

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

Βαγγέλης Δερματάς

20 Απριλίου 1997

Περιεχόμενα

1	Μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων	3
1.1	Τι είναι η αναγνώριση προτύπων	3
1.2	Ταξινόμηση χωρίς λήψη απόφασης	4
1.3	Επιβεβαίωση προτύπων	4
1.4	Η κατασκευή συστημάτων ταξινόμησης προτύπων	5
1.4.1	Οι μέθοδοι ταξινόμησης προτύπων	7
1.4.2	Η διαδικασία εκπαίδευσης	8
1.4.3	Οι μέθοδοι σύγκρισης των προτύπων	11
1.4.4	Η μέτρηση της αξιοπιστίας συστήματος ταξινόμησης προτύπων	14
1.5	Σχεδιασμός συστημάτων αναγνώρισης	16
1.6	Τα περιεχόμενα του μαθήματος	18
2	Δομικά συστήματα	21
2.1	Εισαγωγή	21
2.2	Οι μέθοδοι σύγκρισης προτύπων	21
2.2.1	Οι συναρτήσεις απόστασης προτύπων	22
2.2.2	Τα κριτήρια ταξινόμησης	25
2.2.3	Η ταξινόμηση της μικρότερης απόστασης προτύπων	25
2.2.4	Η ταξινόμηση των K-πλησιέστερων πρωτότυπων	25
2.2.5	Η διαδικασία της εκπαίδευσης	27
2.2.6	Πρωτότυπα είναι όλα τα παραδείγματα	28
2.2.7	Ένα παράδειγμα επιλέγεται σαν πρωτότυπο κατηγορίας	28
2.2.8	Επιλογή k-πρότυπων από τα παραδείγματα	30
2.2.9	Υπολογισμός εικονικού πρωτότυπου	31
2.2.10	Εύρεση k-εικονικών πρωτότυπων	35
2.3	Συναρτήσεις απόφασης	38
2.3.1	Γραμμικές συναρτήσεις απόφασης	41
2.3.2	Διαδικασία εκπαίδευσης	42
2.3.3	Ο αλγόριθμος perceptron	42

2.3.4	Ο αλγόριθμος perceptron για τις συναρτήσεις διάκρισης	45
2.3.5	Ο αλγόριθμος ελαχιστοποίησης του σφάλματος εκτίμησης	46
2.3.6	Μη-γραμμικές συναρτήσεις απόφασης	51
2.3.7	Οι γενικευμένες συναρτήσεις απόφασης	51
2.3.8	Οι συναρτήσεις δυναμικού	53
2.3.9	Διαδικασία εκπαίδευσης	54
2.3.10	Γενικευμένες ακτινικές συναρτήσεις διάκρισης	56
2.4	Λυμένα Προβλήματα	59
2.5	Αλυτα Προβλήματα	59
3	Στοχαστικά συστήματα	63
3.1	Εισαγωγή	63
3.2	Στοχαστικά κριτήρια ταξινόμησης	65
3.2.1	Το κριτήριο μεγαλύτερης πιθανότητας	65
3.2.2	Το κριτήριο του ελάχιστου κόστους	66
3.3	Σχέση στοχαστικών και δομικών κριτηρίων ταξινόμησης	69
3.3.1	Συναρτήσεις διάκρισης και στοχαστικά κριτήρια ταξινόμησης	69
3.3.2	Σχέση στοχαστικών και δομικών συστημάτων σύγκρισης προτύπων	70
3.3.3	Σχέση κριτηρίου ταξινόμησης των k-πλησιέστερων προτύπων και του ταξι- νόμησης με την μεγαλύτερη πιθανότητα	71
3.4	Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας κατηγοριών	72
3.5	Υπολογισμός της πυκνότητας πιθανότητας	73
3.5.1	Μεγιστοποίηση της εντροπίας	73
3.5.2	Προσέγγιση της πυκνότητας πιθανότητας με ορθοκανονικές συναρτήσεις	75
3.5.3	Τα πλαίσια Parzen	76
3.6	Υπολογισμός των παραμέτρων της πυκνότητας πιθανότητας	78
3.7	Η επιλογή της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας	80
3.8	Στοχαστικός υπολογισμός πυκνότητας πιθανότητας	83
3.8.1	Ο αλγόριθμος των Robbins-Monro	83
3.8.2	Ο αλγόριθμος των Kiefer-Wolfowitz	85
3.8.3	Αλγόριθμοι προσέγγισης των ακρότατων πολυδιάστατων συναρτήσεων παλιν- δρόμησης	87
3.8.4	Υπολογισμός κατωφλίων απόφασης με στοχαστικές μεθόδους	88
3.8.5	Στοχαστικός αλγόριθμος ελάχιστου τετραγωνικού σφάλματος	91
3.9	Λυμένα Προβλήματα	93
3.10	Αλυτα Προβλήματα	96
4	Νευρωνικά δίκτυα στην ταξινόμηση προτύπων	99

4.1	Εισαγωγή	99
4.2	Ο νευρώνας	100
4.3	Δομή νευρωνικών δικτύων	103
4.4	Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	106
4.4.1	Διόρθωση σφάλματος εξόδου	106
4.4.2	Εκπαίδευση Hebbian	107
4.4.3	Ανταγωνιστική Εκπαίδευση	113
4.5	Το γραμμικό φίλτρο Wiener	117
4.6	Πολυεπίπεδο δίκτυο perceptron	120
4.6.1	Ο αλγόριθμος οπισθοδρομικής διάδοσης του σφάλματος	121
4.6.2	Βελτιώσεις του αλγόριθμου οπισθοδρομικής διάδοσης του σφάλματος	126
4.7	Δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων	132
4.8	Το δίκτυο Hopfield	137
4.9	Λυμένα Προβλήματα	141
4.10	Αλυτα Προβλήματα	144
5	Συντακτική ταξινόμηση προτύπων	145
5.1	Η δομή των συστημάτων συντακτικής ταξινόμησης	145
5.2	Γλώσσα και γραμματική	145
5.2.1	Γραμματική τύπου-0	147
5.2.2	Γραμματική τύπου-1	150
5.2.3	Γραμματική τύπου-2	152
5.2.4	Γραμματική τύπου-3	154
5.3	Συντακτική ταξινόμηση προτύπων	154
5.3.1	Συντακτική ανάλυση προς την συμβολοσειρά	154
5.3.2	Συντακτική ανάλυση προς το σύμβολο εκκίνησης	156
5.4	Ο Αλγόριθμος CYK	157
5.5	Η διαδικασία εκπαίδευσης	159
5.5.1	Κατασκευή κανονικής γραμματικής	159
5.5.2	Κατασκευή γραμματικής ελεύθερης σύνταξης	161
5.6	Στοχαστικές γλώσσες και γραμματικές	162
5.7	Συνθήκες συνοχής	163
5.7.1	Εκπαίδευση στοχαστικών γραμματικών	164
5.8	Αναγνώριση αλλοιωμένων προτάσεων	169
5.8.1	Απόσταση προτάσεων	169
5.9	Λυμένα Προβλήματα	172
5.10	Αλυτα Προβλήματα	180

6	Εξαγωγή παραμέτρων	183
6.1	Εισαγωγή	183
6.2	Στατιστική προεπεξεργασία προτύπων	184
6.3	Επιλογή παραμέτρων με ελαχιστοποίηση της εντροπίας	189
6.4	Διανυσματική επέκταση των Karhunen-Leone	192
6.5	Επιλογή παραμέτρων με στοχαστική προσέγγιση	195
6.6	Επιλογή παραμέτρων και στοχαστική απόκλιση κατηγοριών	196
6.7	Λυμένα Προβλήματα	198
6.8	Αλυτα Προβλήματα	199
7	Ορθοκανονικές συναρτήσεις	201
7.1	Χρήσιμες ορθοκανονικές συναρτήσεις	202
7.1.1	Πολυώνυμα Hermite	202
7.1.2	Πολυώνυμα Laguerre	203
7.1.3	Πολυώνυμα Legendre	203
7.2	Αλυτα Προβλήματα	203

Κεφάλαιο 1

Μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων

1.1 Τι είναι η αναγνώριση προτύπων

Πολλές από τις καθημερινές δραστηριότητες του ανθρώπου αποτελούνται από μία σειρά επεξεργασιών ταξινόμησης αντικειμένων που βρίσκονται στο περιβάλλον μας. Το διάβασμα ενός βιβλίου ή μιάς εφημερίδας πραγματοποιείται με την ταξινόμηση των γραμμάτων, λέξεων, προτάσεων. Οδηγώντας το αυτοκίνητο στην πόλη αναγνωρίζουμε σε φανάρι την ένδειξη "κόκκινο", γεγονός το οποίο μας οδηγεί στο να σταματήσουμε το όχημα.

Η ταξινόμηση αντικειμένων είναι μια από τις συχνότερα επαναλαμβανόμενες επεξεργασίες που εκτελούνται στον εγκέφαλο όλων των ζώων και θεωρείται μία από τις σημαντικότερες λειτουργίες της επιβίωσης των ειδών. Η ικανότητα του ανθρώπου να εκτελεί με επιτυχία πολύπλοκες διαδικασίες ταξινόμησης αντικειμένων θεωρείται μία από τις βασικότερες διαφορές του από τα άλλα έμβια όντα.

Γενικά η αναγνώριση (recognition) ή ταξινόμηση (classification) αντικειμένου (pattern) μπορεί να περιγραφεί σαν την διαδικασία εκείνη με την οποία σήματα του περιβάλλοντος χώρου που αντιστοιχούν σε ένα αντικείμενο, ταξινομούνται σε μία από ένα πεπερασμένο σύνολο κατηγοριών (classes) όπως π.χ. τραπέζι, βιβλίο, αυτοκίνητο.

Οι κατηγορίες αυτές σηματοδοτούν ομάδες αντικειμένων με κοινά χαρακτηριστικά ή ιδιότητες. Χαρακτηριστικό γνώρισμα όλων αυτών των ομάδων είναι η ύπαρξη κάποιων ιδιοτήτων που περιγράφουν με μεγαλύτερη ή μικρότερη ακρίβεια όλα τα αντικείμενα που ανήκουν σε αυτές. Τις ομάδες αυτές στην ταξινόμηση προτύπων τις ονομάζουμε κατηγορίες αντικειμένων.

Η διαδικασία ταξινόμησης ενός αντικειμένου πραγματοποιείται ασυνείδητα στον εγκέφαλο με την επεξεργασία των σημάτων που προέρχονται από τα αισθητήρια όργανα του ανθρώπου. Η οπτική ταξινόμηση αντικειμένων είναι η πλέον πολύπλοκη διαδικασία ταξινόμησης και πραγματοποιείται με την επεξεργασία των σημάτων που διεγείρουν τον αμφιβλίστροειδή χιτώνα του οπτικού νεύρου. Με αυτή την επεξεργασία αναγνωρίζουμε τα αντικείμενα που βρίσκονται επάνω σε ένα τραπέζι σαν βιβλίο, τετράδιο, μολύβι, ημερολόγιο, τηλέφωνο κτλ. Η ταξινόμηση αντικειμένου πραγματοποιείται με την επεξεργασία σήματος που αναφέρεται στο σχήμα, το χρώμα, το βάρος, την τραχύτητα της επιφάνειας του κ.α.

Πολλές φορές μεταβάλλουμε το είδος της ταξινόμησης που επιτελούμε για το ίδιο αντικείμενο. Αναγνωρίζουμε ότι επάνω στο τραπέζι βρίσκεται ένα αντικείμενο γραφής (εννοώντας μια ευρύτερη κατηγορία αντικειμένων, όπως στυλό διαρκείας, μολύβι, μαρκαδόρος κ.ο.κ.) και στην συνέχεια, με την ίδια ευκολία μπορούμε, να αναγνωρίσουμε ότι το συγκεκριμένο αντικείμενο είναι ένα μηχανικό μολύβι.

Βλέπουμε λοιπόν ότι η ταξινόμηση αντικειμένων είναι μία διαδικασία απεικόνισης των μετρήσεων ενός αντικειμένου (πρότυπο-pattern) σε μία από N (όπου N είναι ένας πεπερασμένος φυσικός αριθμός) ομάδες αντικειμένων.

Αν υποθέσουμε ότι οι μετρήσεις που λαμβάνουμε για ένα αντικείμενο χαρακτηρίζουν πλήρως και αποκλειστικά την κατηγορία του αντικειμένου, δηλαδή δεν υπάρχουν αντικείμενα τα οποία να έχουν ίδιες μετρήσεις αλλά να ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες, τότε η διαδικασία ταξινόμησης μπορεί να παρασταθεί σαν μια βαθμωτή συνάρτηση που αντιστοιχεί τον χώρο των μετρήσεων \mathbb{R}^P των πρότυπων (που χαρακτηρίζονται από P μετρήσεις χαρακτηριστικών του αντικειμένου) στον χώρο N διάκριτων κατηγοριών :

$$\omega_i = R_a(\mathbf{x}), \quad R_a : \mathbb{R}^P \rightarrow \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\} \quad (1.1)$$

1.2 Ταξινόμηση χωρίς λήψη απόφασης

Σε πολλά προβλήματα ταξινόμησης προτύπων κρίνεται χρήσιμο να υπάρχει και το ενδεχόμενο μη λήψης απόφασης. Φανταστείτε μία αυτόματη ιατρική διαγνωστική μηχανή η οποία ψηφιοποιεί ακτινογραφίες θώρακος ανθρώπων και καλείται να δώσει διάγνωση. Η μηχανή είναι φτιαγμένη να εκτελεί διάγνωση για έναν περιορισμένο αριθμό ασθενειών όπως, πνευμονία, φυματίωση και καρκίνο. Οι απαιτήσεις που έχουμε από την μηχανή αυτή είναι να μας δίνει την ένδειξη κάποιας ασθένειας μόνο όταν υπάρχει πολύ μεγάλη βεβαιότητα ύπαρξης θετικών ενδείξεων ασθένειας στην ακτινογραφία. Σε όλες τις άλλες περιπτώσεις (ύπαρξη ευρημάτων άλλης ασθένειας ή ισχυρή αβεβαιότητα για το είδος των ευρημάτων) θα θέλαμε η μηχανή να δηλώνει αδυναμία λήψης απόφασης, έτσι ώστε ο ασθενής να παραπέμπεται για συμπληρωματικές εξετάσεις.

Η ύπαρξη κατάστασης για την οποία η μηχανή αποφασίζει ότι δεν μπορεί να πραγματοποιήσει ταξινόμηση χρησιμοποιείται συνήθως σε εφαρμογές κατά τις οποίες θέλουμε να κατασκευάσουμε μία μηχανή ταξινόμησης η οποία να έχει πολύ μικρή πιθανότητα λήψης λανθασμένης απόφασης ή ισοδύναμα να έχει πολύ μεγάλη αξιοπιστία στην λήψη των αποφάσεων.

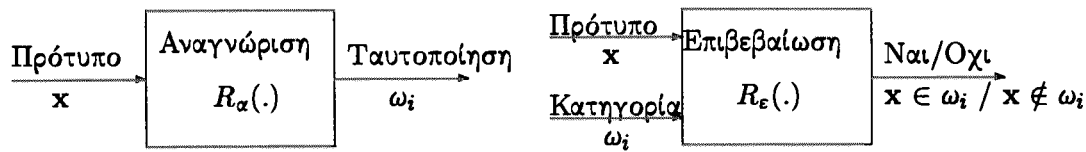
Σε αυτή την περίπτωση η συνάρτηση που δίνει την σχέση εισόδου-εξόδου της μηχανής ταξινόμησης είναι η ακόλουθη:

$$\omega_i = R_a(\mathbf{x}), \quad R_a : \mathbb{R}^P \rightarrow \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N, \omega_{N+1}\} \quad (1.2)$$

όπου με ω_{N+1} περιγράφεται η κατάσταση της μηχανής κατά την οποία το πρότυπο \mathbf{x} δεν ταξινομείται σε καμία από τις N κατηγορίες αντικειμένων.

1.3 Επιβεβαίωση προτύπων

Πολλές φορές αντιμετωπίζουμε μία διαφορετική κατηγορία προβλημάτων η οποία συσχετίζεται με την ανάγκη επιβεβαίωσης κάποιων ιδιοτήτων του αντικειμένου που μελετούμε. Αντιπροσωπευτικό παράδειγμα τέτοιου είδους προβλημάτων αποτελούν τα συστήματα ασφαλείας. Στα συστήματα αυτά αντιμετωπίζουμε το πρόβλημα λήψης απόφασης για το αν η πρόσβαση στο σύστημα είναι επιτρεπτή στον άνθρωπο ο οποίος δηλώνει ταυτόχρονα και την ταυτότητά του και ενώ το σύστημα έχει ήδη λάβει κάποιες μετρήσεις χαρακτηριστικών του ανθρώπου π.χ. ομιλία, δακτυλικό αποτύπωμα, φωτογραφία προσώπου κ.ο.κ.



Σχήμα 1.1: Σύστημα ταξινόμησης και σύστημα επιβεβαίωσης προτύπων

Με άλλα λόγια σε αυτή την κατηγορία προβλημάτων θέλουμε να επιβεβαιώσουμε ή να απορρίψουμε τον ισχυρισμό: "το πρότυπο x ανήκει στην κατηγορία ω_i ". Οι μηχανές που προσομοιώνουν την επίλυση τέτοιων προβλημάτων ομοιάζονται συστήματα επιβεβαίωσης προτύπων.

Η διαφορά της διαδικασίας ταξινόμησης από την διαδικασία επιβεβαίωσης αναδύεται στο σχήμα 1.1. Η συνάρτηση ταξινόμησης δέχεται στην είσοδο το παραμετρικό διάνυσμα του πρότυπου και δίνει στην έξοδο την κατηγορία στην οποία το πρότυπο ταξινομείται. Η συνάρτηση επιβεβαίωσης δέχεται στην είσοδο της το παραμετρικό διάνυσμα του πρότυπου και την κατηγορία στην οποία ταξινομείται και δίνει στην έξοδο μία διαδικτική απάντηση: "το πρότυπο ανήκει στην κατηγορία που θέσαμε στην είσοδο του συστήματος" ή "το πρότυπο δεν ανήκει στην κατηγορία που θέσαμε".

Στην συνέχεια του κεφαλαίου περιγράφονται συνοπτικά τα σημαντικότερα στοιχεία του μαθήματος:

1. Περιγράφονται τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζουμε κατά την κατασκευή συστήματος αυτόματης ταξινόμησης ή επιβεβαίωσης προτύπων, και αναλύονται τεχνικές επίλυσης αυτών των προβλημάτων.
2. Οι μέθοδοι ταξινόμησης προτύπων κατηγοριοποιούνται λαμβάνοντας υπόψη την μορφή της συνάρτησης ταξινόμησης και το είδος των προτύπων.
3. Δίνεται μία κατηγοριοποίηση των μεθόδων με τις οποίες εκπαιδεύουμε τα συστήματα ταξινόμησης λαμβάνοντας υπόψη και το είδος της πληροφορίας που είναι διαθέσιμη κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης.
4. Περιγράφονται τα προβλήματα που υπάρχουν κατά την αξιολόγηση της απόδοσης συστημάτων ταξινόμησης προτύπων σε πρακτικές εφαρμογές.

1.4 Η κατασκευή συστημάτων ταξινόμησης προτύπων

Το σημαντικότερο πρόβλημα που έχει να αντιμετωπίσει ο σχεδιαστής μίας μηχανής προσομοίωσης κάποιου φαινομένου είναι η προσπάθεια εύρεσης των στοιχείων εκείνων που επηρεάζουν την πορεία εξέλιξης του φαινομένου.

Η εύρεση των νόμων που διέπουν την σχέση αιτίου-αποτελέσματος στο φυσικό σύστημα οδηγούν εύκολα στην μοντελοποίηση της σχέσης εισόδου-εξόδου στο αντίστοιχο σύστημα που προσομοιώνει το φυσικό φαινόμενο (σχήμα 1.2).

Συνηθισμένη πρακτική που ακολουθείται σε αυτές τις περιπτώσεις είναι η προσπάθεια προσέγγισης αυτής της λειτουργίας με κάποια απεικόνιση της σχέσης εισόδου-εξόδου. Στην περίπτωση κατά την



Σχήμα 1.2: Φυσικό σύστημα και ο προσομοιωτής του

οποία γνωρίζουμε ότι η απεικόνιση αυτή είναι μονοσήμαντη, τότε μπορούμε να βρούμε μία συνάρτηση προσομοίωσης η οποία να προσεγγίζει το φαινόμενο που μελετάμε. Επειδή στις περισσότερες των πρακτικών εφαρμογών δεν διαθέτουμε κάποια γνώση για την μορφή αυτής της εξίσωσης γιαυτό τον λόγο αναζητούμε την βέλτιστη συνάρτηση μέσα από οικογένειες συναρτήσεων. Καθοριστικό στοιχείο των οικογενειών συναρτήσεων είναι η παραμετρική τους περιγραφή. Συνεπώς η οικογένεια συναρτήσεων προσομοίωσης μπορεί να περιγραφεί από την σχέση $R_\pi(w, x)$

Για να προσδιορίσουμε την συνάρτηση εκείνη η οποία προσομοιώνει καλύτερα το άγνωστο σύστημα θα ήταν επιθυμητό να επιλέξουμε εκείνη την συνάρτηση, από την οικογένεια που μελετάμε, η οποία δίνει μία συμπεριφορά που διαφέρει κατά το δυνατόν λιγότερο από τις πραγματικές μετρήσεις που διαθέτουμε για το άγνωστο σύστημα. Όταν λέμε επιλογή της συνάρτησης εννοούμε φυσικά τον υπολογισμό των σταθερών της παραμέτρων (w). Στην αναγνώριση προτύπων η μέθοδος υπολογισμού του (w) ονομάζεται εκπαίδευση του συστήματος ταξινόμησης.

Στην πράξη εκείνο το οποίο γνωρίζουμε συνήθως από το άγνωστο σύστημα είναι μια σειρά τιμών εισόδου-εξόδου τα οποία ονομάζονται και παραδείγματα εκπαίδευσης. Στις περισσότερες των περιπτώσεων τα παραδείγματα αυτά είναι και η μοναδική πληροφορία που διαθέτουμε για την συμπεριφορά του φυσικού συστήματος.

Μία από τις συνηθισμένες μεθόδους υπολογισμού των σταθερών παραμέτρων της συνάρτησης ταξινόμησης είναι η εύρεση εκείνων των τιμών με τις οποίες η "απόσταση" της επιθυμούμενης από την πραγματική απόκριση του προσομοιωτή στο σύνολο των παραδειγμάτων εκπαίδευσης να είναι ελάχιστη.

Συνεπώς αυτό το οποίο ζητάμε να βρούμε είναι μία συνάρτηση $y_\pi = R_\pi(w, x)$ η οποία να απόδίδει με την μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια την σχέση εισόδου-εξόδου ($y = R_\phi(x)$) του φυσικού φαινομένου έχοντας στην διάθεσή μας ένα πεπερασμένο αριθμό μετρήσεων στο χώρο των καταστάσεων $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ και ενδεχομένως κάποιους περιορισμούς στα γενικά χαρακτηριστικά της συνάρτησης.

Για τον υπολογισμό της διανυσματικής συνάρτησης $R_\pi(x)$ χρειάζεται να ορίσουμε το πεδίο ορισμού και τιμών της, και την μέθοδο αντιστοίχισης.

Αναλύοντας το πρόβλημα της ταξινόμησης προτύπων γίνεται φανερό ότι η διαδικασία αυτή μπορεί να θεωρηθεί σαν μια διανυσματική συνάρτηση η οποία δέχεται σαν είσοδο μετρήσεις που αφορούν τα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου και δίνει στην έξοδό της την κατηγορία στην οποία το αντικείμενο ανήκει.

Υποθέτοντας ότι η διαδικασία ταξινόμησης μπορεί να περιγραφεί από μία συνάρτηση δύο μεταβλητών, του πρότυπου x και της "μνήμης" ή των σταθερών παραμέτρων της w , τότε η συνάρτηση προσομοίωσης δίνεται από την σχέση:

$$\mathbf{y} = \mathbf{R}_\pi(\mathbf{x}, \mathbf{w}) \quad (1.3)$$

Η έξοδος του συστήματος καθορίζεται από δύο παραμέτρους. Κάθε μία από τις παραμέτρους έχει και έναν διαφορετικό ρόλο. Η "μνήμη" του συστήματος καθορίζει το πλήθος και το είδος των κατηγοριών που αναγνωρίζονται, ενώ το πρότυπο \mathbf{x} ενεργοποιεί το σύστημα για να επιτελέσει την διαδικασία της ταξινόμησης για ένα συγκεκριμένο πρότυπο.

Η προσέγγιση που προτείνουμε παρουσιάζει βεβαίως το πλεονέκτημα της προσαρμογής του συστήματος ταξινόμησης προτύπων στο πρόβλημα που κάθε φορά αντιμετωπίζουμε, αλλά ταυτόχρονα δημιουργείται και το πρόβλημα υπολογισμού των παραμέτρων \mathbf{w} .

Για να κατασκευάσουμε ένα σύστημα ταξινόμησης προτύπων χρειάζεται να εκτελέσουμε χρονολογικά τις ακόλουθες εργασίες:

1. Ορίζουμε την μέθοδο με την οποία θα αναγνωρίζουμε το άγνωστο πρότυπο ή ισοδύναμα ορίζουμε την οικογένεια συναρτήσεων $\mathbf{R}_\pi(\cdot)$ στην οποία θα αναζητήσουμε την προσωμοίωση της διαδικασίας ταξινόμησης.
2. Εκπαιδεύουμε το σύστημα έτσι ώστε να αναγνωρίζει τις επιθυμούμενες κατηγορίες με την βοήθεια των διαθέσιμων παραδειγμάτων. Υπολογίζουμε δηλαδή την παράμετρο \mathbf{w} .
3. Μετρούμε την επιτυχία ταξινόμησης του συστήματος που κατασκευάσαμε. Η διαδικασία μέτρησης της αξιοπιστίας του συστήματος ταξινόμησης είναι μία πολύ χρήσιμη ενέργεια διότι μας επιτρέπει να εκτιμήσουμε την ποιότητα των αποφάσεων που λαμβάνει το σύστημα και ενδεχομένως να μεταβάλλουμε τμήματά του ή και να αλλάξουμε όλη την δομή του αν διαπιστώσουμε ότι αυτές οι αλλαγές βελτιώνουν την αξιοπιστία του.

Η μέτρηση του ποσοστού των λανθασμένων ταξινομήσεων ή αντίστοιχα των σωστών ταξινομήσεων είναι ένα από τα λίγα αντικειμενικά κριτήρια που έχουμε στην διαθεσή μας για να ελέγχουμε την ποιότητα του συστήματος που σχεδιάσαμε.

1.4.1 Οι μέθοδοι ταξινόμησης προτύπων

Ένα από τα δυσκολότερα προβλήματα που έχει να αντιμετωπίσει ο σχεδιαστής ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων είναι η επιλογή της μεθόδου με την οποία θα πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση του άγνωστου πρότυπου. Δυστυχώς δεν έχει ανακαλυφθεί κάποια τεχνική η οποία να μας υποδεικνύει την βέλτιστη μέθοδο ταξινόμησης που πρέπει να ακολουθήσουμε. Η δυσκολία αυτή γίνεται ακόμα μεγαλύτερη διότι υπάρχει διαθέσιμος ένας μεγάλος αριθμός διαφορετικών μεθόδων ταξινόμησης προτύπων. Η εμπειρία του σχεδιαστή είναι αυτή που θα κρίνει αρχικά ποιά ή ποιές από αυτές τις μεθόδους είναι οι πλέον κατάλληλες για το συγκεκριμένο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται.

Η κατηγοριοποίηση των μεθόδων ταξινόμησης βοηθά τον σχεδιαστή να επιλέξει ευκολότερα την μέθοδο ή τις μεθόδους που πρέπει να υλοποιήσει. Αν κατηγοριοποιήσουμε τις μεθόδους ταξινόμησης βάσει της μεθόδου μέτρησης της "ομοιότητας" του πρότυπου \mathbf{x} στις κατηγορίες Ω μπορούμε να διακρίνουμε τις ακόλουθες ομάδες μεθόδων:

1. *Αιτιοκρατικές ή δομικές μέθοδοι (deterministic).* Σε αυτή την κατηγορία μεθόδων χρησιμοποιούνται συναρτήσεις απόφασης ή μετρήσεις της απόστασης του άγνωστου πρότυπου με αντιπροσωπευτικό δείγμα ή δείγματα από τα πρότυπα κάθε μιας των κατηγοριών.

2. *Στοχαστικές μέθοδοι (stochastic, probabilistic)*. Υποθέτοντας ότι τα πρότυπα κάθε κατηγορίας ακολουθούν γνωστή πυκνότητα πιθανότητας, αναζητούμε την κατηγορία εκείνη η οποία μεγιστοποιεί την πιθανότητα εμφάνισής της γνωρίζοντας την παραμετρική περιγραφή του άγνωστου πρότυπου.
3. *Μέθοδοι μη-γραμμικών δικτύων, ή νευρωνικά δίκτυα (Neural networks)*. Στις μεθόδους αυτές η διαδικασία ταξινόμησης προσομοιώνεται με μία συνάρτηση μεταφοράς η οποία μπορεί να αναλυθεί σε ένα σύνολο διασυνδεδεμένων μη-γραμμικών υπολογιστικών μονάδων. Το παραμετρικό διάνυσμα του πρότυπου τοποθετείται στην είσοδο του δικτύου και ακολούθως υπολογίζεται η έξοδος του δικτύου που διαθέτει αριθμό εξόδων ίσο με τον αριθμό των κατηγοριών που το σύστημα αναγνωρίζει. Η ταξινόμηση του πρότυπου πραγματοποιείται με την αναζήτηση της εξόδου του δικτύου που έχει την μεγαλύτερη αριθμητική τιμή.
4. *Μέθοδοι ασαφών συνόλων (fuzzy recognizers)*. Χρησιμοποιώντας στοιχεία από την θεωρία της ασαφούς λογικής και των ασαφών συνόλων μπορούμε να κατασκευάσουμε συστήματα ταξινόμησης προτύπων. Τα συστήματα αυτά παρουσιάζουν πρόσφατα μία εντυπωσιακή διάδοση σε πρακτικές εφαρμογές διαθέτοντας σημαντικά πλεονεκτήματα ιδιαίτερα σε περιπτώσεις στις οποίες, το πρότυπο περιγράφεται από μεγάλων διαστάσεων διάνυσμα, δεν διαθέτουμε όλες τις μετρήσεις που απαιτούνται για την πλήρη συμπλήρωση του παραμετρικού διανύσματος, και η γνώση που έχουμε αναφέρεται σε ένα σύνολο εμπειρικών και ασαφών γενικά κανόνων π.χ. ιατρική διάγνωση.

1.4.2 Η διαδικασία εκπαίδευσης

Η μέθοδος υπολογισμού της παραμέτρου w της συνάρτησης ταξινόμησης που ονομάζεται και εκπαίδευση του συστήματος, επηρεάζει καθοριστικά το ρυθμό επιτυχών ταξινομήσεων ως και το είδος των αντικειμένων που αναγνωρίζονται. Συνεπώς η επιλογή της μεθόδου παίζει σημαντικό ρόλο στην επιτυχία κατασκευής ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων. Η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου εκπαίδευσης εξαρτάται από πολλούς παράγοντες οι σημαντικότεροι των οποίων είναι, η μέθοδος ταξινόμησης, η διασπορά των προτύπων κάθε κατηγορίας, ο βαθμός κάλυψης του διανυσματικού χώρου των προτύπων από περισσότερες των μιας κατηγοριών.

Συνήθως, κατά την εκπαίδευση η μόνη πληροφορία που διαθέτουμε είναι η διανυσματική παράσταση ενός πλήθους προτύπων των οποίων ενδεχομένως να γνωρίζουμε και την κατηγορία προέλευσης. Σε αυτή την περίπτωση το ερώτημα που προκύπτει εύλογα είναι το ακόλουθο. Υπάρχει κάποια μέθοδος τέτοια ώστε να υπολογίσουμε με κάποιο βέλτιστο κριτήριο την "μνήμη" (w) του συστήματος, όπως π.χ. μεγιστοποιώντας την αξιοπιστία της ταξινόμησης στα παραδείγματα εκπαίδευσης;

Για να θεωρηθεί μία μέθοδος ταξινόμησης προτύπων πρακτικά εφαρμόσιμη θα πρέπει οποσδήποτε να δώσουμε απάντηση σε αυτό το ερώτημα.

Η κατευθυνόμενη εκπαίδευση

Στην κατευθυνόμενη εκπαίδευση (supervised training) η πληροφορία που διαθέτουμε για να εκπαιδύσουμε το σύστημα ταξινόμησης είναι ένας πεπερασμένος αριθμός σωστά ταξινομημένων παραδειγμάτων, δηλαδή ένα σύνολο πεπερασμένων στοιχείων κάθε ένα των οποίων αποτελείται από διατεταγμένα ζεύγη, του πρότυπου και της αντίστοιχης κατηγορίας του. Η κατευθυνόμενη εκπαίδευση αποτελεί την πιο συχνά εμφανιζόμενη μέθοδο προσδιορισμού των σταθερών παραμέτρων ενός συστήματος ταξινόμησης.

Εστω λοιπόν ότι κατά την διαδικασία εκπαίδευσης είναι διαθέσιμα M παραδείγματα.

$$\Omega_\omega = \{(\mathbf{x}_1, \omega_1), (\mathbf{x}_2, \omega_2), \dots, (\mathbf{x}_M, \omega_M)\}$$

Σκοπός της εκπαίδευσης είναι να υπολογίσουμε τους σταθερούς συντελεστές της συνάρτησης ταξινόμησης, συνεπώς βολικό θα ήταν το σύνολο εκπαίδευσης να μετατραπεί στο εξής σύνολο παραδειγμάτων:

$$\Omega = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), (\mathbf{x}_2, \mathbf{y}_2), \dots, (\mathbf{x}_M, \mathbf{y}_M)\}$$

Η αναγωγή των παραδειγμάτων σε αντίστοιχα ζεύγη εισόδου-εξόδου της συνάρτησης ταξινόμησης εξαρτάται από το είδος της συνάρτησης και ειδικότερα από το πεδίο τιμών που επιβάλλει η μορφή της συνάρτησης. Αυτός είναι ο σημαντικότερος λόγος για τον οποίο δεν υπάρχει γενική μέθοδος που να υλοποιεί αυτόν τον μετασχηματισμό.

Σκόπιμο πάντως είναι να ακολουθήσουμε την εξής τεχνική που βρίσκει μεγάλη διάδοση στα δομικά και νευρωνικά δίκτυα ταξινόμησης προτύπων. Αν υποθέσουμε ότι η συνάρτηση ταξινόμησης έχει N εξόδους, όσες και οι κατηγορίες που το σύστημα αναγνωρίζει, και το πεδίο τιμών κάθε εξόδου είναι πραγματικοί αριθμοί στο διάστημα $[-\alpha, \alpha]$, $\alpha \in \mathbb{R}^+$, τότε μπορούμε να ορίσουμε σαν μέθοδο ταξινόμησης, την αναζήτηση της εξόδου με την μεγαλύτερη αριθμητική τιμή όταν στην είσοδο τοποθετηθεί το παραμετρικό διάνυσμα του πρότυπου.

Σε αυτή την περίπτωση θα θέλαμε οι συνιστώσες των διανυσμάτων εξόδου των παραδειγμάτων να έχουν όλες την μικρότερη αριθμητική τιμή $(-\alpha)$, εκτός από την έξοδο της κατηγορίας στην οποία ανήκει το πρότυπο και για την οποία θα θέλαμε να παίρνει στην μεγαλύτερη αριθμητική της τιμή, την (α) .

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_P \end{pmatrix} \quad \mu\epsilon \quad y_j = \begin{cases} -\alpha, & \mathbf{x} \notin \omega_j \\ +\alpha, & \mathbf{x} \in \omega_j \end{cases}, \quad \alpha \in \mathbb{R}^+$$

Με βάση τα νέα στοιχεία που θέσαμε, το πρόβλημα της εκπαίδευσης μπορεί να τροποποιηθεί ως εξής: Υπάρχει μέθοδος η οποία να υπολογίζει την μνήμη του συστήματος ταξινόμησης με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος εκτίμησης της εξόδου για τα παραδείγματα εκπαίδευσης που διαθέτουμε;

Το μαθηματικό ισοδύναμο του προηγούμενου κριτηρίου δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\mathbf{w}' = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^M d(\mathbf{R}_\pi(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}), \mathbf{y}_i) \quad (1.4)$$

οπου $d(\mathbf{R}_\pi(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}), \mathbf{y}_i)$ είναι μία συνάρτηση σφάλματος που δίνει τον βαθμό απόκλισης της προσδοκώμενης απόκρισης του συστήματος ταξινόμησης \mathbf{y}_i από το πραγματικό διάνυσμα εξόδου του συστήματος με "μνήμη" \mathbf{w} . Το σύμβολο $\underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} f(\mathbf{w})$ δηλώνει την τιμή του διανύσματος \mathbf{w} για την οποία η συνάρτηση $f(\mathbf{w})$ γίνεται ελάχιστη.

Λύση για την γενική μορφή της παραπάνω εξίσωσης δεν υπάρχει. Για περιορισμένο αριθμό οικογενειών συναρτήσεων υπάρχουν αναλυτικές λύσεις ή επαναληπτικοί αλγόριθμοι οι οποίοι υπολογίζουν την βέλτιστη τιμή του \mathbf{w} . Η ακρίβεια της αναλυτικής ή επαναληπτικής λύσης καθορίζει επίσης και

την ικανότητα της μεθόδου ταξινόμησης να προσαρμόζεται σε κάθε αλλαγή του πλήθους και του είδους των κατηγοριών που το σύστημα αναγνωρίζει. Σημαντικό πλεονέκτημα θεωρείται επίσης και η ύπαρξη δυνατότητας επαναπροσδιορισμού της μνήμης του συστήματος ταξινόμησης με την βοήθεια νέων επιπρόσθετων παραδειγμάτων.

Η διαδικασία επίλυσης της εξίσωσης 1.4 ονομάζεται κατευθυνόμενη εκπαίδευση και τα M παραδείγματα ονομάζονται πρότυπα εκπαίδευσης.

Η αυτοεκπαίδευση

Η αυτοεκπαίδευση (unsupervised training) αποτελεί την δυσκολότερη περίπτωση εκπαίδευσης μία και η πληροφορία που διαθέτουμε είναι μονάχα η διανυσματική παράσταση M πρότυπων:

$$\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$$

Γνωρίζοντας ότι το σύστημα πρέπει να αναγνωρίζει N κατηγορίες προτύπων και υποθέτοντας ότι τα πρότυπα που ανήκουν στην ίδια κατηγορία παρουσιάζουν γενικά παρόμοια χαρακτηριστικά (τα διανύσματα προτύπων μίας κατηγορίας βρίσκονται σε γειτονικές θέσεις στο πεδίο ορισμού), ο υπολογισμός της μνήμης του συστήματος μπορεί να εκφραστεί με τον ακόλουθο επαναληπτικό αλγόριθμο.

Υποθέτοντας ότι η μνήμη του συστήματος ταξινόμησης είναι γνωστή, πραγματοποιούμε μία εκτίμηση της κατηγορίας στην οποία ανήκει το κάθε πρότυπο εκπαίδευσης. Η εκτίμηση αυτή υλοποιείται με τον υπολογισμό της εξόδου της συνάρτησης ταξινόμησης για κάθε ένα από τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Με αυτό τον τρόπο δημιουργούμε τεχνητά παραδείγματα τα οποία στην συνέχεια χρησιμοποιούμε για να επαναπροσδιορίζουμε την μνήμη του συστήματος βάσει της τεχνικής που περιγράφηκε στην κατευθυνόμενη εκπαίδευση. Αν η διαδικασία αυτή επαναληφθεί τότε έχουμε στην διάθεσή μας μία επαναληπτική μέθοδο με την οποία μπορούμε να εκτιμήσουμε την μνήμη και την κατηγορία κάθε παραδείγματος εκπαίδευσης. Κριτήριο σύγκλισης του επαναληπτικού τμήματος της μεθόδου επιλέγεται συνήθως να είναι η ελαχιστοποίηση της μεταβολής της μνήμης του συστήματος για δύο διαδοχικά βήματα.

Κατά τον χρόνο t , η επαναληπτική μέθοδος μπορεί να εκφραστεί με τις ακόλουθες εξισώσεις:

1. Υπολογισμός της εξόδου της συνάρτησης ταξινόμησης για τα N παραδείγματα.

$$y_i^{(t)} = R_\pi(x_i, w^{(t)}), \quad i = 1, N \quad (1.5)$$

2. Ταξινόμηση των προτύπων.

$$\omega_i^{(t+1)} = \underset{j}{\operatorname{argmax}} (y_{ij}^{(t)}), \quad i = 1, N \quad (1.6)$$

Οπου y_{ij} είναι η j συνιστώσα του διανύσματος y_i .

3. Κατασκευή νέων παραδειγμάτων.

$$y_i^{(t+1)} = \begin{pmatrix} y_{i1} \\ y_{i2} \\ \dots \\ y_{iN} \end{pmatrix} \quad \mu\epsilon \quad y_i^{(t+1)} = \begin{cases} -\alpha, & x_i \notin \omega_i^{(t+1)} \\ +\alpha, & x_i \in \omega_i^{(t+1)} \end{cases} \quad (1.7)$$

4. Υπολογισμός της μνήμης του συστήματος με την μέθοδο της κατευθυνόμενης εκπαίδευσης.

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^M d(\mathbf{R}_\pi(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}^{(t)}), \mathbf{y}_i^{(t+1)}) \quad (1.8)$$

Γιά να περιγράψουμε πλήρως οποιαδήποτε επαναληπτική μέθοδο πρέπει να ορίσουμε αρχικές τιμές για τις μεταβλητές του και ένα κριτήριο σύγκλισης το οποίο ελέγχει την συνθήκη τερματισμού του επαναληπτικού τμήματος της μεθόδου.

Αρχική συνθήκη για την μέθοδο αυτοεκπαίδευσης αποτελεί μία εκτίμηση του $\mathbf{w}^{(0)}$ η οποία τίθεται συνήθως σε τυχαίες τιμές. Η εκτίμηση αυτή είναι η χειρότερη των επιλογών που διαθέτουμε. Σε μερικές περιπτώσεις, ανάλογα με το είδος της συνάρτησης ταξινόμησης που χρησιμοποιούμε, προσπαθούμε να ορίσουμε σαν αρχικές τιμές της μνήμης του συστήματος αριθμούς που είναι στην γειτονιά των τελικών τιμών σύγκλισης. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνουμε συνήθως και σύγκλιση σε μικρότερο αριθμό βημάτων.

Δύο είναι τα σημαντικότερα κριτήρια τερματισμού των επαναλήψεων:

1. Ελάχιστη μεταβολή της μνήμης του συστήματος ταξινόμησης σε δύο διαδοχικές επαναλήψεις:

$$d(\mathbf{w}^{(t+1)}, \mathbf{w}^{(t)}) < T_w \Rightarrow \mathbf{w} = \mathbf{w}^{(t+1)} \quad (1.9)$$

όπου T_w είναι μικρός μη-αρνητικός πραγματικός αριθμός.

2. Ελάχιστη μεταβολή της εξόδου του συστήματος:

$$d(\mathbf{y}^{(t+1)}, \mathbf{y}^{(t)}) < T_y \Rightarrow \mathbf{w} = \mathbf{w}^{(t+1)} \quad (1.10)$$

όπου T_y είναι επίσης μικρός μη-αρνητικός πραγματικός αριθμός.

Δυστυχώς για την γενική μορφή της μεθόδου επαναληπτικού προσδιορισμού της μνήμης του συστήματος ταξινόμησης που περιγράψαμε δεν μπορούμε να εξασφαλίσουμε την σύγκλιση. Για πολλές ειδικές μορφές της συνάρτησης ταξινόμησης υπάρχουν αποδείξεις σύγκλισης της μεθόδου εκπαίδευσης.

1.4.3 Οι μέθοδοι σύγκρισης των προτύπων

Αν μελετήσουμε τον τρόπο σύγκρισης των προτύπων, την μέθοδο εκπαίδευσης σε σχέση με την πληροφορία που είναι διαθέσιμη και τον τρόπο κατηγοριοποίησης των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των προτύπων, μπορούμε να διακρίνουμε τις εξής μεθόδους ταξινόμησης:

1. *Μέθοδοι σύγκρισης προτύπων (pattern matching)*. Σε αυτή την κατηγορία μεθόδων προσδιορίζονται αντιπροσωπευτικά πρότυπα από τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Αυτά τα πρότυπα ονομάζονται πρότυπα αναφοράς ή πρωτότυπα και χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τις κατηγορίες του συστήματος ταξινόμησης. Ένα ή πολλαπλά πρωτότυπα ανά κατηγορία αποθηκεύονται στην μνήμη του συστήματος και η ταξινόμηση πραγματοποιείται με σύγκριση του άγνωστου πρότυπου με τα πρωτότυπα όλων των κατηγοριών. Με δομικά ή στοχαστικά κριτήρια το άγνωστο πρότυπο ταξινομείται στην κατηγορία με την οποία παρουσιάζει την μεγαλύτερη ομοιότητα (δομικά συστήματα) ή την μεγαλύτερη πιθανότητα (στοχαστικά συστήματα).

Οι μέθοδοι σύγκρισης προτύπων μπορούν επίσης να διακριθούν βάσει της μεθόδου υπολογισμού των πρωτότυπων των κατηγοριών.

(α) *Όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης θεωρούνται πρωτότυπα.* Στο σύστημα ταξινόμησης αποθηκεύονται όλα τα παραδείγματα και η διαδικασία ταξινόμησης πραγματοποιείται με την σύγκριση του άγνωστου πρότυπου με τα πρότυπα των παραδειγμάτων. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται συνήθως όταν διαθέτουμε μικρό αριθμό παραδειγμάτων. Όταν ο αριθμός τους αυξάνει, η μέθοδος αυτή τείνει να γίνει υπολογιστικά χρονοβόρα παρουσιάζοντας επιπλέον μεγάλες απαιτήσεις μνήμης για την αποθήκευση των πρωτότυπων. Το σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου εντοπίζεται στο γεγονός ότι η διαδικασία εκπαίδευσης είναι πολύ απλή και η αξιοπιστία του συστήματος ταξινόμησης πολύ υψηλή. Η μέθοδος αυτή κρίνεται ανεφάρμοστη στις περιπτώσεις κατά τις οποίες οι διαστάσεις του διανύσματος του πρότυπου είναι πολύ μεγάλες. Χαρακτηριστική περίπτωση αδυναμίας εφαρμογής αυτής της μεθόδου εκπαίδευσης είναι τα συστήματα ταξινόμησης αντικειμένων σε ακίνητη ή κινούμενη εικόνα.

(β) *Επιλέγοντας τα πλέον αντιπροσωπευτικά παραδείγματα.* Είναι σύνθηρες φαινόμενο η αύξηση του αριθμού των παραδειγμάτων, πέρα από ένα σημείο, να μην προσθέτει χρήσιμη πληροφορία στην διαδικασία εκπαίδευσης. Το γεγονός αυτό παρουσιάζεται κυρίως στις κατηγορίες οι οποίες έχουν μικρή διασπορά προτύπων. Καθώς αυξάνονται τα παραδείγματα λαμβάνουμε πρότυπα που έχουν μεγάλη ομοιότητα με προηγούμενα πρότυπα της ίδια κατηγορίας, συνεπώς η πληροφορία που προστίθεται είναι πολύ μικρή και μετά από ένα σημείο γίνεται αμελητέα, ενώ παράλληλα αυξάνει σημαντικά η πολυπλοκότητα της μεθόδου εκπαίδευσης. Σε αυτές τις περιπτώσεις είναι σκόπιμο να απομονώσουμε τα πλέον αντιπροσωπευτικά παραδείγματα.

Η επιλογή των αντιπροσωπευτικότερων παραδειγμάτων πραγματοποιείται συνήθως με μεθόδους ομαδοποίησης προτύπων. Με την ομαδοποίηση προτύπων προσπαθούμε να εντοπίσουμε K πρότυπα τα οποία ελαχιστοποιούν την "απόστασή" τους από τα παραδείγματα. Τυπικό παράδειγμα αυτής της τεχνικής αποτελούν οι επαναληπτικοί αλγόριθμοι του τύπου K -μέσων (K -means) που περιγράφονται αναλυτικότερα στο κεφάλαιο 2.

(γ) *Δημιουργώντας νέα αντιπροσωπευτικά πρότυπα.* Αποτελούν παραλλαγή των μεθόδων της προηγούμενης κατηγορίας. Η διαφοροποίησή τους βρίσκεται στον τρόπο υπολογισμού των πρωτότυπων. Τα πρωτότυπα δημιουργούνται τεχνητά έτσι ώστε να βρίσκονται σε σημεία του διανυσματικού χώρου των προτύπων που ελαχιστοποιούν το μέτρο της αθροιστικής τους απόστασης από τα πρότυπα των παραδειγμάτων για κάθε κατηγορία ξεχωριστά.

2. *Εύρεση των κοινών χαρακτηριστικών.* Σε αυτή την κατηγορία μεθόδων γίνεται προσπάθεια εντοπισμού κοινών γνωρισμάτων που χαρακτηρίζουν τα περισσότερα ή όλα τα πρότυπα κάθε κατηγορίας. Συνεπώς κατά την διαδικασία εκπαίδευσης υπολογίζεται το σύνολο των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων που διαφοροποιεί τα πρότυπα στις κατηγορίες.

Οι μέθοδοι αυτοί χρησιμοποιούνται συνήθως στις περιπτώσεις εκείνες κατά τις οποίες το παραμετρικό διάνυσμα του πρότυπου είναι πολύ μεγάλων διαστάσεων όπως η ψηφιοποιημένη εικόνα, οι λέξεις φυσικής γλώσσας, τα δεδομένα ιατρικών διαγνώσεων κ.ο.κ. Σε αυτές τις περιπτώσεις η ταξινόμηση πραγματοποιείται με την βοήθεια κανόνων.

3. *Συντακτικές ή γλωσσολογικές μέθοδοι.* Μερικά αντικείμενα μπορούν να αναλυθούν σε ένα μικρό πλήθος απλούστερων αντικειμένων τα οποία ονομάζονται και αρχέγονα πρότυπα (primitive patterns). Πολλά αρχέγονα πρότυπα συνδέονται μεταξύ των με σχέσεις οι οποίες χαρακτηρίζουν τις κατηγορίες των προτύπων που θέλουμε να αναγνωρίσουμε.

Χαρακτηριστικά παραδείγματα αντικειμένων που μπορούν να περιγραφούν με τέτοιες κατηγορίες, είναι στην βιολογία τα χρωμοσώματα που αποτελούνται από ένα σύνολο απλών ομάδων οργανικών μορίων. Η γενετική πληροφορία μεταφέρεται στα χρωμοσώματα από τον τρόπο

σύνδεσης χιλιάδων οργανικών μορίων. Άλλο παράδειγμα αποτελούν τα συστήματα επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, στα οποία οι λέξεις επεξεργάζονται σαν ένα σύνολο στοιχειωδέστερων αντικειμένων, τα γράμματα, τα οποία μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι τα αρχέγονα πρότυπα. Επίσης οι λέξεις είναι τα αρχέγονα πρότυπα ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων το οποίο ενδεχομένως να αναγνωρίζει την γλώσσα (οι κατηγορίες ταξινόμησης) στην οποία είναι γραμμένη η λέξη.

Αυτή η κατηγορία προβλημάτων ταξινόμησης προτύπων αντιμετωπίζεται με συντακτικές μεθόδους. θεωρούμε ότι οι προτάσεις της γλώσσας αποτελούν τα πρότυπα των κατηγοριών. Τα πρότυπα αυτά δομούνται από λέξεις οι οποίες είναι τα αρχέγονα πρότυπα. Στην περίπτωση αυτή οι κατηγορίες αντικειμένων είναι οι διάφορες ιδιότητες που έχουν οι προτάσεις της γλώσσας. Επιγραμματικά μπορούμε να αναφέρουμε ότι προβλήματα όπως, η αναγνώριση της γλώσσας στην οποία έχει γραφτεί μία πρόταση που αποτελείται από γράμματα λατινικών χαρακτήρων, η αναγνώριση μίας συντακτικά λανθασμένης πρότασης, η αυτόματη διόρθωση γραμματικών σφαλμάτων αποτελούν ένα μικρό δείγμα προβλημάτων που επιλύονται με μεθόδους συντακτικής ταξινόμησης προτύπων.

Στην οπτική ταξινόμηση αεροσκαφών τα ιπτάμενα αντικείμενα αναλύονται στα μέρη που το αποτελούν: πτερύγια, κορμός, ρύγχος, σχήμα ουράς, κινητήριο σύστημα κ.ο.κ. Το είδος των αρχέγονων προτύπων που αναγνωρίζονται αλλά και η εύρεση των μεταξύ των σχέσεων μπορούν να προσδιορίσουν τον τύπο του αεροσκάφους.

Τα συστήματα συντακτικής ταξινόμησης προτύπων αποτελούνται από δύο βαθμίδες επεξεργασίας. Στην πρώτη βαθμίδα αναγνωρίζονται τα αρχέγονα πρότυπα. Στην βαθμίδα που ακολουθεί, με μεθόδους συντακτικής ανάλυσης, ταξινομείται η δομή των αρχέγονων προτύπων σε μία συντακτική κατηγορία.

Συνεπώς κατά την διαδικασία εκπαίδευσης εκτός από την παραμετρική περιγραφή των αρχέγονων προτύπων πρέπει να προσδιοριστούν και οι σχέσεις που συνδέουν τα αρχέγονα πρότυπα στις κατηγορίες.

Οι μέθοδοι συντακτικής ταξινόμησης προτύπων περιγράφονται στο κεφάλαιο 5.

4. *Αναγνώριση χρονικά μεταβαλλόμενων γεγονότων.* Μία ιδιαίτερη κατηγορία προβλημάτων ταξινόμησης προτύπων σχετίζεται με χρονικά μεταβαλλόμενα γεγονότα, δηλαδή κατηγορίες προτύπων που χαρακτηρίζονται από μία χαρακτηριστικά μεταβαλλόμενη χρονική ακολουθία ενός αριθμού μετρήσεων του αντικειμένου.

Παράδειγμα χρονικά μεταβαλλόμενων προτύπων αποτελεί η ανθρώπινη ομιλία. Η ομιλία περιέχει φωνήματα της γλώσσας που προφέρονται με διαφορετική ταχύτητα κατά την εκφορά μίας πρότασης ή μίας λέξης. Χρονικά εξελισσόμενα πρότυπα αποτελούν επίσης τα συμπτώματα και οι εργαστηριακές εξετάσεις ασθενών. Οι γιατροί που πραγματοποιούν διάγνωση παθήσεων και ασθενειών, σε μερικές περιπτώσεις είναι σε θέση να αναγνωρίσουν μία ασθένεια, μελετώντας την χρονική εξέλιξη των συμπτωμάτων ή των εργαστηριακών εξετάσεων ασθενών.

Η μελέτη αυτών των φαινομένων είναι ένα από τα πολυπλοκότερα και δυσκολότερα προβλήματα στην επιστήμη της ταξινόμησης προτύπων διότι, εκτός της διασποράς των προτύπων του παραμετρικού διανύσματος για κάθε κατηγορία έχουμε να αντιμετωπίσουμε και το φαινόμενο της διασποράς στην χρονική εξέλιξη τους.

Στα κεφάλαια που ακολουθούν δίνεται αναλυτική περιγραφή των μεθόδων ταξινόμησης προτύπων ως και των αντίστοιχων τεχνικών εκπαίδευσης, όπως αυτές ομαδοποιήθηκαν σε αυτή την παράγραφο. Σε κάθε μέθοδο που περιγράφεται δίνεται και ο αντίστοιχος αλγόριθμος(οι) εκπαίδευσης συνοδευόμενοι από έναν αριθμό παραδειγμάτων που βοηθούν στην κατανόηση της θεωρίας.

1.4.4 Η μέτρηση της αξιοπιστίας συστήματος ταξινόμησης προτύπων

Ο υπολογισμός του σφάλματος ταξινόμησης προτύπων αποτελεί το σημαντικότερο κριτήριο αξιολόγησης κάθε συστήματος που σχεδιάζουμε διότι μας δίνει ένα ποσοτικό μέτρο της αξιοπιστίας των αποφάσεων που λαμβάνει.

Η μέτρηση του σφάλματος επηρεάζεται από την μέθοδο ταξινόμησης και εκπαίδευσης, το σύνολο των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και το σύνολο των μετρήσεων που χρησιμοποιούνται για να μετρήσουν το σφάλμα. Γενικά η αριθμητική τιμή του σφάλματος εξαρτάται από δύο παραμέτρους:

$$\text{Σφάλμα} = \Sigma_{\varphi}(\Theta_1, \Theta_2) \quad (1.11)$$

Θ_1 είναι οι παράμετροι που περιγράφουν την επίδραση της διαδικασίας εκπαίδευσης στην μέτρηση του σφάλματος. Οι παράμετροι αυτοί εξαρτώνται άμεσα από το σύνολο των παραδειγμάτων που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση και επηρεάζονται και από την μέθοδο της εκπαίδευσης.

Θ_2 είναι οι παράμετροι που δείχνουν την επίδραση που έχουν στην μέτρηση του σφάλματος τα παραδείγματα που χρησιμοποιούνται για αυτή την μέτρηση.

Υποθέτοντας ότι η διαδικασία εκπαίδευσης σχεδιάζεται έτσι ώστε να ελαχιστοποιεί το σφάλμα της ταξινόμησης για τα παραδείγματα που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση, η ακόλουθη ανισότητα είναι προφανής.

$$\Sigma_{\varphi}(\Theta_1, \Theta_1) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta_1, \Theta_2) \quad (1.12)$$

Στην πράξη κάθε διαδικασία εκτίμησης των παραμέτρων του συστήματος ταξινόμησης πραγματοποιείται με την χρήση ενός πεπερασμένου αριθμού παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Ο ακριβέστερος υπολογισμός του σφάλματος ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων μπορεί να γίνει μόνο όταν έχουμε στην διάθεσή μας απεριόριστο αριθμό παραδειγμάτων.

Ορισμός 1 Σφάλμα συστήματος ταξινόμησης προτύπων ορίζουμε το μέγεθος $\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta)$ για το οποίο η εκπαίδευση και το σφάλμα έχουν υπολογιστεί από απεριόριστο αριθμό παραδειγμάτων.

Επειδή ισχύει:

$$\lim_{N \rightarrow +\infty} \Theta_N = \Theta$$

εύκολα αποδεικνύεται ότι:

$$\lim_{N \rightarrow +\infty} \Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta_N) = \Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta)$$

Απο τα παραπάνω είναι φανερό ότι κάθε υπολογισμός του σφάλματος από πεπερασμένο αριθμό παραδειγμάτων αποτελεί στην πραγματικότητα μια προσέγγιση του πραγματικού σφάλματος. Επίσης μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι η εκπαίδευση με πεπερασμένο αριθμό παραδειγμάτων αλλοιώνει την ακρίβεια της μέτρησης του σφάλματος. Το γεγονός αυτό έχει σαν συνέπεια την ανάγκη να διαχωρίσουμε τις πραγματικές παραμέτρους του συστήματος (Θ) από τις παραμέτρους που υπολογίζονται από N παραδείγματα (Θ_N).

Απο τα παραπάνω είναι προφανές ότι ισχύουν οι ακόλουθες ανισότητες:

$$\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta) \quad (1.13)$$

$$\Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta_N) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta_N) \quad (1.14)$$

$\Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta_N)$, είναι το σφάλμα ταξινόμησης όταν τα ίδια N παραδείγματα χρησιμοποιηθούν και για την εκπαίδευση και για την μέτρηση του σφάλματος ταξινόμησης. Αυτή η μέθοδος μέτρησης του σφάλματος ονομάζεται "Μέθοδος-C" (C-method).

$\Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta)$, είναι το σφάλμα ταξινόμησης όταν N παραδείγματα χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση και απεριόριστος αριθμός παραδειγμάτων χρησιμοποιούνται για την μέτρηση του σφάλματος. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται "Μέθοδος-U" (U-method).

Αν διαθέτουμε K διαφορετικά σύνολα παραδειγμάτων εκπαίδευσης τότε για κάθε ένα από αυτά ισχύουν οι ανισότητες:

$$\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta_N^{(k)}, \Theta), \quad k = 1, K \quad (1.15)$$

$$\Sigma_{\varphi}(\Theta_N^{(k)}, \Theta_N^{(k)}) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta_N^{(k)}), \quad k = 1, K \quad (1.16)$$

Οι αντίστοιχες αναμενόμενες τιμές (ή μέσες τιμές) των ανισοτήτων θα εξακολουθούν βέβαια να υπακούουν στις ίδιες συνθήκες.

$$E(\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta)) \leq E(\Sigma_{\varphi}(\Theta_N^{(k)}, \Theta)), \quad k = 1, K \quad (1.17)$$

$$E(\Sigma_{\varphi}(\Theta_N^{(k)}, \Theta_N^{(k)})) \leq E(\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta_N^{(k)})), \quad k = 1, K \quad (1.18)$$

Υποθέτοντας ότι η μέση τιμή των σφαλμάτων υπολογιζόμενη με την μέθοδο $\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta_N^{(k)})$ μπορεί να προσεγγίζει το θεωρητικό σφάλμα αφού έχουμε υποθέσει ότι τα παραδείγματα έχουν ληφθεί με τυχαίο τρόπο, τότε η ακόλουθη ισότητα περιέχει στατιστική αλήθεια. Η σχέση αυτή ισχυροποιείται όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των παραδειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την μέτρηση του σφάλματος.

$$E(\Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta_N^{(k)})) \approx \Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta) \quad (1.19)$$

Με την βοήθεια της προσέγγισης που κάναμε και τις παραπάνω ανισότητες βλέπουμε ότι το σφάλμα του συστήματος μπορεί να περιοριστεί από δύο όρια:

$$E(\Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta_N)) \leq \Sigma_{\varphi}(\Theta, \Theta) \leq E(\Sigma_{\varphi}(\Theta_N, \Theta)) \quad (1.20)$$

Οι ανισότητες της εξίσωσης δηλώνουν ότι το πραγματικό σφάλμα του συστήματος ταξινόμησης προτύπων δεν μπορεί να υπολογιστεί με ακρίβεια σε πραγματικές εφαρμογές όπου είναι διαθέσιμος ένα πεπερασμένος αριθμός παραδειγμάτων. Εναλλακτικά μπορούμε να υπολογίσουμε κατά προσέγγιση την περιοχή τιμών στην οποία βρίσκεται η πραγματική τιμή του σφάλματος.

Οι πλέον διαδεδομένοι μέθοδοι προσέγγισης των ορίων μέσα στο οποίο βρίσκεται το πραγματικό σφάλμα ενός συστήματος ταξινόμησης είναι οι ακόλουθοι:

1. *Μέθοδος-C*. Υπολογίζουμε το σφάλμα του συστήματος ταξινόμησης χρησιμοποιώντας όλα τα διαθέσιμα παραδείγματα και για την εκπαίδευση αλλά και για την μέτρηση του σφάλματος. Το μέγεθος που υπολογίζουμε με αυτή την μέθοδο είναι το μικρότερο δυνατό σφάλμα του συστήματος ταξινόμησης προτύπων.
2. *Μέθοδος-U*. Από γνήσια υποσύνολα των παραδειγμάτων εκπαίδευσης υπολογίζουμε τις παραμέτρους του συστήματος ταξινόμησης και κατόπιν, από τα εναπομείναντα παραδείγματα που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση, πραγματοποιούμε μετρήσεις του σφάλματος για κάθε σύστημα ξεχωριστά. Το άνω όριο του σφάλματος ταξινόμησης ισούται με την μέση τιμή των σφαλμάτων.

Πιο συγκεκριμένα, οι συνήθεις μέθοδοι με τις οποίες μπορούμε να υπολογίσουμε το άνω όριο του πραγματικού σφάλματος του συστήματος ταξινόμησης είναι οι ακόλουθες:

- (α) *Διαχωρισμός των παραδειγμάτων σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο ελέγχου (Sample Partitioning method)*. Τα παραδείγματα χωρίζονται σε δύο ομάδες, τα παραδείγματα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση, που είναι συνήθως και τα περισσότερα, και τα παραδείγματα τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την μέτρηση του σφάλματος του συστήματος ταξινόμησης (τα εναπομείναντα). Σε αυτή την μέθοδο πρέπει να δοθεί προσοχή στο αριθμό των παραδειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του συστήματος. Αν ο αριθμός των παραδειγμάτων της εκπαίδευσης είναι μικρός τότε παρουσιάζεται το φαινόμενο να έχουμε σημαντικά λάθη κατά τον υπολογισμό των παραμέτρων του συστήματος ταξινόμησης. Το γεγονός αυτό έχει σαν δευτερεύουσα συνέπεια και τον λανθασμένο υπολογισμό της αξιοπιστίας του συστήματος που συνήθως εμφανίζεται πολύ μεγαλύτερος του πραγματικού. Η αύξηση του υπολογιζόμενου διαστήματος αβεβαιότητας δυσκολεύει την διαδικασία εκτίμησης της αξιοπιστίας του συστήματος ταξινόμησης.

Η μέθοδος διαχωρισμού των παραδειγμάτων θεωρείται ασφαλής όταν υπάρχει διαθέσιμος μεγάλος αριθμός παραδειγμάτων εκπαίδευσης.

- (β) *Η μέθοδος του αχρησιμοποίητου παραδείγματος (Leaving-one-out method)*. Αν ο αριθμός των παραδειγμάτων που διαθέτουμε είναι μικρός τότε είναι προτιμότερο να εφαρμόσουμε την μέθοδο του αχρησιμοποίητου παραδείγματος η οποία εκτελεί τους ακόλουθους υπολογισμούς: Αρχικά το σύστημα ταξινόμησης εκπαιδεύεται από $N-1$ παραδείγματα. Το αχρησιμοποίητο παράδειγμα χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του σφάλματος με άμεσο αποτέλεσμα να έχουμε δύο μόνο δυνατές τιμές, 0% σφάλμα στην περίπτωση που το παράδειγμα ταξινομήθηκε σωστά και 100% σφάλμα αν το παράδειγμα ταξινομηθεί λανθασμένα. Την ίδια διαδικασία επαναλαμβάνουμε N φορές αφαιρώντας κάθε φορά και ένα διαφορετικό παράδειγμα από το σύνολο των N παραδειγμάτων που είναι διαθέσιμα. Σαν τελικό σφάλμα υπολογίζεται ο αριθμός των σφαλμάτων ταξινόμησης προς τον συνολικό αριθμό των παραδειγμάτων (N).

1.5 Σχεδιασμός συστημάτων αναγνώρισης

Ο αποτελεσματικός σχεδιασμός συστήματος ταξινόμησης προτύπων προϋποθέτει την αντιμετώπιση ενός αριθμού προβλημάτων τα οποία επηρεάζουν σημαντικά την συμπεριφορά του. Μερικά από τα σημαντικότερα προβλήματα που μελετώνται αναλυτικότερα στα επόμενα κεφάλαια είναι και τα ακόλουθα:

1. Ποιές είναι οι παράμετροι των αντικειμένων που πρέπει να μετρηθούν από αντικείμενα που το σύστημα αναγνωρίζει;



Σχήμα 1.3: Δομή συστήματος ταξινόμησης του υλικού κατασκευής αντικειμένων

Κάθε αντικείμενο διαθέτει ένα μεγάλο πλήθος χαρακτηριστικών όπως, χρώμα, βάρος, σχήμα, τραχύτητα επιφάνειας κ.ο.κ. Ένα από τα πρώτα προβλήματα που έχει να λύσει κάθε σχεδιαστής ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων είναι η επιλογή των καταλληλότερων παραμέτρων που πρέπει να μετρά από το φυσικό αντικείμενο έτσι ώστε να βελτιστοποιήσει την αξιοπιστία ταξινόμησης. Η σωστή επιλογή των παραμέτρων ελαττώνει επίσης και την υπολογιστική πολυπλοκότητα του συστήματος που σχεδιάζει.

Αν θα θέλαμε να αναγνωρίσουμε όριμα πορτοκάλια και λεμόνια, τότε σωστό θα ήταν να επιλέξουμε το χρώμα σαν εκείνο το χαρακτηριστικό γνώρισμα το οποίο μπορεί να διαχωρίσει αυτές τις κατηγορίες αντικειμένων. Τα πορτοκάλια έχουν χρώμα από πορτοκαλί έως κόκκινο, ενώ τα λεμόνια είναι κίτρινα. Η λύση στο πρόβλημα επιλογής των χαρακτηριστικών του φυσικού αντικειμένου μεταβάλλεται στην περίπτωση που θέλουμε να διαχωρίσουμε λεμόνια από μπανάνες. Σε αυτή την περίπτωση βλέπουμε ότι το χρώμα δεν αποτελεί πλέον αξιόπιστη παράμετρο ταξινόμησης. Η παράμετρος που μπορεί να διαχωρίσει τις δύο ομάδες αντικειμένων είναι πλέον το σχήμα, διότι τα λεμόνια είναι κατά προσέγγιση σφαιρικά ενώ οι μπανάνες έχουν σχήμα παραμορφωμένα κυλινδρικό.

Απο τα παραδείγματα αυτά γίνεται φανερό ότι σημαντική επίδραση στην επιλογή των παραμέτρων (χαρακτηριστικών) που προσδιορίζονται από το φυσικό αντικείμενο έχει και το είδος των κατηγοριών που το σύστημα αναγνωρίζει.

2. Είναι δυνατόν να υπάρξει κάποια προεπεξεργασία (μετασχηματισμός) των μετρήσεων που λαμβάνονται από τα αντικείμενα έτσι ώστε να βελτιωθεί η αξιοπιστία της ταξινόμησης;

Ας δούμε το ακόλουθο παράδειγμα. Εστω ότι θέλουμε να κατασκευάσουμε μια μηχανή η οποία να προσδιορίζει το υλικό κατασκευής αντικειμένων. Στην διάθεσή μας έχουμε μετρήσεις των ακόλουθων χαρακτηριστικών: χρώμα, βάρος, όγκο, σχήμα, τραχύτητα επιφάνειας και ελαστικότητα.

Το σχήμα του αντικειμένου σε ελάχιστες περιπτώσεις περιέχει πληροφορία η οποία να σχετίζεται με το υλικό κατασκευής των αντικειμένων. Συνεπώς αυτή η πληροφορία δεν είναι σκόπιμο να χρησιμοποιηθεί από το σύστημα ταξινόμησης.

Οι μετρήσεις του βάρους και του όγκου δεν συσχετίζονται άμεσα με το υλικό κατασκευής. Γνωρίζουμε όμως ότι το ειδικό βάρος κάθε αντικειμένου, που υπολογίζεται από τον λόγο του βάρους προς τον όγκο, είναι μία πολύ καλή παράμετρος ταξινόμησης του υλικού από το οποίο είναι κατασκευασμένο. Κάθε υλικό έχει χαρακτηριστικό και πολλές φορές μοναδικό ειδικό βάρος. Στο σχήμα (1.3) δίνεται η δομή ενός συστήματος ταξινόμησης του υλικού κατασκευής αντικειμένων.

Απο το παράδειγμα γίνεται φανερό ότι πολλές φορές είναι απαραίτητη μια προεπεξεργασία των

μετρήσεων, έτσι ώστε να επιτευχθούν δύο στόχοι:

1. Να απορρίψουμε τις μετρήσεις των αντικειμένων οι οποίες δεν μας προσφέρουν καμμία χρήσιμη πληροφορία.
2. Να μετασχηματίσουμε τις μετρήσεις σε παραμέτρους οι οποίες να παρέχουν πληροφορία για εκείνα τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων που επιτρέπουν τον διαχωρισμό τους στις κατηγορίες που επιθυμούμε.

Σε πραγματικές εφαρμογές το πρόβλημα της προεπεξεργασίας και επιλογής των παραμέτρων γίνεται πολύπλοκότερο. Συνήθως υπάρχει στην διάθεσή μας ένα σύνολο παραμέτρων και παραδειγμάτων από τις οποίες πρέπει να διαλέξουμε ένα υποσύνολο αυτών, εξαιτίας υπολογιστικών και οικονομικών περιορισμών (το κόστος των αισθητήρων που λαμβάνουν τις μετρήσεις είναι σημαντικό σε σχέση με το συνολικό κόστος ενός αυτόματου συστήματος ταξινόμησης).

Η επιλογή των καλύτερων παραμέτρων και ο βέλτιστος μετασχηματισμός τους είναι ένα βασικό πρόβλημα που έχουμε να λύσουμε κατά την κατασκευή οποιουδήποτε συστήματος ταξινόμησης προτύπων. Δυστυχώς το πρόβλημα αυτό έχει στενή σχέση και με την μέθοδο ταξινόμησης που θα επιλεγεί, με άμεση συνέπεια την ανάγκη αλλαγής της μεθόδου ταξινόμησης όταν μεταβάλλουμε και τον τρόπο υπολογισμού του παραμετρικού διανύσματος των προτύπων.

Η προεπεξεργασία των μετρήσεων που ονομάζεται και διαδικασία εξαγωγής παραμέτρων, αποτελείται από δύο μέρη: την επιλογή των παραμέτρων και την επεξεργασία τους. Οι μέθοδοι προεπεξεργασίας των παραμέτρων περιγράφονται στο κεφάλαιο 6.

3. Ποιά είναι η πλέον κατάλληλη μέθοδος ταξινόμησης αντικειμένων;

Το πρόβλημα είναι να βρούμε μία μέθοδο επεξεργασίας του παραμετρικού διανύσματος του άγνωστου πρότυπου x η οποία να το ταξινομεί σε μία (την ω_i) από N κατηγορίες ($\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$) αντικειμένων επιλέγοντάς την με κάποιο κριτήριο βελτιστοποίησης.

Πολλές μέθοδοι έχουν προταθεί και χρησιμοποιούνται σήμερα με επιτυχία σε διαφορετικές εφαρμογές ταξινόμησης προτύπων όπως είναι η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (ταξινόμηση ομιλίας, επιβεβαίωση ομιλητή), ιατρική διάγνωση, τεχνητή όραση, συστήματα ασφαλείας, σε συστήματα ταξινόμησης στόχου με radar, sonar ή μέσω υπέρυθρης ακτινοβολίας κ.ο.κ. Το μεγάλο πλήθος των μεθόδων ταξινόμησης και επιβεβαίωσης που έχουν αναπτυχθεί μετατρέπουν συνήθως το πρόβλημα κατασκευής ενός συστήματος ταξινόμησης κυρίως σε πρόβλημα επιλογής και προσαρμογής κάποιας υπάρχουσας μεθόδου ταξινόμησης προτύπων στις ιδιαιτερότητες της εφαρμογής.

1.6 Τα περιεχόμενα του μαθήματος

Σκοπός του μαθήματος είναι η περιγραφή των σημαντικότερων μεθόδων κατασκευής αυτόματων μηχανών οι οποίες ταξινομούν αντικείμενα. Σε κάθε κεφάλαιο των σημειώσεων περιγράφεται και μία ομάδα μεθόδων ταξινόμησης προτύπων. Δίνεται μία συνοπτική επισκόπηση των βασικότερων προβλημάτων που πρέπει να αντιμετωπίσει ο σχεδιαστής ενός συστήματος ταξινόμησης ή επιβεβαίωσης προτύπων ως και των αντίστοιχων λύσεων που μπορεί να δώσει έτσι ώστε να επιτύχει το μικρότερο δυνατό σφάλμα ταξινόμησης.

Πιο συγκεκριμένα, στο επόμενο κεφάλαιο αναλύονται τα συστήματα ταξινόμησης που χρησιμοποιούν υποθέσεις που έχουν να κάνουν με την κατανομή των προτύπων στο χώρο των μετρήσεων. Γιαυτό τον λόγο αυτά τα συστήματα τα ονομάζουμε δομικά.

Στο κεφάλαιο 3 μελετώνται τα συστήματα ταξινόμησης προτύπων που περιέχουν σε κάποια βαθμίδα τους υποθέσεις που έχουν να κάνουν με την στοχαστική συμπεριφορά των προτύπων.

Στο κεφάλαιο 4 μελετώνται μη γραμμικά συστήματα ταξινόμησης προτύπων που αποτελούνται από διασυνδεδεμένες μη-γραμμικές υπολογιστικές μονάδες. Τα συστήματα είναι γνωστά με το όνομα νευρωνικά δίκτυα.

Στο κεφάλαιο 5 περιγράφονται τα συντακτικά συστήματα ταξινόμησης προτύπων και δίνονται μερικές από τις σημαντικότερες εφαρμογές τους, όπως είναι η συντακτική ανάλυση προτάσεων, η αυτόματη διόρθωση σφαλμάτων κ.ο.κ.

Στο κεφάλαιο 6 δίνονται οι μέθοδοι προεπεξεργασίας των μετρήσεων που λαμβάνονται από το πρότυπο και οι τεχνικές αντιμετώπισης του προβλήματος της επιλογής των καλύτερων παραμέτρων.

Στο τέλος κάθε κεφαλαίου δίνεται ένας ικανοποιητικός αριθμός λυμένων και άλυτων προβλημάτων, η μελέτη των οποίων βοηθά στην κατανόηση των θεμάτων που αναπτύχθηκαν και αποτελούν έναν οδηγό για την πρακτική εφαρμογή των μεθόδων.

Η βιβλιογραφία που δίνεται στο τέλος των σημειώσεων είναι ένα ανθολόγημα των πλέον πρόσφατων εργασιών που αναφέρονται σε προβλήματα και σε συστήματα αυτόματης ταξινόμησης προτύπων. Ταυτόχρονα δίνονται και κάποια χρήσιμα βιβλία για εκτενέστερη μελέτη των αντικειμένων που τίθενται στις σημειώσεις.

Για την καλύτερη κατανόηση των μεθόδων ταξινόμησης και εκπαίδευσης που παρουσιάζονται στα επόμενα κεφάλαια δίνονται παραδείγματα υλοποίησης στην γλώσσα προγραμματισμού OCTAVE. Η γλώσσα προγραμματισμού OCTAVE εκτελεί με απλό τρόπο πράξεις πινάκων και γενικότερα αριθμητικούς υπολογισμούς και μοιάζει πολύ με την MATLAB. Είναι διαθέσιμη σε διάφορα λειτουργικά συστήματα, και μπορείτε να την βρείτε με anonymous ftp στην διεύθυνση "ftp.cba.wisc.edu" στον φάκελο "/pub/octave".

