
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 18

Μηχανική Μάθηση

Ένα φυσικό ή τεχνητό σύστημα επεξεργασίας πληροφορίας συμπεριλαμβανομένων εκείνων με δυνατότητες αντίληψης, μάθησης, συλλογισμού, λήψης απόφασης, επικοινωνίας και δράσης ονομάζεται *γνωστικό σύστημα (cognitive system)*. Η έννοια της μάθησης σε ένα γνωστικό σύστημα όπως γίνεται αντιληπτή στην καθημερινή ζωή, μπορεί να συνδεθεί με δύο βασικές ιδιότητες:

- την ικανότητά του στην πρόσκτηση γνώσης κατά την αλληλεπίδρασή του με το περιβάλλον, μέσα στο οποίο δραστηριοποιείται, και
- την ικανότητά του να βελτιώνει με την επανάληψη τον τρόπο με τον οποίο εκτελεί μία ενέργεια (και συνεπώς και την απόδοσή του).

Έχουν προταθεί διάφοροι ορισμοί για τη μάθηση, όπως των:

- Simon (1983), "*η μάθηση σηματοδοτεί προσαρμοστικές αλλαγές σε ένα σύστημα με την έννοια ότι αυτές του επιτρέπουν να κάνει την ίδια εργασία, ή εργασίες της ίδιας κατηγορίας, πιο αποδοτικά και αποτελεσματικά την επόμενη φορά*".
- Minsky (1985), "*μάθηση είναι να κάνουμε χρήσιμες αλλαγές στο μυαλό μας*".
- Michalski (1986), "*μάθηση είναι η δημιουργία ή η αλλαγή της αναπαράστασης των εμπειριών*".

Ένα σύστημα με δυνατότητα μάθησης μεταβάλλεται διαρκώς προς το "καλύτερο", όπως και αν αυτό ορίζεται, αναφορικά με τις λειτουργίες που είναι σε θέση να εκτελέσει. Αυτό που είναι δύσκολο να προσδιοριστεί είναι η ακριβής φύση αυτών των αλλαγών καθώς και ο τρόπος με τον οποίο αυτές μπορούν να αναπαρασταθούν. Στη γενικότερη περίπτωση, η μάθηση προσδιορίζεται ως πρόσκτηση επιπλέον γνώσης σε μία κατάλληλη αναπαράσταση. Ένα μη βιολογικό σύστημα με δυνατότητα μάθησης δομεί ή μετασχηματίζει, σε μια αυστηρά καθορισμένη γλώσσα αναπαράστασης, προτάσεις τις οποίες και αποθηκεύει για μελλοντική χρήση. Δηλαδή, η βασική παραδοχή είναι ότι η λειτουργία του συστήματος επιφέρει μεταβολές στη βάση γνώσης του.

Η μάθηση με βάση το παραπάνω πλαίσιο αφορά τα συστήματα που ανήκουν στην συμβολική προσέγγιση της ΤΝ και δεν αποτελεί τη μόνη λύση. Για παράδειγμα, τα

τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που ανήκουν στη δεύτερη προσέγγιση της TN, τη μη συμβολική (ή συνδετική), έχουν δυνατότητα μάθησης μετασχηματίζοντας την εσωτερική τους δομή, παρά καταχωρώντας κατάλληλα αναπαριστάμενη γνώση.

Η βελτίωση του τρόπου εκτέλεσης μιας ενέργειας με την επανάληψη είναι κάτι εξίσου δύσκολο. Εκτός του ότι πρέπει να προσδιοριστούν με ακρίβεια οι παράμετροι που περιγράφουν αυτή τη βελτίωση, μεγάλη προσοχή απαιτεί η επίδραση της μεταβολής αυτής στις υπόλοιπες ενέργειες που μπορεί να εκτελέσει το σύστημα.

Ορισμός μηχανικής μάθησης

Ο άνθρωπος προσπαθεί να κατανοήσει το περιβάλλον του παρατηρώντας το και δημιουργώντας μια απλοποιημένη (αφαιρετική) εκδοχή του που ονομάζεται *μοντέλο* (*model*). Η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου, ονομάζεται *επαγωγική μάθηση* (*inductive learning*) ενώ η διαδικασία γενικότερα ονομάζεται *επαγωγή* (*induction*). Επιπλέον ο άνθρωπος έχει τη δυνατότητα να οργανώνει και να συσχετίζει τις εμπειρίες και τις παραστάσεις του δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται *πρότυπα* (*patterns*). Η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων, από ένα υπολογιστικό σύστημα, ονομάζεται *μηχανική μάθηση* (*machine learning*). Έχουν προταθεί διάφοροι ορισμοί για τη μηχανική μάθηση, όπως των:

- Carbonell (1987), "... η μελέτη υπολογιστικών μεθόδων για την απόκτηση νέας γνώσης, νέων δεξιοτήτων και νέων τρόπων οργάνωσης της υπάρχουσας γνώσης".
- Mitchell (1997), "Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία *E* σε σχέση με μια κατηγορία εργασιών *T* και μια μετρική απόδοσης *P*, αν η απόδοση του σε εργασίες της *T*, όπως μετριούνται από την *P*, βελτιώνονται με την εμπειρία *E*".
- Witten & Frank (2000), "Κάτι μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον".

Είδη μηχανικής μάθησης

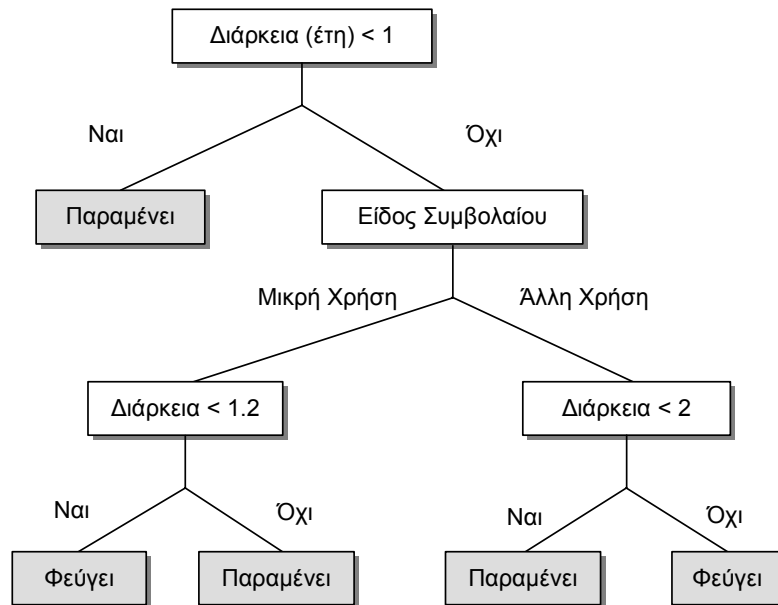
Έχουν αναπτυχθεί πολλές τεχνικές μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιούνται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος και εμπίπτουν σε ένα από τα παρακάτω δυο είδη:

- *μάθηση με επίβλεψη* (*supervised learning*) ή *μάθηση με παραδείγματα* (*learning from examples*),
- *μάθηση χωρίς επίβλεψη* (*unsupervised learning*) ή *μάθηση από παρατήρηση* (*learning from observation*).

Στη μάθηση με επίβλεψη το σύστημα καλείται να "μάθει" μια έννοια ή συνάρτηση από ένα σύνολο δεδομένων, η οποία αποτελεί περιγραφή ενός *μοντέλου*. Ονομάζεται έτσι επειδή θεωρείται ότι υπάρχει κάποιος "επιβλέπων" ο οποίος παρέχει τη σωστή τιμή εξόδου της συνάρτησης, για τα δεδομένα που εξετάζονται.

Αντίθετα, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη το σύστημα πρέπει μόνο του να ανακαλύψει συσχετίσεις ή ομάδες σε ένα σύνολο δεδομένων, δημιουργώντας *πρότυπα*, χωρίς να είναι γνωστό αν υπάρχουν, πόσα και ποια είναι.

μονοπατιών που καταλήγουν σε τερματικούς κόμβους *Φεύγει*, να αποφασίσει για το ποια θα είναι η τακτική της εταιρίας αν θέλει να διατηρήσει τη συγκεκριμένη κατηγορία συνδρομητών.



Σχήμα 18.4: Παράδειγμα δένδρου ταξινόμησης.

Το δένδρο στο Σχήμα 18.4 μπορεί επίσης να παρασταθεί με το ακόλουθο σύνολο κανόνων ταξινόμησης:

```

if Διάρκεια < 1 then Παραμένει
if Διάρκεια > 1 and Είδος_Συμβολαίου = Μικρή_Χρήση and Διάρκεια < 1.2
then Φεύγει
if Διάρκεια > 1 and Είδος_Συμβολαίου = Μικρή_Χρήση and Διάρκεια > 1.2
then Παραμένει
if Διάρκεια > 1 and Είδος_Συμβολαίου = Άλλη_Χρήση and Διάρκεια < 2
then Παραμένει
if Διάρκεια > 1 and Είδος_Συμβολαίου = Άλλη_Χρήση and Διάρκεια > 2
then Φεύγει
  
```

Οι παραπάνω κανόνες, με τη χρήση του τελεστή OR, μπορεί να ενοποιηθούν σχηματίζοντας τελικά τόσους κανόνες όσες είναι και οι διαθέσιμες κατηγορίες (στο συγκεκριμένο παράδειγμα δύο).

Οι περισσότεροι αλγόριθμοι που έχουν αναπτυχθεί για μάθηση δένδρων ταξινόμησης είναι παραλλαγές ενός βασικού αλγορίθμου. Παράδειγμα του βασικού αυτού αλγορίθμου αποτελούν ο αλγόριθμος ID3 και ο απόγονος του C4.5.

Ο Αλγόριθμος ID3

Είναι ο πιο γνωστός αλγόριθμος μάθησης δένδρων ταξινόμησης. Σε αντίθεση με τον αλγόριθμο απαλοιφής υποψηφίων, ο οποίος χρησιμοποιεί τα δεδομένα εκπαίδευσης σταδιακά, ο ID3 απαιτεί από την αρχή το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, κα-

συνεχόμενων αριθμητικών τιμών, κτλ. Ο αλγόριθμος C4.5 αποτελεί μία από τις περισσότερο διαδεδομένες βελτιώσεις του ID3.

Εντροπία και κέρδος πληροφορίας

Ένας από τους πιο διαδεδομένους μηχανισμούς διαχωρισμού είναι αυτός της *εντροπίας της πληροφορίας* (*information entropy*) ο οποίος επιλέγει εκείνη την ανεξάρτητη μεταβλητή που οδηγεί σε περισσότερο συμπαγές δένδρο. Η τιμή της εντροπίας της πληροφορίας δίνεται από τη σχέση:

$$E(S) = -p_+ \cdot \log_2(p_+) - p_- \cdot \log_2(p_-)$$

όπου S είναι το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης στο στάδιο (κόμβο) του διαχωρισμού, p_+ είναι το κλάσμα των θετικών παραδειγμάτων του S και p_- είναι το κλάσμα των αρνητικών παραδειγμάτων του S .

Γενικότερα, για c διαφορετικές κατηγορίες, η εντροπία ορίζεται από τη σχέση:

$$E(S) = -\sum_{i=1}^c p_i \cdot \log_2(p_i)$$

όπου p_i το ποσοστό των παραδειγμάτων του S που ανήκουν στην κατηγορία i .

Η εντροπία της πληροφορίας μετρά ουσιαστικά την ανομοιογένεια που υπάρχει στο S αναφορικά με την υπό εξέταση εξαρτημένη μεταβλητή και έχει τις ρίζες της στη *θεωρία πληροφοριών* (*information theory*). Στην περίπτωση που έχουμε δυο κατηγορίες, η τιμή της είναι 0 αν όλα τα μέλη του S ανήκουν στην ίδια κατηγορία και 1 αν τα μισά μέλη ανήκουν στην μια και τα άλλα μισά στην άλλη κατηγορία. Σε όλους δε τους υπολογισμούς, θεωρούμε την ποσότητα $0 \cdot \log_2(0)$ ίση με μηδέν.

Στην πράξη, χρησιμοποιείται το *κέρδος πληροφορίας* (*information gain*), $Gain(S, A)$ ή $G(S, A)$ που αναπαριστά τη μείωση της εντροπίας του συνόλου εκπαίδευσης S αν επιλεγεί ως παράμετρος διαχωρισμού η μεταβλητή A . Όταν μειώνεται η πληροφοριακή εντροπία, αυξάνεται η πυκνότητα πληροφορίας και άρα η περιγραφή γίνεται περισσότερο συμπαγής. Το κέρδος πληροφορίας δίνεται από τη σχέση:

$$G(S, A) = E(S) - \sum_{u \in \text{Values}(A)} \frac{|S_u|}{|S|} \cdot E(S_u)$$

όπου $E(S)$ είναι η εντροπία πληροφορίας του υπό εξέταση κόμβου, A είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή, με τιμές $\text{Values}(A)$, βάσει της οποίας επιχειρείται ο επόμενος διαχωρισμός, u είναι μία από τις δυνατές τιμές του A , S_u είναι το πλήθος των εγγραφών με $A=u$ και $E(S_u)$ η εντροπία πληροφορίας του υπό εξέταση κόμβου ως προς την τιμή $A=u$. Ουσιαστικά, ο δεύτερος όρος είναι η εντροπία των παραδειγμάτων μετά το διαχωρισμό τους σύμφωνα με την τιμή του χαρακτηριστικού A και αποτελείται από το άθροισμα της εντροπίας για το κάθε σύνολο που προκύπτει μετά το διαχωρισμό.

Παράδειγμα εκτέλεσης

Για την καλύτερη κατανόηση των παραπάνω, δίνεται στη συνέχεια ο πρώτος κύκλος λειτουργίας του ID3 με κριτήριο διαχωρισμού την εντροπία, για το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης του προβλήματος δανειοδότησης που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα (Πίνακας 18.1). Πρέπει να τονιστεί ότι σε κάθε κύκλο τα παραπάνω

αριθμητικά χαρακτηριστικά θα πρέπει να ομογενοποιούνται ώστε η απόστασή τους να πέφτει μέσα στο διάστημα $[0,1]$. Αν \min και \max είναι η ελάχιστη και μέγιστη τιμή ενός αριθμητικού χαρακτηριστικού, και x_i είναι η τιμή του για κάποιο δεδομένο, τότε η διαδικασία της ομογενοποίησης μετατρέπει την τιμή στο διάστημα $[0,1]$ με τον τύπο:

$$x'_i = \frac{x_i - \min}{\max - \min}$$

Αλγόριθμοι βασισμένοι σε διαχωρισμούς

Ένας από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους ομαδοποίησης αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος των K -μέσων (K -means). Ο αριθμός K των ομάδων καθορίζεται πριν την εκτέλεση του αλγορίθμου. Ο αλγόριθμος ξεκινά διαλέγοντας K τυχαία σημεία από τα δεδομένα ως τα κέντρα των ομάδων. Έπειτα αναθέτει κάθε σημείο στην ομάδα της οποίας το κέντρο είναι πιο κοντά (μικρότερη απόσταση) σε αυτό το σημείο. Στη συνέχεια, υπολογίζει για κάθε ομάδα το μέσο όρο όλων των σημείων της (μέσο διάνυσμα) και ορίζει αυτό ως νέο κέντρο της. Τα δύο τελευταία βήματα επαναλαμβάνονται για ένα προκαθορισμένο αριθμό βημάτων ή μέχρι να μην υπάρχει αλλαγή στο διαχωρισμό των σημείων σε ομάδες. Ο αλγόριθμος σε ψευδογλώσσα δίνεται στη συνέχεια.

Αλγόριθμος K -μέσων

είσοδος:

Εύνολο δεδομένων $D = \{x_1, \dots, x_n\}$

Αριθμός Ομάδων k

έξοδος:

Ομάδες C_i

1.//ανάθεση τυχαίων κέντρων

για $i = 1, \dots, k$ κάνε:

 θεώρησε m_i ως ένα τυχαίο στοιχείο από το D ;

2.//ομαδοποίηση

 όσο υπάρχουν αλλαγές στις ομάδες C_i κάνε:

2α.//δημιουργία ομάδων

 για $i = 1, \dots, k$ κάνε

$C_i = \{x \in D \mid d(m_i, x) \leq d(m_j, x) \text{ για όλα τα } j = 1, \dots, k, j \neq i\}$;

2β.//υπολογισμός νέων κέντρων

 για $i = 1, \dots, k$ κάνε

$m_i = \text{το μέσο διάνυσμα των σημείων που ανήκουν στην ομάδα } C_i$;

Έστω ότι ο αλγόριθμος εκτελείται με $k=2$ για τα επτά σημεία που απεικονίζονται στο Σχήμα 18.9.α. Αρχικά, επιλέγονται δύο τυχαία σημεία, έστω τα 3 και 4, ως κέντρα για τις δύο ομάδες A και B , αντίστοιχα. Στη συνέχεια, κάθε σημείο ανατίθεται στην ομάδα της οποίας το κέντρο είναι πιο κοντά, οπότε τα σημεία 1, 2, 3 και 5 θα ανήκουν στην ομάδα A ενώ τα σημεία 4, 6 και 7 στην ομάδα B . Έπειτα ξαναυπολογίζονται τα κέντρα κάθε ομάδας και με αυτόν τον τρόπο ολοκληρώνεται ένας κύκλος υπολογισμών. Τα νέα κέντρα απεικονίζονται στο Σχήμα 18.9.α με ρόμβο.