



Πανεπιστήμιο Κύπρου - Τεχνητή Νοημοσύνη

MAI612 - ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

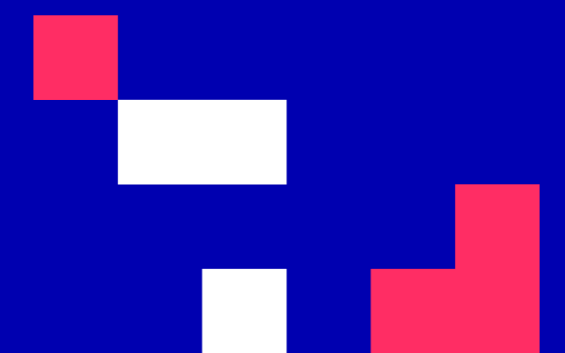
Διάλεξη 19: Επανάληψη και Επισκόπηση της Προχωρημένης ΜΜ

Βασίλης Βασιλειάδης, PhD

Χειμερινό Εξάμηνο 2022/23



CYENS
CENTRE OF EXCELLENCE



MAI4CAREU

Master programmes in Artificial
Intelligence 4 Careers in Europe



Επανάληψη





Εισαγωγή στη MM

- Η MM είναι ένα υποπεδίο της τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιεί δεδομένα για να διδάξει στους υπολογιστές πώς να προβλέπουν και να ενεργούν
 - Μπορεί να θεωρηθεί ως ανακάλυψη προγράμματος από δεδομένα
 - Στόχος του είναι να γενικεύσει σε νέα δεδομένα, αντί να απομνημονεύει
- Η MM έχει αμέτρητες εφαρμογές:
 - Φίλτρο ανεπιθύμητης αλληλογραφίας
 - Ομαδοποίηση πελατών για την προώθηση ενεργειών μάρκετινγκ
 - Πρόβλεψη εάν ένας όγκος είναι καλοήθης ή κακοήθης (από χαρακτηριστικά όπως το μέγεθός του)
 - Πρόβλεψη των τιμών των κατοικιών (από χαρακτηριστικά όπως το μέγεθος και ο αριθμός των υπνοδωματίων)
 - Αναγνώριση ήχου ζώων
 - Αναγνώριση εικόνας (π.χ. πρόσωπα, προϊόντα, χαρακτήρες, ιατρικές εικόνες)
 - Μετάφραση φυσικής γλώσσας
 - Συστήματα συστάσεων (π.χ. ταινίες, μουσική, ειδήσεις)
 - Προσδιορισμός αν μια βιομηχανική μηχανή χάλασε από τα επίπεδα θορύβου της
 - Διδάσκοντας ένα ρομπότ σκύλο να περπατάει





Εισαγωγή στη MM

- Υπάρχουν 3 βασικοί τύποι προσεγγίσεων MM:
 - Εποπτευόμενη μάθηση: όταν έχουμε ετικέτες
 - Ταξινόμηση
 - Παλινδρόμηση
 - Μη εποπτευόμενη μάθηση: όταν δεν έχουμε ετικέτες
 - Ομαδοποίηση
 - Μείωση των διαστάσεων
 - Ανίχνευση ανωμαλιών
 - Ολοκλήρωση πίνακα (π.χ. συστήματα συστάσεων)
 - Ενισχυτική Μάθηση: όταν το πρόβλημα περιλαμβάνει διαδοχική λήψη αποφάσεων
- Ο κύκλος ζωής ενός project MM:
 - Στρατηγική -> Προετοιμασία δεδομένων <-> Ανάπτυξη Μοντέλου <-> Δημοσιοποίηση Μοντέλου





Προετοιμασία δεδομένων

- Τύποι δεδομένων:
 - Πίνακας, Κείμενο, Εικόνες, Σήματα (ήχος), Βίντεο, Point clouds, Γράφοι...
- Συλλογή δεδομένων: απόκτηση, ενσωμάτωση, επισήμανση
 - Πρέπει να υπάρχει διαφορετικότητα
- Προεπεξεργασία δεδομένων:
 - Καθαρισμός δεδομένων: διόρθωση ασυνεπειών, ελλείποντα δεδομένα, αφαίρεση διπλών στοιχείων
 - Κωδικοποίηση στοιχείων: one-hot encoding, ordinal encoding
- Οπτικοποίηση δεδομένων: δείτε μοτίβα, προβλήματα
 - Μπορέστε να χρησιμοποιήσετε τη μείωση της διάστασης





Προετοιμασία δεδομένων

- Μετατροπή στοιχείων:
 - Χαρακτηριστικό γνώρισμα που κλιμακώνει:
 - ελάχιστη-μέγιστη ομαλοποίηση: όταν γνωρίζουμε τις σειρές χαρακτηριστικών
 - Μέση κανονικοποίηση: όταν δεν γνωρίζουμε τις σειρές χαρακτηριστικών
 - Επιλογή χαρακτηριστικών: επιλέξτε ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών
 - Η L1-κανονικοποίηση μπορεί μερικές φορές να εκτελέσει επιλογή χαρακτηριστικών
 - Εξαγωγή χαρακτηριστικών: χαρακτηριστικά με χαμηλότερη διάσταση από τη αρχική
 - PCA, Autoencoders
 - Δημιουργία Χαρακτηριστικών: πρόσθεση χαρακτηριστικών
 - Πολυωνυμικά χαρακτηριστικά, γνώση τομέα
 - Αύξηση δεδομένων: πρόσθετα σημεία δεδομένων (όταν έχουμε μικρό ή ανισορροπημένο σύνολο δεδομένων)
 - Δειγματοληψία δεδομένων: αφαίρεση σημείων (όταν έχουμε ένα τεράστιο ή ανισορροπημένο σύνολο δεδομένων)
- Διαχωρισμός συνόλων δεδομένων: εκπαίδευση, επικύρωση (ή διασταυρούμενη επικύρωση), σύνολα δοκιμών





Παλινδρόμηση

- Η παλινδρόμηση είναι το εποπτευόμενο μαθησιακό πρόβλημα της πρόβλεψης μιας συνεχούς αξίας
- Παλινδρόμηση K-κοντινότερου γείτονα
 - Μη παραμετρικό μοντέλο
 - Πρόβλεψη είναι ο μέσος όρος των πλησιέστερων γειτόνων K
 - $K=1$: θορυβώδης, $1 < K < m$: συλλαμβάνει καλύτερα την τάση, $K=m$: παράγει πάντα το μέσο όρο όλων
 - Τα δυνατά σημεία: δεν υπάρχει χρόνος προπόνησης, χειρίζεται μη γραμμικές,...
 - Αδυναμίες: η πρόβλεψη γίνεται πιο αργή καθώς το σύνολο δεδομένων γίνεται μεγαλύτερο,...
- Γραμμική παλινδρόμηση
 - Παραμετρικό πρότυπο: 1 παράμετρος ανά χαρακτηριστικό γνώρισμα + όρος τομής
 - Πρόβλεψη είναι το γινόμενο κουκκίδων του διανύσματος παραμέτρου και του διανύσματος εισόδου (σταθμισμένο άθροισμα)
 - Η μάθηση μπορεί να γίνει είτε με τη χρήση μεθόδων που βασίζονται στο gradient (iterative) είτε με τον υπολογισμό της αναλυτικής λύσης (non-iterative)





Παλινδρόμηση

- Η γραμμική παλινδρόμηση βελτιστοποιεί το ΜΤΣ, το οποίο έχει κυρτό σχήμα (μονό βέλτιστο)
- Το gradient descent ξεκινά από ένα τυχαίο σημείο (διάνυσμα παραμέτρου) και εναλλάσσεται με τον υπολογισμό των μερικών παραγώγων μιας συνάρτησης σε εκείνο το σημείο και την τροποποίηση του σημείου προσθέτοντας μια τιμή ανάλογη προς την αρνητική κλίση.
 - Ένα μικρό ποσοστό μάθησης οδηγεί σε βραδύτερη σύγκλιση, ένα μεγάλο ποσοστό μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε απόκλιση
 - Ανάγκη χρήσης κανονικοποίησης χαρακτηριστικών με gradient descent
- Η αναλυτική λύση δεν είναι επαναληπτική (δεν ξεκινά από τυχαίο διάνυσμα αρχικής παραμέτρου)
 - Γρήγορη για μικρό αριθμό χαρακτηριστικών και σημείων
 - Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για πολύ μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών (π.χ. χιλιάδες) και σημείων (π.χ. χιλιάδες ή εκατομμύρια)
 - Δεν χρησιμοποιεί κανονικοποίηση (θα μπορούσε να υπερπροσαρμοστεί όταν χρησιμοποιείται μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών)
- Γραμμική παλινδρόμηση
 - Τα δυνατά σημεία: σταθερός χρόνος πρόβλεψης, αναλυτική λύση εύκολη στην εφαρμογή,...
 - Αδυναμίες: δεν μπορεί να διαμορφώσει μη γραμμικές σχέσεις,...
- Αδυναμία μπορεί να αντιμετωπιστεί χρησιμοποιώντας πολυωνυμικά χαρακτηριστικά





Ταξινόμηση

- Η ταξινόμηση είναι το εποπτευόμενο μαθησιακό πρόβλημα της πρόβλεψης μιας διακριτής τιμής
- Ταξινόμηση K-κοντινότερου γείτονα
 - Πρόβλεψη είναι η πλειοψηφία των πλησιέστερων γειτόνων
 - $K=1$: τοποθετήστε το θόρυβο, $K=m$ πάντα προβλέπουν την τάξη πλειοψηφίας
- Logistic Regression
 - Απλή μέθοδος για τη δυαδική ταξινόμηση
 - Τροφοδοτεί την έξοδο της γραμμικής παλινδρόμησης μέσω της σιγμοειδούς συνάρτησης που την κάνει σε $[0,1]$
 - Το αποτέλεσμα θεωρείται ως η εκτιμώμενη πιθανότητα πρόβλεψης της θετικής τάξης
 - Χρησιμοποιεί όριο προκαθορισμένης (πιθανότητας) 0,5 για την τοποθέτηση του ορίου απόφασης
 - Το όριο απόφασης της λογιστικής παλινδρόμησης είναι γραμμικό, μπορεί να είναι μη γραμμικό εάν χρησιμοποιούμε πολυωνυμικά χαρακτηριστικά
- Το Logistic Regression βελτιστοποιεί το σφάλμα Cross-Entropy που έχει κυρτό σχήμα
 - Χρησιμοποιούμε μεθόδους που βασίζονται στη διαβάθμιση για να βρούμε το ελάχιστο
 - Το σφάλμα CE τιμωρεί το μοντέλο πολύ αν η προβλεπόμενη πιθανότητα του είναι πολύ μακριά από την πραγματική





Ταξινόμηση

- Ανάλυση σφαλμάτων για δυαδικούς ταξινομητές
 - πραγματικά θετικά, πραγματικά αρνητικά, ψευδώς θετικά και ψευδώς αρνητικά
 - Μετρήσεις: Ακρίβεια, ακρίβεια, ρυθμός ΠΘ, ποσοστό ΨΘ, F1-score
 - Καμπύλη ROC: χαράσσει την αναλογία ΨΘ και την αναλογία ΠΘ για όλα τα κατώτατα όρια ταξινόμησης
 - Βαθμολογία AUC: μια ενιαία μέτρηση με βάση το ROC που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη σύγκριση των ταξινομητών
- Ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων
 - One-vs-rest: δυαδικοί ταξινομητές αμαξοστοιχίας K : η πρόβλεψη είναι η κατηγορία του πιο έμπιστου ταξινομητή
 - Softmax: χρησιμοποιεί one-hot encoding κλάσεων: πρόβλεψη είναι μια κατανομή πιθανοτήτων σε K κλάσεις
- Πίνακας σύγχυσης για την ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων
 - Τα ΠΘ: διαγώνιο
 - Αναλογία ΠΘ (κατηγορία A): $\text{ΠΘ (κατηγορία } A) / \text{αριθμός δειγμάτων για την κατηγορία } A$
 - Precision: $\text{ΠΘ (κατηγορία } A) / \text{αριθμός προβλέψεων για την κατηγορία } A$
 - Accuracy: $\text{αριθμός ΠΘ} / \text{συνολικός αριθμός δειγμάτων}$





Αξιολόγηση και βελτίωση μοντέλου

- Θέλουμε τα μοντέλα μας να παρουσιάζουν δυνατότητες γενίκευσης αντί να απομνημονεύουν το σύνολο εκπαίδευσης.
- Γενίκευση: καλή απόδοση σε άορατα δεδομένα, που προέρχονται από την ίδια κατανομή
- Κάτω από την προσαρμογή: πολύ απλό μοντέλο/υψηλή προκατάληψη
- Υπερπροσαρμογή: υπερβολικά πολύπλοκο μοντέλο/τοποθέτηση του θορύβου αντί της τάσης/υψηλής διακύμανσης
- Ο συμβιβασμός προκατάληψης-διακύμανσης είναι η σύγκρουση της προσπάθειας ελαχιστοποίησης τόσο της προκατάληψης όσο και της διακύμανσης.
- Πρακτικά, το επιτυγχάνουμε αυτό διαιρώντας το σύνολο δεδομένων σε ένα σύνολο εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμών και επιλέγοντας το μοντέλο που έχει το χαμηλότερο σφάλμα επικύρωσης.
- k-fold cross validation:
 - διαιρεί το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης+επικύρωσης σε υποσύνολα k και εκπαιδεύει k ανεξάρτητα μοντέλα όπου χρησιμοποιείται υποσύνολο i για επικύρωση και τα υπόλοιπα ως σύνολο εκπαίδευσης
 - η απόδοση του μοντέλου είναι το μέσο σφάλμα επικύρωσης σε όλα τα υποσύνολα k
 - χρησιμοποιείται όταν το σύνολο δεδομένων είναι μικρό, λόγω της πολυπλοκότητάς του στην εκπαίδευση μοντέλων k και όχι μόνο ένα.





Αξιολόγηση και βελτίωση μοντέλου

- Οι καμπύλες μάθησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ελέγξουμε αν πρέπει να αποκτήσουμε περισσότερα δεδομένα
 - Περισσότερα δεδομένα ωφελούν τυπικά τα μοντέλα υψηλής διακύμανσης, αλλά όχι τα μοντέλα υψηλής προκατάληψης
- Η τακτοποίηση είναι μια ποινή που δίνεται στη λειτουργία απώλειας των μοντέλων υψηλής διακύμανσης για να μειωθεί το μέγεθος των παραμέτρων τους, και ως εκ τούτου, η πολυπλοκότητά τους.
 - Η κανονικοποίηση L1 χρησιμοποιεί τον κανόνα της απόλυτης τιμής και μπορεί μερικές φορές να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή χαρακτηριστικών
 - Η κανονικοποίηση L2 χρησιμοποιεί το Euclidean norm και συνήθως παράγει μια καλύτερη εφαρμογή από το L1
- Υπερπαραμετρική ρύθμιση είναι η διαδικασία της διαφοροποίησης των υπερπαραμέτρων των μοντέλων και των αλγορίθμων μάθησης, και επιλέξτε το συνδυασμό που οδηγεί στο χαμηλότερο σφάλμα επικύρωσης.
- Η βελτίωση του μοντέλου μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση συνόλων: κατάρτιση πολλαπλών μοντέλων αντί για ένα και συνάθροιση των αποτελεσμάτων τους
- Βελτιώστε τα μοντέλα υψηλής προκατάληψης μέσω: πολυπλοκοποίηση, σύνολα
- Βελτιώστε τα πρότυπα υψηλής διακύμανσης μέσω: υπερπαραμετρική ρύθμιση, τακτοποίηση, σύνολα, περισσότερα δεδομένα





Δέντρα και δάση

- Τα δέντρα αποφάσεων είναι μοντέλα που έχουν μια φυσική αν-τότε-διαφορετικά δομή, έτσι ώστε να είναι ερμηνεύσιμα και γρήγορα.
- Για ένα δεδομένο σύνολο δεδομένων, μπορεί να υπάρχουν πολλά δέντρα αποφάσεων που ταξινομούν τα δεδομένα
- Ένας αλγόριθμος για την εκμάθηση δέντρων αποφάσεων πρέπει να επιλέξει έναν που γενικεύει καλά, αποφασίζοντας το χαρακτηριστικό που θα χρησιμοποιήσει για τον διαχωρισμό σε κάθε κόμβο και πότε να σταματήσει να χωρίζει
- Χρησιμοποιώντας άσχετα χαρακτηριστικά δημιουργεί μεγαλύτερα δέντρα αποφάσεων, έτσι προτιμάται η απλότητα
- Το καλύτερο χαρακτηριστικό που πρέπει να χρησιμοποιήσετε για τη διάσπαση είναι αυτό που είναι πιο ενημερωτικό, δηλαδή, αυτό που ελαχιστοποιεί τη διαταραχή γνωστή και ως εντροπία.
- Η εντροπία H λαμβάνει ως είσοδο το ποσοστό των θετικών παραδειγμάτων p_+ , και όπως το p_+ πηγαίνει από 0 σε 0,5, η H αυξάνεται από 0 σε 1, και όπως το p_+ πηγαίνει από 0,5 σε 1, το H μειώνεται από 1 σε 0.
- Το κέρδος πληροφοριών μετρά την αναμενόμενη μείωση της εντροπίας λόγω της διάσπασης σε κάποιο χαρακτηριστικό A
 - Μετράται ως η διαφορά μεταξύ της εντροπίας του αρχικού συνόλου και του σταθμισμένου αθροίσματος των εντροπιών στα κλαδιά
 - Θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε το κέρδος πληροφοριών, ή να ελαχιστοποιήσουμε ισοδύναμα το σταθμισμένο άθροισμα
- Για να χωρίσουμε σε μια συνεχή μεταβλητή, υπολογίζουμε πρώτα όλα τα πιθανά μοναδικά κατώφλια (χρησιμοποιώντας τα μέσα των ζευγών των ταξινομημένων σημείων) και επιλέγουμε αυτό με το υψηλότερο κέρδος πληροφοριών.





Δέντρα και δάση

- Δέντρα παλινδρόμησης:
 - πρόβλεψη του μέσου όρου των τιμών στους κόμβους των φύλλων τους
 - χρησιμοποιήστε τη διακύμανση αντί της εντροπίας, και τη μείωση διακύμανσης αντί για το κέρδος πληροφοριών
- Μέθοδοι συνόλων:
 - συνήθως έχουν χαμηλότερο σφάλμα γενίκευσης από τα μεμονωμένα μοντέλα
 - βασίζονται σε διαφορετικά μοντέλα που παράγουν διαφορετικά σφάλματα
 - λειτουργία συγκέντρωσης: μέσος όρος παλινδρόμησης, ψηφοφορία κατά πλειοψηφία για ταξινόμηση
- Το Bagging εκπαιδεύει μοντέλα παράλληλα, μεταβάλλοντας τα δεδομένα εκπαίδευσής τους με τη χρήση δειγματοληψίας με αντικατάσταση
- Τα τυχαία δάση χρησιμοποιούν bagging με το πρόσθετο βήμα της τυχαιοποίησης της επιλογής χαρακτηριστικών
- Σταδιακή ενίσχυση των μοντέλων εκμάθησης, εστιάζοντας σε προηγούμενα λανθασμένα παραδείγματα
- Το Stacking είναι μια μέθοδος που εκπαιδεύει μοντέλα τυπικά σε 2 επίπεδα, όπου οι προβλέψεις των μοντέλων στο επίπεδο 1 γίνονται δεδομένα κατάρτισης για ένα μοντέλο στο επίπεδο 2 το οποίο μαθαίνει πώς να τα συνδυάσει.





Μέθοδοι πυρήνων

- Τα προβλήματα ταξινόμησης συχνά απαιτούν μη γραμμικά όρια αποφάσεων
 - Αυτά μπορούν να κατασκευαστούν χρησιμοποιώντας μηχανική χαρακτηριστικών, π.χ. προσθέτοντας πολυωνυμικά χαρακτηριστικά
 - Καθώς προσθέτουμε χαρακτηριστικά, αυξάνουμε τη διάσταση της εισόδου, η οποία συχνά καθιστά το πρόβλημα γραμμικά διαχωρίσιμο, δηλαδή, ευκολότερο να λυθεί σε υψηλότερες διαστάσεις
 - Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση μπορεί να αυξήσει εκθετικά τον αριθμό των παραμέτρων που πρέπει να διδαχθούν και έχει το μειονέκτημα ότι χρειάζεται να υπολογίσει ρητά τα χαρακτηριστικά του.
- Μπορούμε να ανακουφίσουμε αυτά τα προβλήματα χρησιμοποιώντας το τέχνασμα του πυρήνα, δηλαδή, για να χρησιμοποιήσουμε μια συνάρτηση πυρήνα που παίρνει ως ζεύγη εισόδου σημείων στον αρχικό χώρο, αλλά υπολογίζει την ομοιότητά τους σε ένα υψηλότερο διαστατικό χώρο χαρακτηριστικών, χωρίς να υπολογίσουμε ρητά τον μετασχηματισμό χαρακτηριστικών στον υψηλότερο διαστατικό χώρο.
- Παραδείγματα πυρήνων: πολυώνυμο, Gaussian
- Μπορούμε να κάνουμε έγκυρους πυρήνες συνδυάζοντας έγκυρους πυρήνες μέσω της προσθήκης, του πολλαπλασιασμού και της κλιμάκωσης με μια θετική σταθερά





Μέθοδοι πυρήνων

- Ο στόχος βελτιστοποίησης του SVMs μπορεί να λυθεί με τη χρήση τετραγωνικού προγραμματισμού όπου τα δεδομένα εισέρχονται με τη μορφή προϊόντων κουκκίδων και ο οποίος επιστρέφει ορισμένους συντελεστές που είναι μεγαλύτεροι από το μηδέν μόνο για τα διανύσματα υποστήριξης
- Αυτό σημαίνει ότι μόλις ολοκληρωθεί η εκπαίδευση, τα SVMs πρέπει μόνο να κρατήσουν τους φορείς υποστήριξης για να κάνουν μια πρόβλεψη, η οποία κάνει την πρόβλεψη γρήγορη
- Τα SVMs μπορούν να μάθουν μη γραμμικά όρια αποφάσεων αντικαθιστώντας το εσωτερικό γινόμενο των αρχικών σημείων στο στόχο βελτιστοποίησης, με μια κατάλληλη λειτουργία πυρήνα
- Μπορούμε να κάνουμε multi-class ταξινόμηση με SVMs χρησιμοποιώντας την προσέγγιση one-vs-rest
- Υποστήριξη Διανυσματική παλινδρόμηση επεκτείνει SVMs σε προβλήματα παλινδρόμησης
 - χωράει μια γραμμή στα δεδομένα με ένα περιθώριο (σωλήνα) γύρω από αυτό
 - αγνοεί τα σημεία μέσα στο σωλήνα επειδή το συνδυασμένο σφάλμα τους είναι μικρό





Μέθοδοι πυρήνων

- Τα δίκτυα λειτουργίας ακτινικής βάσης (RBF) είναι μοντέλα παλινδρόμησης για ακριβή παρεμβολή και προσέγγιση
- Υπολογίζουν έναν μη γραμμικό μετασχηματισμό των δεδομένων χρησιμοποιώντας πυρήνες και τα συνδυάζουν γραμμικά χρησιμοποιώντας βάρη
- Το κέντρο του πυρήνα μπορεί να βρίσκεται σε ένα σημείο εκπαίδευσης (ακριβής παρεμβολή), ωστόσο, μπορεί να είναι αλλού
- Συνήθως χρησιμοποιημένος πυρήνας: Gaussian
 - Τιμή 0 εάν η απόσταση μεταξύ του ερωτηθέντος σημείου και του κέντρου του πυρήνα είναι μεγάλη
 - Τιμή 1 εάν η απόσταση μεταξύ του ερωτηθέντος σημείου και του κέντρου του πυρήνα είναι 0 (ίδιο σημείο)
- Εάν το σ (Γαυσικό πλάτος) είναι μεγάλο: ομαλότερη εφαρμογή, έτσι, υψηλότερη προκατάληψη, χαμηλότερη διακύμανση
- Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τις κανονικές εξισώσεις για να υπολογίσουμε τα βάρη δικτύου RBF για παρεμβολή και προσέγγιση (σταθερά κέντρα)





Μέθοδοι πυρήνων

- Μπορούμε να προσαρμόσουμε τα βάρη, τις κεντρικές συντεταγμένες και τα πλάτη Gaussian ενός δικτύου RBF χρησιμοποιώντας την κάθοδο κλίσης: αποτελέσματα σε καλύτερη εφαρμογή
- Μη κανονικοποιημένα RBFs: περισσότερο εντοπισμένο, χρειάζεται περισσότερο (ή ευρύτερο) για να καλύψει το χώρο εισόδου
- Τα κανονικοποιημένα δίκτυα RBF μπορεί να εμφανίζουν καλύτερη γενίκευση με λιγότερους κόμβους
- Τα δίκτυα RBF μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση τροφοδοτώντας την έξοδο του δικτύου παλινδρόμησης RBF σε μια σιγμοειδή συνάρτηση (παρόμοια με το logistic regression)
- Gaussian διαδικασίες: μη παραμετρικά πιθανοτικά μοντέλα παλινδρόμησης που παράγουν όχι μόνο την πρόβλεψη αλλά και την εμπιστοσύνη στην πρόβλεψη
 - Κατανομή πιθανοτήτων πάνω από συναρτήσεις: Μπορέστε να δειγματίσετε τις λειτουργίες από αυτό
 - Καλό για προβλήματα χαμηλών δεδομένων
 - Μπορεί να παρασχεθεί με προηγούμενη γνώση σχετικά με τη λειτουργία που θέλουμε να μοντελοποιήσουμε





Μέθοδοι πυρήνων

- Εφαρμογές των SVMs:
 - Πρόβλεψη του καρκίνου από τα χαρακτηριστικά
 - Εάν ένα μανιτάρι είναι δηλητηριώδες ή όχι
 - Φίλτρο ανεπιθύμητης αλληλογραφίας (με χαρακτηριστικά χαμηλής διάστασης)
 - Πρόβλεψη αν το εισόδημα ενός ατόμου υπερβαίνει τα 50K
- Εφαρμογές των RBFs:
 - Πρόβλεψη της τιμής των κατοικιών με βάση το μέγεθος + τον αριθμό των υπνοδωματίων
 - Πρόβλεψη της τιμής των αποθεμάτων βάσει δεδομένων χρονολογικών σειρών
 - Πρόβλεψη της τιμής μιας συνεχούς συνάρτησης βάσει σημείων δειγματοληψίας
 - Πρόβλεψη κόστους ιατρικής ασφάλισης με βάση την ηλικία, το φύλο, τον ΔΜΣ, τον καπνιστή,...
 - Πρόβλεψη της ποιότητας του οίνου (1-10) με βάση τα χημικά χαρακτηριστικά





Νευρωνικά δίκτυα

- Οι τεχνητοί νευρώνες υπολογίζουν το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων τους και το τροφοδοτούν μέσω μιας λειτουργίας ενεργοποίησης η οποία στη συνέχεια γίνεται η έξοδος τους.
- Λειτουργίες ενεργοποίησης:
 - Heaviside βήμα (μη διαφοροποιήσιμο) → Μοντέλο Perceptron
 - Γραμμική → γραμμική παλινδρόμηση
 - Sigmoid → Logistic regression
- Τα Perceptrons είναι γραμμικοί ταξινομητές
 - Με το συνδυασμό πολλαπλών perceptrons σε στρώματα μπορούμε να ταξινομήσουμε μη γραμμικά διαχωριζόμενα προβλήματα
 - Π.χ., το XOR μπορεί να λυθεί χρησιμοποιώντας 2 κρυμμένους νευρώνες και 1 νευρώνα εξόδου
 - Ωστόσο, δεν μπορούμε να τους εκπαιδύσουμε χρησιμοποιώντας gradient descent όταν χρησιμοποιούν τη συνάρτηση βήματος Heaviside, καθώς είναι μη διαφοροποιήσιμο





Νευρωνικά δίκτυα

- Τα Multilayer Perceptrons είναι συνώνυμα των feedforward ΤΝΔ (συνήθως με διαφορίσιμες λειτουργίες ενεργοποίησης)
- Ως ταξινομητής, ένα MLP με:
 - 1 κρυφές φόρμες ανοιχτές ή κυρτές περιοχές απόφασης
 - 2 κρυμμένα στρώματα δημιουργούν αυθαίρετες περιοχές λήψης αποφάσεων
- Η προωθημένη διάδοση είναι η διαδικασία που τροφοδοτεί ένα παράδειγμα δεδομένων στο επίπεδο εισόδου ενός NN και αυτό μετατρέπεται σταδιακά στην πρόβλεψη εξόδου (αναστροφή ή ταξινόμηση) μέσω κάποιου μη γραμμικού μετασχηματισμού.
 - Αυτός ο μη γραμμικός μετασχηματισμός υπολογίζει τα χαρακτηριστικά της εισόδου που μαθαίνονται
 - Ένα δεύτερο κρυφό στρώμα υπολογίζει τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα ως λειτουργίες των υπαρχόντων χαρακτηριστικών
- Η μάθηση σε NNs μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας backpropagation και κάθοδο κλίσης





Νευρωνικά δίκτυα

- Οπισθοδιάδοση: ένας αποτελεσματικός τρόπος υπολογισμού μερικών παραγώγων της συνάρτησης σφάλματος σε σχέση με κάθε παράμετρο χρησιμοποιώντας τον κανόνα της αλυσίδας (δεδομένου ότι ένα NN είναι μια σύνθεση συναρτήσεων)
- Λειτουργία λάθους: ΠΣΕ για παλινδρόμηση, διασταυρούμενη εντροπία για ταξινόμηση
- Η προωθημένη διάδοση υπολογίζει την ενεργοποίηση (εξόδου) κάθε κόμβου, ενώ η οπίσθια διάδοση υπολογίζει το σφάλμα (δέλτα) κάθε κόμβου
- Δέλτα (σφάλμα) κάθε κόμβου: $A \times B$
 - A = παράγωγος της λειτουργίας ενεργοποίησης του κόμβου
 - B = παράγωγος του σφάλματος σε σχέση με την παραγωγή του κόμβου
 - Για έναν κόμβο εξόδου: αυτό είναι το παράγωγο της συνάρτησης σφάλματος wrt στην ενεργοποίηση του κόμβου εξόδου
 - Για έναν κρυφό κόμβο i στο στρώμα k : αυτό είναι το άθροισμα όλων των δέλτα σε κόμβους στο στρώμα $k + 1$ (που συνδέονται με τον κόμβο i) πολλαπλασιασμένο επί το βάρος σύνδεσης τους
- Gradient του σφάλματος wrt σε βάρος = (δέλτα μετασυναπτικού κόμβου) \times (εκροή προσυναπτικού κόμβου)





Νευρωνικά δίκτυα

- Στοχαστικό GD: ενημέρωση βάρους μετά την παρουσίαση κάθε μοτίβου
- Batch GD: ενημέρωση βάρους μετά την παρουσίαση όλων των μοτίβων στο σύνολο εκπαίδευσης
- Mini-batch GD: ενημέρωση βάρους μετά την παρουσίαση υποσυνόλων προτύπων στο σύνολο κατάρτισης
- Ορισμός ορμής: η μνήμη της προηγούμενης κατεύθυνσης, επιταχύνει τη μάθηση
- Πρόωρη διακοπή: τρόπος αποφυγής υπερπροσαρμογής διακόπτοντας την εκπαίδευση όταν το σφάλμα επικύρωσης αρχίσει να αυξάνεται
- Μπορούμε να βελτιώσουμε την απόδοση των μοντέλων ΝΔ χρησιμοποιώντας ρύθμιση, υπερπαραμέτρων και ensembles
- Η εκμάθηση της τοπολογίας ΝΔ μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας μεθόδους χωρίς gradient, όπως εξελικτικούς αλγόριθμους.





Εισαγωγή στη βαθιά μάθηση

- Η βαθιά μάθηση αφορά την εκμάθηση διαδοχικών επιπέδων αναπαραστάσεων
 - Χρησιμοποιώντας NNs με περισσότερα από 2 κρυμμένα στρώματα
- Το έχουμε τώρα κυρίως λόγω των εξελίξεων του υλικού (GPUs) και της αφθονίας των δεδομένων
- Όταν θέλουμε να εντοπίσουμε μια συγκεκριμένη ιδέα που θα μπορούσε να βρίσκεται σε διαφορετικά σημεία της εισόδου, χρησιμοποιούμε την κατανομή βάρους, δηλαδή, κατασκευάζουμε έναν ενιαίο ανιχνευτή χαρακτηριστικών για αυτή την έννοια, εκπαιδεύοντας τα βάρη αυτών των εισόδων από κοινού.
 - Αυτό βοηθά στη γενίκευση
 - Παράδειγμα 1: δημιουργία ενός ταξινομητή εικόνας σκυλιών: ένας σκύλος μπορεί να εμφανιστεί παντού σε μια εικόνα
 - Παράδειγμα 2: δίκτυο ολοκλήρωσης κειμένου: θέλουμε το μέρος του NN που μαθαίνει τι είναι ένας σκύλος να επαναχρησιμοποιείται κάθε φορά που το NN βλέπει τη λέξη σκύλος.





Εισαγωγή στη βαθιά μάθηση

- Τα συνελευτικά δίκτυα είναι πιο κατάλληλα για δεδομένα εικόνας
- Χρησιμοποιούν τοπικά δεκτικά πεδία (φίλτρα) και τα μετατοπίζουν (συγκέντρωση) πάνω από το χάρτη ενεργοποίησης του προηγούμενου στρώματος για να δημιουργήσουν το χάρτη ενεργοποίησης του τρέχοντος στρώματος
 - Αυτό μειώνει τον αριθμό των παραμέτρων σε σύγκριση με τα πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα τροφοδοσίας
 - Κάθε φίλτρο γίνεται ανιχνευτής χαρακτηριστικών πάνω από διαφορετικά μέρη της εισόδου (μετάφραση αναλλοίωτη):
 - Στρώμα 1: ανιχνευτές ακρών
 - Στρώμα 2: ανιχνευτές γωνιών
 - Στρώμα 3: ανιχνευτές μερών των αντικειμένων
 - Στρώμα 4: ανιχνευτές πλήρων αντικειμένων





Εισαγωγή στη βαθιά μάθηση

- Διαδοχικά δεδομένα: δεδομένα διατεταγμένα σε ακολουθίες
 - Τυπικά: δεδομένα χρονολογικών σειρών
- Ένας τρόπος χειρισμού των διαδοχικών δεδομένων χρησιμοποιώντας ΝΔ είναι χρησιμοποιώντας συνδέσεις ανατροφοδότησης (καθυστερημένες): Επαναλαμβανόμενα ΝΔ (ΕΝΔ)
 - Ένα επαναλαμβανόμενο ΝΔ δημιουργεί τη δική του εσωτερική αναπαράσταση του χρόνου
- Μπορούμε να εκπαιδεύσουμε ΕΝΔ χρησιμοποιώντας οπισθοπολλαπλασιασμό μέσα στο χρόνο
 - Ξετυλίγουμε το ΕΝΔ με την πάροδο του χρόνου και στέλλουμε τα λάθη από το τελευταίο βήμα στο πρώτο
 - Συσσωρεύουμε τις κλίσεις και εφαρμόζουμε κάθοδο κλίσης
 - Τα unrolled ΕΝΔ μπορούν να γίνουν πολύ βαθιά δίκτυα
 - Όταν το κάνουμε αυτό μπορεί να έχουμε τα προβλήματα εξαφάνισης ή έκρηξης gradient





Εισαγωγή στη βαθιά μάθηση

- Echo state networks :
 - χρησιμοποιήστε ένα μεγάλο αραιά συνδεδεμένο κρυφό στρώμα που δεν είναι εκπαιδευμένο
 - δεν χρησιμοποιούν backprop μέσα στο χρόνο
 - δεν έχουν τα προβλήματα εξαφάνισης ή έκρηξης gradient
 - μπορούμε να υπολογίσουμε την αναλυτική λύση για ένα πρόβλημα παλινδρόμησης (παρόμοια με τη γραμμική παλινδρόμηση)
 - καλή απόδοση σε εργασίες που απαιτούν γρήγορη, προσαρμοστική εκπαίδευση
 - μη καλή απόδοση σε εργασίες με πολλές μεταβλητές και μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις





Εισαγωγή στη βαθιά μάθηση

- Long short-term memory networks:
 - Χρησιμοποιήστε μηχανισμούς περιτύλιξης που επιτρέπουν στο δίκτυο να μάθει τι να ξεχάσει, τι να αποθηκεύσει στη μνήμη και τι να εξάγει
 - Gating: σιγμοειδές πολλαπλασιασμένο με το σήμα: το σιγμοειδές ρυθμίζει πόσο από το σήμα επιτρέπεται να περάσει
 - Μπορεί να εφαρμοστεί σε εργασίες που απαιτούν μακροχρόνιες εξαρτήσεις
- Δεδομένα κειμένου:
 - One-hot word representation: αραιή, υψηλή διάσταση, δεν γενικεύει καλά
 - Η λέξη ενσωματώνει: μαθημένη, αριθμητική διανυσματική αναπαράσταση
 - Προσπαθήστε να αποτυπώσετε το νόημα των λέξεων με βάση τη χρήση τους σε προτάσεις
 - Λέξεις με παρόμοια σημασία έχουν παρόμοιες αναπαραστάσεις διανυσμάτων
 - Βασιλιάς - Άνδρας + Γυναίκα = Βασίλισσα





Clustering

- Το clustering είναι το πρόβλημα του clustering δεδομένων με παρόμοια χαρακτηριστικά
 - Δεν έχουμε ετικέτες που καθορίζουν τις σωστές εξόδους
- Το K-means clustering χρησιμοποιεί έναν προκαθορισμένο αριθμό (k) των συστιάδων
 - Τυχαία αρχικοποιεί τα centroid συστιάδας k
 - Εναλλάσσεται μεταξύ της εκχώρησης κάθε σημείου σε ένα centroid και της επικαιροποίησης των centroid
- Μπορούμε να αποφύγουμε την τοπική optima με την εκτέλεση του k-means πολλές φορές και επιλέγοντας την ομαδοποίηση με το χαμηλότερο κόστος
- Επιλέγουμε το k χρησιμοποιώντας τη γνώση τομέα, τη μέθοδο αγκώνα ή το σκορ Silhouette
- Η ομαδοποίηση μπορεί να βοηθήσει την εποπτευόμενη μάθηση, π.χ.
 - Εύρεση των αρχικών κέντρων των δικτύων RBF
 - Δυνατότητα χρήσης τόσο των δεδομένων με επισήμανση όσο και των μη επισημασμένων δεδομένων για τη βελτίωση της γενίκευσης





Μείωση των διαστάσεων

- Τι είναι η μείωση των διαστάσεων: μετασχηματισμός των δεδομένων υψηλής διάστασης σε χώρο χαμηλής διάστασης
- Γιατί η μείωση της διάστασης:
 - Οπτικοποίηση δεδομένων
 - Συμπύεση δεδομένων
 - Μπορεί να βοηθήσει αλγορίθμους MM (εποπτευόμενη μάθηση, ομαδοποίηση)
- Ανάλυση κύριων συστατικών
 - Γραμμική μετατροπή σε ένα νέο σύστημα συντεταγμένων
 - Μεγιστοποίηση της διακύμανσης των δεδομένων χαμηλής διάστασης = ελαχιστοποίηση του σφάλματος ανακατασκευής
 - Βρίσκει n ορθογώνια διανύσματα το καθένα με βάση το πόσο εξηγεί τη διακύμανση στα δεδομένα
 - Αυτά είναι τα κύρια συστατικά ή ιδιοδιανύσματα
 - Προβολή = κωδικοποίηση σε χαμηλές διαστάσεις
 - Ανακατασκευή = αποκωδικοποίηση από χαμηλές διαστάσεις σε υψηλές διαστάσεις
 - Μπορούμε να επιλέξουμε τον αριθμό των συστατικών με βάση την επιθυμητή αναλογία εξηγημένης διακύμανσης (συνήθως 90-99 %)





Μείωση της διάστασης

- Το PCA λειτουργεί καλά σε διάφορα προβλήματα, αλλά είναι μια γραμμική μέθοδος
- Οι μέθοδοι μείωσης της μη γραμμικής διάστασης αντιμετωπίζουν αυτή την έλλειψη
 - Ο πυρήνας PCA χρησιμοποιεί το τέχνασμα του πυρήνα
 - Οι αυτόματοι κωδικοποιητές είναι ΝΔ εκπαιδευμένα να κωδικοποιούν και να ανακατασκευάζουν την είσοδο
- Πολλαπλές προσεγγίσεις μάθησης = μη γραμμικές μέθοδοι μείωσης της διάστασης που θεωρούν ρητά ότι τα δεδομένα βρίσκονται σε δομές χαμηλής διάστασης ενσωματωμένες σε χώρο υψηλής διάστασης
 - Isomap: αντί της Ευκλείδειας απόστασης, θεωρεί την γεωδεσική απόσταση
 - Γεωδεσική απόσταση γ : απόσταση στην πολλαπλότητα
 - Παράδειγμα Swiss roll: ο Isomap μπορεί να το ξεδιπλώσει
 - Επιτρέπει καλύτερη παρεμβολή καθώς τα παρεμβαλλόμενα σημεία που αναμένεται να βρίσκονται στην πολλαπλή
 - T-SNE
 - χρησιμοποιημένος για οπτικοποίηση
 - στοχαστική μέθοδος που διατηρεί τις τοπικές ομοιότητες
 - μπορεί να δώσει διαφορετικά αποτελέσματα για διαφορετικές αρχικοποιήσεις





Ανίχνευση ανωμαλίας

- Η ανίχνευση ανωμαλίας είναι το πρόβλημα της μοντελοποίησης ενός συνόλου δεδομένων φυσιολογικών συμβάντων και της ενεργοποίησης ενός συναγερμού όταν συμβαίνει ένα ασυνήθιστο συμβάν στο μέλλον.
 - Τα κανονικά γεγονότα θεωρείται ότι είναι συγκεντρωμένα
 - Outlier detection: υπάρχουν outliers στο σύνολο της εκπαίδευσης
 - Novelty detection: δεν υπάρχουν outliers στο σετ εκπαίδευσης
- Προσέγγιση:
 - Εκτίμηση πυκνότητας
 - Ταξινόμηση μιας κατηγορίας με χρήση διακριτικών μοντέλων
 - Αυτόματοι κωδικοποιητές
- Εκτίμηση πυκνότητας: Παραμετρική και μη παραμετρική
 - Δημιουργήστε ένα μοντέλο της πιθανότητας των σημείων
 - Χρησιμοποιήστε ένα όριο (ϵ) σχετικά με την πιθανότητα ταξινόμησης μιας ανωμαλίας (απίστευτο σημείο) από ένα κανονικό σημείο
 - Παραμετρικό: τοποθετήστε ένα Gaussian (Παράμετροι: μέση και διακύμανση)
 - Μη παραμετρικά: εκτίμηση πυκνότητας πυρήνα





Ανίχνευση ανωμαλίας

- Ταξινόμηση μιας κατηγορίας με χρήση διακριτικών μοντέλων:
 - Δημιουργήστε ένα συντηρητικό όριο απόφασης
 - SVM μίας κατηγορίας: προσπαθήστε να συμπεριλάβετε όλα τα (κανονικά) δεδομένα κατάρτισης χρησιμοποιώντας τη μικρότερη υπερσφαίρα
 - Δάση απομόνωσης: οι ανωμαλίες είναι σημεία δεδομένων που έχουν μικρά μήκη διαδρομής σε ένα δέντρο
- Αυτόματοι κωδικοποιητές:
 - Τα κανονικά δεδομένα έχουν χαμηλό σφάλμα ανακατασκευής
 - Τα ανώμαλα δεδομένα έχουν υψηλότερο σφάλμα ανακατασκευής
 - Χρησιμοποιήστε ένα ιστόγραμμα των σφαλμάτων και αποφασίστε ένα όριο ανωμαλίας
- Η μηχανική χαρακτηριστικών μπορεί να είναι πολύ σημαντική στα συστήματα ανίχνευσης ανωμαλιών
- Εποπτευόμενη ανίχνευση ανωμαλίας: τρόπος αξιολόγησης των συστημάτων ανίχνευσης ανωμαλιών
 - Να έχετε μικρή ποσότητα δεδομένων με ετικέτα
 - Σύνολο εκμάθησης: κανονικά δεδομένα, χωρίς ετικέτες
 - Βιογραφικό σημείωμα και σύνολα δοκιμών: κανονική + ανώμαλη επισημασμένα δεδομένα
 - Μετρήσεις αξιολόγησης όπως στη δυαδική ταξινόμηση (ρυθμός TP, ακρίβεια, βαθμολογία AUC,...)





Συστήματα συστάσεων

- Τα συστήματα συστάσεων είναι συστήματα που παρέχουν προτάσεις για στοιχεία που σχετίζονται περισσότερο με ένα συγκεκριμένο χρήστη
- Πρόβλημα ολοκλήρωση πίνακα:
 - αραιά μήτρα με πολλές ελλείπουσες τιμές
 - πρόβλεψη των τιμών που λείπουν από τους άλλους
- Για παράδειγμα: πρόβλεψη αξιολογήσεων ταινιών (0-5)
 - Σειρά σειρών: ταινίες
 - Οι στήλες: χρήστες
 - Χρησιμοποιήστε διαφορετικό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης για κάθε χρήστη (π.χ., εάν οι χρήστες είναι 1M, έχουμε 1M μοντέλα)
 - Όταν έχουμε τα χαρακτηριστικά για κάθε ταινία μπορούμε να διαμορφώσουμε μια συνάρτηση κόστους για την εκμάθηση των παραμέτρων όλων των χρηστών χρησιμοποιώντας την κάθοδο κλίσης
 - Εποπτευόμενο πρόβλημα παλινδρόμησης χρησιμοποιώντας την τετραγωνική απώλεια σφάλματος





Συστήματα συστάσεων

- Collaborative filtering:
 - Προτείνετε στοιχεία με βάση τις βαθμολογίες των χρηστών που έδωσαν παρόμοιες αξιολογήσεις
 - Μη εποπτευόμενο επειδή δεν υποθέτει τη γνώση των χαρακτηριστικών
 - Διαμορφώνει μια συνάρτηση κόστους που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μάθει ταυτόχρονα τόσο τα χαρακτηριστικά όσο και τις παραμέτρους για κάθε χρήστη χρησιμοποιώντας το gradient descent
 - Για τις δυαδικές ετικέτες μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα μοντέλο πρόβλεψης logistic regression και μια δυαδική απώλεια διασταυρούμενης εντροπίας
 - Όταν φτάσει ένας νέος χρήστης, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέση κανονικοποίηση, έτσι ώστε οι προβλεπόμενες βαθμολογίες του νέου χρήστη να ισούνται με τον μέσο όρο όλων των αξιολογήσεων για κάθε ταινία.
- Φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο:
 - Σύσταση με βάση τα χαρακτηριστικά του χρήστη και του στοιχείου για την εύρεση καλής αντιστοίχισης
 - Υπολογισμοί ενσωμάτωσης (π.χ. με χρήση NN) από χαρακτηριστικά που πρέπει να είναι του ίδιου μεγέθους
 - Προβλεπόμενη βαθμολόγηση: εσωτερικό γινόμενο των ενσωματώσεων
- Η εύρεση σχετικών αντικειμένων (π.χ. ταινίες που σχετίζονται με την ταινία i) μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας μια k -κοντινότερη αναζήτηση γείτονα (σε λειτουργία ή ενσωματώνοντας χώρο)





Εισαγωγή στην Ενισχυτική Μάθηση

- Προβλέψεις και πράξεις
- Αλληλεπίδραση με το περιβάλλον
- Μάθηση Δοκιμής-και-λάθος
- Μάθετε να επιτύχετε τους στόχους
 - Στόχοι που ορίζονται με τη χρήση συναρτήσεων ανταμοιβής
 - Για παράδειγμα: ρομπότ μαθαίνουν να ξεφεύγουν από ένα δωμάτιο
 - -1 παντού, 0 στην έξοδο θα ενθάρρυνε το ρομπότ να βρει το συντομότερο μονοπάτι
- Η EM: βρείτε μια πολιτική που μεγιστοποιεί την αναμενόμενη απόδοση (άθροισμα ανταμοιβών)
- Πολιτική: η συμπεριφορά του πράκτορα
 - χαρτογράφηση από τα κράτη στις δράσεις
 - Ντετερμινιστική ή στοχαστική
- Συνάρτηση αξίας: πόσο καλή είναι μια κατάσταση (ή κράτος-δράση ζεύγος)
 - Εκτίμηση της αναμενόμενης απόδοσης





Εισαγωγή στην Ενισχυτική Μάθηση

- Μοντέλο: τι θα κάνει το περιβάλλον στη συνέχεια
 - Σε ποια κατάσταση θα καταλήξω αν είμαι σε μια κατάσταση και εκτελέσω δράση
 - Ποια ανταμοιβή θα λάβω;
 - Ντετερμινιστική ή στοχαστική
- Περιβάλλον: πλήρως παρατηρήσιμος, μερικώς παρατηρήσιμος
- Κατηγορίες πρακτόρων:
 - Με βάση την αξία, με βάση την πολιτική, με βάση τον πράκτορα
 - Χωρίς μοντέλο, με μοντέλο
- Η πρόβλεψη: μάθετε μια συνάρτηση τιμής για μια δεδομένη πολιτική
- Ο έλεγχος: βρείτε την καλύτερη πολιτική
- Μαθαίνοντας: άγνωστο περιβάλλον, αλληλεπίδραση του πράκτορα με το εξωτερικό περιβάλλον
- Σχεδιασμός: όταν έχουμε (ή μάθουμε) ένα μοντέλο, «αλληλεπίδραση» του πράκτορα με το μοντέλο





Markov Decision Processes και Δυναμικός Προγραμματισμός

- MDP: (S,A,T,r)
 - S: Σύνολο Καταστάσεων
 - A: Σύνολο πράξεων
 - T: Πιθανότητες μετακίνησης
 - r: Συνάρτηση επιβράβευσης
 - Τα T και r ορίζουν το μοντέλο του περιβάλλοντος
 - Markov σημαίνει ότι η πιθανότητα μετατόπισης στο s_{t+1} επηρεάζεται από τα s_t και a_t (όχι το ιστορικό)
- Επιστρέφει:
 - Απροεξόφλητη απόδοση (πρόβλημα επεισοδικών/πεπερασμένων οριζόντων)
 - Προεξοφλημένη απόδοση (πρόβλημα πεπερασμένου ή άπειρου ορίζοντα)
 - Μέση απόδοση (συνεχές, άπειρο πρόβλημα ορίζοντα)
- Απροεξόφλητη επιστροφή: Πόσο αξίζει κάποια μελλοντική επιβράβευση τώρα
 - $\gamma \approx 0 \rightarrow$ μυωπικός πράκτορας
 - $\gamma \approx 1 \rightarrow$ προνοητικός πράκτορας





Markov Decision Processes και Δυναμικός Προγραμματισμός

- Συνάρτηση αξίας: αναμενόμενη απόδοση μιας συγκεκριμένης πολιτικής (για κάθε ζεύγος καταστάσεων ή καταστάσεων-δράσεων)
- Βέλτιστη συνάρτηση αξίας: λειτουργία βέλτιστης αξίας σε όλες τις πολιτικές
 - Η καλύτερη δυνατή απόδοση σε ένα MDP
- Βέλτιστη πολιτική: δράση που μεγιστοποιεί τη βέλτιστη συνάρτηση τιμής για μια δεδομένη κατάσταση
- Οι εξισώσεις Bellman μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βρουν:
 - οι συνάρτηση αξίας μιας δεδομένης πολιτικής
 - οι Βέλτιστες Συναρτήσεις Τιμής
- Δυναμικός προγραμματισμός: χρησιμοποιείται για την εύρεση της βέλτιστης συνάρτησης τιμής
 - Αξιολόγηση πολιτικής: βρείτε τη συνάρτηση αξίας κάποιας πολιτικής (πολλαπλές επαναλήψεις)
 - Βελτίωση της πολιτικής: δεδομένης κάποιας αξιακής λειτουργίας, πάρτε την άπληστη δράση σε κάθε κατάσταση
 - Δημιουργία Πολιτικής:
 - Ξεκινήστε με τυχαία πολιτική
 - Επαναλαμβάνω: Διενέργεια αξιολόγησης πολιτικής μέχρι τη σύγκλιση και, στη συνέχεια, βήμα βελτίωσης της πολιτικής
 - Τιμή Iteration:
 - Έναρξη με λειτουργία τυχαίας ή μηδενικής τιμής
 - Επαναλαμβάνω: Εκτελέστε ένα μόνο βήμα αξιολόγησης πολιτικής και, στη συνέχεια, βήμα βελτίωσης της πολιτικής





Ενισχυτική Μάθηση χωρίς μοντέλο

- Όταν γνωρίζουμε το μοντέλο (T,r) χρησιμοποιούμε το σχεδιασμό για να βρούμε τη βέλτιστη πολιτική
- Όταν δεν γνωρίζουμε το μοντέλο, χρησιμοποιούμε δειγματοληψία
- Εκμετάλλευση: πηγαίνετε σε περιοχές που έχετε πάει πριν που ανταμείβουν
- Εξερεύνηση: δείγμα νέων εμπειριών
- Ανταλλαγή εξερεύνησης εναντίον εκμετάλλευσης: πώς να επιλέξετε μεταξύ αυτών των δύο;
- Ρύθμιση πολύπλων κουλοχέριδων: μόνο πράξεις, όχι καταστάσεις
 - Ο στόχος μας: βρείτε τη δράση που έχει ως αποτέλεσμα την υψηλότερη αναμενόμενη απόδοση
- ϵ -greedy επιλογή δράσης:
 - Επιλογή τυχαίας δράσης με πιθανότητα ϵ (εξερεύνηση)
 - Επιλέξτε την άπληστη δράση με πιθανότητα $1-\epsilon$ (εκμετάλλευση)
- EM χωρίς μοντέλο:
 - Monte Carlo Learning
 - Temporal Difference Learning





Ενισχυτική Μάθηση χωρίς μοντέλο

- Αλγόριθμοι Monte Carlo
 - Εργαστείτε μόνο σε επεισοδιακές εργασίες: ενημέρωση μετά το τέλος του επεισοδίου
 - Οι ενημερώσεις μπορεί να είναι θορυβώδεις
- Αλγόριθμοι εκμάθησης χρονικής διαφοράς
 - Εργασία σε επεισοδιακές και συνεχιζόμενες εργασίες: μάθετε μετά από κάθε βήμα
 - Χρησιμοποιήστε bootstrapping όπως στο δυναμικό προγραμματισμό:
 - Επικαιροποίηση της εκτίμησης τιμής μιας κατάστασης (ή του ζεύγους κατάστασης-δράσης) βάσει άλλης εκτίμησης (της τιμής του επόμενου ζεύγους κατάστασης ή κατάστασης-δράσης)
 - Οι εκτιμήσεις τιμών ενός σταδίου μπορεί να είναι ανακριβής
 - Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε πολλαπλών βημάτων TD για να μετριάσουμε αυτό
- TD για τον έλεγχο:
 - χρήση συναρτήσεων τιμής κατάστασης-δράσης (Q)
 - Με πολιτικής: μάθετε για κάποια πολιτική συμπεριφοράς ενώ ακολουθείτε αυτήν την πολιτική
 - Χωρίς πολιτική: ακολουθήστε κάποια πολιτική, αλλά μάθετε για μια διαφορετική πολιτική





Ενισχυτική Μάθηση χωρίς μοντέλο

- Η Sarsa είναι με πολιτική:
 - $Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \eta(R_{t+1} + \gamma Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t))$
 - Συγκλίνει στη βέλτιστη λειτουργία της τιμής δράσης, εάν η πολιτική είναι άπληστη στο όριο της άπειρης εξερεύνησης (π.χ., ε-άπληστο ξεκινώντας με υψηλό Έψιλον και μειώνοντας το)
- Το Q-learning είναι εκτός πολιτικής:
 - $Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \eta \left(R_{t+1} + \gamma \max_b Q(s_{t+1}, b) - Q(s_t, a_t) \right)$
 - Μαθαίνει για την άπληστη πολιτική ενώ ακολουθεί κάποια άλλη πολιτική (π.χ. τυχαία)
 - Συγκλίνει στη βέλτιστη συνάρτηση τιμής δράσης εάν όλα τα ζεύγη κατάστασης-δράσης επισκέπτονται απείρως συχνά
- Η αρχικοποίηση της συνάρτησης τιμής δράσης αισιόδοξα και ενεργώντας άπληστα επιτρέπει στον πράκτορα να διερευνήσει όλα τα ζεύγη κατάστασης-δράσης.
 - Αισιόδοξη αρχικοποίηση:
 - μέγιστη πιθανή αναμενόμενη απόδοση από κάθε ζεύγος κατάστασης-δράσης
 - $Q_{init} = r_{max}/1 - \gamma$



MAI4CAREU

Master programmes in Artificial
Intelligence 4 Careers in Europe



Κοιτάζοντας μπροστά





MM για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας

- Πώς επεξεργαζόμαστε και αναλύουμε τα δεδομένα της φυσικής γλώσσας;
- Δυνατότητες:
 - speech recognition
 - text2speech
 - dialogue generation
 - automatic summarization
 - machine translation
 - sentiment analysis
 - natural language understanding
 - natural language generation
 - text2image generation
- Μοντέλα: Bert, GPT3, PaLM,...





ΜΙ για Όραση Υπολογιστών

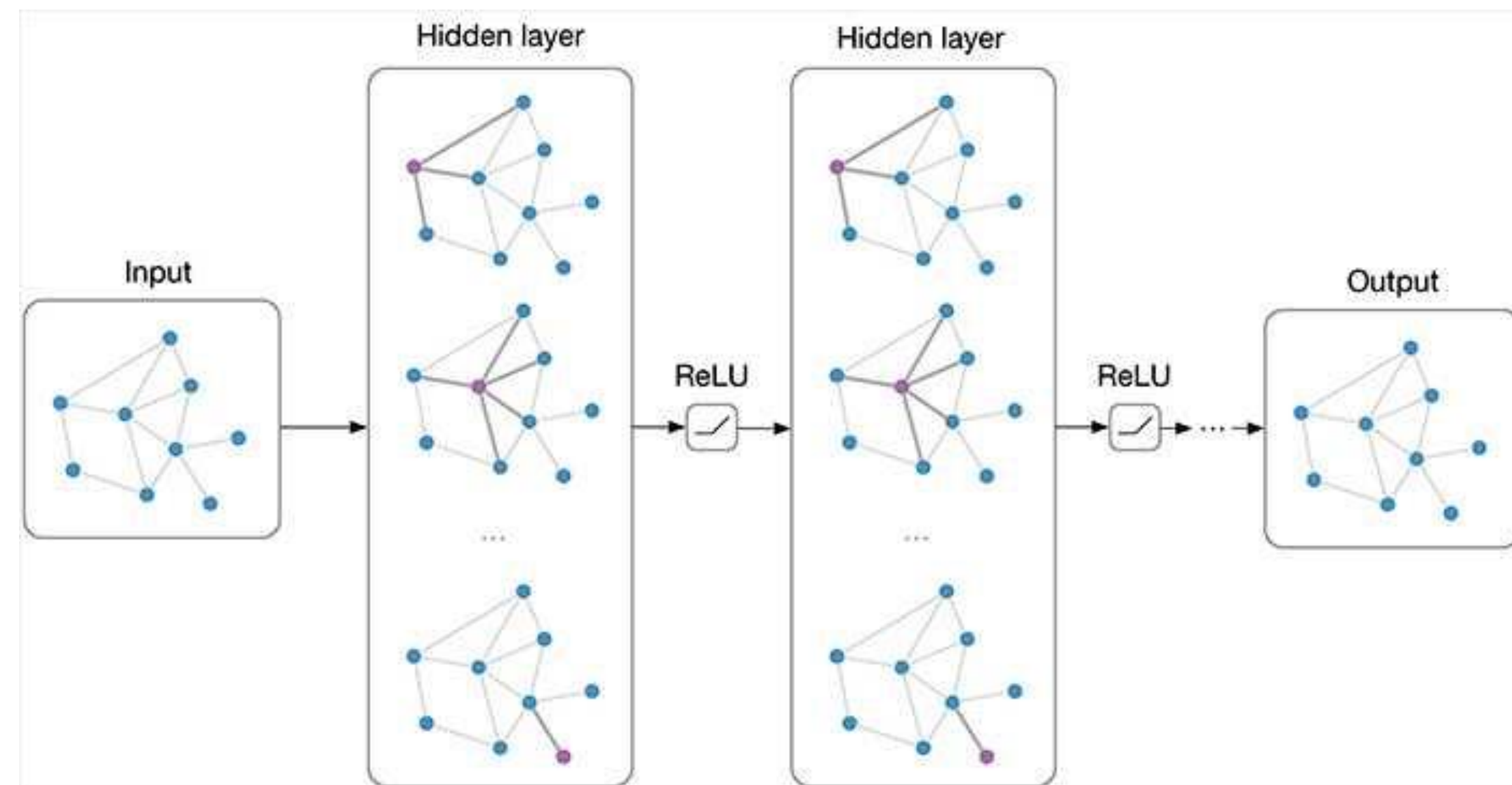
- Πώς επεξεργαζόμαστε εικόνες, βίντεο, point clouds;
- Δυνατότητες:
 - αναγνώριση αντικειμένων
 - τμηματοποίηση αντικειμένων
 - παρακολούθηση αντικειμένων
 - εκτίμηση πόζας
 - αναγνώριση δραστηριότητας
 - ανακατασκευή σκηνής
 - λεζάντα εικόνας
 - αναγνώριση προσώπου
 - μεταφορά στυλ
 - δημιουργία εικόνας text2image





MM για δεδομένα γράφων

- Δεδομένα γράφων:
 - κοινωνικά δίκτυα
 - μόρια
 - εικόνες ως γράφοι
 - κείμενο ως γράφοι
- Νευρωνικά δίκτυα γράφων





Generative Models

Μπορεί να παράγει εικόνες, ήχο, μουσική, κείμενο,...

Models:

- Variational Autoencoders
- Generative Adversarial Networks
- Flows
- Diffusion models

Πηγαίνετε στο:

<https://this-person-does-not-exist.com/>



SYSTEM PROMPT (HUMAN-WRITTEN)

In a shocking finding, scientist discovered a herd of unicorns living in a remote, previously unexplored valley, in the Andes Mountains. Even more surprising to the researchers was the fact that the unicorns spoke perfect English.

MODEL COMPLETION (MACHINE-WRITTEN, 10 TRIES)

The scientist named the population, after their distinctive horn, Ovid's Unicorn. These four-horned, silver-white unicorns were previously unknown to science.

Now, after almost two centuries, the mystery of what sparked this odd phenomenon is finally solved.

Dr. Jorge Pérez, an evolutionary biologist from the University of La Paz, and several companions, were exploring the Andes Mountains when they found a small valley, with no other animals or humans. Pérez noticed that the valley had what appeared to be a natural fountain, surrounded by two peaks of rock and silver snow.





Μετα-μάθηση

- **Μαθαίνοντας να μαθαίνουμε γρήγορα**
- Μάθετε από μια κατανομή των εργασιών πώς να προσαρμοστεί γρήγορα σε μια νέα εργασία (που προέρχεται από την ίδια κατανομή)
- Διάφορες μέθοδοι:
 - εκμάθηση ενός βελτιστοποιητή (αντί της χρήσης backprop)
 - εκμάθηση καλών αρχικών τιμών για NNs σε συνδυασμό με βελτιστοποίηση βάσει κλίσης
- Μπορεί να βοηθήσει στη γενίκευση
- Μπορέστε να βοηθήσετε με την αποδοτικότητα δεδομένων

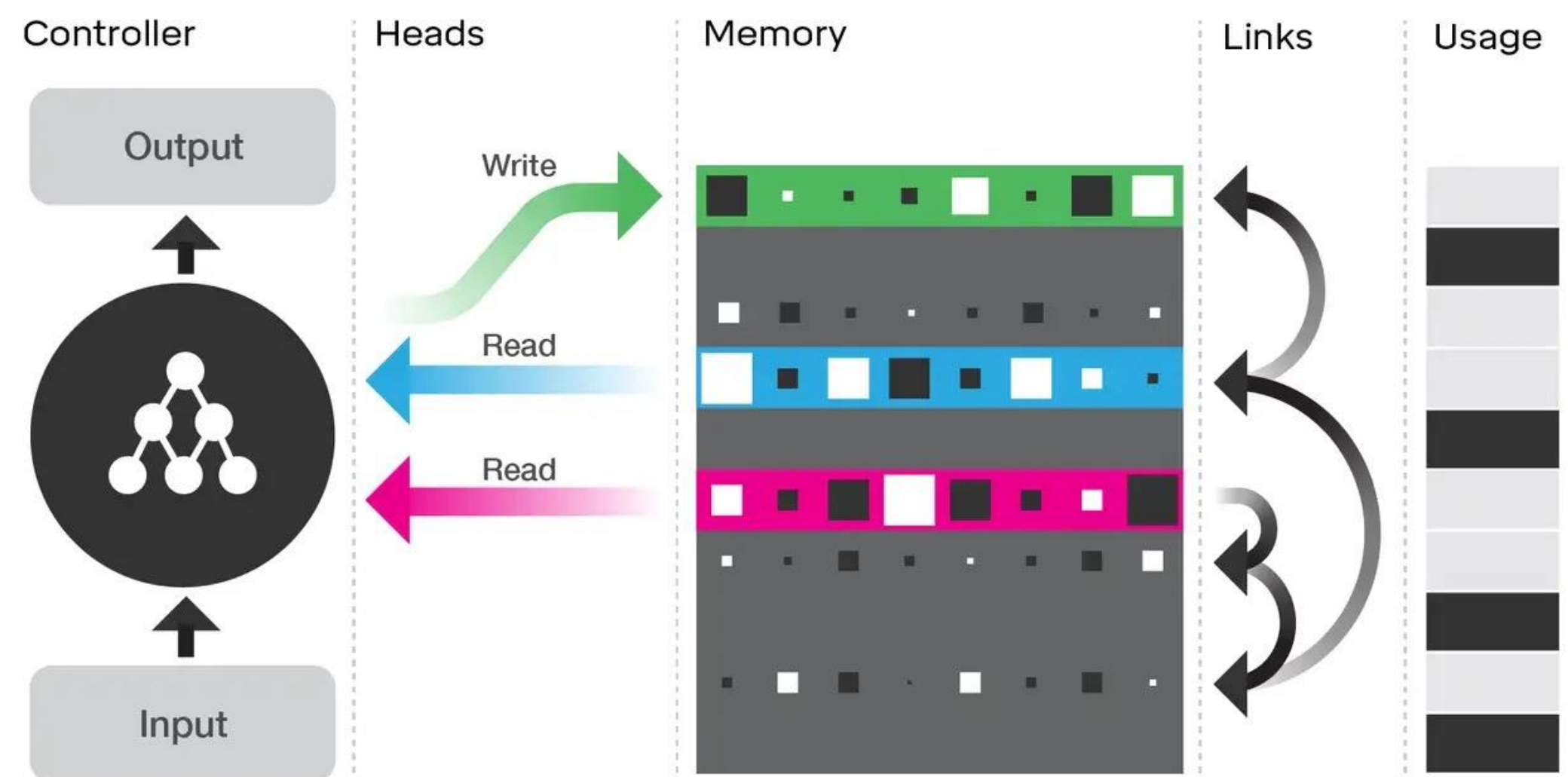




Memory-augmented NNs

- **Αποσύνδεση της μνήμης από τον υπολογισμό**
 - CPU + RAM
 - Μάθετε πώς να διαβάζετε/γράφετε από/προς τη μνήμη και να τροποποιείτε τη μνήμη
- **Παραδείγματα:**
 - Νευρωνικές μηχανές Turing
 - Δίκτυα μνήμης
 - Διαφοροποιήσιμοι νευρωνικοί υπολογιστές

Illustration of the DNC architecture





ΑΥΤΟ-ΕΠΟΠΤΕΥΟΜΕΝΗ ΜΑΘΗΣΗ

- Δεν υπάρχουν δεδομένα με επισήμανση
- Εξαγωγή εποπτικών σημάτων από τα δεδομένα και χρήση εποπτευόμενων τεχνικών για την εκμάθηση αναπαραστάσεων
 - π.χ. πρόβλεψη τμημάτων εικόνων από άλλα μέρη
- Συχνά χρησιμοποιείται με την αύξηση δεδομένων
- Ελπιδοφόρα προσέγγιση για την εκμάθηση καλύτερων αναπαραστάσεων





(Περισσότερα) Ενισχυμένη Μάθηση

- Βαθιά Ενισχυμένη Μάθηση
 - EM: μαθαίνοντας να δράσουμε
 - BM: μαθαίνοντας καλές αναπαραστάσεις
- Υψηλοί χώροι εισόδου και εξόδου διαστάσεων
 - π.χ. αυτοοδηγούμενο αυτοκίνητο, ανθρωποειδές ρομπότ
- Πώς μαθαίνουμε χωρίς εξωτερικές ανταμοιβές;
 - π.χ., περιέργεια, εγγενή κίνητρα
- Πώς διαρθρώνουμε τη διαδικασία μάθησης για να διευκολύνουμε τη μάθηση;
 - αυτόματο πρόγραμμα σπουδών, αορίστου χρόνου μάθηση
- Πώς μπορούμε να συνδυάσουμε τη μάθηση και το σχεδιασμό;
 - μαθαίνοντας ένα μοντέλο του κόσμου
- ...





Μάθηση πολλαπλών πρακτόρων

- Το πλαίσιο MDP υποθέτει έναν μόνο πράκτορα που προσπαθεί να μεγιστοποιήσει την ανταμοιβή
- Ο κόσμος αποτελείται από πολλαπλούς παράγοντες που αλληλεπιδρούν και μαθαίνουν
- Ανταγωνισμός: π.χ., δημιουργία υπεράνθρωπης τεχνητής νοημοσύνης για παιχνίδια
- Συντονισμός: πώς μπορούμε να δημιουργήσουμε παράγοντες που συντονίζουν τη συμπεριφορά τους για να λύσουν ένα σύνθετο πρόβλημα (π.χ. σπρώχνουν ένα μπλοκ προς μια συγκεκριμένη θέση)
- Συνδυασμός ανταγωνισμού/συντονισμού: π.χ., ρομποτικό ποδόσφαιρο, οι περισσότερες από τις αλληλεπιδράσεις πραγματικού κόσμου
- Επικοινωνία: π.χ., για την επίλυση συγκρούσεων, την αποφυγή αδιεξόδων
- Πράκτορες που διδάσκουν άλλους πράκτορες:
 - εταιρείες πρακτόρων
 - πώς προέκυψε η ανθρώπινη νοημοσύνη





Επεξηγηματική MM

- Τα μοντέλα MM συχνά θεωρούνται ως μαύρα κουτιά
 - Γνωρίζουμε τις εισόδους και τις εξόδους, αλλά όχι το εσωτερικό
 - ειδικά η περίπτωση των ΝΔ
- Συχνά τα μοντέλα μαθαίνουν λάθος συσχέτιση, η οποία ωστόσο οδηγεί σε καλή απόδοση.
 - π.χ., μαθαίνοντας να αναγνωρίζουμε τις αγελάδες
- Πώς μπορούμε να δημιουργήσουμε συστήματα που εξηγούν τις προβλέψεις ή τις αποφάσεις τους;
 - π.χ. μέσω κειμενικών περιγραφών ή απεικονίσεων
- Ενεργοποίηση αντιπαράστασης/εξηγήσεων

Class: White Necked Raven



Counter-Class: American Crow



This is a *White Necked Raven* because this is a black bird with a white nape and a large beak. This is not an *American Crow* because it does not have a pointy black beak.

[ΠΗΓΗ](#)



Συνεχής μάθηση

- **Μεταφορά μάθησης:** εκπαιδεύστε στην εργασία T1, προσαρμογή/προσαρμογή στην εργασία T2
 - παίρνουμε ένα μοντέλο εκπαιδευμένο στην εργασία 1, και το τελειοποιούμε με δεδομένα από την εργασία 2, όπου οι εργασίες 1 και 2 αναμένεται να είναι παρόμοιες
 - με αυτόν τον τρόπο αναμένεται να μάθουν την εργασία 2 χωρίς να απαιτούν πολλά δεδομένα
 - δεν μας ενδιαφέρει να επιλύσουμε την T1 με το νέο μοντέλο
- **Μάθηση πολλαπλών δυνατοτήτων:** εκπαιδεύστε ένα μοντέλο ταυτόχρονα σε εργασίες {T1, T2,...,Tn}
- **Μετα-μάθηση:** εκπαιδεύστε στις εργασίες {T1, T2,..., Tn}, προσαρμόστε στην εργασία Tn+ 1
- **Διαδοχική μάθηση πολλαπλών εργασιών:** εκπαιδεύστε στην εργασία 1, στη συνέχεια εκπαιδεύστε στην εργασία 2, στη συνέχεια εκπαιδεύστε στην εργασία 3,...
 - η αφελής μεταφορά μάθησης θα οδηγήσει σε **καταστροφική λήθη**, δηλαδή η γνώση σχετικά με προηγούμενες εργασίες θα αντικατασταθεί.
- **Συνεχής μάθηση:** πώς να αντιμετωπίσετε το πρόβλημα της καταστροφικής λήθης όταν μαθαίνετε διαδοχικά
 - πώς το κάνει ο εγκέφαλος;
 - μια από τις μεγάλες προκλήσεις της TN!



MAI4CAREU

Master programmes in Artificial
Intelligence 4 Careers in Europe



Σας ευχαριστούμε

