα δεδομένα.

Αποδοτικότητα

Όταν ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης εκπαιδεύεται σωστά, μπορεί να εκτελέσει χιλιάδες εργασίες ξανά και ξανά, πιο γρήγορα από τους ανθρώπους.

Εκπαίδευση

Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται στη βαθιά μάθηση έχουν την ικανότητα να εφαρμόζονται σε πολλούς διαφορετικούς τύπους δεδομένων και εφαρμογές. Επιπλέον, ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης μπορεί να προσαρμοστεί επανεκπαιδευοντάς το με νέα δεδομένα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2.1 Πώς λειτουργεί Το deep learning;

Τα προγράμματα υπολογιστών που χρησιμοποιούν deep learning περνούν σχεδόν από την ίδια διαδικασία με το μικρό παιδί που μαθαίνει να αναγνωρίζει τον σκύλο. Κάθε αλγόριθμος εφαρμόζει έναν μη γραμμικό μετασχηματισμό στην είσοδο του και δημιουργεί ένα στατιστικό μοντέλο ως έξοδο. Οι επαναλήψεις συνεχίζονται μέχρι η έξοδος φτάσει σε ένα καλο επίπεδο ακρίβειας.

2.2 Νευρωνικά δίκτυα και βαθιά μάθηση

Νευρωνικά δίκτυα, ένα όμορφο βιολογικά εμπνευσμένο πρότυπο προγραμματισμού που επιτρέπει σε έναν υπολογιστή να μαθαίνει από δεδομένα παρατήρησης

Τα νευρωνικά δίκτυα και η βαθιά μάθηση παρέχουν τις καλύτερες λύσεις σε πολλά προβλήματα που υπάρχουν στην αναγνώριση εικόνων, την αναγνώριση ομιλίας και την επεξεργασία φυσικής γλώσσας.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι κομβοι, όπως ακριβώς ο εγκέφαλος του ανθρώπου που αποτελείται από νευρώνες. Οι κόμβοι συνδέονται με γειτονικούς κομβους . Σύμφωνα με τον αριθμό των επιπέδων του δικτύου, το δίκτυο θεωρείται βαθύτερο. Ένας νευρώνας στον εγκέφαλο του ανθρώπου λαμβάνει χιλιάδες σήματα από άλλους νευρώνες. Σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, τα σήματα μεταφέρονται μεταξύ των κόμβων και αποδίδονται τα αντίστοιχα βάρη.

Ένας βαρύτερος κόμβος επηρεάζει το επόμενο στρώμα κόμβων. Το τελικό στρώμα συγκεντρώνει τις εισροές για να δημιουργήσει μια έξοδο. Τα συστήματα βαθιάς μάθησης απαιτούν αρκετό υλικό, επειδή έχουν πολλά δεδομένα για επεξεργασία και έχουν αρκετούς δυσκολούς μαθηματικούς υπολογισμούς. Ωστόσο, ακόμη και με τόσο προηγμένο υλικό, η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου μπορεί να διαρκέσει πολύ καιρό

Στην παραδοσιακή μηχανική μάθηση, ο προγραμματιστής πρέπει να είναι αναλυτικός όταν λέει στον υπολογιστή τι πράγματα πρέπει να αναζητήσει για να αποφασίσει εάν μια εικόνα περιέχει σκύλο ή όχι. Αυτή είναι μια δύσκολη και χρονοβόρα διαδικασία που ονομάζεται εξαγωγή χαρακτηριστικών και η επιτυχία εξαρτάται από την ικανότητα του προγραμματιστή να ορίζει με ακρίβεια ένα σύνολο χαρακτηριστικών για σκύλους. Το πλεονέκτημα της βαθιάς μάθησης είναι ότι το πρόγραμμα δίνει τη δυνατότητα που έχει οριστεί από μόνο του χωρίς επίβλεψη. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι ταχύτερη, αλλά και πιο ακριβής.

Αρχικά, το πρόγραμμα μπορεί να έχει δεδομένα εκπαίδευσης, δηλαδή ένα σύνολο από εικόνες για τις οποίες ένας άνθρωπος έχει επισημάνει αν σε μια εικόνα υπάρχει σκύλος ή όχι. Το πρόγραμμα χρησιμοποιεί πληροφορίες που του παρέχουν τα δεδομένα από την εκπαίδευση και δημιουργεί χαρακτηριστικά για σκύλους και δημιουργεί ένα μοντέλο πρόβλεψης.

Συγκεκριμένα, το μοντέλο που παραγει ο υπολογιστής μπορεί να προσδιορίσει οτιδήποτε στην ικόνα που έχει τέσσερα πόδια και μια ουρά θα πρέπει να ονομάζεται σκύλος. Φυσικά, αυτο δεν το γνωρίζει το προγραμμα . Απλώς θα αναζητήσει μοτίβα pixel στα ψηφιακά δεδομένα. Με κάθε επανάληψη, το μοντέλο πρόβλεψης γίνεται πιο περίπλοκο και πιο ακριβές.

Σε αντίθεση με το νήπιο, που θα χρειαστεί εβδομάδες ή και μήνες για να κατανοήσει την έννοια του σκύλου, ένα πρόγραμμα υπολογιστή που χρησιμοποιεί αλγόριθμους βαθιάς μάθησης μπορεί να δείξει ένα σετ εκπαίδευσης και να ταξινομήσει εκατομμύρια εικόνες, προσδιορίζοντας με ακρίβεια ποιες εικόνες έχουν σκύλους μέσα σε λίγα λεπτά.

Για να επιτευχθούν αποδεκτά επίπεδα με ακριβεια, τα προγράμματα βαθιάς εκμάθησης απαιτούν πρόσβαση σε μεγάλες ποσότητες δεδομένων εκπαίδευσης και επεξεργαστικής ισχύος, την οποία οι προγραμματιστές δεν μπορούσαν εύκολα να αποκτήσουν πριν από την εποχή του cloud computing. Επειδή ο προγραμματισμός βαθιάς μάθησης μπορεί να δημιουργήσει πολύπλοκα στατιστικά μοντέλα απευθείας από τη δική του επαναληπτική έξοδο, είναι ικανός να παράγει ακριβή μοντέλα πρόβλεψης από μεγάλες ποσότητες μη επισημασμένων, μη δομημένων δεδομένων. Αυτό είναι σημαντικό καθώς το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) γίνεται πιο διάχυτο, καθώς πολλά από τα δεδομένα που παράγονται από ανθρώπους και μηχανές είναι αδόμητα και χωρίς ετικέτα.

Τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης μιμούνται τον ανθρώπινο εγκέφαλο μέσω μιας εισροής δεδομένων, βαρών και προκαταλήψεων. Αυτά τα στοιχεία συμβάλλουν στην συνεργασία για την αναγνώριση, ταξινόμηση και περιγραφή αντικειμένων στα δεδομένα σας. Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από πολλά επίπεδα συνδεδεμένων κόμβων, με κάθε κόμβο να έχει εξάρτηση από το προηγούμενο επίπεδο για να βελτιωθεί και τη βελτιστοποιήσει η πρόβλεψη ή η ταξινόμηση.

Η υπολογιστική διαδικασία μέσω αυτού του νευρωνικού δικτύου ονομάζεται μπροστινή διάδοση. Η εισοδος και η εξοδος ενός νευρωνικού δικτύου ονομάζονται ορατά στρώματα. Η εισοδος είναι εκεί που το μοντέλο βαθιάς μάθησης λαμβάνει δεδομένα τα οποία επεξεργάζεται, και η εξοδος είναι εκεί που γίνονται οι τελικές προβλέψεις.

Τα παραπάνω περιγράφουν έναν απλό τύπο νευρωνικού δικτύου με απλούς όρους. Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης είναι πολύ περίπλοκοι και υπάρχουν αρκετοί τύποι νευρωνικών δικτύων για την λύση συγκεκριμένων προβλημάτων ή συνόλων δεδομένων.

Για παράδειγμα,

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές υπολογιστών και ταξινόμησης σε εικόνες, μπορούν επίσης να ανιχνεύσουν χαρακτηριστικά μέσα σε μια εικόνα και επιτρέπουν εργασίες, όπως το να ανιχνεύουν ή να αναγνωρίζουν αντικείμενα. Τη χρονιά 2015, ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο σε μια πρόκληση αναγνώρισης αντικειμένων για πρώτη φορά ξεπέρασε έναν άνθρωπο. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές φυσικής γλώσσας όπως και στην αναγνώριση ομιλίας, αφού αξιοποιεί τα δεδομένα διαδοχικών ή χρονικών σειρών.

Οι περισσότερες μέθοδοι βαθιάς μάθησης έχουν χρησιμοποιήσει πολλές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, αρα και τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χαρακτηρίζονται ως βαθιά νευρωνικά δίκτυα.

Ο όρος "βάθους" αναφέρεται σε έναν αριθμό από κρυφών επιπέδων σε ένα νευρωνικό δίκτυο. Τα παραδοσιακά νευρωνικά δίκτυα περιέχουν ελαχιστα κρυφά επίπεδα, ενώ τα βαθιά δίκτυα μπορούν να έχουν πάνω από 100.

Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης έχουν εκπαιδευτεί χρησιμοποιώντας μεγάλο αριθμό από σύνολα δεδομένων με αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που μαθαίνουν τα χαρακτηριστικά κατευθείαν από τα δεδομένα χωρίς να χρησιμοποιούν χειροκίνητα την εξαγωγή χαρακτηριστικών.

2.3 Γιατί Βαθιά Μάθηση;

Με μια λέξη, Ακρίβεια. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης βελτιώνουν την ακρίβειά τους καθώς μεγαλώνει ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης. Βασικό πλεονέκτημα αυτών είναι ότι βελτιώνονται με το περασμα του χρόνου καθώς αυξάνεται ο αριθμός των δεδομένων. Οι πιο πρόσφατες εξελίξεις στη βαθιά μάθηση έχουν βελτιωθεί τόσο, που η βαθιά μάθηση έχει ξεπερασει τους ανθρώπους σε ορισμένες εργασίες, όπως στην ταξινόμηση αντικειμένων σε εικόνες

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3.1 Άνοδος της βαθιάς μάθησης

Λέγεται ότι η μηχανική μάθηση συνέβη τη δεκαετία του 1950 όταν ο Άλαν Τούρινγκ, ένας Βρετανός μαθηματικός, πρότεινε την τεχνητά ευφυή «μηχανή μάθησής» του. Ο Άρθουρ Σάμουελ έγραψε το πρώτο πρόγραμμα εκμάθησης υπολογιστών. Το πρόγραμμά του έκανε έναν υπολογιστή της IBM να βελτιώνεται στο παιχνίδι πούλια όσο περισσότερο έπαιζε. Τις δεκαετίες που ακολούθησαν, διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης μπήκαν και βγήκαν από τη μόδα.

Τα νευρωνικά δίκτυα αγνοήθηκαν ως επί το πλείστον από τους ερευνητές μηχανικής μάθησης, καθώς μαστίζονταν από το πρόβλημα των «τοπικών ελάχιστων» στο οποίο οι σταθμίσεις εσφαλμένα φαινόταν να δίνουν τα λιγότερα σφάλματα. Ωστόσο, ορισμένες τεχνικές μηχανικής εκμάθησης όπως η όραση υπολογιστή και η αναγνώριση προσώπου προχώρησαν. Το 2001, αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που ονομάζεται Adaboost για να ανιχνεύει πρόσωπα μέσα σε μια εικόνα σε πραγματικό χρόνο. Φιλτράρει τις εικόνες μέσω συνόλων αποφάσεων όπως "έχει η εικόνα ένα φωτεινό σημείο ανάμεσα σε σκοτεινά μπαλώματα, που πιθανώς υποδηλώνει τη γέφυρα μιας μύτης;" Όταν τα δεδομένα μετακινήθηκαν πιο κάτω στο δέντρο αποφάσεων, η πιθανότητα επιλογής του σωστού προσώπου από μια εικόνα μεγάλωνε.

Τα νευρωνικά δίκτυα δεν επέστρεψαν στην εϋνοια για αρκετά ακόμη χρόνια, όταν τελικά μπήκαν στην αγορά ισχυρές μονάδες επεξεργασίας γραφικών. Οι νέοι ερευνητές με δυνατότητα υλικού χρησιμοποιούν επιτραπέζιους υπολογιστές για την εκτέλεση, τον χειρισμό και την επεξεργασία εικόνων. Το πιο σημαντικό άλμα προς τα εμπρός για τα νευρωνικά δίκτυα συνέβη λόγω της εισαγωγής σημαντικών ποσοτήτων επισημασμένων δεδομένων με το ImageNet, μια βάση δεδομένων με εκατομμύρια ετικέτες εικόνων από το Διαδίκτυο. Η δυσκίνητη εργασία της χειροκίνητης επισήμανσης εικόνων αντικαταστάθηκε από το crowdsourcing, δίνοντας στα δίκτυα μια ουσιαστικά απεριόριστη πηγή εκπαιδευτικού υλικού. Στα χρόνια από τότε που οι εταιρείες τεχνολογίας έκαναν τις βιβλιοθήκες βαθιάς μάθησης ανοιχτού κώδικα. Παραδείγματα περιλαμβάνουν το Google Tensorflow, τις λειτουργικές μονάδες ανοιχτού κώδικα του Facebook για το Torch, το Amazon DSSTNE στο GitHub και το Microsoft CNTK.

ΛΡΑΣΗ ΤΟΥ DEEP LEARNING

Εκτός από την αγαπημένη σας υπηρεσία ροής μουσικής που προτείνει μελωδίες που μπορείτε να απολαύσετε, πώς επηρεάζει η βαθιά μάθηση τις ζωές των ανθρώπων; Όπως αποδεικνύεται, η βαθιά μάθηση βρίσκει το δρόμο της σε εφαρμογές όλων των μεγεθών. Οποιοσδήποτε χρησιμοποιεί το Facebook δεν μπορεί παρά να παρατηρήσει ότι η πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης συνήθως αναγνωρίζει και επισημαίνει τους φίλους σας όταν ανεβάζετε νέες φωτογραφίες. Οι ψηφιακοί βοηθοί όπως οι Siri, Cortana, Alexa και Google Now χρησιμοποιούν βαθιά εκμάθηση για επεξεργασία φυσικής γλώσσας και αναγνώριση ομιλίας. Το Skype μεταφράζει προφορικές συνομιλίες σε πραγματικό χρόνο. Πολλές πλατφόρμες ηλεκτρονικού ταχυδρομείου έχουν καταστεί ικανές να αναγνωρίζουν τα ανεπιθύμητα μηνύματα πριν καν φτάσουν στα εισερχόμενα. Το PayPal έχει εφαρμόσει βαθιά εκμάθηση για να αποτρέψει τις δόλιες πληρωμές. Εφαρμογές όπως το CamFind επιτρέπουν στους χρήστες να τραβήξουν μια φωτογραφία οποιουδήποτε αντικείμενου και, χρησιμοποιώντας την τεχνολογία οπτικής αναζήτησης για φορητές συσκευές, να ανακαλύψουν ποιο είναι το αντικείμενο.

Η Google, ειδικότερα, αξιοποιεί τη βαθιά μάθηση για να προσφέρει λύσεις. Το πρόγραμμα υπολογιστή AlphaGo της Google Deepmind νίκησε πρόσφατα τους μόνιμους πρωταθλητές στο παιχνίδι Go. Το WaveNet της DeepMind μπορεί να δημιουργήσει ομιλία που μιμείται την ανθρώπινη φωνή που ακούγεται πιο φυσικό από τα συστήματα ομιλίας που υπάρχουν σήμερα στην αγορά. Το Google Translate χρησιμοποιεί τη βαθιά εκμάθηση και την αναγνώριση εικόνας για τη μετάφραση φωνητικών και γραπτών γλωσσών. Το Google Planet μπορεί να αναγνωρίσει πού τραβήχτηκε οποιαδήποτε φωτογραφία. Η Google ανέπτυξε τη βάση δεδομένων λογισμικού βαθιάς μάθησης, Tensorflow, για να βοηθήσει στην παραγωγή εφαρμογών AI.

Τα αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα δοκιμάζονται παγκοσμίως. το πολύπλοκο στρώμα των νευρωνικών δικτύων εκπαιδεύεται για να προσδιορίζει αντικείμενα προς αποφυγή, να αναγνωρίζει τα φανάρια και να γνωρίζει πότε να προσαρμόζει την ταχύτητα. Τα νευρωνικά δίκτυα γίνονται ικανά να προβλέπουν τα πάντα, από τις τιμές των μετοχών μέχρι τον καιρό. Σκεφτείτε την αξία των ψηφιακών βοηθών που μπορούν να προτείνουν πότε να πουλήσετε μετοχές ή πότε να εκκενώσετε πριν από έναν τυφώνα. Οι εφαρμογές βαθιάς μάθησης θα σώσουν ακόμη και ζωές καθώς αναπτύσσουν την ικανότητα να σχεδιάζουν σχέδια θεραπείας βασισμένων σε στοιχεία για ιατρικούς ασθενείς και να βοηθούν στην έγκαιρη ανίχνευση του καρκίνου

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4.1 Παραδείγματα βαθιάς μάθησης

Επειδή τα μοντέλα βαθιάς μάθησης επεξεργάζονται πληροφορίες με τρόπους παρόμοιους με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλές εργασίες που κάνουν οι άνθρωποι. Η βαθιά εκμάθηση χρησιμοποιείται επί του παρόντος στα περισσότερα εργαλεία που αναγνωρίζουν εικόνες, στην επεξεργασία της φυσικής γλώσσας όπως και στην αναγνώριση ομιλίας. Τα εργαλεία αυτά έχουν αρχίσει να εμφανίζονται σε πολλές εφαρμογές που είναι πολύ διαφορετικές μεταξύ τους, όπως είναι τα αυτονομα αυτοκίνητα και οι υπηρεσίες μετάφρασης γλωσσών.

Οι περιπτώσεις χρήσης σήμερα για βαθιά μάθηση περιλαμβάνουν όλους τους τύπους εφαρμογών ανάλυσης μεγάλων δεδομένων, ειδικά εκείνες που επικεντρώνονται στο NLP, τη μετάφραση γλώσσας, την ιατρική διάγνωση, τα σήματα συναλλαγών στο χρηματιστήριο, την ασφάλεια δικτύου και την αναγνώριση εικόνας.

4.2 Παραδείγματα Deep Learning στην Εργασία

Οι εφαρμογές της βαθιάς μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί σε βιομηχανίες τόσο σε Αυτόνομη οδήγηση όσο και σε ιατρικές συσκευές.

Αυτόνομη οδήγηση: Οι ερευνητές αυτοκινήτων χρησιμοποιούν βαθιά εκμάθηση για να ανιχνεύουν αυτόματα αντικείμενα όπως πινακίδες στάσης και φανάρια. Επιπλέον, η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό πεζών, συμβάλλοντας στη μείωση των ατυχημάτων.

Διαστημική και Άμυνα: Η βαθιά εκμάθηση χρησιμοποιείται για την ανίχνευση δορυφορικών αντικειμένων που εντοπίζουν περιοχές ενδιαφέροντος και εντοπίζουν ασφαλείς ή μη ασφαλείς περιοχές για τα στρατεύματα.

Ιατρική έρευνα: Οι ερευνητές του καρκίνου χρησιμοποιούν τη βαθιά μάθηση για να ανιχνεύουν τα καρκινικά κύτταρα. Η ομάδα του UCLA κατασκεύασε ένα μικροσκόπιο που μπορεί να αποδώσει ένα σύνολο δεδομένων με υψηλες διαστάσεις για την εκπαίδευση μιας εφαρμογής βαθιάς μάθησης για την ακριβή αναγνώριση των καρκινικών κυττάρων.

Βιομηχανικός αυτοματισμός: Η βαθιά μάθηση έχει βελτιώσει την ασφάλεια των εργαζομένων γύρω από επικυνδινά μηχανήματα, εντοπίζοντας αυτόματα πότε άτομα ή αντικείμενα βρίσκονται σε μη ασφαλή απόσταση από μηχανήματα.

Ηλεκτρονικά: Η βαθιά μαθηση έχει χρησιμοποιηθε στην αυτονομη μετάφραση ακοής και ομιλίας. Για παράδειγμα, μια οικιακή βοηθητική συσκευή που ανταποκρίνεται στη φωνή σας και μαθαίνει τις προτιμήσεις σας τροφοδοτείται από εφαρμογές βαθιάς εκμάθησης.

Συγκεκριμένα πεδία στα οποία χρησιμοποιείται επί του παρόντος η βαθιά μάθηση περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

Εμπειρία πελάτη (CX). Τα μοντέλα Deep Learning χρησιμοποιούνται ήδη για chatbots. Και, καθώς συνεχίζει να ωριμάζει, η βαθιά μάθηση αναμένεται να εφαρμοστεί σε διάφορες επιχειρήσεις ώστε να αυξήσουν της ικανοποίησης των πελατών.

Δημιουργία κειμένου. Οι μηχανές διδάσκονται τη γραμματική και το στυλ ενός κειμένου και στη συνέχεια χρησιμοποιούν αυτό το μοντέλο για να δημιουργήσουν αυτόματα ένα εντελώς νέο κείμενο που ταιριάζει με τη σωστή ορθογραφία, γραμματική και στυλ του αρχικού κειμένου.

Προσθήκη χρώματος. Το χρώμα μπορεί να προστεθεί σε ασπρόμαυρες φωτογραφίες και βίντεο χρησιμοποιώντας μοντέλα βαθιάς εκμάθησης. Στο παρελθόν, αυτή ήταν μια εξαιρετικά χρονοβόρα, χειρωνακτική διαδικασία.

Υπολογιστική όραση. Η βαθιά εκμάθηση έχει βελτιώσει σε μεγάλο βαθμό τους υπολογιστές, παρέχοντας στους υπολογιστές ακρίβεια για τον εντοπισμό αντικειμένων και επίσης ταξινομούν, αποκαθιστούν και τμηματοποιούν τις εικόνες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5.1 Βαθιά μάθηση έναντι μηχανικής μάθησης

Η βαθιά μάθηση είναι ένα σύνολο της μηχανικής μάθησης που ξεχωρίζει από την προσέγγισή της στην επίλυση προβλημάτων. Η μηχανική εκμάθηση απαιτεί από τους ειδικούς του τομέα να προσδιορίσουν το μεγαλύτερο μέρος της λειτουργικότητας της εφαρμογής. Αντιθέτα, η βαθιά μάθηση καταργεί την ανάγκη για εξειδίκευση στον τομέα. Αυτό επιτρέπει στη βαθιά μάθηση να χρειάζεται πολύ περισσότερο χρόνο για να εκπαιδευτεί από τη μηχανική μάθηση, οι οποίοι χρειάζονται δευτερόλεπτα έως ώρες. Ωστόσο, το αντίθετο ίσχυε κατά τη διάρκεια των δοκιμών. Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης χρειάζονται λιγότερο χρόνο για την να εκτελεσουν δοκιμές από τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και ο χρόνος δοκιμής για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης αυξάνεται με το μέγεθος των δεδομένων.

Επιπλέον, η μηχανική εκμάθηση δεν απαιτεί τις ίδιες δαπανηρές, προηγμένες μηχανές και GPU υψηλής απόδοσης που απαιτεί η βαθιά εκμάθηση.

Στο τέλος, πολλοί επιστήμονες δεδομένων επιλέγουν την παραδοσιακή μηχανική μάθηση έναντι της βαθιάς μάθησης λόγω της ανώτερης ερμηνευτικότητάς της ή της ικανότητας να κατανοούν τις λύσεις. Οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης προτιμώνται επίσης όταν τα δεδομένα είναι μικρά.

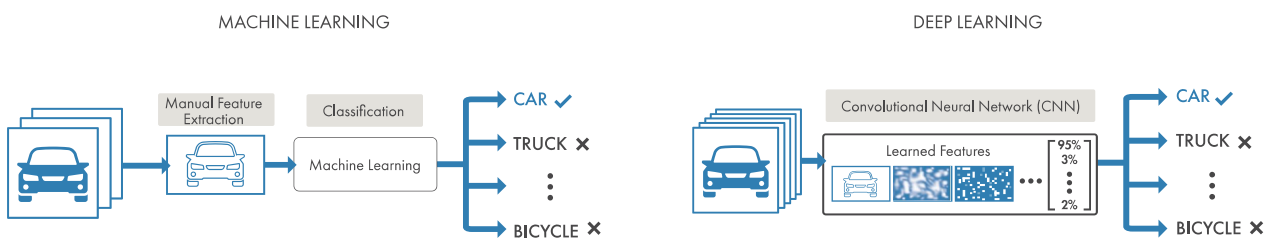
Οι περιπτώσεις όπου η βαθιά μάθηση γίνεται προτιμητέα περιλαμβάνουν καταστάσεις όπου υπάρχει μεγάλος όγκος δεδομένων, έλλειψη κατανόησης του τομέα για ενδοσκόπηση χαρακτηριστικών ή πολύπλοκα

προβλήματα, όπως η αναγνώριση ομιλίας και το NLP.

Η βαθιά μάθηση είναι μια μορφή μηχανικής μάθησης. Μια ροή εργασιών μηχανικής εκμάθησης ξεκινά με τη μη αυτόματη εξαγωγή σχετικών λειτουργιών από μια εικόνα. Αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την κατασκευή ενός μοντέλου που ταξινομεί αντικείμενα σε εικόνες. Οι σχετικές λειτουργίες μπορούν να εξαχθούν αυτόματα από τις εικόνες μέσω μιας ροής εργασιών βαθιάς εκμάθησης. Επιπλέον, η βαθιά μάθηση εκτελεί «από άκρο σε άκρο μάθηση». Στο δίκτυο δίνονται ακατέργαστα δεδομένα και μια εργασία προς εκτέλεση (όπως ταξινόμηση) και μαθαίνει αυτόματα πώς να το κάνει.

Μια διαδικασία που ονομάζεται backpropagation χρησιμοποιεί συγκεκριμένους αλγόριθμους όπως η gradient descent για να υπολογίσει το σφάλμα και προσαρμόζει τα βάρη και τις προκαταλήψεις της συνάρτησης μετακινώντας τα στρώματα προς τα πίσω σε μια προσπάθεια εκπαίδευσης του μοντέλου. Μαζί, η προς τα εμπρός διάδοση και η αντίστροφη διάδοση επιτρέπουν στο νευρωνικό δίκτυο να κάνει προβλέψεις και να διορθώνει ανάλογα τυχόν σφάλματα.

Ένα βασικό πλεονέκτημα των δικτύων βαθιάς μάθησης είναι ότι συνήθως βελτιώνονται καθώς αυξάνονται τα δεδομένα.



Εικόνα 2. Σύγκριση μιας προσέγγισης μηχανικής μάθησης για την κατηγοριοποίηση των οχημάτων (αριστερά) με τη βαθιά εκμάθηση (δεξιά).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6.1 Μέθοδοι βαθιάς μάθησης

Μια ποικιλία προσεγγίσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία ισχυρών μοντέλων βαθιάς μάθησης, συμπεριλαμβανομένων τεχνικών όπως η μείωση του ποσοστού μάθησης, η μεταφορά μάθησης, η εκπαίδευση από την αρχή και η εγκατάλειψη.

6.2 Μείωση του ρυθμού της μάθησης.

Ο ρυθμός εκμάθησης είναι μια υπερπαράμετρος - ένας παράγοντας που καθορίζει ένα σύστημα ή θέτει τις συνθήκες κάτω από τις οποίες λειτουργεί πριν από τη διαδικασία εκμάθησης - που ελέγχει πόσο ανταποκρίνεται το μοντέλο στο σφάλμα εκτίμησης κάθε φορά που αλλάζουν τα βάρη του μοντέλου.

Πολύ υψηλός ρυθμός μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε μια ασταθή προπονητική διαδικασία ή να μάθει ένα μη βέλτιστο σύνολο βαρών.

Τα ποσοστά μάθησης που είναι πολύ υψηλά μπορεί να οδηγήσουν σε ασταθείς προπονητικές διαδικασίες ή στην εκμάθηση ενός μη βέλτιστου συνόλου βαρών.

Ένας πολύ μικρός ρυθμός μάθησης θα οδηγήσει σε μια πολύ μακρά διαδικασία εκπαίδευσης, η οποία μπορεί να κολλήσει.

Οι μέθοδοι μείωσης του ρυθμού μάθησης (γνωστές επίσης ως ανόπτηση ρυθμού μάθησης ή προσαρμοστικός ρυθμός μάθησης) είναι η διαδικασία προσαρμογής του ρυθμού μάθησης για τη βελτίωση της απόδοσης και τη μείωση του χρόνου εκπαίδευσης.

Οι πιο εύκολες και πιο συνηθισμένες προσαρμογές του ρυθμού μάθησης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης περιλαμβάνουν τεχνικές για τη μείωση του ρυθμού μάθησης με την πάροδο του χρόνου.

6.3 Εκμάθηση της μεταφοράς.

Αυτή η διαδικασία περιλαμβάνει τη βελτίωση ενός προηγούμενως εκπαιδευμένου μοντέλου. Απαιτεί μια διεπαφή στο εσωτερικό ενός προϋπάρχοντος δικτύου. Πρώτον, οι χρήστες παρέχουν στο υπάρχον δίκτυο νέα δεδομένα που περιέχουν προηγούμενως άγνωστες ταξινομήσεις. Μόλις συντονιστεί το δίκτυο, μπορεί να εκτελέσει νέες εργασίες με πιο συγκεκριμένες δυνατότητες ταξινόμησης. Το πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι απαιτεί πολύ λιγότερα δεδομένα από άλλες μεθόδους, μειώνοντας το χρόνο υπολογισμού σε λεπτά ή ώρες.

6.4 Εξάσκηση από την αρχή.

Αυτή η προσέγγιση απαιτεί από τους προγραμματιστές να συλλέγουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων με ετικέτα και να δημιουργούν αρχιτεκτονικές δικτύου που μπορούν να μάθουν χαρακτηριστικά και μοντέλα. Αυτή η τεχνική είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για νέες εφαρμογές και για εκείνες με μεγάλο αριθμό κατηγοριών εξόδου. Σε γενικές γραμμές, ωστόσο, αυτή είναι μια λιγότερο συνηθισμένη προσέγγιση γιατί απαιτεί πολλά δεδομένα, με αποτέλεσμα ημέρες ή εβδομάδες για προπόνηση.

6.5 Εγκατάλειψη.

Αυτή η μέθοδος επιχειρεί να λύσει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής σε δίκτυα με μεγάλο αριθμό παραμέτρων με τυχαία απόρριψη μονάδων και των συνδέσεών τους από το νευρωνικό δίκτυο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Οι μέθοδοι εγκατάλειψης έχουν αποδειχθεί ότι βελτιώνουν την απόδοση των νευρωνικών δικτύων σε εποπτευόμενες μαθησιακές εργασίες σε τομείς όπως η αναγνώριση ομιλίας, η ταξινόμηση εγγράφων και η υπολογιστική βιολογία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

7.1 Προοπτικές σταδιοδρομίας Deep Learning

Ο τομέας της τεχνητής νοημοσύνης είναι σοβαρά υποστελεχωμένος. Αν και δεν προσλαμβάνουν ακόμη όλες οι εταιρείες επαγγελματίες με δεξιότητες βαθιάς μάθησης, η ύπαρξη τέτοιων εκπαιδευμένων ειδικών αναμένεται να γίνει σταδιακά μια κρίσιμη απαίτηση για οργανισμούς που θέλουν να παραμείνουν ανταγωνιστικοί και να προωθήσουν την καινοτομία. Οι μηχανικοί μηχανικής μάθησης έχουν μεγάλη ζήτηση επειδή ούτε οι επιστήμονες δεδομένων ούτε οι μηχανικοί λογισμικού έχουν ακριβώς τις δεξιότητες που απαιτούνται για τον τομέα της μηχανικής μάθησης. Ο ρόλος του μηχανικού μηχανικής μάθησης έχει εξελιχθεί για να καλύψει το κενό. Τι πολλά υποσχόμενη είναι η βαθιά μάθηση όσον αφορά τις ευκαιρίες σταδιοδρομίας και τις αμοιβές; Αρκετά. Το Glassdoor αναφέρει τον μέσο μισθό για έναν μηχανικό μηχανικής εκμάθησης σε σχεδόν 115.000 \$ ετησίως. Σύμφωνα με το PayScale, το εύρος μισθών κυμαίνεται από 100.000 \$ έως 166.000 \$. Η ανάπτυξη θα επιταχυνθεί τα επόμενα χρόνια καθώς τα συστήματα και τα εργαλεία βαθιάς μάθησης βελτιώνονται και επεκτείνονται σε όλους τους κλάδους.

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Το καλύτερο με τη βαθιά μάθηση είναι ότι μπορεί να εφαρμοστεί σε τόσο μεγάλο εύρος περιοχών, πράγμα που σημαίνει ότι υπάρχουν πολλές διαφορετικές εφαρμογές για αυτόν τον τύπο τεχνητής νοημοσύνης.

Αυτοί οι τύποι δικτύων λαμβάνουν τόσες πολλές πληροφορίες και τις αποσπάζουν σε κατανοητά κομμάτια, ενώ συγκρίνουν επίσης νέα δεδομένα με όσα έχουν ήδη μάθει στο παρελθόν, γεγονός που τους επιτρέπει να επιτύχουν απίστευτα ακριβή αποτελέσματα με πολύ λίγη ανθρώπινη παρέμβαση

Το μόνο μειονέκτημα αυτή τη στιγμή είναι ότι αυτοί οι αλγόριθμοι συχνά αδυνατούν ή δεν θέλουν να εξηγήσουν γιατί κάτι λειτούργησε όπως έγινε, επειδή ακόμα δεν γνωρίζουμε αρκετά για το πώς λειτουργεί ο εγκέφαλος τους, αλλά ελπίζουμε, καθώς η έρευνα συνεχίζεται. Θα φτάσουμε τελικά σε ένα σημείο όπου ακόμη και τα πιο προηγμένα μοντέλα μηχανικής

μάθησης γίνονται αρκετά έξυπνα ώστε να μας πουν ακριβώς τι περνάει από το μυαλό τους κάθε δεδομένη στιγμή.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

8.1 Εφαρμογές Της βαθιάς μάθησης

Οι εφαρμογές βαθιάς εκμάθησης του πραγματικού κόσμου αποτελούν μέρος της καθημερινής μας ζωής, αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις είναι τόσο καλά ενσωματωμένες σε προϊόντα και υπηρεσίες που οι χρήστες δεν γνωρίζουν την περίπλοκη επεξεργασία δεδομένων που συμβαίνει στα παρασκήνια. Όχι. Μερικά παραδείγματα είναι:

Επιβολή του νόμου

Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης μπορούν να αναλύσουν δεδομένα συναλλαγών και να μάθουν από αυτά να εντοπίζουν επικίνδυνα μοτίβα που υποδεικνύουν πιθανή απάτη ή εγκληματική δραστηριότητα. Η αναγνώριση ομιλίας, η όραση υπολογιστή και άλλες εφαρμογές βαθιάς μάθησης μπορούν να βελτιώσουν την αποτελεσματικότητα και την αποδοτικότητα της εγκληματολογικής ανάλυσης εξάγοντας μοτίβα και στοιχεία από ηχογραφήσεις και βίντεο, εικόνες και έγγραφα, βοηθώντας τις αρχές επιβολής του νόμου να αναλύσουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων ταχύτερα και με μεγαλύτερη ακρίβεια

Χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα χρησιμοποιούν τακτικά προγνωστικά αναλυτικά στοιχεία για να προωθήσουν αλγοριθμικές συναλλαγές μετοχών, να αξιολογήσουν τους επιχειρηματικούς κινδύνους για εγκρίσεις δανείων, να ανιχνεύσουν απάτες και να βοηθήσουν στη διαχείριση πιστωτικών και επενδυτικών χαρτοφυλακίων για πελάτες.

Εξυπηρέτηση πελατών

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα χρησιμοποιούν συστηματικά προγνωστικά αναλυτικά στοιχεία για να προωθήσουν αλγοριθμικές συναλλαγές μετοχών, να αξιολογήσουν τον επιχειρηματικό κίνδυνο για εγκρίσεις δανείων, να ανιχνεύσουν απάτες και να βοηθήσουν στη διαχείριση των πιστωτικών και επενδυτικών χαρτοφυλακίων των πελατών.

Πολλοί οργανισμοί ενσωματώνουν τεχνικές βαθιάς μάθησης στις διαδικασίες εξυπηρέτησης πελατών τους. Τα chatbots που χρησιμοποιούνται σε διάφορες εφαρμογές, υπηρεσίες και πύλες εξυπηρέτησης πελατών είναι μια απλή μορφή τεχνητής νοημοσύνης. Τα παραδοσιακά chatbot χρησιμοποιούν φυσική γλώσσα ή ακόμα και οπτική αναγνώριση, που συχνά εμφανίζονται σε μενού που μοιάζουν με τηλεφωνικά κέντρα. Πιο εξελιγμένες λύσεις chatbot προσπαθούν να μάθουν να προσδιορίζουν εάν οι διαφορούμενες ερωτήσεις έχουν περισσότερες από μία απαντήσεις. Ανάλογα με τις απαντήσεις που έλαβε, το chatbot θα προσπαθήσει να απαντήσει απευθείας σε αυτές τις ερωτήσεις ή να μεταφέρει τη συνομιλία σε έναν άνθρωπο χρήστη.

Εικονικοί βοηθοί για παραδειγμα το Siri που ανηκει στην Apple, οπως το Amazon Alexa ή ακομα το Google Assistant εχουν επεκτεινει την έννοια των chatbots και εχουν ενεργοποιησει την αναγνώριση ομιλίας. Αυτό εχει δημιουργησει έναν νέο τρόπο ωστε προσελκύσει τους χρήστες με ειδικο τρόπο.

Φροντίδα υγείας

Από την ψηφιοποίηση των νοσοκομειακών αρχείων και εικόνων, ο κλάδος της υγειονομικής περίθαλψης έχει επωφεληθεί πολύ από τις δυνατότητες βαθιάς μάθησης. Οι εφαρμογές αναγνώρισης εικόνας εχουν υποστηρίξει ειδικούς ιατρικής απεικόνισης και ακτινολόγους βοηθώντας τους τόσο να αναλύσουν όσο και να αξιολογήσουν περισσότερες εικόνες σε πολλυ

λιγότερο χρόνο.

Αυτόματη δημιουργία κειμένου– Το σώμα κειμένου μαθαίνεται και από αυτό το μοντέλο δημιουργείται νέο κείμενο, λέξη προς λέξη ή χαρακτήρα προς χαρακτήρα. Τότε αυτό το μοντέλο μπορεί να μάθει πώς να συλλαβίζει, να σημειώνει στίξη, να σχηματίζει προτάσεις ή μπορεί ακόμη και να αποτυπώνει το στυλ.

Αναγνώριση εικόνας – Αναγνωρίζει και προσδιορίζει ανθρώπους και αντικείμενα στις εικόνες, καθώς και για την κατανόηση του περιεχομένου και του πλαισίου. Αυτή η περιοχή χρησιμοποιείται ήδη σε Gaming, Retail, Tourism κ.λπ.

Πρόβλεψη σεισμών– Διδάσκει σε έναν υπολογιστή να εκτελεί υπολογισμούς που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη σεισμών.

Μερικές από τις πιο κοινές εφαρμογές περιλαμβάνουν:

Αναγνώριση εικόνας και βίντεο: Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται για την αυτόματη ταξινόμηση εικόνων και βίντεο, την ανίχνευση αντικειμένων και την αναγνώριση προσώπων. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν μηχανές αναζήτησης εικόνων και βίντεο, αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα και συστήματα παρακολούθησης.

Αναγνώριση ομιλίας: Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται για τη μεταγραφή και τη μετάφραση ομιλίας σε πραγματικό χρόνο, η οποία χρησιμοποιείται σε συσκευές ελεγχόμενης φωνής, όπως εικονικοί βοηθοί και τεχνολογία προσβασιμότητας για άτομα με προβλήματα

Επεξεργασία φυσικής γλώσσας: Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται για την κατανόηση, τη δημιουργία και τη μετάφραση ανθρώπινων γλωσσών. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν αυτόματα μετάφραση, σύνοψη κειμένου και ανάλυση συναισθήματος.

Ρομποτική: Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο ρομπότ και drones και βελτιώνουν της ικανότητά τους να αντιλαμβάνονται και να αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον.

Συστήματα προτάσεων: Τα μοντέλα βαθιάς εκμάθησης χρησιμοποιούνται για την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων στους χρήστες, όπως προτάσεις προϊόντων, προτάσεις ταινιών και προτάσεις ειδήσεων.

Μέσα κοινωνικής δικτύωσης: Τα μοντέλα βαθιάς εκμάθησης

χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό ψεύτικων ειδήσεων, για την επισήμανση επιβλαβούς περιεχομένου και για το φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων.

8.2 ΠΟΙΕΣ ΕΙΝΑΙ ΟΙ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ DEEP LEARNING;

Πολλοί διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων βαθιάς μάθησης μπορούν να εφαρμοστούν με διάφορους τρόπους, ανάλογα με το ποιο πρόβλημα χρειάζεται επίλυση. Μερικά παραδείγματα περιλαμβάνουν:

1. Αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα

Τα αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα χρησιμοποιούν εποπτευόμενα μοντέλα μηχανικής εκμάθησης που βασίζονται σε συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα(CNN).

Αυτό ουσιαστικά σημαίνει να τους διδάξουμε με το παράδειγμα και όχι με σαφείς κανόνες προγραμματισμού να αναγνωρίζουν αντικείμενα όπως σήματα κυκλοφορίας ή άλλα οχήματα μέσω εικόνων κάμερας που τροφοδοτούνται σε αυτά τα προγράμματα υπολογιστή ενώ κυκλοφορούν.

2. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και Αναγνώριση Ομιλίας

Η βαθιά μάθηση μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας και την αναγνώριση ομιλίας, επιτρέποντας στις μηχανές να κατανοούν την ανθρώπινη επικοινωνία.

Αυτός ο τύπος δικτύου σε βάθος είναι συνήθως ένας συνδυασμός συνελκτικών νευρωνικών δικτύων και επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) που έχουν εκπαιδευτεί σε μεγάλες βάσεις δεδομένων σχολιασμένου κειμένου ή δεδομένων ήχου, με στόχο να αναπαράγουν την διαδικασία με την οποία οι άνθρωποι μιλούν κανονικά

3. Computer Vision

Στον τομέα της όρασης υπολογιστή, η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται για την αναγνώριση αντικειμένων και ενεργειών σε μια οπτική σκηνή.

Αυτό μπορεί να εφαρμοστεί, για παράδειγμα, στην κοινωνική ρομποτική, όπου ένα ρομπότ θα μπορούσε να μάθει πώς να βοηθάει στο σπίτι εντοπίζοντας καθημερινά αντικείμενα όπως πιάτα ή ρούχα που βλέπει ενώ εξερευνά μόνο του το περιβάλλον του.

4. Μηχανική Μετάφραση

Μέθοδοι βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται επίσης σήμερα σε προγράμματα μηχανικής μετάφρασης που μετατρέπουν αυτόματα κείμενο από μια γλώσσα σε άλλη χωρίς να απαιτείται χειροκίνητα από τον άνθρωπο να εισάγει εκ των προτέρων μεταφρασμένες λέξεις ή φράσεις.

5. Ανάλυση Ιατρικής Εικόνας

Το Deep Learning εφαρμόζεται επίσης στην ιατρική απεικόνιση για την εύρεση καρκίνων σε μαστογραφίες ή άλλες ακτινολογικές εικόνες, την πρόβλεψη καρδιαγγειακών κινδύνων και ακόμη και τη διάγνωση ψυχικών ασθενειών.

6. Βιντεοπαιχνίδια

Η Deep Learning μπόρεσε πρόσφατα να μάθει πώς να παίζει βιντεοπαιχνίδια μόνη της παρατηρώντας απλώς την οθόνη. Αντίθετα, παίζει εναντίον άλλου παίκτη και χρησιμοποιεί αλγόριθμους ενίσχυσης εκμάθησης όπου πετυχαίνει κάτι κάθε φορά.

Παίρνει ένα σήμα ανταμοιβής. Ωστόσο, κάθε φορά αποτυγχάνει σε ένα εμπόδιο. Το πρόγραμμα προσπαθεί ξανά μέχρι να βρει τελικά πώς να ξεπεράσει τα εμπόδια από μόνο του, χωρίς κανέναν απολύτως προγραμματισμένο κανόνα.

7. Μεγάλα Δεδομένα και Εξόρυξη Δεδομένων

Η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται επίσης σε εφαρμογές εξόρυξης μεγάλων δεδομένων και δεδομένων, όπου τα προγράμματα υπολογιστών μπορούν να βρουν κρυφές πληροφορίες σε μεγάλα σύνολα δεδομένων

8. Ηλεκτρονικές λύσεις αυτοεξυπηρέτησης

Ένας άλλος τομέας όπου η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται τώρα για λύσεις αυτοεξυπηρέτησης που βοηθούν τις επιχειρήσεις να προωθήσουν το μέλλον βοηθώντας τους πελάτες τους να κάνουν πράγματα μόνοι τους αντί να απαιτούν τη βοήθεια ενός ζωντανού αντιπροσώπου.

9. Predictive Analytics σε πραγματικό χρόνο

Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης αρχίζουν επίσης να εφαρμόζονται σε εφαρμογές πρόβλεψης ανάλυσης σε πραγματικό χρόνο, όπως η πρόληψη της κυκλοφοριακής συμφόρησης, η εύρεση βέλτιστων διαδρομών ή χρονοδιαγραμμάτων με βάση τις τρέχουσες συνθήκες και η πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων πριν προκύψουν.

10. Αλγόριθμοι χρηματοδότησης και συναλλαγών

Πολλά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα παγκοσμίως χρησιμοποιούν προηγμένα μοντέλα μηχανικής εκμάθησης εδώ και χρόνια για διαπραγμάτευση μετοχών, ομολόγων, νομισμάτων και άλλων τύπων περιουσιακών στοιχείων.

Ωστόσο, σήμερα η ίδια προσέγγιση ακολουθείται για την εξόρυξη κρυπτονομισμάτων καθώς και για αυτοματοποιημένα προγράμματα διαπραγμάτευσης μετοχών που μπορούν να προσαρμόσουν τη δική τους αγοραστική συμπεριφορά με βάση τις αλλαγές στην αγορά που εντοπίζουν χωρίς καμία ανθρώπινη επίβλεψη.

Η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται επίσης για την αξιολόγηση κινδύνου, όπου τα προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών είναι πλέον σε θέση να προβλέψουν πιθανές παραβιάσεις ευαίσθητων πληροφοριών προτού συμβεί, κάτι που θα μπορούσε να βοηθήσει τους οργανισμούς να αποτρέψουν κυβερνοεπιθέσεις ή εσωτερικές απειλές με πιο προηγμένα εργαλεία ανάλυσης από ποτέ.

11. Sports Analytics

Η όραση υπολογιστή έχει ήδη φέρει επανάσταση στον αθλητισμό βοηθώντας τους εκπαιδευτές να παρακολουθούν τις κινήσεις των παικτών. Τραβήχτηκαν βολές, απόσταση που διανύθηκε ανά παιχνίδι καθώς και πολλές άλλες μετρήσεις.

Ωστόσο, οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης αρχίζουν τώρα να εφαρμόζονται σε αυτόν τον ίδιο τύπο ανάλυσης δεδομένων για να βελτιώσουν ακόμη περισσότερο τα προηγούμενα μοντέλα απόδοσης. Αυτό θα επιτρέψει στους ίδιους τους προπονητές και τους παίκτες να λάβουν καλύτερες αποφάσεις για το πόση προπόνηση χρειάζεται ένας συγκεκριμένος αθλητής.

8.3 DEEP LEARNING ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης εξάγουν θεωρίες όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος, και αναλύουν συστηματικά τα δεδομένα με μια λογική δομή. Για να ολοκληρωθεί αυτό, χρησιμοποιούν μια πολυεπίπεδη δομή αλγορίθμων που ονομάζονται Νευρωνικά Δίκτυα.

Η σχεδίαση του νευρωνικού δικτύου είναι βασισμένη στη δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου. Όπως εμείς χρησιμοποιούμε το μυαλό για να εντοπίσουμε χαρακτηριστικά και ταξινομούμαστε διαφορετικούς τύπους πληροφοριών, έτσι και τα νευρωνικά δίκτυα διδασκούνται και εκτελούν τις ίδιες εργασίες στα δεδομένα.

Ο εγκέφαλος του ανθρώπου λειτουργεί σχεδόν το ίδιο. Κάθε φορά που λαμβάνει νέες πληροφορίες, ο εγκέφαλος προσπαθεί να τις παρμοιάσει και να τις συγκρίνει με άλλα γνωστά αντικείμενα.

8.4 Deep Learning με MATLAB

Το MATLAB διευκολύνει τη βαθιά εκμάθηση. Υπάρχουν πολλά εργαλεία και λειτουργίες που διαχειρίζονται μεγάλο σύνολων δεδομένων, το MATLAB προσφέρει ειδικές εργαλειοθήκες για εργασία με μηχανική μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, όραση υπολογιστή και αυτονομη οδήγηση.

Με λίγες μόνο εντολές σε κωδικα , το MATLAB επιτρέπει στον ανθρωπο να κάνετε βαθιά εκμάθηση χωρίς να είστε ειδικός. Αρχικά, δημιουργεί και οπτικοποιεί μοντέλα και αναπτύσει μοντέλα σε διακομιστές και ενσωματωμένες συσκευές.

Οι ομάδες είναι επιτυχημένες χρησιμοποιώντας το MATLAB για βαθιά μάθηση επειδή:

Δημιουργεί και οπτικοποιεί μοντέλα με λίγες μόνο γραμμές κώδικα.
Το MATLAB επιτρέπει να δημιουργείτε μοντέλα βαθιάς εκμάθησης με ελάχιστο κώδικα. Με το MATLAB, μπορείτε να εισαγάγετε γρήγορα προεκπαιδευμένα μοντέλα και να οπτικοποιήσετε και να διορθώσετε τα ενδιάμεσα αποτελέσματα καθώς προσαρμόζετε τις παραμέτρους εκπαίδευσης.

Εκτέλεση Deep Learning χωρίς να είστε ειδικός.

Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε το MATLAB για να μάθετε και να αποκτήσετε εξειδίκευση στον τομέα της βαθιάς μάθησης. Οι περισσότεροι από εμάς δεν έχουμε παρακολουθήσει ποτέ μαθήματα βαθιάς μάθησης. Πρέπει να μάθουμε στη δουλειά. Το MATLAB κάνει τη μάθηση για αυτό το πεδίο πρακτική και προσβάσιμη. Επιπλέον, το MATLAB δίνει τη

δυνατότητα στους ειδικούς του τομέα να κάνουν βαθιά μάθηση – αντί να παραδίδουν την εργασία σε επιστήμονες δεδομένων που μπορεί να μην γνωρίζουν τον κλάδο ή την εφαρμογή σας.

Αυτοματοποιεί την επίγεια επισήμανση της αλήθειας εικόνων και βίντεο.

Το MATLAB δίνει τη δυνατότητα στους χρήστες να επισημαίνουν αλληλεπιδραστικά αντικείμενα μέσα σε εικόνες και μπορεί να αυτοματοποιήσει την επίγεια επισήμανση αλήθειας σε βίντεο για εκπαίδευση και δοκιμή μοντέλων βαθιάς μάθησης. Αυτή η διαδραστική και αυτοματοποιημένη προσέγγιση μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα σε λιγότερο χρόνο.

Ενσωματώνει τη βαθιά μάθηση σε μια ενιαία ροή εργασίας.

Το MATLAB μπορεί να ενοποιήσει πολλούς τομείς σε μια ενιαία ροή εργασίας. Με το MATLAB, μπορείτε να κάνετε τη σκέψη και τον προγραμματισμό σας σε ένα περιβάλλον. Προσφέρει εργαλεία και λειτουργίες για βαθιά μάθηση, καθώς και για μια σειρά τομέων που τροφοδοτούν αλγόριθμους βαθιάς μάθησης, όπως η επεξεργασία σήματος, η όραση υπολογιστή και η ανάλυση δεδομένων.

Με το MATLAB, μπορείτε να ενσωματώσετε αποτελέσματα στις υπάρχουσες εφαρμογές σας. Το MATLAB αυτοματοποιεί την ανάπτυξη των μοντέλων βαθιάς εκμάθησης σε εταιρικά συστήματα, συμπλέγματα, σύννεφα και ενσωματωμένες συσκευές. |

8.5 Εμπόδια στην εφαρμογή της βαθιάς μάθησης

Ενώ αποκαλύπτονται νέες χρήσεις για τη βαθιά μάθηση, εξακολουθεί να είναι ένα εξελισσόμενο πεδίο με ορισμένους περιορισμούς:

Μεγάλοι όγκοι δεδομένων

Προκειμένου να επιτευχθούν πιο διορατικές και αφηρημένες απαντήσεις, η βαθιά μάθηση απαιτεί μεγάλες ποσότητες δεδομένων για εκπαίδευση. Παρόμοια με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης χρειάζεται παραδείγματα ώστε να μπορεί βελτιώσει το αποτέλεσμα του μέσα από τα λάθη.

Έλλειψη ευελιξίας

Οι μηχανές εξακολουθούν να μαθαίνουν με πολύ στενούς τρόπους, κάτι που μπορεί να οδηγήσει σε λάθη. Τα δίκτυα βαθιάς μάθησης χρειάζονται δεδομένα για να λύσουν ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Εάν σας ζητηθεί να εκτελέσετε μια εργασία εκτός αυτού του πεδίου εφαρμογής, πιθανότατα θα αποτύχει.

Έλλειψη διαφάνειας

Ενώ κοσκινίζει εκατομμύρια σημεία δεδομένων για να βρει μοτίβα, μπορεί να είναι δύσκολο να κατανοήσουμε πώς ένα νευρωνικό δίκτυο φτάνει στη λύση του. Αυτή η έλλειψη διαφάνειας στον τρόπο με τον οποίο επεξεργάζονται δεδομένα καθιστά δύσκολο τον εντοπισμό ανεπιθύμητων προκαταλήψεων και την εξήγηση των προβλέψεων.

Παρά αυτά τα εμπόδια, οι επιστήμονες δεδομένων πλησιάζουν όλο και περισσότερο στη δημιουργία μοντέλων βαθιάς μάθησης υψηλής ακρίβειας που μπορούν να μάθουν χωρίς επίβλεψη – κάτι που θα κάνει τη βαθιά

μάθηση ταχύτερη και λιγότερο εντατική.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

9.1 Απαιτήσεις υλικού Deep Learning

Η βαθιά μάθηση απαιτεί τεράστια υπολογιστική ισχύ. Οι μονάδες γραφικής επεξεργασίας με υψηλή απόδοση είναι ιδανικές επειδή χειρίζονται μεγάλο αριθμό υπολογισμών σε πολλούς πυρήνες με άφθονη διαθέσιμη μνήμη. Ωστόσο, η διαχείριση πολλαπλών GPU επί τόπου μπορεί να δημιουργήσει μεγάλη ζήτηση σε εσωτερικούς πόρους και να είναι απίστευτα δαπανηρή σε κλίμακα.

Deep Learning και IBM

Για δεκαετίες τώρα, η IBM είναι πρωτοπόρος στην ανάπτυξη τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης και βαθιάς μάθησης, που τονίζεται από την ανάπτυξη του IBM Watson, του chatbot AI της IBM. Ένα από τα πρώτα επιτεύγματα στην τεχνολογία βαθιάς μάθησης, η Watson είναι πλέον μια αξιόπιστη λύση για επιχειρήσεις που επιθυμούν να εφαρμόσουν προηγμένες τεχνικές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και μηχανικής μάθησης στα συστήματά τους χρησιμοποιώντας μια αποδεδειγμένη κλιμακωτή προσέγγιση για την υιοθέτηση και την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης.

Η Watson χρησιμοποιεί το πλαίσιο Apache Unstructured Information Management Architecture (UIMA) και το λογισμικό DeepQA της IBM για να καταστήσει διαθέσιμες στις εφαρμογές ισχυρές δυνατότητες βαθιάς εκμάθησης. Χρησιμοποιώντας εργαλεία όπως το IBM Watson Studio, η επιχείρησή σας μπορεί να αξιοποιήσει τα μεγάλα δεδομένα σας και να φέρει σε παραγωγή τα έργα επιστήμης δεδομένων σας, ενώ αναπτύσσει

και εκτελεί τα μοντέλα σας σε οποιοδήποτε cloud.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

Περιορισμοί και προκλήσεις

Ο μεγαλύτερος περιορισμός των μοντέλων βαθιάς μάθησης είναι ότι μαθαίνουν μέσω παρατηρήσεων. Αυτό σημαίνει ότι γνωρίζουν μόνο τι υπήρχε στα δεδομένα στα οποία εκπαιδεύτηκαν. Εάν ένας χρήστης έχει μικρό όγκο δεδομένων ή προέρχεται από μια συγκεκριμένη πηγή που δεν είναι απαραίτητα αντιπροσωπευτική της ευρύτερης λειτουργικής περιοχής, τα μοντέλα δεν θα μάθουν με τρόπο που να είναι γενικεύσιμος.

Το ζήτημα των προκαταλήψεων είναι επίσης ένα σημαντικό πρόβλημα για τα μοντέλα βαθιάς μάθησης. Εάν ένα μοντέλο εκπαιδεύεται σε δεδομένα που περιέχουν προκαταλήψεις, το μοντέλο θα αναπαράγει αυτές τις προκαταλήψεις στις προβλέψεις του.

Αυτό ήταν ένα ενοχλητικό πρόβλημα για τους προγραμματιστές βαθιάς μάθησης, επειδή τα μοντέλα μαθαίνουν να διαφοροποιούνται με βάση τις ανεπαίσθητες παραλλαγές στα στοιχεία δεδομένων.

Συχνά, οι παράγοντες που καθορίζει ότι είναι σημαντικοί δεν γίνονται ρητά σαφείς στον προγραμματιστή.

Αυτό σημαίνει, για παράδειγμα, ένα μοντέλο αναγνώρισης προσώπου μπορεί να κάνει προσδιορισμούς για τα χαρακτηριστικά των ανθρώπων με βάση πράγματα όπως η φυλή ή το φύλο χωρίς να το γνωρίζει ο προγραμματιστής.

Το ποσοστό μάθησης μπορεί επίσης να γίνει μια σημαντική πρόκληση για τα μοντέλα βαθιάς μάθησης. Εάν το ποσοστό είναι πολύ υψηλό, τότε το

μοντέλο θα συγκλίνει πολύ γρήγορα, παράγοντας μια λιγότερο από τη βέλτιστη λύση. Εάν το ποσοστό είναι πολύ χαμηλό, τότε η διαδικασία μπορεί να κολλήσει και θα είναι ακόμη πιο δύσκολο να βρεθεί λύση.

Οι απαιτήσεις υλικού για τα μοντέλα βαθιάς εκμάθησης μπορούν επίσης να δημιουργήσουν περιορισμούς. Απαιτούνται πολυπύρηνες μονάδες επεξεργασίας γραφικών υψηλής απόδοσης (GPU) και άλλες παρόμοιες μονάδες επεξεργασίας για τη διασφάλιση βελτιωμένης απόδοσης και μειωμένης κατανάλωσης χρόνου. Ωστόσο, αυτές οι μονάδες είναι ακριβές και χρησιμοποιούν μεγάλες ποσότητες ενέργειας.

Άλλοι περιορισμοί και προκλήσεις περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

- Η βαθιά μάθηση απαιτεί μεγάλες ποσότητες δεδομένων. Επιπλέον, τα πιο ισχυρά και ακριβή μοντέλα θα χρειαστούν περισσότερες παραμέτρους, οι οποίες με τη σειρά τους απαιτούν περισσότερα δεδομένα.

- Μόλις εκπαιδευτούν, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης γίνονται άκαμπτα και δεν μπορούν να χειριστούν το multitasking. Μπορούν να προσφέρουν αποτελεσματικές και ακριβείς λύσεις αλλά μόνο σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Ακόμη και η επίλυση ενός παρόμοιου προβλήματος θα απαιτούσε επανεκπαίδευση του συστήματος.

Οποιαδήποτε εφαρμογή απαιτεί συλλογισμό -- όπως ο προγραμματισμός ή η εφαρμογή της επιστημονικής μεθόδου -- ο μακροπρόθεσμος σχεδιασμός και ο αλγόριθμος χειραγώγησης δεδομένων είναι εντελώς πέρα από αυτό που μπορούν να κάνουν οι τρέχουσες τεχνικές βαθιάς μάθησης, ακόμη και με μεγάλα δεδομένα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11

ΕΠΑΝΑΣΤΑΣΗ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Είναι βαθιά μάθηση ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης και πώς η μηχανική μάθηση είναι ένα υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης; (AI)

το ετος 2012, μια ομάδα κέρδισε το "Merck Molecular Activity Challenge" έχοντας χρησιμοποιήσει νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών εργασιών για να διαπιστώσει τον βιομοριακο στοχο ενός φαρμάκου. Το ετος 2014, μια άλλη η ομάδα χρησιμοποίησε τη βαθιά μάθηση για να εντοπίσει τόσο τις μη στοχευμένες όσο και τις τοξικές επιδράσεις των χημικών ουσιών σε θρεπτικά συστατικά, προϊόντα οικιακής χρήσης και φάρμακα

Το 2011, αυτή η μέθοδος πέτυχε υπεράνθρωπα αποτελέσματα για πρώτη φορά στον διαγωνισμό οπτικής αναγνώρισης προτύπων. Το 2011 κέρδισε τον διαγωνισμό συγγραφής ICDAR της Κίνας. Τον Μάιο του 2012 κέρδισε τον Διαγωνισμό Τμηματοποίησης Εικόνας ISBI. Μόλις το 2011 έπαιξαν τα CNN Τον Ιούνιο του 2012, μια εργασία που παρουσιάστηκε στο κορυφαίο συνέδριο CVPR από τους Ciresan et al., δείχνει πώς η μέγιστη συγκέντρωση CNN στις GPU μπορεί να βελτιώσει σημαντικά πολλές εγγραφές οπτικής αναφοράς. Ένα παρόμοιο σύστημα από τους Krizhevsky et al., Οκτώβριος 2012. Οι μέθοδοι ρηχής μηχανικής μάθησης κέρδισαν τον μεγάλης κλίμακας διαγωνισμό ImageNet με σαφή διαφορά. Νοέμβριος 2012, The system of Ciresan et al. Κέρδισε επίσης τον διαγωνισμό ICPR για ανάλυση ιατρικής εικόνας μεγάλης κλίμακας για την ανίχνευση καρκίνου και το MICCAI Grand Challenge για το ίδιο θέμα την

επόμενη χρονιά. Το 2013 και το 2014, παρόμοια με τις τάσεις αναγνώρισης ομιλίας μεγάλης κλίμακας, το ποσοστό σφάλματος για εργασίες ImageNet που χρησιμοποιούν βαθιά εκμάθηση μειώθηκε περαιτέρω.

Η ταξινόμηση εικόνων επεκτάθηκε στη συνέχεια στο πιο δύσκολο έργο της δημιουργίας περιγραφών εικόνων (λεζάντες). Ορισμένοι ερευνητές λένε ότι η νίκη του ImageNet τον Οκτώβριο του 2012 σηματοδοτεί την αρχή μιας «επανάστασης βαθιάς μάθησης» που θα μεταμορφώσει τη βιομηχανία τεχνητής νοημοσύνης. Τον Μάρτιο του 2019, στους Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton και Yann LeCun απονεμήθηκε το βραβείο Turing για τις εννοιολογικές και μηχανολογικές τους ανακαλύψεις που έχουν κάνει τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα σημαντικό δομικό στοιχείο της πληροφορικής.

Υλικό

Από το 2010, η πρόοδος στη μηχανική μάθηση και στο υλικό των υπολογιστών οδήγησε σε αποτελεσματικότερους τρόπους εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων. Μέχρι και το 2019, οι μονάδες επεξεργασίας γραφικών έχουν αντικαταστήσει τις CPU ως την κύρια μέθοδο εκπαίδευσης μεγάλης κλίμακας εμπορικής τεχνητής νοημοσύνης cloud. Ειδικά **ηλεκτρονικά κυκλώματα** που ονομάζονται **επεξεργαστές βαθιάς μάθησης** σχεδιάστηκαν για να επιταχύνουν τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης. Οι επεξεργαστές βαθιάς εκμάθησης περιλαμβάνουν μονάδες νευρωνικής επεξεργασίας (NPU) σε κινητά τηλέφωνα **Huawei** και διακομιστές **υπολογιστικού νέφους**, όπως **μονάδες επεξεργασίας τανυστών (TPU)** στην **πλατφόρμα Google Cloud**. Η **Cerebras Systems** έχει επίσης κατασκευάσει ένα αποκλειστικό σύστημα για το χειρισμό μεγάλων μοντέλων βαθιάς εκμάθησης, το CS-2, που βασίζεται στον μεγαλύτερο επεξεργαστή στη βιομηχανία, τη δεύτερη γενιά Wafer Scale Engine (WSE-2).

Οι ατομικά λεπτοί **ημιαγωγοί** θεωρούνται πολλά υποσχόμενοι για ενεργειακά αποδοτικό υλικό βαθιάς εκμάθησης, όπου η ίδια βασική δομή συσκευής χρησιμοποιείται τόσο για λογικές λειτουργίες όσο και για αποθήκευση δεδομένων. Το 2020, οι Marega et al. Δημοσίευσε πειράματα με υλικό ενεργού καναλιού μεγάλης περιοχής για την ανάπτυξη συσκευών

και κυκλωμάτων λογικής μνήμης που βασίζονται σε τρανζίστορ πεδίου αιωρούμενης πύλης (FGFET).

Το 2021, οι J. Feldmann et al. πρότεινε έναν ενσωματωμένο φωτονικό επιταχυντή υλικού για παράλληλη συνελικτική επεξεργασία.

Οι συγγραφείς εντοπίζουν δύο βασικά πλεονεκτήματα της ολοκληρωμένης φωτονικής έναντι των ηλεκτρονικών ομολόγων της: (1) μαζικά παράλληλη μεταφορά δεδομένων μέσω πολυπλεξίας διαίρεσης μήκους κύματος σε συνδυασμό με χτένες συχνότητας και (2) εξαιρετικά υψηλές ταχύτητες διαμόρφωσης δεδομένων. Το σύστημά τους μπορεί να εκτελέσει τρισεκατομμύρια λειτουργίες πολλαπλασιασμού-συσσώρευσης ανά δευτερόλεπτο, υποδεικνύοντας τις δυνατότητες της ολοκληρωμένης φωτονικής σε εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης με μεγάλο όγκο δεδομένων.

Η βαθιά μάθηση έχει στενή σχέση με μια κατηγορία από θεωρίες για την ανάπτυξη του εγκεφάλου (πιο συγκεκριμένα την ανάπτυξη του νεοφλοιού), που παρουσιάστηκαν με τη μορφή υπολογιστικών μοντέλων που ήταν πρόδρομοι σε συστήματα βαθιάς μάθησης.

Ένα κοινό νήμα μεταξύ αυτών των μοντέλων είναι οι διάφορες δυναμικές μάθησης που προτείνονται στον εγκέφαλο, όπως η αύξηση των παραγόντων ανάπτυξης των νεύρων, η υποστήριξη της αυτοοργάνωσης, κάπως παρόμοια με τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα βαθιάς μάθησης. Όπως ο νεοφλοιός, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν μια ιεραρχία στρωμάτων φιλτραρίσματος, όπου κάθε στρώμα εξετάζει πληροφορίες από το προηγούμενο στρώμα (ή λειτουργικό περιβάλλον) και στη συνέχεια περνά την έξοδο του (και πιθανώς την αρχική είσοδο) σε άλλα επίπεδα. Αυτή η διαδικασία παράγει μια αυτο-οργανωμένη στοίβα αισθητήρων που είναι καλά προσαρμοσμένη στο περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν. Μια περιγραφή του 1995

αναφέρει: «...ο εγκέφαλος του βρέφους φαίνεται να είναι οργανωμένος υπό την επίδραση κυμάτων των λεγόμενων τροφικών παραγόντων... διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου συνδέονται διαδοχικά, με το ένα στρώμα ιστού να ωριμάζει πριν από το άλλο, έτσι ώστε ο συνολικός ώριμος εγκέφαλος».

Διάφορες προσεγγίσεις έχουν χρησιμοποιηθεί για τη διερεύνηση της εγκυρότητας των μοντέλων βαθιάς μάθησης από νευροβιολογική προοπτική. Από τη μία πλευρά, έχουν προταθεί αρκετές παραλλαγές του αλγορίθμου backpropagation για να αυξηθεί ο ρεαλισμός της επεξεργασίας του. Άλλοι ερευνητές πιστεύουν ότι οι μη εποπτευόμενες μορφές βαθιάς μάθησης, όπως αυτές που βασίζονται σε ιεραρχικά παραγωγικά μοντέλα και δίκτυα βαθιάς πεποίθησης, μπορεί να είναι πιο κοντά στη βιολογική πραγματικότητα. Από αυτή την άποψη, τα μοντέλα γενετικών νευρωνικών δικτύων συνδέονται με νευροβιολογικά στοιχεία για επεξεργασία βάσει δειγματοληψίας στον εγκεφαλικό φλοιό.

Δεν έχει ακόμη καθιερωθεί συστηματική σύγκριση μεταξύ της νευρωνικής κωδικοποίησης στον ανθρώπινο εγκεφαλικό ιστό και των βαθιών δικτύων, αλλά έχουν αναφερθεί ορισμένες αναλογίες. Για παράδειγμα, οι υπολογισμοί που εκτελούνται από μονάδες βαθιάς μάθησης μπορεί να μοιάζουν με αυτούς των πραγματικών νευρώνων και των νευρωνικών πληθυσμών. Ομοίως, οι αναπαραστάσεις που αναπτύσσονται από μοντέλα βαθιάς μάθησης είναι παρόμοιες με εκείνες που μετρώνται από το οπτικό σύστημα των πρωτεύοντων σε επιμέρους επίπεδα μονάδας και πληθυσμού.

Κριτική και σχόλιο

Η βαθιά μάθηση έχει να αντιμετωπίσει κριτικές και σχόλια, σε κάποιες περιπτώσεις ακόμη και πέρα από τον τομέα της επιστήμης των υπολογιστών. Αυτό ονομάζεται «αντίπαλη επίθεση».

Θεωρία

Μια σημαντική κριτική είναι η έλλειψη θεωρίας γύρω από κάποιες μεθόδους. Η μάθηση στις πιο κοινές αρχιτεκτονικές χρησιμοποιεί την καλά κατανοητή βαθμίδωση. Η θεωρία που περιλαμβάνει άλλους αλγόριθμους όπως η αντίθεση απόκλισης δεν είναι σαφής. Οι μέθοδοι της βαθιάς μάθησης αντιμετωπίζονται κυρίως ως μαύρα κουτιά και οι περισσότερες επιβεβαιώσεις είναι εμπειρικές και όχι θεωρητικές. Επισημάνθηκε επίσης ότι η βαθιά μάθηση πρέπει να θεωρείται ως ένα σημαντικό βήμα προς την ισχυρή τεχνητή νοημοσύνη και όχι ως μια ολοκληρωμένη λύση. Όσο ισχυρές κι αν είναι οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης, εξακολουθούν να μην έχουν πολλά από τα χαρακτηριστικά που είναι απαραίτητα για την πλήρη ολοκλήρωση αυτού του στόχου. Ένας ερευνητής ψυχολόγος σημειώνει:

"Στην πραγματικότητα, η βαθιά μάθηση είναι μ ένα μέρος μιας μεγαλύτερης πρόκλησης της κατασκευής μηχανών . Τέτοιες τεχνολογίες δεν αναπαριστούν αιτιακές σχέσεις, ούτε έχουν καλούς τρόπους εκτέλεσης λογικού συλλογισμού και επίσης απέχουν πολύ από την διαμορφωση αφηρημένης γνώσης, δηλαδή δεδομένα σχετικά με αντικείμενο είναι, σε τι χρησιμεύουν και πώς αυτά χρησιμοποιούνται .

Αναφερόμενοι περαιτέρω στην ιδέα ότι οι καλλιτεχνικές ευαισθησίες μπορεί να είναι εγγενείς σε χαμηλά επίπεδα γνώσης, δημοσιευμένες αναπαραστάσεις της εσωτερικής κατάστασης των νευρωνικών δικτύων βαθιάς (20-30 επίπεδα) επιχειρούν να διακρίνουν τις εικόνες μεταξύ ουσιαστικά τυχαίων δεδομένων στα οποία παρουσιάζονται καλά και οπτικά ελκυστικό: το πρωτότυπο σημείωμα έρευνας έλαβε παρα πολλά σχόλια και ήταν

το θέμα του άρθρου με τις περισσότερες επισκέψεις στον ιστότοπο Guardian για αρκετό καιρό

Σφάλματα

Καποιες απο τις αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης παρουσιάζουν προβληματική συμπεριφορά, όπως η ταξινόμηση των μη αναγνωρισμένων εικόνων που ανήκουν σε γνωστές κοινές κατηγορίες εικόνων και η λαθος ταξινόμηση ν διαταραχών των σωστά ταξινομημένων εικόνων . Υποθετουμε ότι οι συμπεριφορές αυτες εχουν σχεση με τους περιορισμούς της εσωτερικής του αναπαράστασης και ότι οι περιορισμοί αυτοι ειναι που εμποδίζουν την ενσωμάτωση σε διαφορετικες αρχιτεκτονικές τεχνητής νοημοσύνης πολλαπλών συστατικών . Τα συγκεκριμενα προβλήματα μπορούν να διορθωθουν από τις εσωτερικές συγγενείς καταστάσεις που σχηματίζουν αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης για την επίλυση της σύνταξης του γραφήματος των παρατηρούμενων οντοτήτων.

Κυβερνοαπειλή

Οσο η βαθιά μάθηση μεταδιδεται από το εργαστήριο στον κόσμο, η έρευνα καθως και η εμπειρία έχουν δείξει ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι ευκολο να πλαστογραφησθουν. Αναγνωρίζοντας τα χαρακτηριστικα που χρησιμοποιούν αυτά τα συστήματα ωστε να λειτουργήσουν σωστα , ένας εισβολέας μπορεί και τροποποιήσει την είσοδο στο τεχνητο νευρωνικο δικτυο, αναγκάζοντας το τεχνητο νευρωνικο δικτυο να βρει αντιστοιχίες που ένας ανθρώπινος παρατηρητής δεν θα αναγνώριζε. Ενας εισβολέας θα μπορούσε να προβει σε ανεπαίσθητες τροποποιησεις σε μια εικόνα, έτσι ώστε ένα τεχνητο νευρωνικο δικτυο να μην μπορεί να βρει μια ομοιοτητα , ακόμα κι αν η εικόνα δεν μοιάζει με αυτό που θα αναζητούσε ένας άνθρωπος. αυτή η χειραγώγηση

Το 2016, ερευνητές χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για να επεξεργαστούν κάποιες εικόνες, εντοπίζοντας σε τι εστιάζουν οι άλλοι άνθρωποι και δημιουργώντας εικόνες που τους ξεγέλασαν. Η τροποποιημένη εικόνα δεν φαίνεται καθόλου διαφορετική στο ανθρώπινο μάτι. Μια άλλη ομάδα έδειξε ότι η επακόλουθη εκτύπωση μορφοποιημένων εικόνων που ελήφθησαν ξεγέλασε με επιτυχία τα συστήματα που ταξινομούν εικόνες.

Μια έρευνα έδειξε ότι ορισμένα εργαλεία μπορούν να μπερδεύουν τα συστήματα που αναγνωρίζουν πρόσωπα και αντιμετωπίζουν τους ανθρώπους ως διασημότητες, και επιτρέπουν δυνητικά σε ένα άτομο να υποδυθεί ένα άλλο.

Ωστόσο, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν περαιτέρω για να ανιχνεύουν απόπειρες πλαστογράφησης, οι οποίες θα μπορούσαν να οδηγήσουν επιτιθέμενους και υπερασπιστές σε μια κούρσα εξοπλισμών παρόμοια με αυτή που έχει ορίσει τη βιομηχανία αμυντικού κακόβουλου λογισμικού. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να νικήσει το anti-malware που βασίζεται σε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο επιτιθέμενος επανειλημμένα σε άμυνες κακόβουλου λογισμικού που τροποποιούνται συνεχώς από γενετικούς αλγόριθμους

Το 2016, μια άλλη ομάδα έδειξε ότι ορισμένοι ήχοι θα μπορούσαν να κάνουν το σύστημα φωνητικών εντολών [Google Now](#) να ανοίξει μια συγκεκριμένη διεύθυνση ιστού και υπέθεσε ότι αυτό θα μπορούσε να «χρησιμοποιήσει ως σκαλοπάτι για περαιτέρω επιθέσεις (π.χ. άνοιγμα μιας ιστοσελίδας που φιλοξενεί κακόβουλο λογισμικό Drive-by) ."
Στη «δηλητηρίαση δεδομένων», λανθασμένα δεδομένα εισάγονται συνεχώς στο εκπαιδευτικό σετ ενός συστήματος μηχανικής μάθησης για

να αποτραπεί η κατάκτησή του.

Εξάρτηση από τον άνθρωπο

Τα συστήματα βαθιάς μάθησης βασίζονται σε δεδομένα της εκπαίδευσης και επικύρωσης που έχουν δημιουργηθεί από τον άνθρωπο και έχουν σχολιαστεί. Στη φιλοσοφία των μέσων ενημέρωσης, έχει υποστηριχθεί ότι όχι μόνο αναπτύσσονται συχνά για το σκοπό αυτό εργασίες χαμηλών αμειβόμενων κλικ (όπως στο Amazon Mechanical Turk), αλλά έχουν αναπτυχθεί και άλλες μορφές ανθρώπινης εργασίας που συχνά δεν αναγνωρίζονται. Υπάρχουν πέντε τύποι μηχανικής της ανθρώπινης εργασίας για τη δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης:

- (1) παιχνιδιοποίηση
- (2) "σύλληψη και παρακολούθηση"
- (3) αξιοποίηση κοινωνικών κινήτρων
- (4) εξόρυξη πληροφοριών και
- (5) clickwork.

Στις περισσότερες εμπορικές εφαρμογές τελικού χρήστη βαθιάς μάθησης, η ζήτηση για δεδομένα εκπαίδευσης δεν σταματά. Αντίθετα, υπάρχει συνεχής ζήτηση για δεδομένα επικύρωσης τα οποία παράγονται από τον άνθρωπο για τη συνεχή και ενημέρωση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Για το λόγο αυτό, η πλατφόρμα του Facebook χρησιμοποιεί μια λειτουργία όπου οι χρήστες θα ειδοποιούνται όταν ταυτοποιούνται σε μια εικόνα. Έτσι μπορούν οι ίδιοι να αποφασίσουν αν δεν τους αρέσει να επισημαίνονται ή ενημερώσουν την πλατφόρμα ότι δεν είναι αυτοί. .

Η εμπλοκή των χρηστών στη δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης είναι χαρακτηριστική των περισσότερων εμπορικών εφαρμογών τελικού χρήστη βαθιάς μάθησης, έτσι ώστε τέτοια συστήματα μπορούν να ονομαστούν "τεχνητή νοημοσύνη υποβοηθούμενη από τον άνθρωπο".

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 12

Deep Learning | Εισαγωγή στη Μακροπρόθεσμη Μνήμη(LTSM)

Η Μακροπρόθεσμη Μνήμη είναι ένα είδος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου. Στο RNN, η έξοδος από το τελευταίο βήμα τροφοδοτείται ως είσοδος στο τρέχον βήμα. Το LSTM σχεδιάστηκε από τους Hochreiter & Schmidhuber. Αντιμετώπισε το πρόβλημα των μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων του RNN όπου το RNN δεν μπορεί να προβλέψει τη λέξη που είναι αποθηκευμένη στη μακροπρόθεσμη μνήμη, αλλά μπορεί να δώσει πιο ακριβείς προβλέψεις από τις πρόσφατες πληροφορίες. Καθώς το μήκος του διακένου αυξάνεται, το RNN δεν παρέχει αποτελεσματική απόδοση. Το LSTM μπορεί από προεπιλογή να διατηρήσει τις πληροφορίες για μεγάλο χρονικό διάστημα. Χρησιμοποιείται για την επεξεργασία, την πρόβλεψη και την ταξινόμηση βάσει δεδομένων χρονοσειρών.

Η Μακροπρόθεσμη Μνήμη είναι τύπος ενός επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου που σχεδιαστηκε ειδικά για να μπορεί να διαχειριστεί διαδοχικά δεδομένα, όπως χρονοσειρές, ομιλία και κείμενο. Τα δίκτυα LSTM είναι ικανά να μαθαίνουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις σε διαδοχικά δεδομένα, γεγονός που τα καθιστά κατάλληλα για συγκεκριμένες εργασίες όπως η μετάφραση γλώσσας, αναγνώριση ομιλίας όπως και η πρόβλεψη χρονοσειρών.

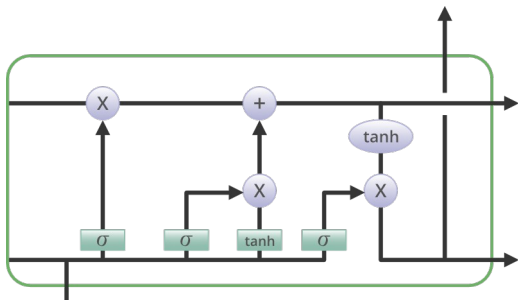
Το RNN έχει μια ενιαία κρυφή κατάσταση που περνά μέσα στο χρόνο, γεγονός που μπορεί να δυσκολέψει το δίκτυο να μάθει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις. Τα LSTM αντιμετωπίζουν αυτό το πρόβλημα εισάγοντας ένα κελί μνήμης, το οποίο είναι ένα κοντέινερ που μπορεί να κρατήσει πληροφορίες για εκτεταμένη χρονική περίοδο.

Η πύλη εισόδου ελέγχει ποιες πληροφορίες προστίθενται στο κελί μνήμης. Η πύλη ξεχνάς ελέγχει ποιες πληροφορίες αφαιρούνται από το κελί μνήμης. Και η πύλη εξόδου ελέγχει ποιες πληροφορίες εξάγονται από το κελί μνήμης. Αυτό επιτρέπει στα δίκτυα LSTM να διατηρούν επιλεκτικά ή να απορρίπτουν πληροφορίες καθώς ρέουν μέσω του δικτύου, γεγονός που τους επιτρέπει να μαθαίνουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις.

Τα LSTM μπορούν να στοιβάζονται για να δημιουργήσουν βαθιά δίκτυα LSTM, τα οποία μπορούν να μάθουν ακόμη πιο πολύπλοκα μοτίβα σε διαδοχικά δεδομένα. Τα LSTM μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό με άλλες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, όπως τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) για ανάλυση εικόνας και βίντεο.

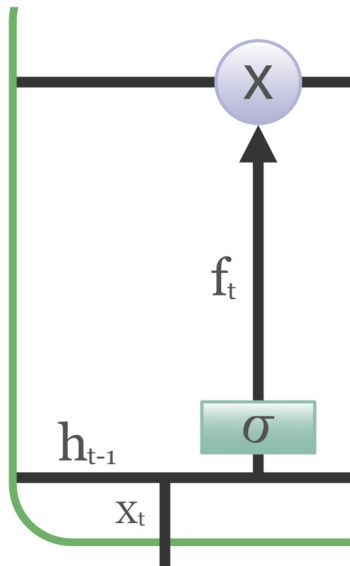
Δομή του LSTM:

Το LSTM έχει μια δομή αλυσίδας που περιέχει τέσσερα νευρωνικά δίκτυα και διαφορετικά μπλοκ μνήμης που ονομάζονται **κύτταρα** .

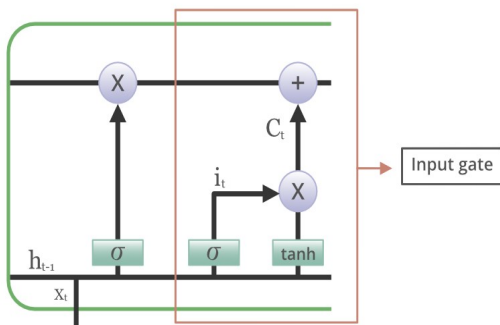


Οι πληροφορίες διατηρούνται από τα κύτταρα και οι χειρισμοί της μνήμης γίνονται από τις πύλες. Υπάρχουν τρεις πύλες -

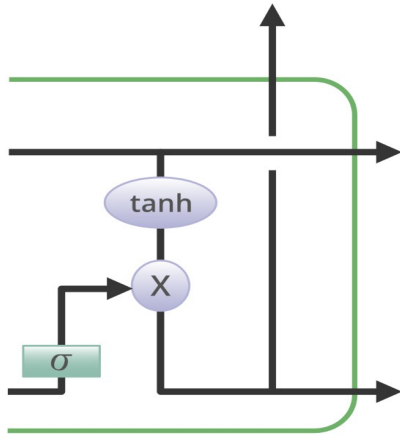
1. Forget Gate: Οι πληροφορίες που δεν είναι πλέον χρήσιμες στην κατάσταση κυψέλης αφαιρούνται με την πύλη ξεχνάς. Δύο είσοδοι x_t (είσοδος τη συγκεκριμένη στιγμή) και h_{t-1} (προηγούμενη έξοδος κυψέλης) τροφοδοτούνται στην πύλη και πολλαπλασιάζονται με πίνακες βάρους που ακολουθούνται από την προσθήκη προκατάληψης. Το προκύπτον διέρχεται μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης που δίνει μια δυαδική έξοδο. Εάν για μια συγκεκριμένη κατάσταση κελιού η έξοδος είναι 0, το κομμάτι της πληροφορίας ξεχνιέται και για την έξοδο 1, οι πληροφορίες διατηρούνται για μελλοντική χρήση.



2. Πύλη εισόδου: Η προσθήκη χρήσιμων πληροφοριών στην κατάσταση κυψέλης γίνεται από την πύλη εισόδου. Πρώτον, οι πληροφορίες ρυθμίζονται χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση σιγμοειδούς και φιλτράρουν τις τιμές που πρέπει να απομνημονεύονται παρόμοια με την πύλη λήθης χρησιμοποιώντας τις εισόδους h_{t-1} και x_t . Στη συνέχεια, δημιουργείται ένα διάνυσμα χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση \tanh που δίνει μια έξοδο από -1 έως $+1$, η οποία περιέχει όλες τις πιθανές τιμές από h_{t-1} και x_t . Επιτέλους, οι τιμές του διανύσματος και οι ρυθμιζόμενες τιμές πολλαπλασιάζονται για να ληφθούν οι χρήσιμες πληροφορίες



3. Πύλη εξόδου: Η εργασία εξαγωγής χρήσιμων πληροφοριών από την τρέχουσα κατάσταση κελιού που θα παρουσιαστεί ως έξοδος γίνεται από την πύλη εξόδου. Πρώτον, δημιουργείται ένα διάνυσμα εφαρμόζοντας τη συνάρτηση \tanh στο κελί. Στη συνέχεια, οι πληροφορίες ρυθμίζονται χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση σιγμοειδούς και φιλτράρονται από τις τιμές που πρέπει να θυμούνται χρησιμοποιώντας τις εισόδους h_{t-1} και x_t . Επιτέλους, οι τιμές του διανύσματος και οι ρυθμιζόμενες τιμές πολλαπλασιάζονται για να σταλούν ως έξοδος και είσοδος στο επόμενο



κελί.

12.1 Μερικές από τις διάσημες εφαρμογές του LSTM περιλαμβάνουν:

Το LSTM είναι ένας ισχυρός τύπος νευρωνικού δικτύου (RNN) που έχει χρησιμοποιηθεί σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Ακολουθούν μερικές διάσημες εφαρμογές του LSTM:

1..Μοντελοποίηση γλώσσας: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, όπως μοντελοποίηση γλώσσας, μηχανική μετάφραση και σύνοψη κειμένου. Μπορούν να εκπαιδευτούν να

δημιουργούν συνεκτικές και γραμματικά σωστές προτάσεις μαθαίνοντας τις εξαρτήσεις μεταξύ των λέξεων σε μια πρόταση.

2..Αναγνώριση ομιλίας: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες αναγνώρισης ομιλίας, όπως η μεταγραφή ομιλίας σε κείμενο και η αναγνώριση προφορικών εντολών. Μπορούν να εκπαιδευτούν να αναγνωρίζουν μοτίβα στην ομιλία και να τα αντιστοιχούν στο αντίστοιχο κείμενο.

3.Πρόβλεψη χρονοσειρών: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες πρόβλεψης χρονοσειρών, όπως η πρόβλεψη τιμών μετοχών, καιρού και κατανάλωσης ενέργειας. Μπορούν να μάθουν μοτίβα σε δεδομένα χρονοσειρών και να τα χρησιμοποιήσουν για να κάνουν προβλέψεις για μελλοντικά γεγονότα.

4.Ανίχνευση ανωμαλιών: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες ανίχνευσης ανωμαλιών, όπως η ανίχνευση απάτης και εισβολής στο δίκτυο. Μπορούν να εκπαιδευτούν να εντοπίζουν μοτίβα σε δεδομένα που αποκλίνουν από τον κανόνα και να τα επισημαίνουν ως πιθανές ανωμαλίες.

5.Συστήματα συστάσεων: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες συστάσεων, όπως η σύσταση ταινιών, μουσικής και βιβλίων. Μπορούν να μάθουν μοτίβα στη συμπεριφορά των χρηστών και να τα χρησιμοποιήσουν για να κάνουν εξατομικευμένες προτάσεις.

Ανάλυση βίντεο: Τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες ανάλυσης βίντεο, όπως η ανίχνευση αντικειμένων, η αναγνώριση δραστηριότητας και η ταξινόμηση ενεργειών. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό με άλλες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, όπως τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN), για την ανάλυση δεδομένων βίντεο και την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 13

Εισαγωγή στη μάθηση πολλαπλών εργασιών (MTL) για τη βαθιά μάθηση.

Το Multi-Task Learning (MTL) είναι ένας τύπος τεχνικής μηχανικής εκμάθησης όπου ένα μοντέλο εκπαιδεύεται να εκτελεί πολλαπλές εργασίες ταυτόχρονα. Στη βαθιά μάθηση, το MTL αναφέρεται στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου για την εκτέλεση πολλαπλών εργασιών, μοιράζοντας ορισμένα από τα επίπεδα και τις παραμέτρους του δικτύου μεταξύ των εργασιών.

Στο MTL, ο στόχος είναι να βελτιωθεί η απόδοση γενίκευσης του μοντέλου αξιοποιώντας τις πληροφορίες που μοιράζονται μεταξύ των εργασιών. Μοιράζοντας ορισμένες από τις παραμέτρους του δικτύου, το μοντέλο μπορεί να μάθει μια πιο αποτελεσματική και συμπαγή αναπαράσταση των δεδομένων, κάτι που μπορεί να είναι ωφέλιμο όταν οι εργασίες σχετίζονται ή έχουν κάποια κοινά σημεία.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για την εφαρμογή του MTL στη βαθιά εκμάθηση, αλλά η πιο κοινή προσέγγιση είναι να χρησιμοποιήσετε έναν κοινό εξαγωγέα χαρακτηριστικών και πολλαπλές κεφαλές για συγκεκριμένες εργασίες. Η εξαγωγή κοινόχρηστων χαρακτηριστικών είναι ένα μέρος του δικτύου που είναι κοινόχρηστο μεταξύ εργασιών και χρησιμοποιείται για την εξαγωγή λειτουργιών από τα δεδομένα εισόδου. Οι κεφαλές για συγκεκριμένες εργασίες χρησιμοποιούνται για να κάνουν προβλέψεις για κάθε εργασία και συνήθως συνδέονται με την εξαγωγή κοινόχρηστων χαρακτηριστικών.

Μια άλλη θεωρία είναι η χρήση ενός κοινόχρηστου επιπέδου λήψης αποφάσεων, όπου το επίπεδο λήψης αποφάσεων μοιράζεται μεταξύ των εργασιών και τα επίπεδα για συγκεκριμένες εργασίες συνδέονται με το κοινό επίπεδο λήψης αποφάσεων.

Το MTL μπορεί να είναι χρήσιμο σε πολλές εφαρμογές όπως η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η όραση υπολογιστή και η υγειονομική περίθαλψη, όπου πολλές εργασίες σχετίζονται ή έχουν κάποια κοινά σημεία. Είναι επίσης χρήσιμο όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα, το MTL μπορεί να βοηθήσει στη βελτίωση της απόδοσης γενίκευσης του μοντέλου αξιοποιώντας τις πληροφορίες που μοιράζονται μεταξύ των εργασιών.

Ωστόσο, το MTL έχει επίσης τους δικούς του περιορισμούς, όπως όταν οι εργασίες είναι πολύ διαφορετικές

Το Multi-Task Learning είναι ένα υποπεδίο του Deep Learning. Συνιστάται να εξοικειωθείτε με τις έννοιες των νευρωνικών δικτύων για να κατανοήσετε τι σημαίνει μάθηση πολλαπλών εργασιών.

13.1 Τι είναι η μάθηση πολλαπλών εργασιών;

Η εκμάθηση πολλαπλών εργασιών είναι ένα επίπεδο της Μηχανικής Μάθησης που έχει ως στόχο στην επίλυση πολλών και διαφορετικών εργασιών ταυτόχρονα, και αξιολογεί τις ομοιότητες μεταξύ διαφορετικών εργασιών. Αυτό βελτιώνει την αποτελεσματικότητα της μάθησης και επίσης λειτουργεί ως ρυθμιστικός παράγοντας .

Τυπικά, εάν υπάρχουν n εργασίες (οι συμβατικές προσεγγίσεις βαθιάς μάθησης στοχεύουν στην επίλυση μόνο 1 εργασίας χρησιμοποιώντας 1 συγκεκριμένο μοντέλο), όπου αυτές οι n εργασίες ή ένα υποσύνολο τους σχετίζονται μεταξύ τους αλλά όχι ακριβώς πανομοιότυπες, Μάθηση πολλαπλών εργασιών (MTL) θα βοηθήσει στη βελτίωση της εκμάθησης ενός συγκεκριμένου μοντέλου χρησιμοποιώντας τη γνώση που περιέχεται σε όλες τις n εργασίες.

Διαίσθηση πίσω από τη μάθηση πολλαπλών εργασιών

(MTL): Χρησιμοποιώντας μοντέλα Deep Learning, συνήθως στοχεύουμε να μάθουμε μια καλή αναπαράσταση των χαρακτηριστικών ή των χαρακτηριστικών των δεδομένων εισόδου για να προβλέψουμε μια συγκεκριμένη τιμή. Τυπικά, στοχεύουμε στη βελτιστοποίηση για μια συγκεκριμένη λειτουργία εκπαιδεύοντας ένα μοντέλο και προσαρμόζοντας τις υπερπαραμέτρους έως ότου η απόδοση δεν μπορεί να αυξηθεί περαιτέρω. Με τη χρήση του MTL, μπορεί να είναι δυνατό να αυξηθεί ακόμη περισσότερο η απόδοση αναγκάζοντας το μοντέλο να μάθει μια πιο γενικευμένη αναπαράσταση καθώς μαθαίνει (ενημερώνει τα βάρη του) όχι μόνο για μια συγκεκριμένη εργασία αλλά για μια δέσμη εργασιών.

Βιολογικά, οι άνθρωποι μαθαίνουν με τον ίδιο τρόπο.

Μαθαίνουμε καλύτερα εάν μάθουμε πολλές σχετικές εργασίες αντί να εστιάζουμε σε μια συγκεκριμένη εργασία για μεγάλο χρονικό

διάστημα. **MTL ως ρυθμιστής:** Στη γλώσσα της Μηχανικής Μάθησης, το MTL μπορεί επίσης να θεωρηθεί ως ένας τρόπος πρόκλησης μεροληψίας

Είναι μια μορφή επαγωγικής μεταφοράς, η χρήση πολλαπλών εργασιών προκαλεί μια προκατάληψη που προτιμά υποθέσεις που μπορούν να εξηγήσουν όλες τις n εργασίες. Το MTL δρα ως ρυθμιστής εισάγοντας επαγωγική μεροληψία όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Μειώνει σημαντικά τον κίνδυνο υπερβολικής προσαρμογής και επίσης μειώνει την ικανότητα του μοντέλου να δέχεται τυχαίο θόρυβο κατά τη διάρκεια της προπόνησης. Τώρα, ας συζητήσουμε τις κύριες και διαδεδομένες τεχνικές χρήσης του MTL. Κοινή χρήση παραμέτρων σκληρού – Ένα κοινό κρυφό επίπεδο χρησιμοποιείται για όλες τις εργασίες, αλλά αρκετά επίπεδα συγκεκριμένων εργασιών διατηρούνται ανέπαφα προς το τέλος του μοντέλου. Αυτή η τεχνική είναι πολύ χρήσιμη καθώς μαθαίνοντας μια αναπαράσταση για διάφορες εργασίες από ένα κοινό κρυφό στρώμα, μειώνουμε τον κίνδυνο υπερβολικής προσαρμογής.

Κοινή χρήση παραμέτρων –

Κάθε μοντέλο έχει τα δικά του σύνολα βαρών και προκαταλήψεων και η απόσταση μεταξύ αυτών των παραμέτρων σε διαφορετικά μοντέλα

ρυθμίζεται έτσι ώστε οι παράμετροι να γίνονται παρόμοιες και να αντιπροσωπεύουν όλες τις εργασίες.

Υποθέσεις και θεωρήσεις – Η χρήση MTL για την ανταλλαγή γνώσεων μεταξύ των εργασιών είναι πολύ χρήσιμη μόνο όταν οι εργασίες είναι πολύ παρόμοιες, αλλά όταν αυτή η υπόθεση παραβιάζεται, η απόδοση θα μειωθεί σημαντικά. Εφαρμογές: Οι τεχνικές MTL έχουν βρει διάφορες χρήσεις, μερικές από τις κύριες εφαρμογές είναι-

- Ανίχνευση αντικειμένων και αναγνώριση προσώπου
- Αυτοκίνητα Αυτοκινήτων: Πεζοί, πινακίδες στάσης και άλλα εμπόδια μπορούν να εντοπιστούν μαζί
- Συνεργατικό φιλτράρισμα πολλαπλών τομέων για εφαρμογές web
- Πρόβλεψη μετοχών
- Γλωσσική Μοντελοποίηση και άλλες εφαρμογές NLP

Σημαντικά σημεία:

Παρακατω θα δουμε καποια απο τα πιο σημαντικά σημεία που πρέπει να λαβουμε υπόψη κατά την εφαρμογή της Εκμάθησης πολλαπλών εργασιών (MTL) για βαθιά μάθηση:

1. Σχέση εργασιών: Το MTL είναι πιο αποτελεσματικό όταν οι εργασίες σχετίζονται ή έχουν κάποια κοινά σημεία, όπως επεξεργασία φυσικής γλώσσας, όραση υπολογιστή και υγειονομική περίθαλψη.

2. Περιορισμός δεδομένων: Το MTL μπορεί να είναι χρήσιμο όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα, καθώς επιτρέπει στο μοντέλο να αξιοποιεί τις πληροφορίες που μοιράζονται μεταξύ των εργασιών για να βελτιώσει την απόδοση γενίκευσης.

3.Κοινόχρηστος εξαγωγέας χαρακτηριστικών: Μια κοινή προσέγγιση στο MTL είναι η χρήση ενός εξαγωγέα κοινόχρηστων χαρακτηριστικών, το οποίο είναι ένα μέρος του δικτύου που είναι κοινόχρηστο μεταξύ εργασιών και χρησιμοποιείται για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εισόδου.

4.Κεφαλές για συγκεκριμένες εργασίες: Οι κεφαλές για συγκεκριμένες εργασίες χρησιμοποιούνται για να κάνουν προβλέψεις για κάθε εργασία και συνήθως συνδέονται με την εξαγωγή κοινόχρηστων χαρακτηριστικών.

5.Κοινό επίπεδο λήψης αποφάσεων: μια άλλη προσέγγιση είναι να χρησιμοποιήσετε ένα κοινό επίπεδο λήψης αποφάσεων, όπου το επίπεδο λήψης αποφάσεων μοιράζεται μεταξύ των εργασιών και τα επίπεδα λήψης αποφάσεων συνδέονται με το κοινό επίπεδο λήψης αποφάσεων.

6.Προσεκτικός σχεδιασμός αρχιτεκτονικής: Η αρχιτεκτονική του MTL θα πρέπει να σχεδιάζεται προσεκτικά για να εξυπηρετεί τις διάφορες εργασίες και να διασφαλίζει ότι οι κοινόχρηστες λειτουργίες είναι χρήσιμες για όλες τις εργασίες.

7.Υπερτοποθέτηση: Τα μοντέλα MTL μπορεί να είναι επιρρεπή σε υπερπροσαρμογή εάν το μοντέλο δεν ρυθμιστεί σωστά.

8.Αποφυγή αρνητικής μεταφοράς: όταν οι εργασίες είναι πολύ διαφορετικές ή ανεξάρτητες, το MTL μπορεί να οδηγήσει σε μη βέλτιστη απόδοση σε σύγκριση με την εκπαίδευση ενός μοντέλου μίας εργασίας . Επομένως, είναι σημαντικό να βεβαιωθείτε ότι οι κοινόχρηστες λειτουργίες είναι χρήσιμες για όλες τις εργασίες, ώστε να αποφευχθεί η αρνητική μεταφορά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 14

ML | Επεξεργασία φυσικής γλώσσας με χρήση της βαθιάς μάθησης.

Η Μηχανική Κατανόηση είναι μια πολύ ενδιαφέρουσα αλλά προκλητική εργασία τόσο στην έρευνα της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) όσο και στην έρευνα της τεχνητής νοημοσύνης (AI). Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις για εργασίες επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Με πρόσφατες ανακαλύψεις σε αλγόριθμους βαθιάς μάθησης, υλικό και φιλικά προς τον χρήστη API, όπως το TensorFlow, ορισμένες εργασίες έχουν γίνει εφικτές μέχρι μια ορισμένη ακρίβεια. Αυτό το άρθρο περιέχει πληροφορίες σχετικά με τις υλοποιήσεις TensorFlow διαφόρων μοντέλων βαθιάς εκμάθησης, με έμφαση σε προβλήματα στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Ο σκοπός αυτού του άρθρου έργου είναι να βοηθήσει το μηχάνημα να κατανοήσει το νόημα των προτάσεων, κάτι που βελτιώνει την αποτελεσματικότητα της μηχανικής μετάφρασης και να

αλληλεπιδράσει με τα υπολογιστικά συστήματα για να αποκτήσει χρήσιμες πληροφορίες από αυτό.

Κατανόηση της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας:

Η ικανότητά μας να αξιολογούμε τη σχέση μεταξύ των προτάσεων είναι απαραίτητη για την αντιμετώπιση ποικίλων προκλήσεων φυσικής γλώσσας, όπως η σύνοψη κειμένων, η εξαγωγή πληροφοριών και η αυτόματη μετάφραση. Αυτή η πρόκληση επισημοποιείται ως η εργασία συμπερασμάτων φυσικής γλώσσας του Recognizing Textual Entailment (RTE), η οποία περιλαμβάνει την ταξινόμηση της σχέσης μεταξύ δύο προτάσεων ως σχέσης συνεπαγόμενης, αντίφασης ή ουδετερότητας. Για παράδειγμα, η υπόθεση «Ο Γκάρφιλντ είναι γάτα», συνεπάγεται φυσικά τη δήλωση «Ο Γκάρφιλντ έχει πόδια», έρχεται σε αντίθεση με τη δήλωση «Ο Γκάρφιλντ είναι Γερμανικός Ποιμενικός» και είναι ουδέτερη προς τη δήλωση «Ο Γκάρφιλντ απολαμβάνει τον ύπνο».

Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας είναι η ικανότητα ενός προγράμματος του υπολογιστή έτσι ώστε να κατανοήσει την ανθρώπινη γλώσσα καθώς αυτή ομιλείται. Το NLP είναι ένα στοιχείο της τεχνητής νοημοσύνης που έχει ασχοληθεί με τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των υπολογιστών και των ανθρώπινων γλωσσών καθώς επίσης και με την επεξεργασία και την ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων φυσικής γλώσσας. Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας μπορεί να εκτελέσει πολλές διαφορετικές εργασίες επεξεργάζοντας φυσικά δεδομένα με διαφορετικά αποτελεσματικά μέσα. Αυτές οι εργασίες θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν:

Απαντώντας σε ερωτήσεις για οτιδήποτε (τι μπορούν να κάνουν οι Siri*, Alexa* και Cortana*).

- Ανάλυση συναισθήματος (καθορισμός εάν η στάση είναι θετική, αρνητική ή ουδέτερη).

- Αντιστοιχίσεις εικόνας σε κείμενο (δημιουργία λεζάντες χρησιμοποιώντας μια εικόνα εισαγωγής).
- Μηχανική μετάφραση (μετάφραση κειμένου σε διαφορετικές γλώσσες).
- Αναγνώριση ομιλίας
- Επισήμανση μέρους του λόγου (POS).
- Αναγνώριση οντότητας

Η παραδοσιακή προσέγγιση του NLP περιλάμβανε πολλές γνώσεις τομέα της ίδιας της γλωσσολογίας

Η βαθιά μάθηση στο πιο βασικό της επίπεδο, έχει να κάνει με τη μάθηση αναπαράστασης. Με τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN), η σύνθεση διαφορετικών φίλτρων χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση αντικειμένων σε κατηγορίες. Ακολουθώντας μια παρόμοια προσέγγιση, αυτό το άρθρο δημιουργεί αναπαραστάσεις λέξεων μέσω μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Η βαθιά μάθηση στο πιο βασικό της επίπεδο, έχει να κάνει με τη μάθηση αναπαράστασης. Με τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN), η σύνθεση διαφορετικών φίλτρων χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση αντικειμένων σε κατηγορίες. Ακολουθώντας μια παρόμοια προσέγγιση, αυτό το άρθρο δημιουργεί αναπαραστάσεις λέξεων μέσω μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Conversational AI: Χαρακτηριστικά Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας

- Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)
- Εξόρυξη κειμένου (TM)
- Υπολογιστική Γλωσσολογία (CL)
- Μηχανική εκμάθηση σε δεδομένα κειμένου (ML σε κείμενο)
- Προσεγγίσεις Deep Learning για δεδομένα κειμένου (DL on Text)
- Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (NLU)
- Δημιουργία φυσικής γλώσσας (NLG)

Το Conversational AI, έχει δει πολλές εκπληκτικές προόδους τα τελευταία χρόνια, με σημαντικές βελτιώσεις στην αυτόματη αναγνώριση ομιλίας (ASR), κείμενο σε ομιλία (TTS) και αναγνώριση πρόθεσης, καθώς και τη σημαντική ανάπτυξη συσκευών φωνητικού βοηθού όπως το Amazon Echo και η Google Σπίτι.

Η χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά σε προβλήματα που σχετίζονται με το NLP. Αυτό το άρθρο χρησιμοποιεί backpropagation και stochastic gradient descent (SGD) ως 4 αλγόριθμους στα μοντέλα NLP.

Η απώλεια εξαρτάται από κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης, ειδικά όταν είναι υπολογιστικής έντασης, κάτι που στην περίπτωση προβλημάτων NLP ισχύει καθώς το σύνολο δεδομένων είναι μεγάλο. Καθώς η βαθμιδωτή κάθοδος είναι επαναληπτική, πρέπει να γίνει μέσω πολλών βημάτων Υπολογίστε την απώλεια λαμβάνοντας τη μέση απώλεια από ένα τυχαίο, μικρό σύνολο δεδομένων που επιλέγεται από το μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων. Στη συνέχεια, υπολογίστε την παράγωγο για αυτό το δείγμα και υποθέστε ότι η παράγωγος είναι η σωστή κατεύθυνση για να χρησιμοποιήσετε τη βαθμίδωση. Μπορεί ακόμη και να αυξήσει την απώλεια, όχι να τη μειώσει. Αντισταθμίστε κάνοντας το πολλές φορές, κάνοντας πολύ μικρά βήματα κάθε φορά. Κάθε βήμα είναι φθηνότερο στον υπολογισμό και συνολικά θα παράγει καλύτερη απόδοση. Ο αλγόριθμος SGD βρίσκεται στον πυρήνα της βαθιάς μάθησης.

Διανύσματα λέξεων:

Οι λέξεις πρέπει να αναπαρασταθούν ως είσοδοι στα μοντέλα μηχανικής μάθησης, ένας τρόπος ώστε να γίνει αυτό είναι η χρήση διανυσμάτων. Υπολογίζεται ότι υπάρχουν 13 εκατομμύρια λέξεις στην αγγλική γλώσσα, αλλά πολλές από αυτές σχετίζονται.

Αναζητήστε έναν διανυσματικό χώρο N διαστάσεων (όπου $N \ll 13$ εκατομμύρια) που είναι αρκετός για να κωδικοποιήσει όλη τη σημασιολογία στη γλώσσα μας. Για να γίνει αυτό, πρέπει να υπάρχει κατανόηση της ομοιότητας και των διαφορών μεταξύ των λέξεων. Η έννοια των διανυσμάτων και των αποστάσεων μεταξύ τους (συνημίτονο, Ευκλείδειο κ.λπ.) μπορεί να αξιοποιηθεί για την εύρεση ομοιοτήτων και διαφορών μεταξύ των λέξεων.

I love NLP and I like dogs

From this sentence, we want to create a word vector for each unique word.

I = [_ _ _ _ _]
Love = [_ _ _ _ _]
NLP = [_ _ _ _ _]
And = [_ _ _ _ _]
Like = [_ _ _ _ _]
Dogs = [_ _ _ _ _]

Πώς αντιπροσωπεύουμε τη σημασία των λέξεων;

Εάν χρησιμοποιούνται ξεχωριστά διανύσματα για όλες τις +13 εκατομμύρια λέξεις στο αγγλικό λεξιλόγιο, μπορεί να προκύψουν πολλά προβλήματα. Πρώτον, θα υπάρχουν μεγάλα διανύσματα με πολλά «μηδενικά» και ένα «ένα» (σε διαφορετικές θέσεις που αντιπροσωπεύουν μια διαφορετική λέξη). Αυτό είναι επίσης γνωστό ως one-hot encoding. Δεύτερον, κατά την αναζήτηση φράσεων όπως "ξενοδοχεία στο Νιου Τζέρσεϊ" στο Google, οι προσδοκίες είναι ότι επιστρέφονται τα αποτελέσματα που σχετίζονται με "μοτέλ", "διαμονή" και "διαμονή" στο Νιου Τζέρσεϊ. Και αν χρησιμοποιείτε κωδικοποίηση one-hot, αυτές οι λέξεις δεν έχουν καμία φυσική έννοια ομοιότητας. Ιδανικά, τα κουκκίδες (καθώς έχουμε να κάνουμε με διανύσματα) συνωνύμων/παρόμοιων λέξεων θα ήταν κοντά σε ένα από τα αναμενόμενα αποτελέσματα.

I = [0 1 0 1 1 0]
Love = [1 0 1 0 0 0]
NLP = [0 1 0 1 0 0]
And = [1 0 1 0 0 0]
Like = [1 0 0 0 0 1]
Dogs = [0 0 0 0 1 0]

Το Word2vec8 είναι μια ομάδα μοντέλων που βοηθά στην εξαγωγή σχέσεων μεταξύ μιας λέξης και των λέξεων με βάση τα συμφραζόμενα.

Ξεκινώντας με μια μικρή, τυχαία προετοιμασία των διανυσμάτων λέξεων, το μοντέλο πρόβλεψης μαθαίνει τα διανύσματα ελαχιστοποιώντας τη συνάρτηση απώλειας. Στο Word2vec, αυτό συμβαίνει με ένα νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας και τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως ο αλγόριθμος SGD. Υπάρχουν επίσης μοντέλα που βασίζονται σε μετρήσεις που δημιουργούν έναν πίνακα μέτρησης συν-συμβάντων λέξεων στο σώμα. με έναν μεγάλο πίνακα με μια γραμμή για κάθε μία από τις «λέξεις» και στήλες για το «πλαίσιο». Ο αριθμός των «πλαισίων» είναι φυσικά μεγάλος, αφού είναι ουσιαστικά συνδυαστικό σε μέγεθος. Για να ξεπεραστεί το πρόβλημα μεγέθους, μπορεί να εφαρμοστεί αποσύνθεση μοναδικής τιμής στη μήτρα, μειώνοντας τις διαστάσεις της μήτρας και διατηρώντας τις μέγιστες πληροφορίες.

Λογισμικό και Υλικό:

Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιείται είναι η Python 3.5.2 με πλαίσιο Intel Optimization για TensorFlow. Για σκοπούς εκπαίδευσης και υπολογισμού, χρησιμοποιήθηκε το Intel AI DevCloud που τροφοδοτείται από επεξεργαστές Intel Xeon Scalable. Το Intel AI DevCloud μπορεί να προσφέρει εξαιρετική απόδοση από τον κεντρικό επεξεργαστή για τη σωστή εφαρμογή και χρήση λόγω της ύπαρξης 50+ πυρήνων και της δικής του μνήμης, διασύνδεσης και λειτουργικού συστήματος.

Μοντέλα εκπαίδευσης NLP: Langmod_nn και Memn2n-master

Το Langmod_nn model6 δημιουργεί ένα νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων Forward Bigram Model που αποτελείται από ένα στρώμα ενσωμάτωσης, ένα κρυφό στρώμα και ένα τελικό επίπεδο softmax όπου ο στόχος είναι να χρησιμοποιηθεί μια δεδομένη λέξη σε ένα σώμα για να προσπαθήσει να προβλέψει την επόμενη λέξη . Για να περάσει η είσοδος σε ένα hot κωδικοποιημένο διάνυσμα διαστάσεων 5000.

Εισαγωγή:

Μια λέξη σε ένα σώμα. Επειδή το μέγεθος του λεξιλογίου μπορεί να γίνει πολύ μεγάλο, περιορίσαμε το λεξιλόγιο στις κορυφαίες 5000 λέξεις του σώματος και οι υπόλοιπες λέξεις αντικαθίστανται με το σύμβολο UNK. Κάθε πρόταση στο σώμα είναι επίσης διπλή με σύμβολα στοπ.

Έξοδος:

Η ακόλουθη λέξη στο σώμα κωδικοποίησε επίσης ένα-hot σε ένα διάνυσμα το μέγεθος του λεξιλογίου.

Επίπεδα -

Το μοντέλο αποτελείται από τα ακόλουθα τρία επίπεδα:

Επίπεδο ενσωμάτωσης: Κάθε λέξη αντιστοιχεί σε ένα μοναδικό διάνυσμα ενσωμάτωσης, μια αναπαράσταση της λέξης σε κάποιο χώρο ενσωμάτωσης. Εδώ, η ενσωμάτωση, όλα έχουν διάσταση 50. Βρίσκουμε την ενσωμάτωση για μια δεδομένη λέξη κάνοντας έναν πολλαπλασιασμό μήτρας (ουσιαστικά μια αναζήτηση πίνακα) με έναν πίνακα ενσωμάτωσης που εκπαιδεύεται κατά τη διάρκεια της κανονικής οπίσθιας διάδοσης.

Hidden Layer: Ένα πλήρως συνδεδεμένο στρώμα τροφοδοσίας με μέγεθος κρυφού στρώματος 100 και ενεργοποίηση διορθωμένης γραμμικής μονάδας (ReLU).

Επίπεδο Softmax: Ένα πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο τροφοδοσίας με μέγεθος στρώματος ίσο με το μέγεθος του λεξιλογίου, όπου κάθε στοιχείο του διανύσματος εξόδου (logits) αντιστοιχεί στην πιθανότητα αυτή η λέξη να είναι η επόμενη λέξη.

Απώλεια- Η κανονική απώλεια διασταυρούμενης εντροπίας μεταξύ των logits και των αληθινών ετικετών ως το κόστος του μοντέλου.

Memn2n-master:

Το Memn2n-master⁷ είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα μοντέλο επαναλαμβανόμενης προσοχής σε μια πιθανώς μεγάλη εξωτερική μνήμη. Η αρχιτεκτονική είναι μια μορφή δικτύου μνήμης, αλλά σε αντίθεση με το μοντέλο σε αυτό το έργο, εκπαιδεύεται από άκρο σε άκρο και ως εκ τούτου απαιτεί σημαντικά λιγότερη επίβλεψη κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, καθιστώντας το γενικότερα εφαρμόσιμο σε ρεαλιστικές ρυθμίσεις

Δεδομένα εισόδου –

Αυτός ο κατάλογος περιλαμβάνει το πρώτο σύνολο 20 εργασιών για τον έλεγχο της κατανόησης και του συλλογισμού κειμένου . Το κίνητρο πίσω από αυτές τις 20 εργασίες είναι ότι κάθε εργασία ελέγχει μια μοναδική πτυχή του κειμένου και του συλλογισμού, και ως εκ τούτου δοκιμάζοντας τις διαφορετικές ικανότητες των εκπαιδευμένων μοντέλων.

Τόσο για δοκιμές όσο και για εκπαίδευση, έχουμε 1000 ερωτήσεις το καθένα. Ωστόσο, δεν έχουμε χρησιμοποιήσει τόσα πολλά δεδομένα, καθώς μπορεί να μην είναι πολύ χρήσιμα.

Τα αποτελέσματα αυτού του μοντέλου ήταν ακρίβεια δοκιμής 99,6%, ακρίβεια εκπαίδευσης 97,6% και ακρίβεια επικύρωσης 88%.

Το πλαίσιο tensorflow έχει δείξει καλά αποτελέσματα για την εκπαίδευση μοντέλων νευρωνικών δικτύων με τα μοντέλα NLP να δείχνουν καλή ακρίβεια. Τα αποτελέσματα προπόνησης, δοκιμών και απώλειας ήταν εξαιρετικά. Το μοντέλο Langmod_nn και τα δίκτυα μνήμης οδήγησαν σε καλά ποσοστά ακρίβειας με χαμηλή τιμή απώλειας και σφάλματος. Η ευελιξία του μοντέλου μνήμης επιτρέπει την εφαρμογή του σε εργασίες τόσο διαφορετικές όπως η απάντηση σε ερωτήσεις και η μοντελοποίηση γλώσσας.

Συμπέρασμα:

Όπως φαίνεται, το NLP παρέχει ένα σύνολο από τεχνικές και εργαλεία τα οποία μπορούν να εφαρμοστούν σε όλους τους τομείς της ζωής μας. με την εκμάθηση των μοντελών αυτών και τη χρήση τους στις καθημερινές αλληλεπιδράσεις, η ποιότητα ζωής θα βελτιωνόταν πολύ. Οι τεχνικές NLP συμβάλλουν στη βελτίωση της επικοινωνίας, στην επίτευξη στόχων και στη βελτίωση των αποτελεσμάτων που λαμβάνονται από κάθε αλληλεπίδραση. Το NLP βοηθά τους ανθρώπους να χρησιμοποιούν τα εργαλεία και τις τεχνικές που είναι ήδη στη διάθεσή τους. Μαθαίνοντας σωστά τις τεχνικές NLP, οι άνθρωποι μπορούν να επιτύχουν στόχους και να ξεπεράσουν τα εμπόδια.

Στο μέλλον, το NLP θα προχωρήσει πέρα από τα στατιστικά συστήματα και τα συστήματα που βασίζονται σε κανόνες σε μια φυσική κατανόηση της γλώσσας. Υπάρχουν ήδη κάποιες βελτιώσεις από τεχνολογικούς γίγαντες. Για παράδειγμα, το Facebook* προσπάθησε να χρησιμοποιήσει βαθιά εκμάθηση για να κατανοήσει το κείμενο χωρίς ανάλυση, ετικέτες, αναγνώριση οντοτήτων με όνομα (NER) κ.λπ., και η Google προσπαθεί να μετατρέψει τη γλώσσα σε μαθηματικές εκφράσεις. Η ανίχνευση τελικού σημείου με χρήση δικτύων βραχυπρόθεσμης μνήμης πλέγματος και δικτύων μνήμης από άκρο σε άκρο σε εργασίες bAbI που εκτελούνται από την Google και το Facebook αντίστοιχα δείχνει την πρόοδο που μπορεί να γίνει στα μοντέλα NLP.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 15 **ΙΣΤΟΡΙΑ|**

Ορισμένες πηγές υποστηρίζουν ότι ο Frank Rosenblatt ανέπτυξε και ερεύνησε όλες τις βασικές αρχές των σημερινών συστημάτων βαθιάς μάθησης. Το περιγράφει στο "Principles of Neurodynamics: A Theory of Perceptrons and Mechanisms of the Brain", που δημοσιεύτηκε από την Cornell Aeronautical Laboratories Inc.

Ο Alexey Ivakhnenko και ο Lara δημοσίευσαν τον πρώτο αλγόριθμο επιχειρησιακής μάθησης γενικής χρήσης για εποπτευόμενα, βαθιά, κοινά, πολυστρωματικά perceptrons το 1967. Μια εργασία του 1971 περιέγραψε ένα δίκτυο οκτώ επιπέδων σε βάθος εκπαιδευμένο με μια μέθοδο χειρισμού δεδομένων συνόλου. Σε άλλες αρχιτεκτονικές της βαθιάς μάθησης, ειδικά σε αυτές που κατασκευάστηκαν για την όραση υπολογιστών, άρχισαν το 1980 με την εισαγωγή του νέου Cognimachine από τον Kunihiko Fukushima.

Η βαθιά μάθηση ενσωματώθηκε στην κοινότητα μηχανικής μάθησης το 1986 από τη Rina Dechter και στο πλαίσιο των νευρώνων κατωφλίου το 2000 από τον Igor Aizenberg και τους συνεργάτες του. Τη χρονιά του 1989, οι Yann LeCun και άλλοι εφάρμοσαν τον αλγόριθμο backpropagation που υπήρχε από το 1970, μια μέθοδο αντίστροφης αυτόματης διαφοροποίησης, σε βαθιά νευρωνικά δίκτυα για την αναγνώριση χειρόγραφων ταχυδρομικών κωδίκων στα ταχυδρομεία.

Ανεξάρτητα το 1988, οι Wei Zhang et al. εφάρμοσε τον αλγόριθμο backpropagation σε ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (ένα απλοποιημένο Neocognitron διατηρώντας μόνο τις συνελκτικές διασυνδέσεις μεταξύ των στρωμάτων χαρακτηριστικών εικόνας και του τελευταίου πλήρως συνδεδεμένου στρώματος) για την αναγνώριση αλφαβήτων και πρότεινε επίσης μια εφαρμογή του CNN με ένα οπτικό σύστημα υπολογιστών. Στη συνέχεια, οι Wei Zhang, et al. τροποποίησε το μοντέλο αφαιρώντας το τελευταίο πλήρως συνδεδεμένο στρώμα και το εφάρμοσε για τμηματοποίηση αντικειμένων ιατρικής εικόνας το 1991 και ανίχνευση καρκίνου του μαστού σε μαστογραφίες το 1994.

Τη χρονία του 1994, ο André de Carvalho, ο Mike Fairhurst και ο David Bisset, δημοσίευσαν αποτελέσματα από ένα πείραμα σε ένα πολυστρωματικό δυαδικό νευρωνικό δίκτυο, γνωστό και ως μη σταθμισμένο νευρωνικό δίκτυο, που αποτελείται από 3 επίπεδα αυτο-οργανωμένων μονάδων νευρωνικών δικτύων εξαγωγής χαρακτηριστικών που εκπαιδεύονται ανεξάρτητα από πολλαπλούς στρώματα Ταξινομητής νευρωνικών δικτύων.

Κάθε επίπεδο στη μονάδα εξαγωγής χαρακτηριστικών εξάγει χαρακτηριστικά με αυξανόμενη πολυπλοκότητα σε σχέση με το προηγούμενο επίπεδο.

Το 1995, ο Brendan Frey έδειξε ότι ήταν δυνατό (μεσα σε δύο μόνο ημέρες) να εκπαιδεύει ένα δίκτυο με έξι πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα και εκατοντάδες κρυφές μονάδες έχοντας χρησιμοποιήσει τον αλγόριθμο wake-sleep που αναπτύχθηκε από κοινού από τον Peter Dayan και Hinton. Διάφοροι παράγοντες έχουν συμβάλει στη βραδύτητα, συμπεριλαμβανομένου του προβλήματος της εξαφάνισης που έχει αναλυσει ο Sepp Hochreiter

Μοντέλα που χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά ειδικά για εργασίες, όπως τα γνωστά φίλτρα Gabor και οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων έγιναν ιδανική επιλογή τις δεκαετίες του 90' και του 2000 λόγω του υπολογιστικού κόστους των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της έλλειψης κατανόησης του τρόπου λειτουργίας του εγκεφάλου. ενσύρματα το βιολογικό του δίκτυο.

Η ρηχή και βαθιά μάθηση για τα τεχνητα νευρωνικα δικτυα εχουν μελετηθει εδω και πολυ καιρο. Συζητουνται βασικες δυσκολιες, συμπεριλαμβανομενης της μειωμενης κλισης και της αδυναμης χρονικα συσχετισμενης δομης σε μοντελα νευρωνικης προβλεψης. Άλλες δυσκολιες ειναι η ελλειψη δεδομενων εκπαίδευσης και η περιορισμενη υπολογιστικη ισχυς.

Η αρχή ότι η "ακατέργαστη" ενίσχυση χαρακτηριστικών είναι ανώτερη από τη χειροκίνητη βελτιστοποίηση εξερευνήθηκε για πρώτη φορά με επιτυχία στα τέλη της δεκαετίας του 1990 σε αρχιτεκτονικές αυτοκωδικοποιητή βαθιάς για χαρακτηριστικά "ακατέργαστων" φασματογράμματος ή γραμμικής τράπεζας φίλτρων, όπου αποδείχθηκε ότι ξεπερνά τα σταθερά χαρακτηριστικά Mel-Capital του σταδίου μετασχηματισμού . Τα αρχικά χαρακτηριστικά του λόγου, η κυματομορφή, απέδωσαν αργότερα αξιόλογα αποτελέσματα σε μεγαλύτερη κλίμακα.

Πολλές πτυχές της αναγνώρισης ομιλίας έχουν αντιμετωπιστεί από μια προσέγγιση βαθιάς μάθησης που ονομάζεται μακροχρόνια βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM), ένας τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου που δημοσιεύτηκε από τους Hochreiter και Schmidhuber το 1997. Τα LSTM RNN μπορούν να μάθουν "πολλαπλές εργασίες βαθιάς μάθησης" που απαιτούν την απομνημόνευση γεγονότων που συνέβησαν πριν από χιλιάδες διακριτά χρονικά βήματα, κάτι που είναι σημαντικό για την ομιλία. Το 2003, τα LSTM άρχισαν να ανταγωνίζονται με τα παραδοσιακά συστήματα αναγνώρισης ομιλίας για ορισμένες εργασίες. Αργότερα συνδυάστηκε με μια στοίβα Joint Temporal Classification (CTC) LSTM-RNN. Το 2015, αναφέρθηκε ότι η αναγνώριση ομιλίας της Google πέτυχε άλμα απόδοσης 49% με LSTM

εκπαιδευμένα σε CTC, τα οποία είναι διαθέσιμα μέσω της Φωνητικής Αναζήτησης Google.

Το 2006, αρθρα από τους Geoff Hinton , Ruslan Salakhutdinov , Osindero και έδειξαν πώς ένα πολυεπίπεδο [νευρωνικό δίκτυο προώθησης τροφοδοσίας](#) θα μπορούσε να προεκπαιδευτεί αποτελεσματικά ένα στρώμα τη φορά, αντιμετωπίζοντας κάθε στρώμα με τη σειρά του ως ένα μη εποπτευόμενο περιορισμένο μηχανήμα Boltzmann και στη συνέχεια βελτιστοποιήστε το χρησιμοποιώντας εποπτευόμενη οπίσθια διάδοση . Οι εργασίες αναφέρονταν στη *μάθηση για βαθιά δίκτυα πεποίθησης*.

Η βαθιά μάθηση αποτελεί μέρος των συστημάτων τελευταίας τεχνολογίας σε διάφορους κλάδους, ιδίως την όραση υπολογιστή και την αυτόματη αναγνώριση ομιλίας . Είχε υπαρξει μια σταθερή αύξηση στην απόδοση σε κοινά σύνολα αξιολόγησης όπως το TIMIT και το MNIST (ταξινόμηση εικόνων), καθώς και μια σειρά εργασιών αναγνώρισης ομιλίας με μεγάλο λεξιλόγιο. Το Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN) αντικαταστάθηκε από την αυτόματη αναγνώριση ομιλίας με το CTC για το LSTM. Αλλά είχαν μεγαλύτερη επιτυχία στην όραση υπολογιστών.

Σύμφωνα με τον Yann LeCun, ο αντίκτυπος της βαθιάς μάθησης στη βιομηχανία ξεκίνησε στις αρχές της δεκαετίας του 2000, όταν το CNN επεξεργαζόταν ήδη το 10 έως 20 τοις εκατό όλων των ελέγχων στις Ηνωμένες Πολιτείες. Οι βιομηχανικές εφαρμογές βαθιάς μάθησης για αναγνώριση ομιλίας μεγάλης κλίμακας ξεκίνησαν γύρω στο 2010.

Το 2009 NIPS Workshop on Deep Learning for Speech Recognition είχε ως κίνητρο τους περιορισμούς των μοντέλων ομιλίας σε βάθος και τη δυνατότητα να γίνουν πρακτικά τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (DNN) λόγω πιο ικανού υλικού και συνόλων δεδομένων μεγάλης κλίμακας.

Πιστεύεται ότι η εκπαίδευση DNN χρησιμοποίησε μοντέλα γενετικού δικτύου βαθιάς πεποίθησης (DBN) και ξεπεράσει τις κύριες δυσκολίες των νευρωνικών δικτύων. Ωστόσο, διαπιστώθηκε ότι κατά τη χρήση DNN με μεγάλα επίπεδα εξόδου που εξαρτώνται από το περιβάλλον, η αντικατάσταση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων εκπαίδευσης με την προ-εκπαίδευση για την οπίσθια διάδοση κατά την πτήση απέδωσε χαμηλότερα ποσοστά σφάλματος από το τότε προηγμένο μοντέλο Gaussian Mixture Model (GMM)/ Hidden Markov Model (HMM) και υπερσύγχρονα συστήματα κατασκευής που βασίζονται σε μοντέλα.

Τα σφάλματα αναγνώρισης που παράγονται από τα δύο συστήματα είναι διαφορετικά, παρέχουν τεχνικές γνώσεις σχετικά με τον τρόπο ενσωμάτωσης της βαθιάς μάθησης στα υπάρχοντα συστήματα αποκωδικοποίησης ομιλίας κατά τη διάρκεια εκτέλεσης που έχουν αναπτυχθεί από όλα τα κύρια συστήματα αναγνώρισης ομιλίας. Η ανάλυση γύρω στο 2009-2010, σε αντίθεση με κάποια μοντέλα παραγωγής ομιλίας έναντι των μοντέλων DNN, έδωσε ώθηση στις πρώτες βιομηχανικές επενδύσεις στη βαθιά μάθηση για την αναγνώριση ομιλίας, Αυτό οδήγησε τελικά σε ευρεία και κυρίαρχη χρήση στη βιομηχανία. Η ανάλυση έχει συγκρίσιμη απόδοση (ποσοστό σφάλματος κάτω από 1,5%)

μεταξύ του διακριτοποιημένου DNN και του μοντέλου παραγωγής. Το 2010, οι ερευνητές επέκτειναν τη βαθιά μάθηση από το TIMIT στην αναγνώριση ομιλίας μεγάλου λεξιλογίου χρησιμοποιώντας μεγάλα επίπεδα εξόδου DNN τα οποία ήταν βασισμένα σε καταστάσεις HMM που εξαρτώνται από το περιβάλλον που δημιουργήθηκαν από δέντρα αποφάσεων. Η πρόοδος στο υλικό έχει αναζωπυρώσει το ενδιαφέρον για τη βαθιά μάθηση. Το 2009, η Nvidia συμμετείχε στο λεγόμενο "big bang" βαθιάς μάθησης "επειδή τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης εκπαιδεύτηκαν με μονάδες επεξεργασίας γραφικών Nvidia (GPUs)."

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

Αυτο που πρεπε να κατανοησουμε είναι ότι Η βαθιά μάθηση είναι ένας τύπος μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης που μιμείται τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι αποκτούν ορισμένες γνώσεις.

Η βαθιά μάθηση είναι ένα ουσιαστικό μέρος της επιστήμης δεδομένων. Οι εφαρμογές βαθιάς μάθησης του πραγματικού κόσμου αποτελούν μέρος της καθημερινής ζωής των ανθρώπων, αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις έχουν ενσωματωθεί τόσο καλά σε προϊόντα και υπηρεσίες που οι χρήστες

δεν γνωρίζουν την περίπλοκη επεξεργασία δεδομένων που συμβαίνει στα παρασκήνια

Περιγράφει επίσης αλγόριθμους που αναλύουν δεδομένα με λογική δομή παρόμοια με τον τρόπο που συλλογίζονται οι άνθρωποι. Σημειώστε ότι αυτό μπορεί να επιτευχθεί τόσο με εποπτευόμενη όσο και χωρίς επίβλεψη μάθηση. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, οι εφαρμογές βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούν μια πολυεπίπεδη αλγοριθμική δομή που ονομάζεται τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Ο σχεδιασμός του δικτύου εμπνεύστηκε από το βιολογικό νευρωνικό δίκτυο του ανθρώπινου εγκεφάλου, με αποτέλεσμα μια διαδικασία μάθησης που είναι πιο ισχυρή από τα τυπικά μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Στοχος λοιπον ειναι η κατανοηση της τοσο στη θεωρια οσο και στο τροπο που μας επηρεαζει στην καθημερινοτητα μας

ΠΗΓΕΣ-ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ

<https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-multi-task-learningmtl-for-deep-learning/?ref=rp>
<https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/?ref=rp>

<https://www.geeksforgeeks.org/ml-natural-language-processing-using-deep-learning/?ref=rp>
https://www.mathworks.com/discovery/deep_learnig.html

<https://www.ibm.com/topics/deep-learning>

<https://www.ibm.com/topics/deep-learning>

https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning

https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning#History
https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning#Neural_networks
https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning#Applications
https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning#Criticism_and_comment
<https://learn.microsoft.com/en-us/azure/machine-learning/concept-deep-learning-vs-machine-learning>
<https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/machine-learning/deep-learning-overview>
<http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>
<https://www.oracle.com/artificial-intelligence/machine-learning/what-is-deep-learning/>
<https://www.geeksforgeeks.org/difference-between-machine-learning-and-deep-learning/>
<https://www.ibm.com/topics/deep-learning>
<https://blog.invgate.com/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks#:~:text=In simple terms, machine learning is a subfield,an advancement on the concept of neural networks.>
<https://www.ibm.com/topics/neural-networks>
<https://www.wgu.edu/blog/neural-networks-deep-learning-explained2003.html>