

Θεωρία - Στοχαστικές Διεργασίες και Βελτιστοποίηση στη Μηχανική Μάθηση, ΕΔΕΜΜ

Θέμα 1 2019

(α) Αναφέρετε τα γνωρίσματα και ένα παράδειγμα μεθόδου για τα παρακάτω είδη μηχανικής μάθησης:

- Μη εποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)
- Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning)
- Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

(β) Ποια είναι η κύρια χρησιμότητα της μεθόδου Principal Component Analysis (PCA);

(γ) Να αναφέρετε συνοπτικά τις διαφορές μίας μηχανής Boltzmann από μία Restricted Boltzmann Machine.

(δ) Ποια είναι η ειδοποιός διαφορά ενός παραγωγικού (generative) και ενός διακριτικού (discriminative) μοντέλου στατιστικής ταξινόμησης.

(α)

Μη εποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning):

Το σύστημα αυτορυθμίζεται ανακαλύπτοντας από μόνο του ενδιαφέρουσες στατιστικές δομές (stochastic features, patterns) σε μεγάλο όγκο μη χαρακτηρισμένων δεδομένων (unlabeled datasets) ώστε να προκύπτουν μοντέλα, μέθοδοι επεξεργασίας, αποθήκευσης και ταξινόμησής, π.χ. σε ομάδες (clusters)

Παράδειγμα μεθόδου: K-means clustering

Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning):

Χρήση δεδομένων μάθησης με συνημμένες επιθυμητές αποκρίσεις εξόδου (labeled training sample points) που εκπαιδεύουν σε πρώτη φάση το σύστημα Μηχανικής Μάθησης μέσω εξωτερικού εκπαιδευτή για αναζήτηση απόκρισης (ταξινόμηση, πρόβλεψη) σε επόμενη φάση γενίκευσης με νέα δεδομένα εισόδου.

Παράδειγμα μεθόδου: Linear Regression

Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning):

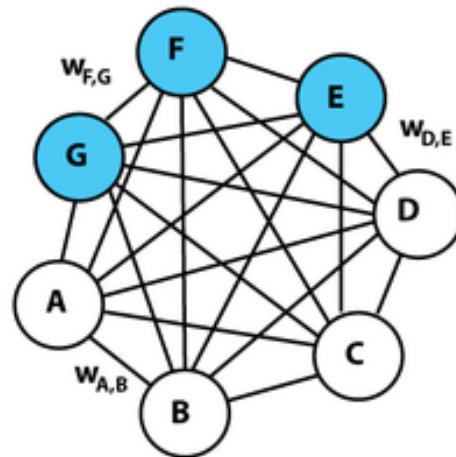
Το σύστημα αντιδρά σε σήματα επιβράβευσης/αποθάρρυνσης μέσω agents από το περιβάλλον εισόδου, προς το οποίο κοινοποιεί ενέργειές του (actions) που επηρεάζουν την εξέλιξη της κατάστασης του περιβάλλοντος για την επίτευξη μακροπρόθεσμου στόχου.

Παράδειγμα μεθόδου: Q-learning

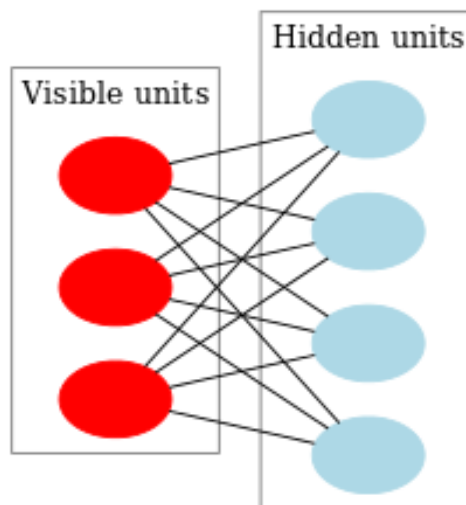
(β) Μείωση αριθμού χαρακτηριστικών σε ασυσχέτιστες κύριες συνιστώσες

(γ) Μια μηχανή Boltzmann επιτρέπει διασύνδεση/συνάψεις μεταξύ των κόμβων/νευρώνων του ίδιου επιπέδου (δηλαδή υπάρχει intralayer communication) ενώ ένα Restricted όχι.

Πχ. Boltzmann Machine:



Restricted Boltzmann Machine:



(δ)

- Generative: generative models try to model how data is placed throughout the space

Διαφάνειες:

Εκτίμηση $P(x,y)$ με βάση συνδυασμένες στατιστικές παραδοχές εμφάνισης των x και y , υπολογισμός υπό συνθήκη πιθανοτήτων $P(y|x)=P(x,y)/P(x)$, $P(x)=\sum_y[P(x,y)]$ από κανόνα Bayes και ανάθεση της πιθανότερης y σε data x . Τα ζεύγη x,y δημιουργούνται σύμφωνα με τις εμπειρικές $P(x,y)$ όπως αυτές εκτιμήθηκαν από το δείγμα μάθησης ώστε να προσεγγίζουν τα στατιστικά χαρακτηριστικά συγκεκριμένων εφαρμογών ταξινόμησης δεδομένων

- Discriminative: discriminative models draw boundaries in the data space to distinguish between target classes

Διαφάνειες:

Απ' ευθείας εκτίμηση $P(y|x)$ από δεδομένα του δείγματος μάθησης και ανάθεση της πιθανότερης y σε data x με βάση τις εμφανίσεις της y υπό συνθήκη x που μετρήθηκαν στη φάση της (επιβλεπόμενης) μάθησης, π.χ. Logistic Regression και Back-Propagation Algorithm.

Θέμα 3 2019

(α) Να εξηγήσετε γιατί ο αλγόριθμος Simulated Annealing μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερες λύσεις από τον αλγόριθμο Hill Climbing, ο οποίος πραγματοποιεί πάντα βήματα που οδηγούν το σύστημα σε μικρότερη ενέργεια.

(α)

Simulated Annealing can be considered as a modification of Hill Climbing (or Hill Descent). Hill Climbing/Descent attempts to reach an optimum value by checking if its current state has the best cost/score in its neighborhood, this makes it prone to getting stuck in local optima.

Simulated Annealing attempts to overcome this problem by choosing a "bad" move every once in a while. The probability of choosing of a "bad" move decreases as time moves on, and eventually, Simulated Annealing becomes Hill Climbing/Descent.

If configured correctly, and under certain conditions, Simulated Annealing can guarantee finding the global optimum, whereas such a guarantee is available to Hill Climbing/Descent iff the all local optima in the search space have equal scores/costs.

Ο Hill Climbing όπως είναι λογικό μπορεί να συγκλίνει πιο γρήγορα ωστόσο θα συγκλίνει σε τοπικό ακρότατο κατά κανόνα.

Θέμα 1 2020

Αλγόριθμοι/Μοντέλα	Κατηγορία
a. Random Forests	1. Supervised Learning
b. k-means Clustering	
c. Multilayer Perceptron	
d. Q-Learning	2. Unsupervised Learning
e. Radial Basis Function (RBF) Neural Network	
f. Value Iteration	3. Reinforcement Learning
g. Principal Components Analysis	
h. Bellman-Ford	

Θέμα 2 2020

(α) Σε τι διαφέρει η ενισχυτική μάθηση (*reinforcement learning*) από την επιβλεπόμενη μάθηση (*supervised learning*);

(β) Ποια είναι η βασική διαφορά των αλγορίθμων *Value* και *Policy Iteration*;

(α)

Reinforcement learning differs from supervised learning in a way that in supervised learning the training data has the answer key with it so the model is trained with the correct answer itself whereas in reinforcement learning, there is no answer but the reinforcement agent decides what to do to perform the given task.

Στο Reinforcement Learning, έχουμε έναν agent ο οποίος αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του εκτελώντας actions όπου μαθαίνει μέσω των rewards ή penalties που δέχεται. Εδώ δεν υπάρχει καμία μορφή δεδομένων από τα οποία μαθαίνει.

Αντιθέτως, στο supervised learning ο αλγόριθμος δέχεται ένα σύνολο από labeled data το οποίο χρησιμοποιείται για την ευνοϊδύση του μοντέλου. Απώτερος σκοπός είναι η βωστή πρόβλεψη του label σε άγνωστα δεδομένα έχοντας μίση από τα labeled

(β)

Policy iteration and value iteration are both dynamic programming algorithms that find an optimal policy π_* in a reinforcement learning environment. They both employ variations of Bellman updates and exploit one-step look-ahead:

Policy Iteration	Value Iteration
Starts with a random policy	Starts with a random value function
Algorithm is more complex	Algorithm is simpler
Guaranteed to converge	Guaranteed to converge
Cheaper to compute	More expensive to compute
Requires few iterations to converge	Requires more iterations to converge
Faster	Slower

In policy iteration, we start with a fixed policy. Conversely, in value iteration, we begin by selecting the value function. Then, in both algorithms, we iteratively improve until we reach convergence.

The policy iteration algorithm updates the policy. The value iteration algorithm iterates over the value function instead. Still, both algorithms implicitly update the policy and state value function in each iteration.

In each iteration, the policy iteration function goes through two phases. One phase evaluates the policy, and the other one improves it. The value iteration function covers these two phases by taking a maximum over the utility function for all possible actions.

The value iteration algorithm is straightforward. It combines two phases of the policy iteration into a single update operation. However, the value iteration function runs through all possible actions at once to find the maximum action value. Subsequently, the value iteration algorithm is computationally heavier.

Both algorithms are guaranteed to converge to an optimal policy in the end. Yet, the policy iteration algorithm converges within fewer iterations. As a result, the policy iteration is reported to conclude faster than the value iteration algorithm.

Θέμα 3 2020

(α) Ποια είναι η διαφορά των αλγορίθμων *Hill Climbing* και *Simulated Annealing*;

Βλέπε Θέμα 3 2019

Θέμα 4 2020

(α) Ποια είναι η παραδοχή που κάνει ο αλγόριθμος *Naive Bayes Classifier* και ποια πλεονεκτήματα προσφέρει;

Η παραδοχή του αλγορίθμου είναι ότι δεδομένης της κλάσης/target κάθε χαρακτηριστικό/feature είναι ανεξάρτητο, δηλαδή αν έχουμε:

$\omega_i, i = 1, \dots, k$ κλάσεις και m χαρακτηριστικά X_1, X_2, \dots, X_m
Τότε: $P(X_1, X_2, \dots, X_m | \omega_i) = P(X_1 | \omega_i) \cdot P(X_2 | \omega_i) \cdots P(X_m | \omega_i)$ για κάθε i

ΘΕΜΑ 4^ο: Ο Naive Bayes κάνει την παραδοχή πως υπάρχει ανεξαρτησία μεταξύ των features.

Πλεονεκτήματα:

- Απλός, εύκολος στην υλοποίηση.
- Δεν χρειάζεται πολλά Training data.
- Χειρίζεται διακριτά και συνεχή δεδομένα
- Γραμμικό scalability με τα features.
- Αν και στην πραγματικότητα πάντα ισχύει η ανεξαρτησία δίνει καλά αποτελέσματα.
- Είναι ορθόστροφος
- χρησιμοποιείται και σε Binary και σε multiclass classification.

Θέμα 5 2020

(α) Να αναφέρετε συνοπτικά τις διαφορές μιας μηχανής Boltzmann από μία Restricted Boltzmann Machine (RBM).

(β) Σε τι τύπου προβλήματα θα χρησιμοποιούσατε το RBM;

(α), (β)

(α) Διαφορές μηχανής Boltzmann (BM) με Restricted Boltzmann Machine (RBM).

Σε ένα δίκτυο με BM, οι Visible με τους hidden νευρώνες συνδέονται όλοι μεταξύ τους, ακόμα και αν βρίσκονται στο ίδιο layer.

Στα RBMs νευρώνες του ίδιου layer δεν συνδέονται, εμφανίζουν δηλ. ένα διμερή σχήμα. Η αντιστοίχηση αυτή στα RBMs τα κάνει καταλληλότερα για Training καθώς είναι πιο φτηνά υπολογιστικά.

(β) Εφαρμογές RBM:

→ Dimensionality Reduction

→ Feature Extraction

→ Classification

→ Stacking of RBMs → Deep belief Networks

→ Topic modelling