

Τ.Ε.Ι ΔΥΤΙΚΗΣ ΕΛΛΑΔΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«ΠΡΟΣΑΡΜΟΖΟΜΕΝΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΗ ΕΥΦΥΪΑ»
(Adaptive Business Intelligence)



ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΓΙΩΤΟΠΟΥΛΟΣ
ΣΠΟΥΔΑΣΤΕΣ:

Μέρκος Δημήτριος

Παπαγιάννης Λάμπρος

Ζωητός Χρήστος

ΕΙΣΑΓΩΓΗ	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ_1.....	10
1.1 Χαρακτηριστικά των σύνθετων προβλημάτων των επιχειρήσεων.....	10
1.2 Αριθμός των πιθανών λύσεων.....	10
1.3 Περιβάλλον μεταβαλλόμενου χρόνου.....	12
1.4 Πρόβλημα με ειδικούς περιορισμούς.....	13
1.5 Προβλήματα πολλαπλών στόχων.....	14
1.6 Μοντελοποίηση του προβλήματος.....	14
1.7 Ένα πραγματικό παράδειγμα.....	16
1.8 Ένα εκτεταμένο Παράδειγμα: Διανομή αυτοκινήτων.....	18
1.9 Βασική Ορολογία.....	18
1.10 Μεταχειρισμένα Αυτοκίνητα	20
1.11 Το πρόβλημα.....	21
1.13 Μεταφορές	22
1.14 Φαινόμενο Volume.....	23
1.15 Αποσβέσεις Τιμής και Αποθεμάτων.....	23
1.16 Δυναμικές αλλαγές στην αγορά.....	24
1.17 Η λύση	24
1.18 Adaptive Business Intelligence.....	27
1.19 Εξόρυξη Δεδομένων.....	28
1.19 Πρόβλεψη.....	31
1.20 Βελτιστοποίηση.....	32
1.21 Προσαρμοστικότητα.....	32
ΚΕΦΑΛΑΙΟ_2.....	33
2.1 Πρόβλεψη και βελτιστοποίηση: Πέντε βασικές μέθοδοι και μοντέλα πρόβλεψης.....	33
2.2 Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης.....	35
2.3 Μαθηματικές Μέθοδοι.....	36

2.4 Μέθοδος Απόστασης	40
2.5 Μέθοδοι Logic.....	41
2.6 Σύγχρονες Μέθοδοι Ευριστικοί.	45
2.7 Πρόσθετες Εκτιμήσεις.	45
2.8 Αξιολόγηση των Μοντέλων.	46
2.10 Οι σύγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης.....	50
2.11 Επισκόπηση.....	50
2.12 Τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης.....	56
2.13 Στοχαστική Climber Hill.....	61
2.14 Προσομοιωμένη ανόπτηση.	62
2.15 Tabu Search.....	65
2.16 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι	70
2.17 Διαχείριση Περιορισμών.	72
2.16 Πρόσθετα Θέματα.	75
2.17 Fuzzy Logic.	77
2.18 Επισκόπηση.....	78
2.19 Fuzzifier.....	79
2.20 Σύστημα συμπερασματολογίας.....	80
2.21 Αποσαφηνιστής.....	82
2.22 Συντονισμός των συναρτήσεων συμμετοχής βάση του κανόνα.	83
2.23 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.	84
2.24 Επισκόπηση.....	86
2.26 Διαφορετικοί τύποι δικτύων.....	86
2.27 Feed-Forward Νευρωνικά Δίκτυα.....	87
2.28 Περιοδικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	88
2.29 Μέθοδοι Μάθησης.....	89
2.30 Επιβλεπόμενη μάθηση.	89
2.31 Learning Methods.....	90
2.32 Μάθηση χωρίς επίβλεψη.	90
2.33 Αναπαράσταση δεδομένων.	91
2.34 Άλλες μέθοδοι και τεχνικές.	91
2.35 Γενετικός προγραμματισμός.....	91

2.36 Σύστημα μυρμηγκιών και Swarm Intelligence	94
2.37 Agent-Based Modeling.	95
2.38 Συνεξέλιξη	97
ΚΕΦΑΛΑΙΟ_3.....	100
3.1 Συστήματα διανομής αυτοκινήτων.....	100
3.2 Επισκόπηση.....	102
3.3 Graphical User Interface.	102
3.4 Διαχείριση Περιορισμών.	103
3.5 Πληροφόρηση.....	104
3.6 Ενότητα Πρόβλεψη.	105
3.7 Ενότητα Optimization-(βελτιστοποίηση).....	106
3.8 Ενότητα – Προσαρμοστικότητα.	107
3.9 Επικύρωση.	108
ΚΕΦΑΛΑΙΟ_4.....	109
4.1 Γενικά Συμπεράσματα.....	110
ΚΕΦΑΛΑΙΟ_5.....	115
5.1 Βιβλιογραφία	115

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

«Η απάντηση στο πρόβλημά μου είναι κρυμμένη στα δεδομένα μου ... αλλά δεν μπορώ να την ξεθάψω!» Αυτή η δημοφιλής δήλωση υπήρχε για χρόνια απο στελέχη επιχειρήσεων που συγκέντρωναν και αποθήκευαν τεράστιες ποσότητες δεδομένων, με την πεποίθηση ότι περιέχουν κάποιες πολύτιμες πληροφορίες σ' αυτά. Ωστόσο, στελέχη επιχειρήσεων τελικά ανακάλυψαν ότι τα ανεπεξέργαστα δεδομένα είναι σπάνιο να ωφελήσουν από μόνα τους, και ότι η πραγματική αξία τους εξαρτάται από την ικανότητα του κάθε οργανισμού να τα αναλύει σωστά. Ως εκ τούτου, προέκυψε η ανάγκη για την εύρεση συστημάτων λογισμικού ικανά να ανακτούν, να συνοψίζουν, και να ερμηνεύουν τα δεδομένα για τους τελικούς χρήστες. Η ανάγκη αυτή τροφοδότησε την εμφάνιση των εκατοντάδων εταιρειών επιχειρηματικής ευφυΐας που θα ειδικεύονται στην παροχή συστημάτων λογισμικού και υπηρεσιών για την εξαγωγή γνώσης από τα ανεπεξέργαστα δεδομένα. Με αυτό τον τρόπο αυτές οι εταιρείες επιχειρηματικής ευφυΐας θα

έχουν την δυνατότητα να βρίσκουν λύσεις και θα μπορούν να συγκεντρώνουν , να οργανώνουν και να επεξεργάζονται δεδομένα από διάφορα σημεία-πηγές της επιχείρησης έτσι ώστε να δημιουργηθεί ένα ομοιογενές και μεγάλο σε όγκο σύνολο δεδομένων που θα συντελεί στις επίκαιρες επιχειρηματικές αποφάσεις.

Κατά συνέπεια, ο γενικός στόχος των περισσότερων συστημάτων επιχειρηματικής ευφυΐας είναι:

(1) η πρόσβαση σε δεδομένα από μια ποικιλία πηγών

(2) το πώς θα μετατρέπονται τα δεδομένα αυτά σε πληροφορίες, και στη συνέχεια σε γνώσεις

(3) να παρέχετε ένα εύκολο στη χρήση γραφικό interface για να παρουσιάζεται αυτή η γνώση. Με άλλα λόγια, ένα σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας είναι υπεύθυνο για τη συλλογή και την αφομοίωση των δεδομένων, καθώς και την παρουσίαση των γνώσεων με ένα πρακτικό τρόπο (ενισχύοντας έτσι την ικανότητα του τελικού χρήστη να παίρνει σωστές αποφάσεις).



Λειτουργία σωστής επιχείρησης



**Διαδικασίες που υποστηρίζουν ένα παραδοσιακό
σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας**

Σύστημα πληροφοριών:

Σημειώνεται ότι η επιχειρηματική ευφυΐα μπορεί να οριστεί και ως η "κατάσταση" (που περιέχει γνώση) και ως η "διαδικασία" (λογισμικό υπεύθυνο για τη μετατροπή των δεδομένων σε γνώση). Παρά το γεγονός ότι διαφορετικά κείμενα έχουν καταδείξει τη σχέση μεταξύ των δεδομένων και της γνώσης με διαφορετικούς τρόπους, η διάκριση μεταξύ των δεδομένων, πληροφοριών, και της γνώσης είναι απολύτως σαφής: Τα δεδομένα συλλέγονται σε καθημερινή βάση με τη μορφή των bits, αριθμών, συμβόλων και "αντικειμένων". Οι πληροφορίες είναι «οργανωμένες με δεδομένα», τα οποία προεπεξεργάζονται, καθαρίζονται, και διοργανώνονται σε δομές. Γνώση είναι η «ολοκληρωμένη πληροφόρηση», η οποία περιλαμβάνει τα γεγονότα και τις σχέσεις που έχουν γίνει αντιληπτά. Επειδή η γνώση είναι ένα βασικό συστατικό κάθε διαδικασίας λήψης αποφάσεων (όπως το παλιό ρητό, "Η γνώση είναι δύναμη!"), πολλές επιχειρήσεις έχουν την αποκτηση γνώσης ως τελικό τους στόχο. Αλλά φαίνεται ότι η γνώση δεν είναι πλέον αρκετή. Μια επιχείρηση μπορεί να "ξέρει" πολλά για τους πελάτες της - μπορεί να έχει εκατοντάδες διαγράμματα και γραφικές παραστάσεις που οργανώνουν τους πελάτες της από την ηλικία, τις προτιμήσεις, τις γεωγραφικές θέσεις, και το ιστορικό πωλήσεων - αλλά οι διαχειριστές μπορεί να μην είναι ακόμα σίγουροι για το τι απόφαση να πάρουν. Και εδώ έγκειται η διαφορά μεταξύ της "υποστήριξης της λήψης αποφάσεων" και της «λήψης αποφάσεων»: όλη η γνώση του κόσμου δεν θα εγγυάται την καλύτερη απόφαση.

Επιπλέον, πρόσφατη έρευνα στην ψυχολογία δείχνει ότι ευρέως διαδεδομένες πεποιθήσεις μπορούν στην πραγματικότητα να παρεμποδίσουν τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Για παράδειγμα, κοινές πεποιθήσεις όπως "όση περισσότερη γνώση έχουμε, τόσο το καλύτερο για μας θα είναι," επιπλέον θα πρέπει να μπορούμε να διακρίνουμε μεταξύ της ωφέλιμης και άχρηστης γνώσης η οποία δεν μπορεί να υποστηρίξονται από εμπειρικά αποδεικτικά στοιχεία. Έχοντας περισσότερες γνώσεις αυξάνουμε απλώς την εμπιστοσύνη μας, αλλά δεν βελτιώνουμε την ακρίβεια των αποφάσεών μας. Ομοίως, οι άνθρωποι που παριέχονται με "καλή" και "κακή" γνώση συχνά έχουν πρόβλημα να διακρίνουν μεταξύ των δύο, αποδεικνύοντας ότι η περιττή γνώση μειώνει την αποτελεσματικότητά μας στη λήψη αποφάσεων.

Σήμερα, οι περισσότεροι διευθυντές επιχειρήσεων συνειδητοποιούν το χάσμα που υπάρχει μεταξύ του να έχεις τη σωστή γνώση και του να πάρεις τη σωστή απόφαση. Το μέλλον της επιχειρηματικής ευφυΐας βρίσκεται σε συστήματα που μπορούν να δώσουν απαντήσεις και προτάσεις, αντί για αναχώματα της γνώσης με τη μορφή των αναφορών. Το μέλλον της επιχειρησιακής νοημοσύνης βρίσκεται σε συστήματα που μπορούν να πάρουν αποφάσεις! Ως αποτέλεσμα, υπάρχει μια νέα αναδυόμενη τάση στην αγορά που ονομάζεται Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα.

Εκτός από την εκτέλεση του ρόλου της παραδοσιακής επιχειρηματικής ευφυΐας (μετατροπή δεδομένων σε γνώση), η Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα, περιλαμβάνει επίσης την διαδικασία λήψης αποφάσεων, η οποία βασίζεται στην πρόβλεψη και τη βελτιστοποίηση:

Ενώ η επιχειρηματική ευφυΐα συχνά ορίζεται ως «μια ευρεία κατηγορία εφαρμογής προγραμμάτων και τεχνολογιών για τη συλλογή, την αποθήκευση, την ανάλυση, και την παροχή πρόσβασης στα στοιχεία». Ο όρος Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα μπορεί να οριστεί ως «η χρήση πρόβλεψης και βελτιστοποίησης για την κατασκευή συστημάτων που αυτοενημερώνονται και παίρνουν αποφάσεις.

Προσαρμοστικά συστήματα Επιχειρηματικής Ευφυΐας περιλαμβάνουν στοιχεία εξόρυξης δεδομένων, προγνωστική μοντελοποίηση, πρόβλεψη, βελτιστοποίηση και την προσαρμοστικότητα, και χρησιμοποιούνται από τους διαχειριστές των επιχειρήσεων για να λαμβάνουν καλύτερες αποφάσεις.

Αυτή η σχετικά νέα προσέγγιση της επιχειρηματικής ευφυΐας είναι ικανή να συνιστά την καλύτερη πορεία δράσης (βασίζεται σε δεδομένα του παρελθόντος), αλλά το κάνει με έναν πολύ ιδιαίτερο τρόπο: Ένα προσαρμοστικό σύστημα Επιχειρηματικής Ευφυΐας ενσωματώνει πρόβλεψη και βελτιστοποίηση για να συστήσει σχεδόν βέλτιστες αποφάσεις, και μια ενότητα προσαρμοστικότητας για βελτίωση των μελλοντικών συστάσεων. Τέτοια συστήματα μπορεί να βοηθήσουν τους διαχειριστές των επιχειρήσεων να αποφασίσουν πως θα αυξήσουν την αποτελεσματικότητα, την παραγωγικότητα και την ανταγωνιστικότητα. Επιπλέον, η σημασία της προσαρμοστικότητας μπορεί να είναι υπερβολική μεγάλη. Δεν θα ήταν υπέροχο να χρησιμοποιήσετε ένα σύστημα λογισμικού που θα μπορούσε να προσαρμόζεται στις αλλαγές της αγοράς; Ένα σύστημα λογισμικού που θα μπορούσε να βελτιώνεται με το χρόνο; Η έννοια της προσαρμοστικότητας κερδίζει σίγουρα δημοτικότητα, και όχι μόνο στον τομέα του λογισμικού. Έχει ήδη εισαχθεί σε όλα τα αυτόματα κιβώτια αυτοκινήτων (τα οποία προσαρμόζονται στην

αλλαγή των ταχυτήτων τους από τις συνήθειες ενός οδηγού με συγκεκριμένο στυλ οδήγησης), παπούτσια για τρέξιμο (που προσαρμόζουν το επίπεδο απορρόφησης των κραδασμών τους σε ένα δρομέα σύμφωνα με το μέγεθος και το διασκελισμό του), σε μηχανές αναζήτησης του Διαδικτύου (οι οποίες προσαρμόζουν τα αποτελέσματα αναζήτησης τους σε προτιμήσεις του χρήστη σύμφωνα με το προηγούμενο ιστορικό αναζήτησης). Τα προϊόντα αυτά είναι πολύ ελκυστικά για τους μεμονωμένους καταναλωτές, γιατί, παρά την μαζική παραγωγή τους, είναι ικανά για την προσαρμογή τους στις προτιμήσεις του κάθε μοναδικού ιδιοκτήτη μετά από κάποια χρονική περίοδο.

Σίγουρα, η προσαρμοστικότητα είναι εδώ για να μείνει. Πρόκειται για ένα ζωτικής σημασίας συστατικό του κάθε νοήμων συστήματος, καθώς είναι δύσκολο να υποστηρίξει κανείς ότι το σύστημα είναι "έξυπνο", αν δεν έχει το ικανότητα προσαρμογής. Για τους ανθρώπους, η σημασία της προσαρμοστικότητας είναι προφανής: η ικανότητά μας να προσαρμοζόμαστε ήταν ένα βασικό στοιχείο στην εξελικτική διαδικασία. Στην περίπτωση της τεχνητής νοημοσύνης ως εξετάσουμε ένα πρόγραμμα σκακιού που είναι σε θέση να νικήσει όλους τους σκακιστές: Είναι αυτό το πρόγραμμα ευφυές; Μάλλον όχι. Μπορούμε να αποδόσουμε την αποτελεσματικότητα του προγράμματος για την ικανότητά του να αξιολογήσει την τρέχουσα κατάσταση σε ένα πλήθος πιθανών «μελλοντικών καταστάσεων» πριν από την επιλογή των καλύτερων κινήσεων. Ωστόσο, επειδή το πρόγραμμα δεν μπορεί να μάθει ή να προσαρμοστεί στους νέους κανόνες, το πρόγραμμα θα χάσει την αποτελεσματικότητά του, αν οι κανόνες του παιχνιδιού αλλάξουν ή τροποποιηθούν.

Ως εκ τούτου, επειδή το πρόγραμμα δεν είναι σε θέση να προσαρμοστεί σε νέους κανόνες, το πρόγραμμα δεν είναι ευφυές. Το ίδιο ισχύει και για κάθε έμπειρο σύστημα. Κανείς δεν αμφισβητεί τη χρησιμότητα των έμπειρων συστημάτων σε ορισμένα περιβάλλοντα (που είναι συνήθως καλά καθορισμένα και στατικά), αλλά τα έμπειρα συστήματα που είναι σε θέση μάθησης και προσαρμογής δεν πρέπει να ονομάζονται «Εξυπνα»! Μερικές γνώσεις έχουν προγραμματιστεί μέσα, αυτό είναι όλο.

Δεν είναι έκπληξη το γεγονός ότι οι βασικές συνιστώσες της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας, διαφαίνονται ήδη σε άλλους τομείς των επιχειρήσεων. Για παράδειγμα, η Six Sigma μεθοδολογία είναι ένα μεγάλο παράδειγμα μιας καλά δομημένης μεθοδολογίας, που βασίζεται σε δεδομένα για την εξάλειψη των ελαττωμάτων, των αποβλήτων και τον έλεγχο της ποιότητας των προβλημάτων σε πολλές βιομηχανίες.

Η SAS Institute προτείνει άλλη μεθοδολογία, η οποία είναι περισσότερο προσανατολισμένη προς τις δραστηριότητες της εξόρυξης δεδομένων.

Και πάλι, να σημειώσουμε ότι η παραπάνω ακολουθία είναι πολύ κοντά σε ένα άλλο μέρος του διαγράμματος μας, καθώς περιγράφει (με περισσότερες λεπτομέρειες) τη μετατροπή από τα δεδομένα σε γνώση. Αυτό δεν είναι έκπληξη, το γεγονός ότι οι επιχειρήσεις έχουν τη διάθεση να δώσουν ιδιαίτερη έμφαση στις περιοχές αυτές, επειδή καλύτερες αποφάσεις συνήθως μεταφράζονται σε καλύτερες οικονομικές επιδόσεις. Και οι καλύτερες οικονομικές επιδόσεις είναι ό,τι η Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα στοχεύει ακριβώς. Τα προβλήματα που έχουν πολύπλοκα δεδομένα, που σε μεταβαλλόμενο χρόνο και περιβάλλον, έχουν πολλούς (ενδεχομένως αντικρουόμενους) στόχους, και όπου ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι πολύ μεγάλος για να απαριθμηθούν. Η επίλυση αυτών των προβλημάτων απαιτεί ένα σύστημα που περιλαμβάνει ενότητες για την πρόβλεψη, τη βελτιστοποίηση και την προσαρμοστικότητα.

Στα συνέχεια, θα συζητήσουμε αυτές τις ενότητες με κάθε λεπτομέρεια, για να δούμε πώς συνδυάζονται για να δημιουργήσουν ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ_1

1.1 Χαρακτηριστικά των σύνθετων προβλημάτων των επιχειρήσεων.

Η δήλωση «Τα σύνθετα προβλήματα των επιχειρήσεων είναι δύσκολο να επιλυθούν» είναι τόσο προφανής που δεν απαιτεί καμία δικαιολογία. Μια πιο προσεκτική ματιά σε οποιοδήποτε πραγματικό πρόβλημα στον κόσμο των επιχειρήσεων, είτε στον τομέα της διανομής, της διατήρησης των πελατών, ή της ανίχνευσης της απάτης, θα γίνει μάρτυρας σε αυτή την ολοφάνερη αλήθεια. Τα πιο σύνθετα προβλήματα των επιχειρήσεων έχουν το εξής χαρακτηριστικό, το οποίο είναι ο λόγος που είναι τόσο δύσκολο να επιλυθούν: Ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι τόσο μεγάλος ώστε να αποκλείει μια πεπερασμένη αναζήτηση την καλύτερη απάντηση. Με άλλα λόγια, ο αριθμός των πιθανών κατανομών, διαδρομών, απάτης, ή τα σχέδια μεταφοράς είναι τόσο μεγάλα, που αν το πρόγραμμα εξετάζει όλες τις δυνατότητες που υπάρχουν θα πάρει πολλούς αιώνες σε χρόνο υπερυπολογιστών. Το πρόβλημα υπάρχει σε ένα χρόνο-μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Αυτό σημαίνει ότι η χθεσινή απόφαση, αν και η βέλτιστη, μπορεί να είναι μακριά από το βέλτιστο σήμερα. Το πρόβλημα είναι εξαιρετικά περιορισμένο. Μερικές φορές η εξεύρεση έστω και μιας εφικτής λύσης (δηλαδή, μιας λύσης που να ικανοποιεί όλους τους ειδικούς περιορισμούς των προβλημάτων), είναι αρκετά δύσκολη. Υπάρχουν πολλοί (ενδεχομένως αντικρουόμενοι) στόχοι. Για παράδειγμα, ο στόχος σε πολλά προβλήματα προγραμματισμού είναι να ελαχιστοποιηθεί τόσο ο χρόνος όσο και το κόστος, αλλά αυτοί οι δύο στόχοι εργάζονται εναντίον του άλλου (όπως μείωση του χρόνου συνήθως οδηγεί σε αύξηση του κόστους, και το αντίστροφο). Για να επιτραπεί στους διαχειριστές των επιχειρήσεων να ελέγχουν αποτελεσματικά αυτές τις ανταλλαγές, τα προβλήματα αυτά μπορούν να απαιτήσουν μια ολόκληρη σειρά λύσεων (και όχι μια ενιαία λύση).

Φυσικά, η παραπάνω λίστα μπορεί να επεκταθεί για να συμπεριλάβει πολλά άλλα χαρακτηριστικά, όπως ελλιπείς πληροφορίες (π.χ., τα αναγκαία δεδομένα δεν είχαν καταγραφεί), θορυβοί δεδομένων (π.χ., τα δεδομένα περιέχουν στρογγυλεμένα αριθμητικά στοιχεία και εκτιμήσεις), και η αβεβαιότητα (π.χ. χαρακτηριστικά των σύνθετων προβλημάτων των επιχειρήσεων είναι ότι τα δεδομένα δεν είναι αξιόπιστα). Ωστόσο, τα τέσσερα κύρια χαρακτηριστικά που αναφέρθηκαν παραπάνω επαρκούν για τους σκοπούς μας, ας συζητήσουμε το καθένα από αυτά με τη σειρά.

1.2 Αριθμός των πιθανών λύσεων.

Ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να βρούμε την καλύτερη λύση σε ένα πρόβλημα με την εξάρτηση 100 μεταβλητών. Για να στέκει αυτό το απλό παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι κάθε μία από τις αποφάσεις αυτές των μεταβλητών είναι δυαδική (δηλαδή, κάθε μεταβλητή απόφαση λαμβάνει μία από τις δύο πιθανές λύσεις, όπως «ναι» ή «όχι»). Κάθε πιθανός συνδυασμός αυτών των 100 μεταβλητών παράγει κάποιο αποτέλεσμα, το οποίο μπορούμε να αξιολογήσουμε με την ετικέτα "μέτρο της ποιότητας των αποτελεσμάτων". Ας υποθέσουμε, για παράδειγμα, ότι μία αλληλουχία όπως η: "ναι" και "ναι" και "όχι" και "όχι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" & ... & "ναι" παράγει μια βαθμολογία ποιότητας μέτρου 17,3, ενώ η ακολουθία: "ναι" και "όχι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" & ... & "όχι" παράγει μια βαθμολογία ποιότητας με μέτρο 18.1. Όσο υψηλότερη είναι η βαθμολογία του μέτρου της ποιότητας, τόσο καλύτερη είναι η

λύση, εξου και η τελευταία αυτή λύση είναι καλύτερη από την πρώτη. Το έργο μας είναι να βρούμε το συνδυασμό των τιμών για τις 100 μεταβλητές που παράγουν την υψηλότερη δυνατή βαθμολογία όσων αφορά την ποιότητα. Με άλλα λόγια, θα θέλαμε να βρούμε μια λύση.

Αυτό δεν μπορεί να βελτιωθεί. Αν δεν έχουμε καμία πρόσθετη ειδική γνώση του προβλήματος, η προσέγγισή μας θα μπορούσε να αξιολογήσει ένα πρόγραμμα με όλους τους πιθανούς συνδυασμούς. Ωστόσο, ο αριθμός των πιθανών συνδυασμών είναι τεράστιος. Παρά το γεγονός ότι κάθε μεταβλητή μπορεί να λάβει μόνο μία από τις δύο τιμές ("ναι" ή "όχι"), ο αριθμός των πιθανών λύσεων αυξάνεται με εκθετικό ρυθμό: υπάρχουν τέσσερις συνδυασμοί (2×2) για δύο μεταβλητές, οκτώ συνδυασμοί ($2 \times 2 \times 2$) για τρεις μεταβλητές, και ούτω καθεξής. Με 100 μεταβλητές, υπάρχουν $2 \times 2 \times 2 \dots \times 2$ (100 φορές) συνδυασμούς - ένας αριθμός που αντιστοιχεί σε 10^{30} . Η αξιολόγηση όλων αυτών των συνδυασμών είναι απλώς αδύνατη. Ακόμα κι αν είχαμε έναν υπολογιστή που θα μπορούσε να δοκιμάσει 1.000 συνδυασμούς ανά δευτερόλεπτο, και άρχιζε να τους δοκιμάζει ένα δισεκατομμύριο χρόνια πριν, θα αξιολογούνταν λιγότερο από 1% από τις πιθανές λύσεις μέχρι σήμερα!

Ας δούμε ένα άλλο παράδειγμα, το περίφημο πρόβλημα πλασιέ. Εννοιολογικά, το πρόβλημα είναι πολύ απλό: σ'ένα ταξίδι με τη μικρότερη δυνατή απόσταση, η πωλητής πρέπει να επισκεφθεί κάθε πόλη στην επικράτειά του (ακριβώς μία φορά) και στη συνέχεια να επιστρέψει στην πατρίδα του.

Με επτά πόλεις, το πρόβλημα έχει 360 πιθανές λύσεις, και το καθιστά σχετικά εύκολο να λυθεί. Ωστόσο, με την προσθήκη μερικών περισσότερων πόλεων, ο αριθμός αυτός αυξάνεται επίσης εκθετικά.

Για να δούμε την αύξηση των πιθανών λύσεων,ας σκεφτούμε το εξής:

- I. 10 πόλεις - 181.440 πιθανές λύσεις.
- II. 20 πόλεις - περίπου 10^{16} πιθανές λύσεις.
- III. 50 πόλεις - περίπου 10^{62} πιθανές λύσεις.

Για λόγους σύγκρισης, ο πλανήτης μας κατέχει περίπου 10^{21} λίτρα νερού, έτσι για 50 πόλεις το πρόβλημα έχει έναν αφάνταστα μεγάλο αριθμό λύσεων. Ο αριθμός των πιθανών λύσεων σε ένα πρόβλημα με 100 πόλεις υπερβαίνει (κατά πολλές τάξεις μεγέθους) τον εκτιμώμενο αριθμό των ατόμων σε όλο το σύμπαν! Ας σημειώσουμε, επίσης, ότι στον πραγματικό κόσμο τα περισσότερα προβλήματα των επιχειρήσεων είναι πολύ πιο περίπλοκα από αυτό (από την άποψη των πιθανών λύσεων). Αυτά ορίζονται από έναν πολύ μεγαλύτερο αριθμό μεταβλητών, και συνήθως αυτές οι μεταβλητές λαμβάνουν περισσότερες τιμές από ότι απλά "ναι" ή "όχι". Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι πραγματικά αστρονομικός.



Πως θα βρούμε την καλύτερη λύση σε ένα πρόβλημα

Έτσι, πώς μπορούν οι διευθυντές των επιχειρήσεων να εντοπίσουν τις βέλτιστες λύσεις σε αυτά τα προβλήματα; Επειδή ο αριθμός των πιθανών κατανομών, οι διαδρομές, οι κανόνες για τις απάτες, ή τα σχέδια μεταφοράς θα μπορούσαν να είναι τόσο μεγάλα ώστε να εξεταστούν όλες οι δυνατότητες (ακόμη και με τους ταχύτερους υπερυπολογιστές) θα πάρει πολλούς αιώνες στην καλύτερη περίπτωση, για μια διεξοδική έρευνα που βασίζεται σε υπολογιστική ισχύ. Σαφώς αυτό και δεν είναι η απάντηση. Στα συνέχεια, θα συζητήσουμε το πρόβλημα των επιχειρήσεων στον πραγματικό κόσμο, όπου ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι πολύ μεγαλύτερος από τους αριθμούς που παρουσιάζονται εδώ, και θα δείξουμε πώς αυτά τα προβλήματα μπορούν να λυθούν χρησιμοποιώντας ένα προσαρμοζόμενο σύστημα Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

1.3 Περιβάλλον μεταβαλλόμενου χρόνου.

Διευθυντικά στελέχη των επιχειρήσεων γνωρίζουν ότι η αγορά δεν είναι στατική, και παρόλα αυτά λαμβάνουν στατικά στιγμιότυπα από τα προβλήματα που προσπαθούν να λύσουν. Ένα στιγμιότυπο είναι μια καλή εκκίνηση για την ανάλυση και την κατανόηση ενός προβλήματος, αλλά δίνει μια ψευδή εικόνα. Επειδή τα προβλήματα των επιχειρήσεων του πραγματικού κόσμου βρίσκονται σε περιβάλλον μεταβαλλόμενου χρόνου, είναι σημαντικό για την αντιμετώπιση τους να λαμβάνεται υπ όψιν ο παράγοντας του χρόνου. Για να φανεί αυτό το σημείο, ας εξετάσουμε ένα πραγματικό πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή με πολλά φορτηγά παράδοσης. Εάν το πρόβλημα αναλυθεί προσεκτικά σε μια σειρά από γραμμές διανομής διαπιστώνεται ότι η ποιότητα αυτών των δρομολογίων θα επηρεαστεί από πολλούς κυκλικούς παράγοντες (όπως ώρες αιχμής, το Σαββατοκύριακο, κυκλοφοριακές συνθήκες, καιρικές και οδικές, και ούτω καθεξής), και από τυχαία γεγονότα (όπως οι απεργίες ή τα ατυχήματα με το φορτηγό παράδοσης). Επειδή το πρόβλημα επηρεάζεται από τόσους πολλούς περιβαλλοντικούς παράγοντες, οποιαδήποτε λύση σε ένα στατικό στιγμιότυπο του προβλήματος αυτού θα μπορούσε να αποδειχθεί άχρηστη. Υπάρχουν κάποια επιπλέον θέματα που σχετίζονται με χρονικά μεταβαλλόμενες συνθήκες που αξίζει να σημειωθούν. Για παράδειγμα, φανταστείτε ότι εξετάζουμε την εφαρμογή μιας λύσης A και B

Ποια από αυτές τις δύο λύσεις θα επιλέγαμε; Λοιπόν, το θέμα φαίνεται τετριμμένο: Επειδή η λύση Β έχει μεγαλύτερο σκορ στο μέτρο ποιότητας, η λύση Β είναι καλύτερη από ό,τι η Α. Αν και αυτή η δήλωση είναι αληθινή, η Β λύση είναι καλύτερη από την Α η απάντηση δεν μπορεί να είναι τόσο απλή. Μπορεί η λύση Α να "κάθεται" σε μια σχετικά επίπεδη κορυφή, ενώ η Β λύση "κάθεται" σε μια πολύ στενή κορυφή:

Μπορούμε να ερμηνεύσουμε τα παραπάνω ως εξής: η Β λύση είναι καλύτερη από τη λύση Α (δεν υπάρχει καμία αμφιβολία γι' αυτό), αλλά αν είμαστε αναγκασμένοι να τροποποιήσουμε τη Β λύση για κάποιο λόγο (λόγω βλάβης του εξοπλισμού, κακές καιρικές συνθήκες, απεργία εργασίας, κλπ.), τότε η ποιότητα της Β θα επιδεινωθεί πολύ γρήγορα. Η λύση Α, από την άλλη πλευρά, είναι πολύ πιο "σταθερή", με την έννοια ότι μπορεί να ανεχθεί αλλαγές και τροποποιήσεις χωρίς μια απότομη πτώση στην ποιότητα. Δεδομένου ότι η λύση Α είναι λιγότερο επικίνδυνη από τη Β, θα πρέπει να επιλέξουμε επομένως την "καλύτερη" λύση Β.

1.4 Πρόβλημα με ειδικούς περιορισμούς.

Όλα τα προβλήματα του πραγματικού κόσμου των επιχειρήσεων έχουν περιορισμούς κάποιου είδους, και αν μια συγκεκριμένη λύση δεν πληροί αυτούς τους περιορισμούς τότε δεν μπορούμε να εξετάσουμε αυτή τη λύση. Προβλήματα προγραμματισμού μπορούν να χρησιμεύσουν ως ένα καλό παράδειγμα περιορισμών του πραγματικού κόσμου. Για παράδειγμα, αν εξεταστεί το πρόβλημα των πληρωμάτων των αεροπορικών εταιρειών προγραμματισμού για διάφορες πτήσεις. Πρώτον, θα πρέπει να γίνει μια λίστα με όλες τις πτήσεις που απαιτούν υπηρεσίες, μαζί με όλες τα απαιτήσεις για τις πτήσεις αυτές (όπως τα επίπεδα δεξιοτήτων, τον αριθμό των μελών του πληρώματος, και κ.ο.κ.). Στη συνέχεια, χρειαζόμαστε μια βάση δεδομένων όλων των διαθέσιμων μελών του πληρώματος, μαζί με τις προτιμήσεις και τα χαρακτηριστικά τους. Μόλις έχουμε όλες αυτές τις πληροφορίες, χρειαζόμαστε να βρούμε την "καλύτερη" ανάθεση των επιμέρους μελών του πληρώματος σε διαφορετικές πτήσεις – αλλά τι σημαίνει η "καλύτερη"; Λοιπόν, σε αυτή την περίπτωση μπορεί να σημαίνει το κόστος της εφαρμογής, τα χρονοδιαγράμματα, την ευελιξία σε αλλαγές / αντικαταστάσεις, τον βαθμό στον οποίο το προσωπικό είναι ικανοποιημένο σύμφωνα με τις προτιμήσεις, κλπ. Σημειώστε, ωστόσο, ότι το τελικό χρονοδιάγραμμα πρέπει να πληρεί μερικούς ειδικούς περιορισμούς, όπως: Ένα μέλος του πληρώματος δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε δύο πτήσεις την ίδια στιγμή. Τα μέλη του πληρώματος που έχουν προγραμματιστεί για μια συγκεκριμένη πτήση πρέπει να πληρούν ορισμένες απαιτήσεις (π.χ., ο πλοίαρχος πρέπει να έχει άδεια για να λειτουργήσει το συγκεκριμένο αεροπλάνο, ο αριθμός αεροσυνοδών πρέπει να αντιστοιχεί με την ποιότητα του αεροπλάνου), διάφορους νόμους και κανονισμούς, που θα μπορούσαν να απαιτούν κάποια ελάχιστη στάση για τα μέλη του πληρώματος μεταξύ των πτήσεων.

Αυτά είναι παραδείγματα των ειδικών περιορισμών, όπου η εφικτή λύση δεν μπορεί να παραβιαστεί. Πέραν των ειδικών περιορισμών, υπάρχουν επίσης πολλοί μαλακοί περιορισμοί. Αυτοί αντιπροσωπεύουν απαιτήσεις που δεν είναι υποχρεωτικές, αλλά «καλό είναι να υπάρχουν», όπως: Παροχή στα μέλη του πληρώματος πέντε συνεχόμενων ημερών ανάπαυσης κάθε μήνα. Ελαχιστοποίηση του χρόνου αναμονής. Παρόμοιες εκτιμήσεις ισχύουν και για το πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή: οι περιορισμοί περιλαμβάνουν όρια των δυνατοτήτων τους, τον χρόνο οδήγησης, κλπ. Ορισμένοι των περιορισμών αυτών είναι σκληροί (π.χ., δεν

μεταφέρουν χημικά προϊόντα και τα τρόφιμα από κοινού για το ίδιο φορτηγό), ενώ άλλοι είναι μαλακοί (π.χ., προτιμήσεις προσωπικού). Κατά την επίλυση του προβλήματος, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε στη συνέχεια αυτά τα βάρη για να υπολογίσουμε την τελική βαθμολογία του μέτρου ποιότητας για κάθε πιθανή λύση.

1.5 Προβλήματα πολλαπλών στόχων.

Είναι αρκετά ασυνήθιστο για κάθε πραγματικό πρόβλημα των επιχειρήσεων να έχουν μόνο ένα στόχο. Σκεφτείτε, για παράδειγμα, ποιοι είναι οι στόχοι για την βελτιστοποίηση της παραγωγής;

Οι στόχοι μπορεί να περιλαμβάνουν την ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής και την ελαχιστοποίηση των αποβλήτων υλικών. Σημειώστε, ωστόσο, ότι οι στόχοι αυτοί μπορεί να "λειτουργήσουν" ο ένας εναντίον του άλλου, όπως η ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής μπορεί να προκαλέσει μια αύξηση των αποβλήτων υλικών, και το αντίστροφο.

Αυτή η προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ένα μεγαλύτερο αριθμό στόχων, αλλά θα μπορούσε να είναι δύσκολο να βρει ο κοινός παρονομαστής για ορισμένους από αυτούς τους στόχους, εφόσον περιλαμβάνουν κριτήρια όπως "υγεία και ασφάλεια."

Αν έχουμε μια σειρά από πιθανές λύσεις για αυτό το πολλαπλών στόχων πρόβλημα, τότε ενδέχεται να είναι βολικό να ταξινομήσουμε αυτές τις λύσεις σε κυριαρχες λύσεις και μη. Μια λύση είναι κυρίαρχη (δηλαδή, μια λύση που ικανοποιεί όλα τα προβλήματα με ειδικούς περιορισμούς) όταν είναι

- Τουλάχιστον εξίσου καλή σε σχέση με κάθε στόχο, και
- Είναι απολύτως καλύτερη σε σχέση με τουλάχιστον έναν στόχο.

Μια λύση που δεν κυριαρχείται από οποιαδήποτε άλλη εφικτή λύση ονομάζεται μη κατώτερη λύση. Για να αποφασίσουμε μεταξύ αυτών των μη-κυριαρχούμενων λύσεων, είτε ανθρώπινη εμπειρία χρησιμοποιείται για την εξεύρεση κοινών παρονομαστών ή κάποιο υψηλότερο επίπεδο γνώσεων.

Για παράδειγμα, μπορεί να εκτιμηθεί η σχετική σημασία του κάθε στόχου, είτε με την επιβολή κατάταξης για όλους τους στόχους και στη συνέχεια επιλέγοντας λύσεις που ακολουθούν αυτή την κατάταξη. Μια άλλη επιλογή θα ήταν να επιλέξουμε τον πιο σημαντικό στόχο και στη συνέχεια να μετατρέψουμε τις υπόλοιπες στόχους σε περιορισμούς που πρέπει να πληρούνται. Πολύ συχνά, η προσέγγιση που επιλέγεται εξαρτάται απ' το πρόβλημα.

1.6 Μοντελοποίηση του προβλήματος

Η διαδικασία επίλυσης προβλημάτων αποτελείται από δύο ξεχωριστά στάδια:

- Τη δημιουργία ενός μοντέλου του προβλήματος, και
- Χρήση του μοντέλου για αναζήτηση λύσης;

Λόγω αυτής της διαδικασίας των δύο σταδίων, πρέπει να συνειδητοποιήσουμε ότι έχουμε μόνο

εύρεση λύσης με το μοντέλο του προβλήματος. Εάν το μοντέλο είναι ακριβές, τότε η λύση θα έχει νόημα. Αλλά αν το μοντέλο έχει πάρα πολλές ασαφείς υποθέσεις και προσεγγίσεις, η λύση μπορεί να είναι χωρίς νόημα. Ας εξετάσουμε το ακόλουθο παράδειγμα: Ας υποθέσουμε ότι μια εταιρεία έχει 80 αποθήκες και 5 κέντρα διανομής. Και κάθε δυνατή διαδρομή ανάμεσα σε κάθε αποθήκη και κέντρο διανομής έχει ένα μετρήσιμο κόστος μεταφοράς. Το σχήμα αυτής της συνάρτησης κόστους εξαρτάται από μία ποικιλία παραγόντων, συμπεριλαμβανομένης της απόστασης μεταξύ της αποθήκης και το κέντρο διανομής, της ποιότητας του δρόμου, την πυκνότητα της κυκλοφορίας, τον αριθμό των απαιτούμενων στάσεων, το μέσο όρο ταχύτητας, και ούτω καθεξής. Το μοντέλο μεταφοράς μεταξύ της αποθήκης 22 και του κέντρου διανομής 4 μπορεί να είναι: Σε αυτό το μοντέλο, το κόστος είναι μηδέν όταν δεν υπάρχει παράδοση. Σε περίπτωση που παραδίδονται μέχρι 10 αντικείμενα, τότε θα επιβαρύνονται με ένα σταθερό κόστος \$ 250 και ένα πρόσθετο κόστος 50 ευρώ ανά στοιχείο που στέλνεται (Επομένως, το κόστος για την παράδοση των έξι στοιχείων θα είναι $\$ 250 + (6 \times 50 \$) = 550 \$$). Ωστόσο, αν μεταφέρονται 11 ή περισσότερα στοιχεία (αλλά όχι πάνω από 20), πρέπει να χρησιμοποιήσουμε δύο φορτηγά. Σε αυτή την περίπτωση, το κόστος είναι \$ 700 για 10 αντικείμενα, ενώ επιπλέον \$ 250 για το δεύτερο φορτηγό, και \$ 50 ανά κάθε πρόσθετο στοιχείο (φυσικά, η πραγματική κατάσταση θα μπορούσε να είναι πιο περίπλοκη από αυτό, με τα φορτηγά που έχουν διαφορετικές ικανότητες, ωραρίων, κλπ.). Δεδομένων των ανωτέρω παραδοχών, μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα μοντέλο του όλου προβλήματος :

Όλες οι μεταβλητές του προβλήματος: Σε αυτή την περίπτωση, υπάρχουν 400 μεταβλητές (80 αποθήκες X 5 κέντρα διανομής), με την κάθε μεταβλητή να δείχνει τον αριθμό των στοιχείων που πρέπει να σταλούν από κάθε αποθήκη σε κάθε κέντρο διανομής. Οι περιορισμοί που καθορίζουν μια εφικτή λύση θα μπορούσαν να είναι:

- Καμία μεταφορά από κάθε αποθήκη δεν μπορεί να υπερβαίνει τον αριθμό των διαθέσιμων στοιχείων στην εν λόγω αποθήκη
- Η συνολική αποστολή σε οποιοδήποτε κέντρο διανομής πρέπει να ικανοποιήσει τη ζήτηση

(Δηλαδή, η συνολική μεταφορά είναι τουλάχιστον ίση με τον αριθμό των παραγγελθέντων στοιχείων). Ο στόχος, σε αυτό το συγκεκριμένο παράδειγμα, θα μπορούσε να ασχολείται με την ελαχιστοποίηση του συνολικό κόστος μεταφοράς. Αν το μοντέλο μας για τη μεταφορά αντικειμένων μεταξύ αποθήκης 22 και του κέντρου διανομής 4 περιγράφει με ακρίβεια την κατάσταση του πραγματικού κόσμου, τότε μπορούμε να κατασκευάσουμε παρόμοια μοντέλα για τις άλλες αποθήκες και τα κέντρα διανομής. Αλλά τέτοια ακριβή μοντέλα μπορεί να αποδειχθούν ότι είναι περιορισμένης χρησιμότητας. Γιατί; Για τους αρχάριους, η συνάρτηση κόστους στο συγκεκριμένο μοντέλο είναι ασυνεχής και οι ασυνέχειες παρουσιάζουν σοβαρές δυσκολίες για τις παραδοσιακές τεχνικές βελτιστοποίησης. Ως εκ τούτου, τα αποτελέσματα που θα λάβουμε από τη χρήση παραδοσιακών τεχνικών για τις λειτουργίες αυτές είναι πιθανό να είναι αρκετά κακά. Και αν δεν μπορεί κανείς να αντλήσει μια λύση που βασίζεται σε αυτό το μοντέλο, το μοντέλο – όσο τέλειο και να είναι – είναι άχρηστο για να αποφασίσει τι να κάνει!

Λοιπόν, τι επιλογές έχουμε; Μπορούμε να προσπαθήσουμε να απλοποιήσουμε το μοντέλο έτσι ώστε οι παραδοσιακές τεχνικές βελτιστοποίησης να παράγουν καλύτερες λύσεις, ή μπορούμε να κρατήσουμε το μοντέλο αμετάβλητο και να χρησιμοποιήσουμε μια μη παραδοσιακή προσέγγιση για την εξεύρεση μιας σχεδόν άριστης λύσης. Έτσι με ένα διαφορετικό τρόπο, η πρώτη

προσέγγιση να χρησιμοποιεί ένα κατά προσέγγιση μοντέλο του προβλήματος, και, στη συνέχεια να βρίσκει την ακριβή λύση για αυτό το κατά προσέγγιση μοντέλο: και η δεύτερη προσέγγιση να χρησιμοποιεί ένα ακριβές μοντέλο του προβλήματος και, στη συνέχεια βρίσκει μια προσεγγιστική λύση για αυτό το συγκεκριμένο μοντέλο:

Η πρώτη προσέγγιση είναι αρκετά δελεαστική. Για παράδειγμα, μπορούμε να προσεγγίσουμε το μοντέλο μεταφοράς μεταξύ των αποθηκών 22 και το κέντρο διανομής 4 ως εξής: Βαθμίδωση 4 είναι ένας ρυθμός της αλλαγής όσον αφορά την απόσταση της μιας μεταβλητής ποσότητας. Μπορούμε να απλοποιήσουμε τα άλλα μοντέλα με παρόμοιο τρόπο, και κάνοντας όλα τα γραμμικά μοντέλα μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε στη συνέχεια μια γραμμική μέθοδο προγραμματισμού για να βρούμε την ακριβή λύση. Ωστόσο, η ακριβής λύση θα ήταν μια λύση για το απλουστευμένο μοντέλο, και όχι για το πραγματικό πρόβλημα!

Η δεύτερη προσέγγιση είναι να αφήσουμε το ακριβές μοντέλο αμετάβλητο - με όλες τις ασυνέχειες του - και να χρησιμοποιήσουμε μια μη παραδοσιακή μέθοδο για να βρεθεί μια κοντά στη βέλτιστη λύση. Από αυτές τις δύο προσεγγίσεις, το τελευταίο είναι συχνά ανώτερο (δηλαδή, μια προσεγγιστική λύση για ένα συγκεκριμένο μοντέλο είναι «καλύτερη» από μια ακριβή λύση σε ένα κατα προσέγγιση μοντέλο).

1.7 Ένα πραγματικό παράδειγμα.

Ας εξετάσουμε ένα πραγματικό παράδειγμα που θα θέσει αυτά τα χαρακτηριστικά πρόβλημα των επιχειρήσεων σε ένα ευρύτερο πλαίσιο. Αυτό το παράδειγμα βασίζεται στον «ελέγχο της ρύπανσης» ενός ερευνητικού έργου όπου ο Γραμμικός προγραμματισμός είναι μια μέθοδος επίλυσης προβλημάτων στην οποία μια γραμμική συνάρτηση ενός αριθμού μεταβλητών υπόκειται σε μια σειρά περιορισμών υπό την μορφή των γραμμικών ανισοτήτων. Ολοκληρώθηκε στα τέλη της δεκαετίας του 1990 από μια ομάδα επιστημόνων από την Πολωνία και την Ηνωμένες Πολιτείες. Σήμερα, θεωρούμε ότι το έργο αυτό είναι πρόδρομος της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

Ο κύριος σκοπός του προγράμματος ήταν να μειώσει την οικολογική καταστροφή στην Πολωνία μέσω της βελτίωσης της παραγωγής και της διανομής ενέργειας. Ωστόσο, το πρόβλημα δεν ήταν απλό: Η προτεινόμενη λύση έπρεπε να μειώσει την οικολογική καταστροφή, χωρίς να αυξηθεί το συνολικό επιχειρησιακό κόστος των σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, να πληρεί τη ζήτηση των καταναλωτών (π.χ., μείωση της παραγωγής ενέργειας της χώρας, προκειμένου να μειωθεί η οικολογική καταστροφή δεν ήταν μια επιλογή). Δεδομένου ότι η ζήτηση της χώρας για την ηλεκτρική ενέργεια θα έπρεπε να ικανοποιηθεί, υπήρχαν πολλά εμπόδια για την παραγωγή ενέργειας σε κάθε περιοχή. Παρά το γεγονός ότι το πρόβλημα αυτό είναι αρκετά συγκεκριμένο, υπάρχουν πολλά χαρακτηριστικά που είναι κοινά σε όλα σχεδόν τα προβλήματα του πραγματικού κόσμου των επιχειρήσεων (π.χ., ένας τεράστιος αριθμός των πιθανών λύσεων, πολλά σύνθετα προβλήματα, περιβάλλον μεταβαλλόμενου χρόνου). Οι ομοιότητες μεταξύ αυτού του προβλήματος και άλλων σύνθετων προβλημάτων των επιχειρήσεων θα γίνουν εμφανείς παρακάτω. Για να λύσει αυτό το δύσκολο πρόβλημα, ένα πειραματικό Adaptive Business Intelligence σύστημα αναπτύχθηκε. Ο στόχος του συστήματος ήταν η μείωση της οικολογικής ζημίας στην Πολωνία με τη βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας (και της επακόλουθης ρύπανσης) από 132 σταθμούς κρατικής ιδιοκτησίας. Ωστόσο, πριν συζητήσουμε το σύστημα, ας αναφερθούμε εν συντομία στην πολυπλοκότητα του προβλήματος.

Πρώτον, επειδή το σύστημα ήταν επιφορτισμένο με την αξιοποίηση της παραγωγής ενέργειας

132 σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, ο αριθμός των πιθανών λύσεων ήταν τεράστιος. Εάν ένας ακέραιος μεταξύ 1 και 10 αντιπροσώπευε το επίπεδο παραγωγής του κάθε σταθμού παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (δηλαδή, 1 = 10% της παραγωγής, 2 = 20% της παραγωγής, και ούτω καθεξής), ο αριθμός των πιθανών λύσεων θα είναι 10^{132} (10 πιθανές λύσεις για ένα σταθμό παραγωγής ενέργειας, 10 X 10 πιθανές λύσεις για δύο σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, 10 X 10 X 10 πιθανές λύσεις για τρεις σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, κλπ.). Ένας υπερυπολογιστής ικανός να αξιολογήσει 1.000 λύσεις ανά δευτερόλεπτα θα απαιτούσε δισεκατομμύρια χρόνια για να εξετάσει λιγότερο από το 1% των λύσεων!

Δεύτερον, οι σκληροί και μαλακοί περιορισμοί αυτού του προβλήματος ήταν περισσότερο από ασήμαντοι. Επίσης, παρόλο που η ζήτηση ενέργειας ήταν συνεχώς σε ροή, δεν ήταν δυνατόν να αλλάξουν τα επίπεδα παραγωγής του σταθμού που ήταν πολύ δραστικά. Πάνω από όλα, το σύστημα έπρεπε να «προστατεύσει» ορισμένες περιοχές της Πολωνίας από τα ανοίγματα του διοξειδίου του θείου (SO₂), όπου ορισμένες περιοχές της χώρας ήταν σημαντικά πιο ευαίσθητες στην ρύπανση από άλλες περιοχές.

Το πρώτο βήμα στην επίλυση αυτού του προβλήματος έγκειται στην αναγνώριση του σχετικού προβλήματος μεταβλητών και όλων των σχέσεων μεταξύ τους. Αυτό επιτεύχθηκε με την οικοδόμηση ενός υπολογιστικού "μοντέλου πλέγματος" της έκτασης της Πολωνίας και της αντίστοιχης ισχύος δίκτυο. Κάθε τετράγωνο στο πλέγμα αντιστοιχεί σε 30 χλμ X 30 χλμ., τα οποία συλλογικά καλύπτουν περίπου 900 τ.χιλιόμετρα της Πολωνίας X 750 έκταση χλμ., και τότε οι ανοχές της ρύπανσης για κάθε 30 X 30 χιλιομέτρων πλατεία υπολογίστηκαν. Ήταν επίσης απαραίτητο να ληφθεί υπόψη η ρύπανση που προκαλείται από τις ιδιωτικές επιχειρήσεις στην Πολωνία, καθώς και πολλές ξένες πηγές (κυρίως από τη Γερμανία και την Τσεχική Δημοκρατία).

Επειδή ο καιρός έπαιξε σημαντικό ρόλο στο πώς η ρύπανση επηρέασε το περιβάλλον στην Πολωνία ήταν απαραίτητη η χρήση εξελιγμένων μεθόδων για την πρόβλεψη καιρού για την πρόβλεψη της οικολογικής ζημίας. Έτσι, χρησιμοποιώντας δεδομένα σχετικά με την ποσότητα και τη είδος ρύπανσης που εκπέμπεται από κάθε σταθμο παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, μαζί με μια πρόβλεψη του καιρού για την ταχύτητα και την κατεύθυνση των ανέμων, ένα μοντέλο πρόβλεψης αναπτύχθηκε για να προβλέψει πόση ρύπανση θα δημιουργηθεί, πώς θα πρέπει να διασπείρεται, και πόσο ζημιά θα προκαλέσει στις πληγείσες πλατείες.

Για να ελαχιστοποιηθεί η συνολική οικολογική καταστροφή στην Πολωνία (υπό το φως των προβλέψεων όπου γίνεται από τη μονάδα πρόβλεψης), ένας εξελικτικός αλγόριθμος αναπτύχθηκε για να βρει το βέλτιστο επίπεδο παραγωγής για κάθε σταθμο παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας.

Τέλος, ένα σύστημα ενσωματώνει μια ενότητα για την προσαρμοστικότητα, η οποία συγκρίνει την προβλεπόμενη έκβαση με το πραγματικό αποτέλεσμα. Εάν ανακαλυφθούν σημαντικά σφάλματα πρόβλεψης, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα προσαρμόζει τις παραμέτρους της πρόβλεψης ανά μονάδα. Ως εκ τούτου, το σύστημα είναι σε θέση για συνεχή βελτίωση των επιδόσεών του. Χρησιμοποιώντας ιστορικά στοιχεία για την πρόγνωση του καιρού και τα επίπεδα εκπομπών, διάφορα πειράματα διεξήχθησαν χρησιμοποιώντας αυτό το νέο σύστημα. Η διαδικασία βελτιστοποίησης εφαρμοσε σε αυτό ιστορικά στοιχεία, και στη συνέχεια τα βελτιστοποιημένα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με το πραγματικό, μη-βελτιστοποιημένο αποτέλεσμα. Από τα πειράματα αυτά, τα ακόλουθα συμπεράσματα συντάχθηκαν: Η ποσότητα της παραγόμενης ενέργειας ήταν ίση σε αμφοτέρως τις περιπτώσεις, το συνολικό λειτουργικό

κόστος ήταν επίσης ίσο, αλλά η οικολογική καταστροφή στην Πολωνία ήταν 15% έως 18% μικρότερη, όταν η διαδικασία βελτιστοποίησης εφαρμόστηκε. Μια "εξοικονόμηση" από 15 έως 18% στην οικολογική καταστροφή είναι ένα τεράστιο αποτέλεσμα, ειδικά αν λάβουμε υπόψη ότι οι ανθρώπινες ζωές βρίσκονται σε κίνδυνο από αυτό το συγκεκριμένο πρόβλημα. Το σύστημα περιείχε επίσης πολυάριθμες οθόνες εισόδου, ούτως ώστε οι μεμονωμένες παράμετροι να μπορούσαν να τροποποιηθούν για να αλλάξουν οι περιφερειακές ανοχές της ρύπανσης (σε σχέση με το κόστος και την εξυπηρέτηση). Η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει τα αποτελέσματα της βελτιστοποίησης. Τόσο οι «πριν» και "μετά" χάρτες στην οθόνη αυτή εκπροσωπούν τη χώρα της Πολωνίας, η οποία χωρίζεται σε ένα μοντέλο δικτύου 30 χλμ. X 30 τετράγωνα χλμ (στην οποία αναφερθήκαμε προηγουμένως).

Όπως αναφέρεται στην αρχή του παρόντος τμήματος, παρόμοια "εξοικονόμηση" μπορεί να υλοποιηθεί σε άλλους τομείς των επιχειρήσεων, ακόμη και αν το συγκεκριμένο πρόβλημα είναι ουσιαστικά διαφορετικό.

Προχωρώντας, θα συζητήσουμε τη συνολική δομή του Προσαρμοστικού συστήματος Επιχειρηματικής Ευφυΐας, περιγράφοντας τα βασικά συστατικά του. Σε αυτό το στάδιο, θα είναι εύκολο να δει κανείς τις ομοιότητες μεταξύ : του «ελέγχου της ρύπανσης"απο το ερευνητικό έργο, και τον πυρήνα με τις συνιστώσες του συστήματος Adaptive Business Intelligence (πρόβλεψη, βελτιστοποίηση, και προσαρμοστικότητα).

1.8 Ένα εκτεταμένο Παράδειγμα: Διανομή αυτοκινήτων.

Ας εξετάσουμε ένα εκτεταμένο παράδειγμα, που μπορεί να αφορά τους περισσότερους από εμάς, το οποίο περιλαμβάνει μεταχειρισμένα αυτοκίνητα.

Θα αναφερθούμε σε αυτό το εκτεταμένο παράδειγμα αρκετά , έτσι ώστε να αξίζει τον κόπο να μελετήσει κανείς αυτό το πρόβλημα στον πραγματικό κόσμο των επιχειρήσεων με κάθε λεπτομέρεια.

1.9 Βασική Ορολογία

Ωστόσο, πριν συζητήσουμε αυτό το παράδειγμα, ας καλύψουμε πρώτα κάποια βασική ορολογία:

-Database: Μια συλλογή δεδομένων, η οποία αποτελεί το σημείο εκκίνησης για τα δεδομένα εξόρυξης και του μοντέλου οικοδόμησης. Οι βάσεις δεδομένων συνήθως ενημερώνονται σε τακτική βάση, αυξάνοντας έτσι τον αριθμό των αποθηκευμένων πληροφοριών. Μπορούμε να απεικονίσουμε την βάση δεδομένων ως έναν διδιάστατο πίνακα. Σε αυτό το παράδειγμα, ο πίνακας παριστά μεταχειρισμένα αυτοκίνητα που είχαν πουληθεί σε δημοπρασία. Μία διάσταση του πίνακα αντιπροσωπεύει τον αριθμό των περιπτώσεων (κάθε περίπτωση είναι ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο), και η άλλη διάσταση αντιπροσωπεύει τον αριθμό των μεταβλητών (τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου):

Τα χαρακτηριστικά κάθε αυτοκινήτου

Τύπος	Μάρκα	Μοντέλο	Χιλιόμετρα	Έτος	Χρώμα	Μετάδοση	Πόρτες	Ζημιές
2G1FP22P1P210000	Chevy	Cavalier	34983	2000	Μαύρο	Αυτόματο	2D	\$0
WB3PF43X8X900033	Ford	Focus	37984	2001	Μαύρο	Χειροκίνητο	4D sport	\$50
BBG38FJF04JDK000	Isuzu	Rodeo	59044	2001	Μλέ	Αυτόματο	4D Sedan	\$100
DJOW03FFU990SJ20	Jeep	Cherokee	48954	1999	Ασημί	Αυτόματο	4D Sedan	\$0\$0
D8320DJ2094GK2X3	Mazda	626	38943	2000	Κόκκινο	Χειροκίνητο	2D	\$250
2JE9F0284JD0213M3	Nissan	Altima	39488	2001	Κίτρινο	Αυτόματο	4D	\$100
4380JDDD9W02MD0	Suzuki	Vitara	15844	2000	Πράσινο	Αυτόματο	2D Sport	\$50

Αναφερόμενοι στη βάση δεδομένων μας που πωλούνται αυτοκίνητα, η κάθε περίπτωση παρέχει μια περιγραφή του αυτοκινήτου (VIN, 9 μάρκα, το μοντέλο, τα διανυθέντα χιλιόμετρα, κλπ.) καθώς και τα στοιχεία της συναλλαγής (τιμή πώλησης, την ημερομηνία, τόπος). Περιπτώσεις ονομάζονται επίσης τα αρχεία, περιπτώσεις και παραδείγματα αντιστοιχούν στις οριζόντιες γραμμές στους πίνακες της βάσης δεδομένων.

-Μεταβλητή: Η μικρότερη μονάδα δεδομένων σε μια υπόθεση. Μεταβλητές (που ονομάζονται επίσης χαρακτηριστικά, πεδία, τις διαστάσεις) αντιστοιχούν στις κατακόρυφες στήλες σε έναν πίνακα. Για παράδειγμα, στην βάση δεδομένων μας που πωλούνται αυτοκίνητα, υπάρχουν πολλές μεταβλητές (Π.χ., "χρώμα", "χιλιομετρα"), και κάθε μεταβλητή παίρνει την αξία της από μια προκαθορισμένη τιμή. Για παράδειγμα, η μεταβλητή "χρώμα" μπορεί να πάρει οποιαδήποτε από τις ακόλουθες αξίες: «λευκό», «ασημένια», «μπεζ», κλπ. Η μεταβλητή "χιλιομετρα" (σημειώνεται με το παραπάνω πίνακα "μίλια") μπορεί να λάβει οποιοδήποτε ακέραιο ως αξία (π.χ., 34 789).

-Μέθοδος πρόβλεψης: Μια συγκεκριμένη μέθοδος που χρησιμοποιείται για την κατασκευή ενός μοντέλου πρόβλεψης από ένα σύνολο δεδομένων. Για παράδειγμα, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης για την ανάπτυξη ενός γραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης. Διαφορετικά μοντέλα έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά,

πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα (π.χ., αντίδραση σε χρόνο, την ακρίβεια, την ευκολία της ενημέρωσης του μοντέλου).

-Παράμετρος: Ένας αριθμός που καθορίζει την σχετική "αξία" μιας μεταβλητής που χρησιμοποιείται σε ένα μοντέλο πρόβλεψης. Κάθε μοντέλο έχει μερικές παραμέτρους (μερικές φορές ονομάζονται συντελεστές ή βάρη). Για παράδειγμα, ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης ενός συγκεκριμένου αυτοκινήτου σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία μπορεί να ορίζεται από μια συνάρτηση: Τιμή Πώλησης = $a + (\beta \times \text{Χιλιόμετρα}) + (\gamma \times \text{Έτος}) + (\delta \times \text{Color}) + \dots$ η οποία παρέχει την προβλεπόμενη τιμή για μια νέα περίπτωση που παρέχεται με το αριθμητικό των τιμών των άλλων μεταβλητών ("χιλιόμετρα", "χρόνος", "χρώμα", κ.λπ.). Οι αριθμοί a, b, c, d, \dots είναι οι παράμετροι του μοντέλου, και καθορίζουν πόσο "Βάρος" το μοντέλο δίνει σε κάθε μεταβλητή (σε αυτό το παράδειγμα, η παράμετρος a είναι μια σταθερά). Για παράδειγμα, εάν οι παράμετροι b και c έχουν οριστεί για 0.6 και 0.2 στην παραπάνω λειτουργία, τότε αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο θα βάλει τρεις φορές περισσότερο βάρος για τη μεταβλητή "χιλιομετρική" από ό, τι για τη μεταβλητή "έτος" κατά την πρόβλεψη της τιμής πώλησης. Οι παράμετροι ενός μοντέλου απαιτούν προσεκτικό συντονισμό κατά τη φάση της κατάρτισης. Επειδή τα πάντα αρχίζουν με τα στοιχεία, οι ορισμοί αυτοί είναι προϋπόθεση για τις συζητήσεις μας.

1.10 Μεταχειρισμένα Αυτοκίνητα

Όταν μια συμφωνία μίσθωσης λήγει, το μεταχειρισμένο αυτοκίνητο είτε επιστρέφεται στην εταιρία είτε αγοράζεται από τον μισθωτή. Η εταιρία δεν ανησυχεί για τα αυτοκίνητα που έχουν αγοραστεί, αλλά για τα αυτοκίνητα που επιστρέφονται και που πρέπει να πωληθούν σε δημοπρασία. Ο ορος VIN είναι ένα αρκτικόλεξο για το "αριθμός αναγνώρισης του οχήματος", το οποίο έχει μια σειρά από 17 ψηφία και γράμματα που περιέχουν σημαντικές πληροφορίες σχετικά με ένα συγκεκριμένο όχημα, (συμπεριλαμβανομένης της χώρας προέλευσης, τον κατασκευαστή και το έτος κατασκευής).

Κάθε επιστροφή αυτοκινήτου είναι διαφορετική οσον αφορά την μάρκα, το μοντέλο, το στυλ του σώματος, την επένδυσή του, το χρώμα, το χρόνο, τα διανυθέντα χιλιόμετρα, και το επίπεδο της βλάβης. Μια εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης διατηρεί αυτές τις πληροφορίες σε μια βάση δεδομένων της απογραφής. Επειδή τα χαρακτηριστικά ενός αυτοκινήτου θα επηρεάσουν έντονα την τιμή πώλησης, οι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης τηρούν επίσης προσεκτική παρακολούθηση των εν λόγω πληροφοριών. Τα δεδομένα πωλήσεων τυπικά φυλάσσονται σε μια βάση δεδομένων που περιέχει το VIN, την ημερομηνία και τη τιμή πώλησης του κάθε αυτοκινήτου:

Η τιμή πώλησης κάθε αυτοκινήτου

Τύπος	ZIP	Ημερομηνία	Τιμή
2G1FP22P1P210000	28263	2.11.2004	\$ 12035
WB3PF43X8X900033	34565	2.11.2004	\$ 15600
BBG38FJF04JDK000	45887	3.11.2004	\$ 11300
DJOW03FFU990SJ20	30005	4.11.2004	\$ 12495
D8320DJ2094GK2X3	48364	4.11.2004	\$ 14500
2JE9F0284JD0213M3	90376	5.11.2004	\$ 13600
4380JDDD9W02MD0	25681	5.11.2004	\$ 11200

Λαμβάνοντας υπόψη όλες αυτές τις πληροφορίες, το ερώτημα είναι: Πού θα πρέπει οι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης να στείλουν τα αυτοκίνητα τους για να πάρουν την καλύτερη τιμή; Αυτή είναι μια δύσκολη ερώτηση για να απαντήσει κανείς, ειδικά όταν αντιληφθούμε ότι η μίσθωση σε ορισμένες εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης διαχειρίζεται πάνω από ένα εκατομμύριο αυτοκίνητα κάθε χρόνο. Αυτό είναι πάνω από 3.000 αυτοκίνητα την ημέρα - ένα πραγματικά συγκλονιστικό ποσοστό!

1.11 Το πρόβλημα

Τώρα, ας φανταστούμε ότι είμαστε στο τέλος της πώλησης μεταχειρισμένων αυτοκινήτων για μια εικονική εταιρεία. Ας υποθέσουμε ότι η εταιρεία λαμβάνει 3.000 αυτοκίνητα κάθε μέρα και έχει να κάνει με 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών.

Το καθήκον της εταιρίας είναι να διανείμει ένα ημερήσιο φορτίο των 3.000 αυτοκίνητα σε αυτές τις 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών. Με άλλα λόγια, πρέπει να εκχωρήσει μια ιστοσελίδα δημοπρασιών για κάθε αυτοκίνητο. Για παράδειγμα, το πρώτο αυτοκίνητο μπορεί να βρίσκεται σε μια αντιπροσωπεία στη Βόρεια Καλιφόρνια, και πρέπει να πάρουμε μια απόφαση πού να το στείλουμε. Με την πρώτη ματιά, αυτό φαίνεται εύκολο. Θα μπορούσαμε να μπούμε στον πειρασμό να λάβουμε ένα αυτοκίνητο σε μια στιγμή, να συμβουλευτούμε κάποια έκθεση σχετικά με τη μέση τιμή πώλησης για το συγκεκριμένο αυτοκίνητο σε κάθε site δημοπρασιών (μετά την προσαρμογή για τα διανυθέντα χιλιόμετρα, ζημιές επίπεδο, κλπ.), και να στείλουμε στη συνέχεια, το αυτοκίνητο στο site δημοπρασιών με την υψηλότερη μέση πώληση. Παρά το γεγονός ότι έχουν καθοριστεί οι θέσεις των 50 ιστοσελίδων δημοπρασιών, η εταιρεία δύναται, από στιγμή σε στιγμή να αλλάξει τις δημοπρασίες που κάνει με τις επιχειρήσεις με την προσθήκη νέων.

Ωστόσο, οι αποφάσεις αυτές εγείρουν διάφορα πρόσθετα ερωτήματα, όπως: Πώς μπορούμε να αξιολογήσουμε τις νομισματικές επιπτώσεις της εγκατάλειψης σε ορισμένες τοποθεσίες που μπορούν να αυξήσουν τα κέρδη αντικαθιστώντας κάποιες ιστοσελίδες δημοπρασιών με άλλες; Θα αντιμετωπιστούν αυτά τα σημαντικά ζητήματα στη συνέχεια.

Πολλές εκθέσεις είναι διαθέσιμες για την εκτίμηση της τιμής του πλειστηριασμού των αυτοκινήτων. Φυσικά, θα πρέπει επίσης να εκτιμηθεί το κόστος μεταφοράς (οσο μεγαλύτερη απόσταση, τόσο υψηλότερο είναι το κόστος) σε κάθε περιοχή της δημοπρασίας. Χρησιμοποιώντας αυτή τη μέθοδο, η απόφασή μας για το πρώτο αυτοκίνητο μπορεί να απεικονιστεί με τον ακόλουθο τρόπο: Η γραμμή αντιπροσωπεύει την απόφασή μας να μεταφέρουμε το αυτοκίνητο από τη Βόρεια Καλιφόρνια σε μια ιστοσελίδα δημοπρασιών . Θα πρέπει να επαναλάβουμε αυτή τη διαδικασία λήψης αποφάσεων για κάθε αυτοκίνητο και αν και κουραστική, είναι σίγουρα εφικτή. Έτσι, ποιο είναι το πρόβλημα; Λοιπόν, με απλά λόγια, το πρόβλημα είναι ότι η παραπάνω προσέγγιση δεν λειτουργεί πολύ καλά. Για να καταλάβουμε γιατί, θα πρέπει να ερευνήσουμε λίγο βαθύτερα το πρόβλημα.

1.13 Μεταφορές

Όταν στέλνουμε ένα ολόκληρο φορτηγό με αυτοκίνητα από το ένα μέρος στο άλλο, παίρνουμε φθηνότερη τιμή ανά αυτοκίνητο από ό, τι αν στείλουμε μόνο ένα αυτοκίνητο (ή μερικά αυτοκίνητα), σε μια στιγμή. Αυτό συμβαίνει γιατί το κύριο συστατικό του κόστους μεταφοράς είναι το όχημα, και έχει λιγότερη σημασία πόσα αυτοκίνητα είναι πραγματικά στο φορτηγό. Ως εκ τούτου, η σχέση μεταξύ του κόστους μεταφοράς (ανάμεσα σε δύο σταθερές θέσεις) και τον αριθμό των μεταφερόμενων αυτοκινήτων μπορεί να φαίνεται κάτι σαν αυτό το μοντέλο (ας θυμηθούμε τη συζήτηση σε μοντέλα κόστους μεταφοράς από τα προηγούμενα παραδείγματα):

Με δεδομένο το παραπάνω μοντέλο, το κόστος για την αποστολή ενός μόνο αυτοκινήτου από μια θέση σε μια άλλη είναι \$ 250, αλλά το κόστος της αποστολής δύο αυτοκινήτων είναι "μόνο" 300 δολάρια (σημειώστε ότι το κόστος ανά αυτοκίνητο είναι τότε 150 \$). Έπειτα, υπάρχουν και \$ 50 αυξήσεις ανά αυτοκίνητο έως και 10 αυτοκίνητα (όμως εμείς μπορεί να φορτώσουμε όλα αυτά σε ένα και μόνο όχημα). Έτσι, η αποστολή 10 αυτοκινήτων θα κόστιζε \$ 700, ή απλά \$ 70 ανά αυτοκίνητο. Σημειώστε ότι οι προσαυξήσεις από το ένα αυτοκίνητο στο επόμενο για τα πρώτα 10 αυτοκίνητα δεν χρειάζεται να είναι γραμμικές. Για παράδειγμα, το όχημα μπορεί να έχει δύο επίπεδα και η φόρτωση ενός αυτοκινήτου πάνω στο ανώτερο επίπεδο θα μπορούσε να είναι ελαφρώς πιο ακριβή από τη φόρτωση ενός αυτοκινήτου πάνω στο χαμηλότερο επίπεδο. Για το λόγο αυτό, δεν χρειάζεται μια ευθεία γραμμή να αντιπροσωπεύει το "1 έως 10 αυτοκίνητα "μέρος του γραφήματος. Επιπλέον, αν θέλουμε να μεταφέρουμε 11 αυτοκίνητα, τότε θα αντιμετωπίσουμε ένα "άλμα" στο κόστος: Θα πληρώσουμε \$ 700 για 10 αυτοκίνητα στο πρώτο φορτηγό, συν \$ 250 για ένα μόνο αυτοκίνητο στο δεύτερο όχημα (σύνολο 950 \$). Επειδή οι περισσότερες εταιρείες μεταφορών έχουν φορτηγά διαφόρων σχημάτων και μεγεθών (που μπορεί να έχουν διαφορετικές ποσότητες των αυτοκινήτων), ένα πιο ρεαλιστικό μοντέλο κόστους μεταφοράς μπορεί να δημιουργηθεί : (και πάλι, υποθέτουμε σταθερές θέσεις για "απο" και "προς"):

1-6 αυτοκίνητα: \$ 120 ανά αυτοκίνητο.

7-10 αυτοκίνητα: \$ 95 ανά αυτοκίνητο.

11-14 αυτοκίνητα: \$ 85 ανά αυτοκίνητο.

Το κόστος της μεταφοράς για πάνω από 14 αυτοκίνητα υπολογίζεται ως εξής: \$ 85 ανά αυτοκίνητο για πολλαπλάσια των 14 αυτοκινήτων (όπως 28, 42, 56, κ.λπ.), \$ 120 ανά αυτοκίνητο για το υπόλοιπα

Εκτός από το κόστος μεταφοράς, πρέπει επίσης να ασχοληθούμε με πολλά άλλα θέματα, όπως οι αποσβέσεις, θεματα πλειστηριασμών (δημοπρασίες διοργανώνεται κάθε ημέρα), και ο κίνδυνος (αυτοκίνητα μπορεί να πέσουν κάτω από τα φορτηγά και να υποστούν βλάβη, τα αυτοκίνητα θα μπορούσαν να κλαπούν, κ.λπ.). Θα συζητήσουμε μερικά από αυτά παρακάτω..

1.14 Φαινόμενο Volume.

Αν και ο στόχος μας είναι να μεταφερθεί κάθε αυτοκίνητο στο site δημοπρασιών που προσφέρει την καλύτερη τιμή, θα μπορούσε να προκαλέσει σφάλμα το «φαινόμενο όγκου» με την αποστολή πάρα πολλών αυτοκινήτων με το ίδιο χρώμα κλπ. Για να κατανοήσουμε την ένταση του αποτελέσματος,ας φανταστούμε μια ιστοσελίδα δημοπρασιών που διεξάγει δημοπρασίες αυτοκινήτων κάθε δεύτερη Τετάρτη στις 10 το πρωί. Αγοραστές μεταχειρισμένων αυτοκινήτων έρχονται σε αυτό το site δημοπρασιών το πρωί για να επιθεωρήσουν το αυτοκίνητα, να επιλέξουν αυτά που θέλουν, και να αποφασίσουν το ποσό που θα υποβάλουν σαν προσφορά. Τώρα ας φανταστειτούμε τι θα συνέβαινε αν στείλαμε 45 λευκά Ford μάσταγκ σε αυτό το site δημοπρασιών: Κατά πάσα πιθανότητα, αυτά τα αυτοκίνητα θα πουληθούν με την ελάχιστη τιμή ανοίγματος. Με 45 πανομοιότυπα αυτοκίνητα προς πώληση, οι περισσότεροι αγοραστές είναι απρόθυμοι να ανεβάσουν την τιμή. Από την άλλη πλευρά, φανταστείτε αν στέλναμε μόνο ένα λευκό Ford Mustang σε αυτό το site δημοπρασιών: Θα είναι αρκετοί οι ενδιαφερόμενοι αγοραστές, και θα ανεβεί η τιμή του αυτοκινήτου. Αυτή η επίδραση του όγκου είναι εξαιρετικά σημαντική, καθώς όσο υψηλότερη είναι η τιμή πώλησης της δημοπρασίας, τόσο περισσότερα χρήματα θα βγάλει η εταιρεία.

1.15 Αποσβέσεις Τιμής και Αποθεμάτων.

Για να περιπλέξουν περαιτέρω τα θέματα, κάθε site δημοπρασιών έχει ορίσει ημέρα για την πώληση αυτοκινήτων (π.χ., Κάθε δεύτερη Παρασκευή στις 10 π.μ.). Εξαιτίας αυτού, αν στέλνουμε 100 αυτοκίνητα σε μια ιστοσελίδα δημοπρασιών και η παράδοση φτάνει μία ή δύο ημέρες μετά την ημέρα της δημοπρασίας, τότε τα αυτοκίνητα θα πρέπει να περιμένουν μέχρι την επόμενη μέρα πώλησης. Αυτό είναι κακό για την εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης, καθώς, εκτός από άλλους λόγους (όπως η καταβολή κάποιου ποσού στις ιστοσελίδες δημοπρασιών για να κρατήσει τα αυτοκίνητα στις εγκαταστάσεις για έως και δύο εβδομάδες), τα αυτοκίνητα θα χάνουν την αξία τους σε καθημερινή βάση. Αυτό το φαινόμενο ονομάζεται «υποτίμηση των τιμών», και ανέρχεται σε περίπου \$ 10 ανά ημέρα, ανά μέσο αυτοκίνητο.

Επίσης, θα μπορούσαμε να έχουμε ήδη 1.000 αυτοκίνητα σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών, αλλά μόνο 250 από τα αυτοκίνητα μας να πωλούνται (κατά μέσο όρο) σε κάθε πώληση. Ως εκ τούτου, θα χρειαστούν περίπου τέσσερις δημοπρασίες για την πώληση όλων. Αυτό σημαίνει ότι εάν στέλνουμε πρόσθετα 100 αυτοκίνητα για τη συγκεκριμένη δημοπρασία, θα πωληθούν περίπου δύο μήνες αργότερα. Ως εκ τούτου, πρέπει να λάβουμε υπόψη την τρέχουσα απογραφή μας σε κάθε site δημοπρασιών, καθώς θα επηρεάζει την πτώση της τιμής τους σχετικά με τις μελλοντικές αποστολές. Φυσικά, η απογραφή μας θα πρέπει να περιλαμβάνει, επίσης, τα αυτοκίνητα που βρίσκονται υπό διαμετακόμιση από τη δημοπρασία,

και πριν μπορέσουμε να πάρουμε οποιαδήποτε απόφαση της διανομής, θα ήταν απαραίτητο να ελέγξουμε τα επίπεδα των αποθεμάτων μας σε όλες τις 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών. Διαφορετικά, θα ήταν σχεδόν αδύνατο να πάρουμε μια έξυπνη απόφαση σχετικά με το πού να μεταφέρουμε το φορτίο με τα σημερινά αυτοκίνητα (αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τις μεγάλες off leasing εταιρείες, οι οποίες μπορεί να έχουν 50.000 ή περισσότερα αυτοκίνητα που κάθονται στην απογραφή).

1.16 Δυναμικές αλλαγές στην αγορά

Ένα άλλο θέμα που κάνει τη δουλειά μας πιο δύσκολη είναι η διακύμανση των τιμών για τα μεταχειρισμένα αυτοκίνητα. Αυτές οι διακυμάνσεις μπορεί να είναι αργές και μικρές, ή ξαφνικές και δραματικές (όπως ήταν την περίπτωση, μετά την 11η Σεπτεμβρίου με τις τρομοκρατικές επιθέσεις), και είναι συχνά ανά περιοχή. Αυτές οι αλλαγές στις συνθήκες της αγοράς μας αναγκάζουν να παραμείνουμε στις υψηλές τιμές στα site δημοπρασιών - Κάτι που είναι πολύ δύσκολο να κάνουμε. Πρέπει επίσης να ασχοληθούμε με το επόμενο έτος μοντέλων που εισέρχονται στην αγορά κατά τους μήνες Αύγουστο και Σεπτέμβριο, όπως και στα παλαιότερα μοντέλα που αμέσως θα πρέπει να μειωθεί η τιμή τους όταν συμβαίνει αυτό (επίσης μέρος της «εποχικότητας»). Αυτό είναι ένα σημαντικό στοιχείο, όταν πλησιάζει αυτή η στιγμή του έτους, δεδομένου ότι θα ήταν καλύτερα να μεταφέρουμε τα αυτοκίνητα γύρω από το ξενοδοχείο και να τα πουλήσουμε "στο χρόνο" παρά την αποστολή τους μακριά για να πάρουμε μια καλύτερη τιμή. Σημειώστε ότι παίρνει κάποιο χρόνο για να μεταφερθεί ένα αυτοκίνητο σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών. Αυτή η διαδικασία μπορεί να πάρει δύο εβδομάδες (ή και περισσότερο για αποστολές από την Ανατολική Ακτή για την Δυτική Ακτή), και κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, οι τιμές μπορεί να αλλάξουν στο site δημοπρασιών. Ως εκ τούτου, πρέπει να προβλεφθεί η τιμή πώλησης για κάθε αυτοκίνητο μια-δυο εβδομάδες μπροστά στο χρόνο, και να λάβουμε υπόψη την εποχικότητα και άλλες αλλαγές στην αγορά.

1.17 Η Λύση

Χωρίς αμφιβολία, αυτό δεν είναι ένα ασήμαντο πρόβλημα. Για να πάρουμε μια απόφαση, έχουμε να εξετάσουμε τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου σε πολλές διαφορετικές ιστοσελίδες δημοπρασιών, το πολύπλοκο κόστος μεταφοράς, επιπτώσεις του όγκου σε εθνικό επίπεδο απογραφή των αυτοκινήτων (ή αυτοκίνητα που διέρχονται από τη δημοπρασία), πτώση της τιμής τους και της αγοράς με γνώμονα τις αλλαγές στην τιμή. Στο τέλος της ημέρας, δεν γνωρίζουμε αν οι αποφάσεις μας είναι "ιδανικές" - Είτε να μεγιστοποιήσουν το δυνητικό κέρδος για την εταιρεία, ή εάν υπάρχει μια καλύτερη λύση - αλλά μπορούμε να απεικονίσουμε τη συνολική κατανομή για μια συγκεκριμένη ημέρα ως ακολούθως:

αυξήσουν την πιθανότητα της καθυστέρησης.

Επίδραση του όγκου. Εάν πολλά αυτοκίνητα του ίδιου είδους έχουν αποσταλεί στο ίδιο site δημοπρασιών, τότε η επίδραση του όγκου θα «κλωστήσει» και η υπερπροσφορά ενός συγκεκριμένου αυτοκινήτου θα μειώσει την τιμή του

Μέγεθος του χώρου αναζήτησης. Η κατανομή των 3.000 αυτοκινήτων σε 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών, μας δίνει 50^{3000} πιθανές λύσεις, το οποίο είναι πολύ μεγαλύτερο από τον εκτιμώμενο αριθμό των άτομα στο Σύμπαν.

Υποτίμηση τιμών. Κάθε site δημοπρασιών έχει μια τυπική ημέρα πώλησης (π.χ., κάθε Τετάρτη στις 10 π.μ., ή κάθε δεύτερη Πέμπτη στις 11 π.μ.). Αν κάποια αυτοκίνητα φτάνουν μια ημέρα μετά την ημερομηνία πώλησης, τότε θα καθίσουν στο site δημοπρασιών για μία ή δύο εβδομάδες (Μέχρι την επόμενη μέρα πώλησης), και η υποτίμηση των τιμών είναι συνήθως περίπου \$ 10 ανά ημέρα, ανά μέσο αυτοκίνητο.

Πρόσφατη ιστορία. Όταν πραγματοποιείται μια σύσταση, όλες οι αποφάσεις κατά τη διάρκεια της τελευταίας εβδομάδας πρέπει να ληφθούν υπόψη. Πολλά από αυτά τα αυτοκίνητα μπορεί να είναι ακόμα καθ'οδόν, και εφόσον πρόκειται για το ίδιο site δημοπρασιών, τότε θα μπορούσαν να πωληθούν την ίδια ημέρα.

Απογραφή. Είναι σημαντικό να παρακολουθούμε το επίπεδο των αποθεμάτων σε όλα τα αυτοκίνητα στα sites δημοπρασιών. Εάν μια δημοπρασία μπορεί να χειριστεί 250 αυτοκίνητα ανά πώληση την ημέρα, και η τρέχουσα απογραφή είναι μεγαλύτερη από 250, τότε επιπλέον χρόνος πρέπει να προστεθεί με την εκτιμώμενη ημερομηνία πώλησης.

Δυναμικές συνθήκες της αγοράς. Οι τιμές της αγοράς για τα αυτοκίνητα αλλάζουν αρκετά συχνά, μερικές φορές αργά και μερικές φορές πολύ γρήγορα. Εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης (όπως οι περισσότερες επιχειρήσεις) λειτουργούν σε ένα μη-στάσιμο περιβάλλον που επηρεάζεται από πολλούς εξωτερικούς παράγοντες, όπως:

- **Εποχικότητα** (π.χ., δεν είναι εύκολο να πωληθούν πολυμορφικά στη Νέα Υόρκη κατά τη διάρκεια του χειμώνα).
- **Η άφιξη των νέων μοντέλων** (π.χ., νέα μοντέλα εισέλθουν στην αγορά τον Αύγουστο, που επηρεάζουν την τιμή των παλαιότερων μοντέλων).
- **Ο καιρός** (που επηρεάζει τον αριθμό των αντιπροσώπων που υπάρχουν σε μια δημοπρασία, και το οποίο με τη σειρά του επηρεάζει την τιμή πώλησης).

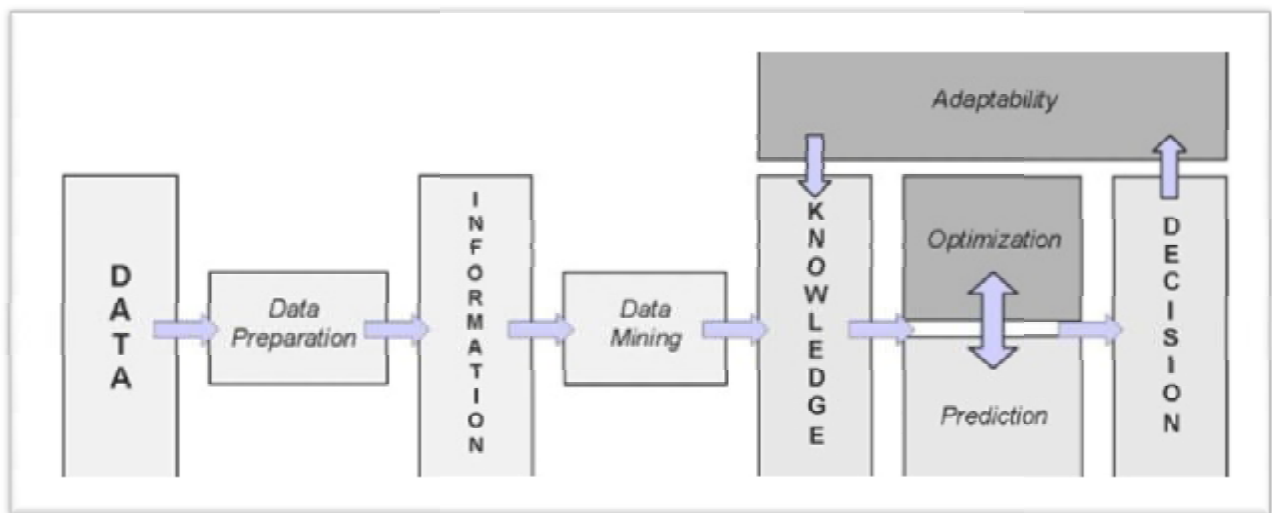
Ας ολοκληρώσουμε αυτήν την ενότητα με μια παρατήρηση που έχουμε ήδη συζητήσει (σε γενικές γραμμές) πιο πάνω: δηλαδή, ότι όλη η γνώση του κόσμου δεν θα εγγυάται στην καλύτερη απόφαση. Ως εκ τούτου, έστω και αν είναι αλήθεια ότι η εξόρυξη δεδομένων μπορεί να εξαγάγει τη χρήσιμη γνώση από τα δεδομένα, είναι ένας μύθος ότι η εξόρυξη των γνώσεων αυτών θα κάνει μια επιχείρηση να λειτουργεί καλύτερα! Μπορεί να έχουμε τέλεια γνώση όλων των αυτοκινήτων, των τιμών και των περιοχών, και να εξακολουθούν οι αποφάσεις διανομής μας να είναι πολύ κακές!

1.18 Adaptive Business Intelligence

Προηγουμένως, συζητήσαμε τα χαρακτηριστικά των πραγματικών προβλημάτων των επιχειρήσεων, τα οποία περιελάμβαναν τα εξής:

ο αριθμός των πιθανών λύσεων για το πρόβλημα είναι τόσο μεγάλος που απαγορεύει οποιαδήποτε συστηματική (πλήρης) αναζήτηση για την καλύτερη λύση. Το πρόβλημα υπάρχει σε ένα περιβάλλον μεταβαλλόμενου χρόνου, και ως εκ τούτου απαιτεί ένα σύνολο λύσεων (και όχι μια ενιαία λύση).

Το πρόβλημα είναι τόσο μεγάλο, σε βαθμό που η διαπίστωση ακόμη και για μία εφικτή λύση είναι συχνά δύσκολη, πόσο μάλλον η αναζήτηση για την βέλτιστη λύση (ή ένα σύνολο λύσεων).



Ο τρόπος για να πάρουμε τη σωστή απόφαση

Το πρόβλημα περιλαμβάνει πολλούς (ίσως αντικρουόμενους) στόχους. Στο προηγούμενο κεφάλαιο, δώσαμε ένα παράδειγμα απ'τον πραγματικό κόσμο των επιχειρήσεων στον τομέα της χρηματοδοτικής μίσθωσης αυτοκινήτων. Δεν υπάρχει καμία αμφιβολία ότι ο αριθμός των πιθανών λύσεων στο πρόβλημα της διανομής αυτοκινήτων είναι πολύ μεγάλος για οποιαδήποτε συστηματική έρευνα (όπου αναφέρθηκε ότι η κατανομή των 3.000 αυτοκινήτων σε 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών μας δίνει 50^{3000} δυνατές λύσεις).

Να σημειωθεί επίσης, ότι στο παράδειγμά μας:

- Ο αριθμός των επιστρεφόμενων αυτοκινήτων αλλάζει κάθε μέρα.
- Οι περιοχές όπου τα αυτοκίνητα επέστρεψαν αλλάζουν κάθε μέρα.
- Οι τιμές σε κάθε site δημοπρασιών αλλάζουν κάθε μέρα.
- Ο αριθμός των διαθέσιμων ιστοσελίδων δημοπρασιών μπορεί να αλλάξει με την πάροδο

του χρόνου.

- Η επίδραση του όγκου αλλάζει με την πάροδο του χρόνου.
- Υπάρχουν αλλαγές του κόστους μεταφοράς με την πάροδο του χρόνου, κλπ.

Κατά συνέπεια, ένα σύστημα Adaptive Business Intelligence πρέπει να περιλαμβάνει τρία βασικά συστατικά:

- I. Ένα στοιχείο για την πραγματοποίηση προβλέψεων
- II. Ένα συστατικό για την κατασκευή σχεδόν βέλτιστων αποφάσεων
- III. Ένα συστατικό για την προσαρμογή των προβλέψεων ακολουθώντας τις αλλαγές του περιβάλλοντος.

Για να δημιουργηθεί ένα τέτοιο σύστημα, τα ακόλουθα τέσσερα βήματα θα πρέπει να γίνουν:

- Τα διαθέσιμα δεδομένα πρέπει να είναι προετοιμασμένα και να είναι ανελυμένα διεξοδικά.
- Μία πρόβλεψη πρέπει να αναπτυχθεί με βάση τα αποτελέσματα της εξόρυξης δεδομένων.
- Μια μονάδα βελτιστοποίησης πρέπει να αναπτυχθεί που θα χρησιμοποιεί το μοντέλο πρόβλεψης για να προτείνει την καλύτερη λύση.
- Μια μονάδα προσαρμογής πρέπει να αναπτυχθεί η οποία θα είναι υπεύθυνη για την προσαρμογή της μονάδας πρόβλεψης στο μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

1.19 Εξόρυξη Δεδομένων.

Τα δεδομένα συνήθως διαμένουν σε μία ή περισσότερες βάσεις δεδομένων, και πρέπει πρώτα να κατανοήσουμε τη δομή κάθε βάσης δεδομένων και τους πίνακες της. Για να φανεί αυτό περαιτέρω, ας χρησιμοποιήσουμε έναν πίνακα που έχει βασικά δεδομένα σχετικά με τα αυτοκίνητα και τις τιμές πώλησής τους: «Για να μπορέσουμε να λύσουμε το πρόβλημα, θα πρέπει να το καταλάβουμε.» Στην ανάπτυξη λογισμικού, αυτό σημαίνει ότι υπάρχει μια πλήρης κατανόηση των αναγκών των χρηστών. Δυστυχώς, αυτή η διαδικασία μπορεί να είναι αρκετά δύσκολη. Για να γεφυρωθεί αυτό το χάσμα, προγραμματιστές λογισμικού θα πρέπει να μιλήσουν απευθείας με τους διευθυντές των επιχειρήσεων για να κατανοήσουν τη σχετική επιχειρηματική διαδικασία και τις απαιτήσεις των χρηστών. Με μια πλήρη κατανόηση του προβλήματος, οι προγραμματιστές λογισμικού μπορούν να δημιουργήσουν στη συνέχεια ένα έγγραφο απαιτήσεων των χρηστών που επαληθεύεται από τα διευθυντικά στελέχη των επιχειρήσεων.

Βασικά στοιχεία αυτοκινήτων με την τιμή πώλησης τους

Τύπος	ZIP	Ημερομηνία	Τιμή
2G1FP22P1P210000	38943	2.11.2004	\$ 14300
WB3PF43X8X900033	15875	2.11.2004	\$ 14600
BBG38FJF04JDK000	45650	3.11.2004	\$ 13500
DJOW03FFU990SJ20	33790	4.11.2004	\$ 11700
D8320DJ2094GK2X3	51200	4.11.2004	\$ 12300
2JE9F0284JD0213M3	32800	5.11.2004	\$ 14900
4380JDDD9W02MD0	40752	5.11.2004	\$ 11200

Και έναν άλλο πίνακα που έχει πιο λεπτομερή στοιχεία για κάθε αυτοκίνητο:

Πιο λεπτομερή στοιχεία για κάθε αυτοκίνητο

Τύπος	Μάρκα	Μοντέλο	Χιλιόμετρα	Έτος	Χρώμα	Μετάδοση	Πόρτες	Ζημιές
FP22P1P2100001	Chevy	Cavalier	34983	2000	Μαύρο	Αυτόματο	2D	\$0
3PF43X8X90003	Ford	Focus	37984	2001	Μαύρο	Χειροκίνητο	4D sport	\$50
3G38FJF04JDK00	Isuzu	Rodeo	59044	2001	Μλέ	Αυτόματο	4D Sedan	\$100
3W03FFU990SJ20	Jeep	Cherokee	48954	1999	Ασημί	Αυτόματο	4D Sedan	\$0\$0

320DJ2094GK2X	Μεταχειρισμένο	Mazda	626	38943	2000	Κόκκινο	Χειροκίνητο	2D	\$250
9F0284JD0213M3	Μεταχειρισμένο	Nissan	Altima	39488	2001	Κίτρινο	Αυτόματο	4D	\$100
0JDD9W02MD	Ενοικιάζεται	Suzuki	Vitara	15844	2000	Πράσινο	Αυτόματο	2D Sport	\$50

Επειδή έχουμε εξηγήσει τι σημαίνει κάθε στήλη στο προηγούμενο κεφάλαιο, θα πρέπει να έχουμε ήδη μια καλή κατανόηση των δεδομένων. Στη συνέχεια, θα πρέπει να καθαρίσουμε τα δεδομένα. " Η ορολογία αυτή αναφέρεται στις καταστάσεις που περιλαμβάνουν τα δεδομένα που λείπουν, ασυνεπή στοιχεία, ανακριβή στοιχεία, κλπ. Καθαρισμός δεδομένων, σημαίνει προσδιορισμός του τι δεδομένα θα μπορούσαν να λείπουν, τα δεδομένα μπορεί να είναι ανακριβές ή λανθασμένα, και ούτω καθεξής .



Καθαρισμός δεδομένων

Σε αυτό το μικρό δείγμα, δεν υπάρχουν ελλείπουσες τιμές ή παρατυπίες, έτσι ώστε να μην ανησυχούμε για βρώμικα δεδομένα. Μπορούμε τώρα να προχωρήσουμε με τη δραστηριότητα εξόρυξης δεδομένων, η οποία είναι μια αναλυτική διαδικασία για την εύρεση των σχέσεων και των πρότυπων μεταξύ των μεταβλητών (Π.χ., η εύρεση της σχέσης μεταξύ "τιμή πώλησης", "τύπου", "μοντέλου", και "χιλιόμετρα"). Μας ενδιαφέρει περισσότερο η χρήση των αποτελεσμάτων εξόρυξης δεδομένων για να οικοδομήσουμε ένα μοντέλο (ή ένα σύνολο μοντέλων) για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων. Ο λόγος για αυτό είναι ότι οι προβλέψεις είναι άμεσα συσχετισμένες με τη λήψη αποφάσεων, ενώ η ανακάλυψη της γνώσης είναι πιο κοντά στην υποστήριξη της λήψης αποφάσεων. Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, μας ενδιαφέρει η πρόβλεψη της τιμής πώλησης για συγκεκριμένα off-lease αυτοκίνητα σε συγκεκριμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών σε κάποιες συγκεκριμένες ημερομηνίες στο μέλλον. Ως εκ τούτου, θα πρέπει να εστιάσουμε τις προσπάθειές μας της εξόρυξης δεδομένων στην εύρεση σχέσεων και μοτίβων που υπάρχουν μεταξύ των διαφόρων μεταβλητών στο σύνολο δεδομένων, και στη συνέχεια να χρησιμοποιήσουμε αυτή τη γνώση για να αναπτύξουμε ένα αποτελεσματικό μοντέλο για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης.

1.19 Πρόβλεψη.

Η βασική λειτουργία μιας μονάδας πρόβλεψης (που μπορεί να αποτελείται από ένα ή περισσότερα μοντέλα προβλέψεων) είναι να παράγει μία έξοδο με βάση κάποια εισόδο:

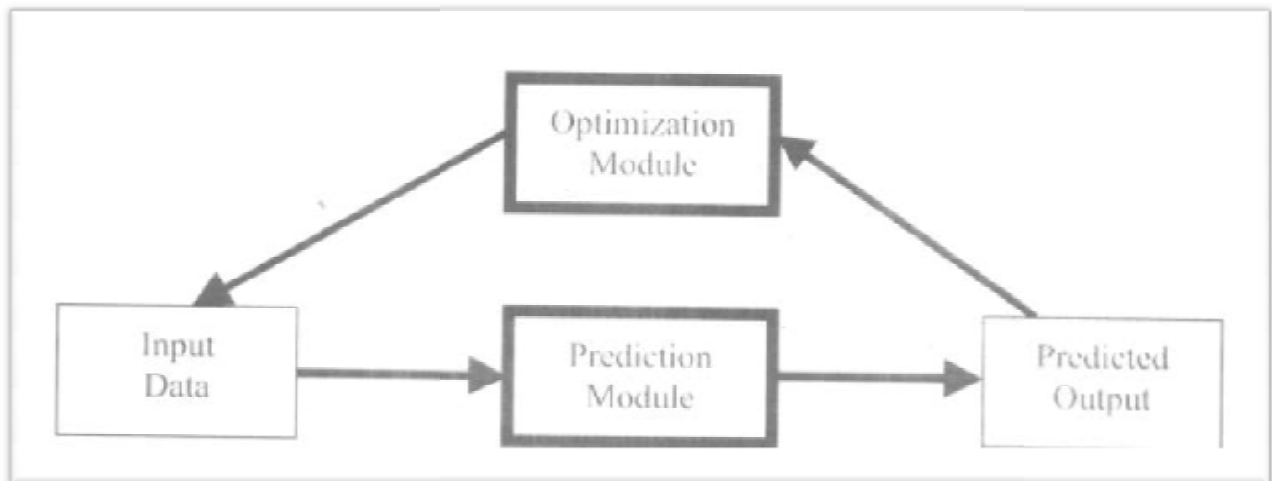
Για να καταστεί η μονάδα πρόβλεψης λειτουργική, είναι απαραίτητο να «εκπαιδεύσουμε» τα διάφορα μοντέλα που χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα. Κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας, η μονάδα πρόβλεψης "μαθαίνει" πώς να προβλέπει το αποτέλεσμα, δεδομένης της εισόδου.

Λοιπόν, η μονάδα πρόβλεψης θα πρέπει να "μάθει" να προβλέπει την τιμή πώλησης βασισμένη σε σχετικά ιστορικά στοιχεία των πωλήσεων. Για λόγους απλότητας, ας υποθέσουμε ότι έχουμε το ακόλουθο Honda Accord στοιχεία για τις πωλήσεις από τη δημοπρασία της περασμένης εβδομάδας στη Βόρεια Καλιφόρνια:

Ας υποθέσουμε επίσης (πολύ βασικό) ότι η μονάδα πρόβλεψης μας "προβλέπει" την τιμή πώλησης για κάθε μάρκα / μοντέλο σε κάθε site δημοπρασιών κοιτάζοντας το μέσο όρο πώλησης των τιμών για την προηγούμενη εβδομάδα (ως εκ τούτου, δεν λαμβάνει υπόψη τα πραγματικά χιλιόμετρα, χρώμα, ή άλλες μεταβλητές). Είναι ενδιαφέρον να σημειωθεί, ωστόσο, ότι η δημιουργία ακόμη μιας βασικής μονάδας πρόβλεψης όπως αυτή παρουσιάζει πολλές δυσκολίες. Για παράδειγμα, ένα ξεχωριστό μοντέλο πρόβλεψης είναι απαραίτητο για κάθε μάρκα, το μοντέλο, και την τοποθεσία. Ως εκ τούτου, η μονάδα πρόβλεψης μπορεί να χρειαστεί να περιέχει περίπου 10.000 ξεχωριστές προβλέψεις (20 μάρκες X 10 μοντέλα X 50 θέσεις). Επιπλέον, αν η βάση δεδομένων μας περιέχει περίπου τρία εκατομμύρια περιπτώσεις (συλλογή δεδομένων που εκτείνονται σε 30 μήνες), τότε κάθε μοντέλο πρόβλεψης θα έχει κατά μέσο όρο 300 περιπτώσεις. Η κατανομή αυτών των περιπτώσεων θα είναι μη-ομοιόμορφη.

1.20 Βελτιστοποίηση.

Στη συνέχεια έρχεται η ανάπτυξη μιας μονάδας βελτιστοποίησης που μπορεί να συνιστά την καλύτερη λύση. Σημειώστε ότι η "καλύτερη λύση" βασίζεται στην πρόβλεψη της μονάδας εξόδου. Για παράδειγμα, για να αξιολογηθεί το πλεονέκτημα μιας συγκεκριμένης κατανομής αυτοκινήτων, πρέπει να έχουμε προβλέψει τις τιμές πώλησής τους. Η σχέση μεταξύ της πρόβλεψης και βελτιστοποίησης μπορεί να εμφανίζεται ως εξής:



Βελτιστοποίηση

Στο παραπάνω διάγραμμα, η μονάδα βελτιστοποίησης παράγει ένα διάλυμα διανομής που χρησιμεύει ως δεδομένα εισόδου για τη μονάδα πρόβλεψης. Αυτά τα δεδομένα εισόδου παρέχουν μια μεταβίβαση προορισμού (δηλαδή, site δημοπρασιών) για κάθε αυτοκίνητο, το οποίο η μονάδα πρόβλεψης χρησιμοποιεί για να δημιουργήσει τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης. Η μονάδα βελτιστοποίησης κατόπιν χρησιμοποιεί το άθροισμα όλων των προβλέψεων για τις τιμές πώλησης (δηλαδή, τα δεδομένα εξόδου) για να μετρήσει την ποιότητα των δεδομένων εισόδου: Όσο υψηλότερο είναι το άθροισμα των προβλεπόμενων τιμών πώλησης αυτοκινήτων, τόσο καλύτερη είναι η είσοδος δεδομένων. Για να μεγιστοποιήσει το άθροισμα όλων των προβλέψεων των τιμών πώλησης, η μονάδα βελτιστοποίησης προσπαθεί με πολλούς διαφορετικούς συνδυασμούς δεδομένων εισόδου και στη συνέχεια αξιολογεί τα δεδομένα εξόδου.

1.21 Προσαρμοστικότητα.

Η ανάπτυξη αποτελεσματικών μονάδων πρόβλεψης και βελτιστοποίησης είναι ένα σπουδαίο ξεκίνημα, αλλά αυτές οι ενότητες είναι ανεπαρκείς για τα συνεχώς μεταβαλλόμενα σημερινά περιβάλλοντα. Επειδή η ακριβής πρόβλεψη του σήμερα μπορεί να είναι ανακριβής αύριο, η μονάδα πρόβλεψης πρέπει να είναι σε θέση να «μαθαίνει» για την προσαρμογή στις αλλαγές στο περιβάλλον. Η έννοια της προσαρμοστικότητας έχει εκτεταμένες συνέπειες: Φανταστείτε ένα σύστημα που θα βελτιώνεται με την πάροδο του χρόνου με την εκμάθηση από τα δικά του σφάλματα πρόβλεψης. Ένα τέτοιο σύστημα θα μπορούσε πραγματικά να είναι προσαρμοστικό! Η διαδικασία προσαρμογής μπορεί να παρουσιαστεί ως εξής: Για την ανίχνευση σφαλμάτων

μεταξύ του προβλεπόμενου αποτελέσματος και του πραγματικού αποτελέσματος, μια προσαρμοστική ενότητα συγκρίνει τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης (δηλαδή την πρόσφατη είσοδο) με την πραγματική τιμή για κάθε αυτοκίνητο (δηλ. την πρόσφατη έξοδο). Αν υπάρχουν λάθη, η μονάδα προσαρμογής θα "συντονιστεί" με τη μονάδα πρόβλεψης για να μειώσει το σφάλμα πρόβλεψης.

Με άλλα λόγια, η μονάδα προσαρμογής μπορεί να «προσαρμόζεται» στις περιβαλλοντικές αλλαγές από την ενημέρωση των κανόνων αυτών, με τη συχνότητα ενημέρωσης ανάλογα με το πόσο γρήγορα το περιβάλλον αλλάζει. Φυσικά, μια πραγματικά καλή μονάδα προσαρμογής μπορεί να πάρει τη δική της απόφαση σχετικά με την συχνότητα ενημέρωσης, με την συνεχή μέτρηση δικών της σφαλμάτων πρόβλεψης. Ως εκ τούτου, μια πραγματικά καλή μονάδα προσαρμογής μπορεί να προσαρμόζει την ταχύτητά της προσαρμογής!

Είναι σημαντικό να σημειωθεί, ωστόσο, ότι η αποτελεσματικότητα της μονάδας της προσαρμοστικότητας στην ενημέρωση της μονάδας πρόβλεψης επηρεάζεται από τον τύπο των μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή των υποκείμενων μοντέλων. Στο επόμενο κεφάλαιο, θα συζητήσουμε μερικές από αυτές τις μεθόδους λεπτομερώς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ_2

2.1 Πρόβλεψη και βελτιστοποίηση: Πέντε βασικές μέθοδοι και μοντέλα πρόβλεψης.

Τα περισσότερα «προβλήματα πρόβλεψης» μπορεί να χαρακτηριστούν ως προβλήματα ταξινόμησης, παλινδρομικά προβλήματα, ή προβλήματα χρονοσειρών. Όταν τοποθετούμε ένα πρόβλημα πρόβλεψης σε μία από αυτές τις τρεις κατηγορίες, δύο σημαντικές πτυχές πρέπει να ληφθούν υπόψη: η αναμενόμενη απόδοση και ο χρόνος. Ας εξηγήσουμε αυτές τις δύο πτυχές περαιτέρω.

Για κάποια προβλήματα, υπάρχουν μόνο δύο πιθανά αναμενόμενα αποτελέσματα: "ναι" ή "όχι," "true" ή "false", "buy" ή "sale", κλπ. Αυτά είναι τα κλασικά προβλήματα ταξινόμησης, επειδή αναθέτουν νέες υποθέσεις σε μια τάξη. Το καλύτερο παράδειγμα θα ήταν η ταξινόμηση των συναλλαγών με πιστωτικές κάρτες σε δύο κατηγορίες: "δόλια" και "νόμιμα" (Το πρόβλημα αυτό θα συζητηθεί με περισσότερες λεπτομέρειες παρακάτω).

Ένα πρόβλημα ταξινόμησης μπορεί να έχει, ωστόσο, περισσότερο από δύο εξόδους - στην πραγματικότητα, ο αριθμός των πιθανών τάξεων μπορεί να είναι αρκετά σημαντικός. Σε αυτά τα προβλήματα ταξινόμησης, ο χρόνος δεν υπάρχει. Το «μέλλον» νοείται ως άφιξη μιας νέας (ακόμα άγνωστη) περίπτωσης ή περιλαμβάνεται ως μεταβλητή της υπόθεσης.

Παρόμοιες παρατηρήσεις ισχύουν και για τα προβλήματα παλινδρόμησης. Ο γενικός σκοπός της (πολλαπλής) παλινδρόμησης είναι να ανακαλύψει τη σχέση μεταξύ πολλών ανεξάρτητων («πρόβλεψης») μεταβλητών και εξαρτημένων («κριτήριο») μεταβλητών. Για παράδειγμα, μπορεί να θέλουμε να προβλέψουμε τα επίπεδα μισθών ως συνάρτηση της θέσης, του αριθμού των ετών στην θέση, τον αριθμό των εποπτευόμενων εργαζόμενων, κλπ. Και πάλι, στο ζήτημα αυτό ο χρόνος είναι είτε ανύπαρκτος είτε περιλαμβάνεται ως μεταβλητή της υπόθεσης.

Ένα μοντέλο πρόβλεψης που αναπτύσσετε για ένα πρόβλημα ταξινόμησης αποκαλείται συχνά ταξινομητής. Μία ακραία τιμή είναι μια παρατήρηση που βρίσκεται σε μια ανώμαλη απόσταση από τις άλλες τιμές σε ένα τυχαίο δείγμα. Για παράδειγμα, το ετήσιο επίπεδο των μισθών για 1000 τυχαία επιλεγμένα άτομα θα μπορούσε να είναι στην κλίμακα από 17.832 έως \$ \$ 167,942, με την εξαίρεση ενός ατόμου, που κερδίζει 938.400 δολάρια ανά έτος.

Σε αντίθεση με την ταξινόμηση και την υποχώρηση των προβλημάτων, ο «χρόνος» είναι το κύριο χαρακτηριστικό ενός προβλήματος χρονοσειρών. Ένα κλασικό παράδειγμα οικονομίας θα είναι να προβλέψουμε το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν του επόμενου έτους (ΑΕΠ). Αφθονία των ιστορικών δεδομένων είναι διαθέσιμα (απελευθερώνονται κάθε τρίμηνο), καθώς και το μοντέλο πρόβλεψης μπορεί να περιλαμβάνει πολλούς επιπλέον οικονομικούς δείκτες ως μεταβλητές (π.χ., απασχόληση, οικονομικών, έρευνα, παραγωγή και τις πωλήσεις των δεικτών).

Παρά το γεγονός ότι τα προβλήματα πρόβλεψης έρχονται σε όλα τα σχήματα και μεγέθη ποικίλουν στον αριθμό των μεταβλητών, των μοντέλων δεδομένων, τους ορίζοντες χρόνου, και τα είδη των αναμενόμενων παραγωγών.

Μόνο δύο είδη των μεθόδων πρόβλεψης υπάρχουν για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων: ποσοτικές και ποιοτικές μέθοδοι. Οι ποσοτικές μέθοδοι υποθέτουν ότι μία επαρκής ποσότητα των δεδομένων υπάρχει για το παρελθόν, και ότι τα παρελθόντα σχέδια θα συνεχιστούν και στο μέλλον. Αντίθετα, οι ποιοτικές μέθοδοι εφαρμόζονται σε περιπτώσεις όπου πολύ λίγα ποσοτικά δεδομένα είναι διαθέσιμα.

Αν και οι ποσοτικές μέθοδοι ποικίλλουν από την απλή βάση (και διαισθητικά) καθώς και σε τυπικούς μεθόδους που βασίζονται στις αρχές της στατιστικής, όλοι αυτοί οι μέθοδοι απαιτούν τα δεδομένα! Ευτυχώς, η ποσότητα των αποθηκευμένων δεδομένων αυξάνεται με ένα ταχύ ρυθμό. Η αύξηση αυτή λαμβάνει χώρα με δύο διαστάσεις: τον αριθμό των περιπτώσεων που αποθηκεύονται (π.χ., νέες συναλλαγές) και τον αριθμό των μεταβλητών σε κάθε περίπτωση (π.χ. αναλυτικά στοιχεία κάθε συναλλαγής). Σε γενικές γραμμές, όσο περισσότερα δεδομένα τόσο το καλύτερο, αφού η εξόρυξη δεδομένων μπορεί να παράγει καλύτερα αποτελέσματα, όταν εκτελείται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, και η πρόβλεψη για τα μοντέλα είναι πιο ακριβής.

Στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, υπάρχουν πολλά σημαντικά στοιχεία της πρόβλεψης. Για παράδειγμα, θα θέλαμε να προβλέψουμε τις τιμές πώλησης για διαφορετικά αυτοκίνητα σε διαφορετικές ιστοσελίδες δημοπρασιών σε διαφορετικές ημέρες. Επειδή αυτές οι προβλέψεις βασίζονται σε προηγούμενες περιπτώσεις, θα πρέπει να γνωρίζουμε όλες τις μεταβλητές (π.χ., , "μοντέλο", "στυλ αμαξώματος," "μήκος") από τα αυτοκίνητα που πουλήθηκαν κατά το

τελευταία, ας πούμε, τρία χρόνια. Και θα πρέπει επίσης να γνωρίζουν την τιμή πώλησης, καθώς και την ακριβή ημερομηνία και τον τόπο. Έχοντας όλες αυτές τις πληροφορίες, μπορούμε να εφαρμόσουμε στη συνέχεια διάφορες μεθόδους πρόβλεψης. Φυσικά, το μοντέλο πρόβλεψης θα πρέπει επίσης να λαμβάνει υπόψη την κατανομή των άλλων αυτοκινήτων.

Η διαδικασία της οικοδόμησης ενός μοντέλου πρόβλεψης συνήθως αποτελείται από λίγα μόλις βήματα με βασικό την προετοιμασία των δεδομένων. Αυτό το βήμα περιλαμβάνει την μετατροπή των δεδομένων, την δημιουργία παράγωγων χαρακτηριστών, την αυθαίρετη επιλογή, την εξάλειψη των θορυβωδών δεδομένων, παρέχοντας τις τιμές που λείπουν, και τον καθαρισμό των δεδομένων. Αυτό το στάδιο συχνά εμπλουτίζεται από την προκαταρκτική ανάλυση των δεδομένων για τον εντοπισμό των πιο σημαντικών μεταβλητών και για τον προσδιορισμό της πολυπλοκότητας του υποκείμενου προβλήματος. Η προετοιμασία των δεδομένων βήμα βήμα μπορεί να είναι πιο επίπονη ωστόσο αποτελεί το 80% κάθε προσπάθειας εξόρυξης δεδομένων.

Για την παρασκευή σωστών δεδομένων, είναι σημαντικό πρώτα να προσδιοριστεί η μεταβλητή "τύπος". Για παράδειγμα, "πολύ ελαφρύ", "φως", "μέσο", "βαριά" και "πολύ βαριά" ακολουθούν μια φυσική σειρά, αλλά η απόσταση μεταξύ τους δεν έχει καθοριστεί. Αξίες όπως χιλιόμετρα, από την άλλη πλευρά, έχουν μια φυσική μέτρηση της απόστασης: ένα αυτοκίνητο με 34.789 μίλια έχει 3.500 μίλια λιγότερα από ένα αυτοκίνητο με 38.289 μίλια. Επειδή ο στόχος του κάθε μοντέλου πρόβλεψης είναι η παραγωγή μιας εξόδου (δηλαδή, η πρόβλεψη), είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η έξοδος είναι επίσης μια μεταβλητή. Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, η προβλεπόμενη παραγωγή είναι η τιμή πώλησης, η οποία είναι μια ενιαία αριθμητική μεταβλητή. Κατά τη φάση της προετοιμασίας των δεδομένων, ορισμένες μεταβλητές μπορούν επίσης να απαιτούν "μεταμόρφωση".

Παρά το γεγονός ότι ο καλύτερος τρόπος για να επιλέξουμε τις πιο σημαντικές μεταβλητές εξακολουθεί να είναι χειροκίνητος (Με βάση την ειδική γνώση του προβλήματος), υπάρχουν πολλές αυτόματες μέθοδοι που μπορεί να χωριστούν σε διάφορες κατηγορίες. Για παράδειγμα, μπορούμε να εξετάσουμε τις μεθόδους που αξιολογούν την καταλληλότητα μιας μεταβλητής σε σχέση με τις μεθόδους που αξιολογούν ένα υποσύνολο των μεταβλητών.

Ένα άλλο σημαντικό θέμα που σχετίζεται με την χρόνο-εξάρτηση είναι ο «χρονικός ορίζοντας» των ιστορικών δεδομένων. Με απλά λόγια, θα πρέπει να ληφθεί μια απόφαση σχετικά με το πόσο μακριά ή πίσω θα δούμε. Αυτό φαίνεται φυσικό, δηλαδή ότι θα πρέπει να δώσουμε μεγαλύτερη προσοχή σε πρόσφατα στοιχεία, αφού τα "παλαιά" δεδομένα μπορεί έχουν χάσει τη σημασία τους. Για παράδειγμα, η χρήση δεδομένων προβλέψεων εναέριας κυκλοφορίας προ-11 Σεπτεμβρίου 2001 δεν θα αποφέρει καλά αποτελέσματα για το 2002. Μερικοί άνθρωποι θεωρούν, επίσης, μια προκαταρκτική (διερευνητική) ανάλυση ως ένα απλό μέρος της προετοιμασίας, ενώ άλλοι θεωρούν ότι είναι ένα ξεχωριστό στάδιο της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων. Σε κάθε περίπτωση, μια τέτοια ανάλυση είναι εξαιρετικά χρήσιμη για την απόκτηση και κατανόηση των δεδομένων. Εν πάση περιπτώσει, ο κύριος σκοπός μιας τέτοιας ανάλυσης δεν είναι να επιλεγεί αμέσως ένα μοντέλο πρόβλεψης, αλλά να πάρουμε μια «αίσθηση» για τα δεδομένα. Αυτό το στάδιο είναι ζωτικής σημασίας, καθώς μπορεί να προταθεί η κατάλληλη μέθοδος πρόβλεψης.

2.2 Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης.

Ο στόχος είναι να οικοδομήσουμε ένα μοντέλο πρόβλεψης που θα προβλέπει το «αποτέλεσμα». Αυτό το αποτέλεσμα μπορεί να είναι η τιμή ενός μεταχειρισμένου αυτοκινήτου που αποστέλλεται σε πλειστηριασμό, η ταξινόμηση μιας αίτησης δανείου, η ανάθεση ενός νέου πελάτη και ούτω καθεξής. Πολλές μέθοδοι πρόβλεψης υπάρχουν και μπορούμε να ομαδοποιήσουμε αυτές τις διαφορετικές μεθόδους σε μερικές ευρείες κατηγορίες:

- Ø Μαθηματική (π.χ., γραμμική παλινδρόμηση, στατιστικές μεθόδους).
- Ø Απόσταση
- Ø Λογική (π.χ., πίνακες αποφάσεων, δένδρα αποφάσεων, κανόνες ταξινόμησης).
- Ø Μοντέρνο πειραματισμό (π.χ. νευρωνικά δίκτυα, εξελικτικοί αλγόριθμοι, ασαφής λογική).

Οι τρεις πρώτες κατηγορίες καλύπτονται σε αυτή την ενότητα, αλλά η τελευταία κατηγορία, σύγχρονες μέθοδοι, καλύπτεται στις παρακάτω.

Ωστόσο, αυτές οι τεχνικές αποκτούν όλο και μεγαλύτερη σημασία για τα μοντέλα πρόβλεψης κτιρίου, και γι 'αυτό έχουν μετακινηθεί σε ξεχωριστά κεφάλαια για να τα συζητήσουμε σε μεγαλύτερο βάθος.

2.3 Μαθηματικές Μέθοδοι.

Όπως συζητήθηκε νωρίτερα σε αυτό το κεφάλαιο, υπάρχουν τρεις τύποι προβλημάτων πρόβλεψης: ταξινόμηση, παλινδρόμηση, καθώς και χρονοσειρές. Προβλήματα ταξινόμησης είναι στο επίκεντρο της έρευνας εξόρυξης δεδομένων τις τελευταίες δεκαετίες, και κάποιες μέθοδοι πρόβλεψης (Π.χ., η απόσταση και η λογική) αναπτύχθηκαν ρητά για τα προβλήματα ταξινόμησης. Προς το παρόν, όμως, ας επικεντρωθούμε στην παλινδρόμηση και τα προβλήματα χρονοσειρών. Η κύρια διαφορά μεταξύ του χρόνου και της παλινδρόμησης είναι ότι η πρώτη υποθέτει ότι η αναμενόμενη παραγωγή παρουσιάζει κάποια αιτιολογική σχέση με κάποιες άλλες μεταβλητές. Ο στόχος των μοντέλων χρονοσειρών, από την άλλη πλευρά, δεν είναι να καλύψουν ή να εξηγήσουν τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, στόχος τους είναι καθαρά η πρόβλεψη. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα καλό παράδειγμα: Δεν μπορούν να καταλάβουν τα βάρη σύνδεσης, και όμως το νευρωνικό δίκτυο, μπορεί να παράγει αρκετά ακριβής προβλέψεις ...

Πιθανώς η πιο δημοφιλής επεξηγηματική μέθοδος είναι η γραμμική παλινδρόμηση. Αν το προβλεπόμενο αποτέλεσμα είναι αριθμητικό και όλες οι μεταβλητές στο μοντέλο πρόβλεψης είναι αριθμοί, τότε η γραμμική παλινδρόμηση είναι η κλασική επιλογή. Στη μέθοδο αυτή, μπορούμε να οικοδομήσουμε μια γραμμική έκφραση που χρησιμοποιεί τις τιμές των διαφόρων μεταβλητών για την παραγωγή μιας προβλεπόμενης αξίας, για μια "νέα" μεταβλητή (δηλαδή, μιας μεταβλητής που δεν χρησιμοποιήθηκε στο μοντέλο).

Ας εξετάσουμε την γραμμική παλινδρόμηση για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης ενός αυτοκινήτου. Σε αυτή την περίπτωση, η "νέα" μεταβλητή θα είναι η προβλεπόμενη τιμή πώλησης. Σημειώστε ότι πολλές μεταβλητές δεν είναι αριθμητικές, έτσι πρέπει να αντιμετωπιστεί αυτό το θέμα πρώτα. Είναι σαφές ότι οι μη αριθμητικές μεταβλητές, "πρότυπο" και «τόπος» είναι καίριας σημασίας, καθώς καθορίζουν το βασικό εύρος. Με την οικοδόμηση

ενός ξεχωριστού μοντέλου παλινδρόμησης για κάθε μάρκα / μοντέλο σε κάθε θέση, μπορούμε να εξαλείψουμε αυτές τις τρεις μη αριθμητικές μεταβλητές.

Στη συνέχεια, θα πρέπει να μετατρέψει τις υπόλοιπες μη αριθμητικές μεταβλητές σε αριθμητικές μεταβλητές. Για παράδειγμα, μπορούμε να πάρουμε μια λίστα με τα διαθέσιμα χρώματα, να τα ταξινομήσουμε από άσπρο σε μαύρο, σύμφωνα με κάποια συγκεκριμένη σειρά (π.χ., πώς θα εμφανίζονται σε ένα φάσμα), και να ορίσουμε διαδοχικά φυσικούς αριθμούς. Αν υποθέσουμε ότι έχουμε 30 διαφορετικά χρώματα, το λευκό θα είναι το 1 και το μαύρο θα είναι το 30. Σημειώστε ότι οι μεταβλητές "χιλιόμετρα", "έτος" και το "επίπεδο βλάβης" είναι ήδη αριθμητικές, έτσι δεν υπάρχει καμία ανάγκη να κάνουμε τα παραπάνω για αυτά.

Επειδή ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης πρέπει να απαντήσει (δηλαδή, παράγει μια τιμή για) ερωτήσεις όπως: "Ποια είναι η τιμή ενός Toyota (" μάρκα ") Camry (« μοντέλο ») , σε ποία δημοπρασία είναι (π.χ ιστοσελίδα Τζάκσονβιλ, Φλόριντα ("περιοχή") , πρέπει να αναπτύξουμε μια λειτουργία:

Τιμή Πώλησης = α + (β X Χιλιόμετρα) + (γ X Έτος) + (δ X Color) + ...

που παρέχει την προβλεπόμενη τιμή για μια νέα περίπτωση (δηλαδή, ένα μεταχειρισμένο Toyota Camry), όταν παρέχεται με τις αριθμητικές αξίες των άλλων μεταβλητών ("χιλιόμετρα", "έτος", "χρώμα" κ.λπ.). Η κύρια πρόκληση εδώ είναι να βρούμε τις τιμές για τις παραμέτρους α , β , γ , δ , που δίνουν στο μοντέλο πρόβλεψης την καλύτερη δυνατή απόδοση (δηλαδή, που ελαχιστοποιούν το λάθος). Δεδομένου ότι έχουμε όλα τα ιστορικά δεδομένα από τρία εκατομμύρια περιπτώσεις, μπορούμε να εξάγουμε όλες τις περιπτώσεις όπου "location" = Jacksonville, μάρκα" = Toyota, και "μοντέλο" = Camry. Αυτό το υποσύνολο των περιπτώσεων θα αποτελέσουν τα δεδομένα που διατίθενται για το μοντέλο πρόβλεψης. Σημειώστε, επίσης, ότι σε ορισμένες περιπτώσεις θα θέλαμε να προβλέψουμε μόνο μία από τις δύο τιμές ("ναι" ή "όχι", "απάτη" ή "νόμιμο", "buy" ή "for sale", κλπ.). Αυτό το είδος της παλινδρόμησης ονομάζεται λογιστική παλινδρόμηση. Σημειώνεται ότι η θέση Τζάκσονβιλ θα περιέχει πολλά μοντέλα πρόβλεψης (για όλα τα διακριτά ζεύγη όπως μάρκα / μοντέλο.

Για να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης, υπάρχουν αρκετές τυποποιημένες διαδικασίες για τον προσδιορισμό των τιμών των παραμέτρων. Μόλις αυτές οι παράμετροι καθορίζονται, το μοντέλο πρόβλεψης (για όλα τα αυτοκίνητα Toyota Camry που πωλούνται σε δημοπρασία Jacksonville) είναι έτοιμο. Για κάθε νέα περίπτωση (και πάλι, με την νέα περίπτωση εννοούμε ένα μεταχειρισμένο Toyota Camry), μπορούμε να καθορίσουμε την τιμή πώλησης για τη θέση Jacksonville εισάγοντας τις κατάλληλες τιμές για "χιλιόμετρα", "έτος", "χρώμα", κλπ. στη λειτουργία των τιμών πώλησης. Σημειώστε, ωστόσο, ότι η διαδικασία της κατάρτισης μπορεί να μην είναι τόσο απλή .

Πρώτα από όλα, ορισμένες τιμές θα μπορούσαν να λείπουν (π.χ., τα διανυθέντα χιλ.). Σε τέτοιες περιπτώσεις, μπορούμε: Να αφαιρέσουμε την υπόθεση από την εξέταση και να επικοινωνήσουμε με το κατάλληλο site δημοπρασιών για να ανάκτησουμε την αξία χιλιομετρών. Μόλις ολοκληρωθεί, αυτή η τιμή ανακτάται, και μπορούμε να εισάγουμε την υπόθεση πίσω στο σύστημα για επεξεργασία. Αν και αυτό θα μπορούσε να προκαλέσει μια καθυστέρηση στην επεξεργασία για το αυτοκίνητο, θα μπορούσε να μας εμποδίσει να κάνουμε ένα σοβαρό σφάλμα πρόβλεψης.

Δεύτερον, διότι το μοντέλο πρόβλεψης έχει να προσφέρει κάτι περισσότερο από την αυριανή

τιμή , η διαδικασία κατάρτισης θα μπορούσε να είναι πολύ πιο περίπλοκη. Ο λόγος για αυτό είναι ότι η ακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης πρέπει να αξιολογείται για τις δύο μικρότερες και μεγαλύτερες χρονικές περιόδους. Ως εκ τούτου, η διαδικασία της αναζήτησης για το καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης είναι πιο δύσκολη, καθώς είναι δύσκολο να συγκρίνει και να επιλέξει το καλύτερο από δύο μοντέλα όπου το ένα παρέχει καλύτερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, ενώ το άλλο παρέχει καλύτερες μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

Τρίτον, με τον καιρό, το γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης θα επεξεργαστεί κάποιο "σπάνιο" αυτοκίνητο, όπως ένα Dodge Viper ή ένα Acura NSX. Σημειώστε ότι έχουμε αναλάβει μια γραμμική παλινδρόμηση για κάθε μάρκα / μοντέλο σε κάθε θέση. Αυτή η υπόθεση είναι μια χαρά, αλλά το ιστορικό σύνολο δεδομένων μπορεί να περιέχει μόνο 100 Dodge Viper αυτοκίνητα με μηδενικές εμφανίσεις σε ορισμένες τοποθεσίες! Πώς μπορούμε να οικοδομήσουμε ένα μοντέλο για μια θέση όπου το σύνολο των δεδομένων είναι άδειο; Λοιπόν, ως συνήθως, υπάρχουν διάφοροι τρόποι για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος. Ένας τρόπος θα ήταν να εκτιμηθεί η τιμή με βάση: (1) τις τιμές της ίδιας μάρκας / μοντέλου σε κοντινές περιοχές, και (2) τις τιμές των παρόμοιων μοντέλων στην ίδια θέση...

Τώρα ας στρέψουμε την προσοχή μας στα προβλήματα χρονοσειρών. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ο μοναδικός σκοπός ενός μοντέλου χρονοσειρών είναι να προβλέψει τις μελλοντικές τιμές, οι σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών δεν παρουσιάζουν κανένα ενδιαφέρον. Το πρόβλημα μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

Πολλά στατιστικά μοντέλα χρονοσειρών έχουν προταθεί κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, συμπεριλαμβανομένων των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης, αυτό-παλινδρόμησης και άλλα. Κάθε μοντέλο βασίζεται σε ορισμένες παραδοχές, και περιλαμβάνει μερικούς (τουλάχιστον ένα) παραμέτρους Αυτό πρέπει να είναι συντονισμένο με βάση τα ιστορικά δεδομένα. Τώρα ας εξετάσουμε την κατηγορία των μεθόδων πρόβλεψης που είναι συλλογικά γνωστή ως «εκθετική εξομάλυνση.» Αν αυτή η μέθοδος γενικευθεί σε μια μέθοδο κινητού μέσου, όπου ο μέσος όρος των προηγούμενων περιπτώσεων k χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη. Όλη η εκθετική εξομάλυνση των μεθόδων που αναθέτει βάρη σε προηγούμενες περιπτώσεις με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι πρόσφατες περιπτώσεις δίνεται περισσότερο βάρος από ό, τι στις παλαιότερες περιπτώσεις (όπως οι πιο πρόσφατες περιπτώσεις συνήθως παρέχουν καλύτερη «κατεύθυνση» προς το μέλλον, από τις λιγότερο πρόσφατες). Ως εκ τούτου, είναι λογικό να αναπτυχθεί ένα σύστημα συντελεστών στάθμισης που αποδίδει μικρότερα βάρη σε παλαιότερες περιπτώσεις. Για παράδειγμα, μια πρόβλεψη για τη χρονική στιγμή $t+1$ υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{Πρόβλεψη } (t+1) = (\alpha \times \text{Πραγματική } (t)) + ((1-\alpha) \text{ Πρόβλεψη } X (t))$$

το οποίο απλά σημαίνει ότι η πρόβλεψη για την επόμενη (μελλοντική) περίπτωση υπολογίζεται ως δύο τιμές: η πραγματική τελευταία περίπτωση (Πραγματική (t)) με την παράμετρο ένα και η τελευταία πρόβλεψη (Πρόβλεψη (t) με το βάρος $1-\alpha$). Σημειώστε ότι η παράμετρος α παρέχει την σημασία της τελευταίας περίπτωσης στο να καταστεί η πρόβλεψη, ειδικότερα, εάν $\alpha = 1$, τότε η πρόβλεψη θα αναφέρει πάντα την τελευταία πραγματική αξία ως μια νέα πρόβλεψη. Είναι εύκολο να γενικεύσουμε αυτή τη μέθοδο για να συμπεριλάβει περισσότερες περιπτώσεις από το παρελθόν :

$$\text{Πρόβλεψη } (t+1) = (\alpha \times \text{Πραγματική } (t)) + (\alpha \times (1-\alpha) \times \text{Πραγματική } (t-1))$$

+ (A X (1-α)² X Πραγματική (t-2)) + (α X (1-α)³ X Πραγματική (t-3)) + ☐

+ (A X (1-α)^{t-1} X Πραγματική (1)) + ((1-α)^t Πρόβλεψη X (1))

έτσι Πρόβλεψη (t +1) αντιπροσωπεύει ένα σταθμισμένο κινητό μέσο όρο όλων των προηγούμενων παρατηρήσεων.

Σημειώστε και πάλι, ότι οι διαφορετικές τιμές της παραμέτρου A θα οδηγήσουν σε μια διαφορετική κατανομή των βαρών. Επίσης, θεωρήθηκε ότι ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν μόνο μια περίοδο μακριά (t +1). Για τις πιο μακροπρόθεσμες προβλέψεις, συχνά θεωρείται ότι η συνάρτηση είναι επίπεδη:

Πρόβλεψη (t +1) = Πρόβλεψη (t +2) Πρόβλεψη = (T +3) = ☐

Ωστόσο, δεδομένου ότι κάποια μορφή της τάσης ή εποχικότητας υπάρχει στα περισσότερα σύνολα δεδομένων, υπάρχουν μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό των ξεχωριστών συστατικών του υποκείμενου τάσης-κύκλου και τους εποχιακούς παράγοντες. Η τάση του κύκλου (που μερικές φορές διαχωρίζεται σε εξέλιξη και κυκλικές συνιστώσες) αντιπροσωπεύει μακροπρόθεσμες αλλαγές στο χρόνο, ενώ οι εποχιακοί παράγοντες σχετίζονται με περιοδικές διακυμάνσεις του συνεχούς μήκους που προκαλείται από φαινόμενα όπως η θερμοκρασία, η βροχόπτωση, κλπ. Η βασική ιδέα βασίζεται στην εμπειρία: Πρώτον, η τάση του κύκλου αφαιρείται και τότε εξετάζονται τα εποχιακά συστατικά. Τυχόν υπόλοιπα σφάλματα αποδίδονται σε τύχη, έτσι:

Λεδομένα = τάση του κύκλου + εποχιακοί παράγοντες + error

Πηγαίνοντας πίσω στην εκθετική εξομάλυνση, η σχέση ανάμεσα στο παρελθόν και το μέλλον είναι γραμμική, αλλά αυτό μπορεί να μην είναι κατάλληλο για πολλές πραγματικές εφαρμογές των χρονοσειρών. Γραμμικά μοντέλα δεν μπορεί να συλλάβουν κάποια χαρακτηριστικά που συχνά συμβαίνουν στα πραγματικά δεδομένα, όπως τους ασύμμετρους κύκλους (οι οποίοι είναι πρότυπα δεδομένων) και περιστασιακές ακραίες τιμές

Ορισμένες μη γραμμικές μέθοδοι υποθέτουν ότι οι ασύμμετροι κύκλοι προκαλούνται από τις φάσεις της χρονοσειράς, και η μεταβατική περίοδος είναι είτε ομαλή ή απότομη ανάμεσα σε αυτές τις φάσεις. Οι επιμέρους φάσεις που συνήθως δίνονται με μια γραμμική λειτουργική μορφή, και η μεταβατική περίοδος (αν είναι λεία) διαμορφώνεται ως εκθετική ή λογαριθμική συνάρτηση. Ορισμένες άλλες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την αντιμετώπιση των χρονοσειρών, εμφανίζουν μεταβλητή διακύμανση των καταλοίπων (τιμές σφάλματος)

Παρά το γεγονός ότι όλες αυτές οι γραμμικές και μη γραμμικές μέθοδοι είναι ικανοί να χαρακτηρίζουν τις μεταβλητές που βρέθηκαν σε πραγματικά δεδομένα, μπορούμε επίσης να υποθέσουμε ότι η υποκείμενη διαδικασία παραγωγής δεδομένων είναι σταθερή. Αυτή η υπόθεση είναι συχνά άκυρη για τα πραγματικά στοιχεία της χρονοσειράς. Για όλες τις μεθόδους πρόβλεψης, η ανθρώπινη κρίση απαιτείται για να επιλέξει πρώτα την κατάλληλη μέθοδο, και στη συνέχεια να ορίσει τις κατάλληλες τιμές των παραμέτρων για τις παραμέτρους του μοντέλου. Σε περίπτωση που η υποκείμενη διαδικασία παραγωγής δεδομένων αλλάξει, οι χρονοσειρές πρέπει να επανεκτιμηθούν και οι τιμές των παραμέτρων αναπροσαρμόζονται (σε ακραίες περιπτώσεις, μπορεί να απαιτείται ένα νέο μοντέλο). Εμείς θα αντιμετωπίσουμε το θέμα της προσαρμοστικότητας, καθώς και μερικές άλλες υποκατηγορίες πιο κάτω.

2.4 Μέθοδος Απόστασης.

Μια άλλη μέθοδος για τα μοντέλα πρόβλεψης βασίζεται στην έννοια της αποστάσης μεταξύ των περιπτώσεων. "Δύο περιπτώσεις σε ένα σύνολο δεδομένων μπορεί να συγκριθούν για την ομοιότητα τους, και αυτό το μέτρο ομοιότητας (που ονομάζεται "εξ αποστάσεως") παίρνει κάποια αξία. Χρησιμοποιώντας ένα μέτρο απόστασης μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων μας επιτρέπει να συγκρίνουμε μια νέα υπόθεση με την πιο "όμοια" υφιστάμενη νομολογία. Το αποτέλεσμα μιας παρόμοιας περίπτωσης (π.χ., το δάνειο είχε εξοφληθεί, η συναλλαγή ήταν δόλια) θα είναι και η πρόβλεψη για τη νέα υπόθεση. Πηγαίνοντας πίσω στο παράδειγμά μας του Toyota Camry στο site δημοπρασιών Jacksonville, μπορούμε να ψάξουμε την βάση δεδομένων μέσα από τρία εκατομμύρια περιπτώσεις για την πλέον παρεμφερή Toyota Camry που πωλούνται στην Jacksonville . Στην ιδανική περίπτωση, η υπάρχουσα περίπτωση θα είναι πρόσφατη και θα έχουν τα ίδια χιλιόμετρα, το ίδιο χρώμα, παρόμοια τελειώματα, κλπ. ως νέο περιστατικό. Ως εκ τούτου, αντί μιας λειτουργία όπου οι τιμές των μεταβλητών (μεγεθύνονται από κάποια βάρη) καθορίζουν το αποτέλεσμα, κρατάμε μόνο τις περιπτώσεων του παρελθόντος.

Το ουσιώδες στοιχείο αυτής της προσέγγισης είναι η δημιουργία ενός μέτρου ομοιότητας μεταξύ περιπτώσεων, επειδή η πιθανότητα της εύρεσης μιας πανομοιότυπης περίπτωσης είναι πολύ χαμηλή. Ως εκ τούτου, που θα πρέπει να βασίζονται οι αποφάσεις μας σχετικά με τις ομοιότητες, οι οποίες είναι μακριά από τα τετριμμένα: Για παράδειγμα, είναι ένα ασημένιο Toyota Camry με 33.000 μίλια " παρόμοιο " με ένα λευκό Toyota Camry με 34.100 μιλίων, ή με ένα ασημί Toyota Camry με 36.000 μίλια; Η διαφορά σε "ομοιότητα" μεταξύ "ασημί" και "λευκό" είναι το ίδιο μεταξύ "κόκκινο" και "κίτρινο"; Για να απαντήσει κανείς σε τέτοιες ερωτήσεις, είναι αναγκαίο να καθοριστεί κάποια απόσταση μεταξύ των περιπτώσεων (και πάλι, όσο μικρότερη είναι η απόσταση, τόσο μεγαλύτερη είναι η ομοιότητα).

Το μεγαλύτερο πρόβλημα, ωστόσο, είναι με ονομαστικές μεταβλητές. Δεδομένου του προηγούμενου μας ερωτήματος, αν «η διαφορά ομοιότητας μεταξύ του» ασημένιου »και« λευκού »είναι το ίδιο όπως μεταξύ «κόκκινο» και «κίτρινο»; "μπορούμε να υποθέσουμε ότι είναι διαφορετικά χρώματα , ή μπορούμε να εκχωρήσουμε ένα αριθμητικό μέτρο για κάθε χρώμα (π.χ., έτσι ώστε η διαφορά μεταξύ του "γαλάζιο" και "σκούρο μπλε" να είναι μικρότερη από τη διαφορά μεταξύ των "μπλε" και "κόκκινο"). Αυτές είναι οι δύο τυπικές προσεγγίσεις για την αξιολόγηση των διαφορών μεταξύ των τιμών των ονομαστικών μεταβλητών.

Μια τυπική προσέγγιση είναι να υποθέσουμε ότι η απόσταση ανάμεσα σε μια υπάρχουσα τιμή και μια ελλείπουσα τιμή είναι όσο μεγάλη είναι δυνατό. Ως εκ τούτου, για τις ονομαστικές αξίες, η απόσταση έχει εκχωρηθεί ως μια κανονική τιμή ενώ όλες οι αποστάσεις είναι μεταξύ 0 και 1, και για τις αριθμητικές μεταβλητές στην απόσταση αποδίδεται η μεγαλύτερη δυνατή κανονική τιμή μεταξύ 0 και 1. Για παράδειγμα, εάν μια υπάρχουσα τιμή είναι 0.27 και η άλλη τιμή λείπει, τότε η απόσταση είναι 0.73. Εάν η υπάρχουσα τιμή είναι 0.73 και η άλλη τιμή λείπει, τότε η απόσταση είναι 0,73.

Ωστόσο, ένα άλλο θέμα είναι ο αριθμός των αποθηκευμένων περιπτώσεων. Με βάση ότι η μέθοδος απόστασης, θα μπορούσε να είναι πάρα πολύ χρονοβόρα για μεγάλα σύνολα δεδομένων, διότι το σύνολο δεδομένων θα πρέπει να ψάξει για να αξιολογήσει κάθε νέα περίπτωση. Με μεγαλύτερες τιμές της παραμέτρου k , ο υπολογισμός χρόνου αυξάνεται σημαντικά. Για λόγους αποτελεσματικότητας, θα ήταν επωφελής η μείωση του αριθμού των αποθηκευμένων

περιπτώσεων. Με την επιλογή ενός υποσυνόλου "αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων," η διαδικασία της εξεύρεσης του κοντινότερου γείτονα (ή γειτόνων) θα μπορούσε να είναι πιο αποτελεσματική. Και για να γίνουν οι αντιπροσωπευτικές περιπτώσεις όσο πιο αντιπροσωπευτικότερες γίνεται, ένα νέο σύνολο αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων μπορεί να επιλεγεί από την τρέχουσα αντιπροσωπευτική περίπτωση και όλες οι λανθασμένες περιπτώσεις που παρήγαγε ένα σφάλμα πρόβλεψης, ακυρώνονται.

Επίσης, ορισμένες μέθοδοι ομαδοποίησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να συγκεντρωθούν οι περιπτώσεις σε σημαντικές κατηγορίες. Μια νέα υπόθεση θα εκχωρηθεί σε μια υπάρχουσα κατηγορία και η προβλεπόμενη αξία θα αντληθεί από τις περιπτώσεις που υπάρχουν σε αυτή την κατηγορία. Σημειώστε ότι δεν είναι απαραίτητο να αποθηκεύουμε όλες τις περιπτώσεις ανά κατηγορία. Μερικές τεχνικές ομαδοποιήσεις μπορεί να προβλεφθούν, για το λόγο αυτό η Ευκλείδεια απόσταση ορίζεται το μήκος ενός τμήματος της γραμμής μεταξύ δύο σημείων σε ένα N-διάστατο χώρο. Ειδικότερα, η απόσταση d μεταξύ δύο σημείων (x_1, y_1) και (x_2, y_2) εντός 2-διάστατου χώρου προσδιορίζεται από την ακόλουθη συνάρτηση: $D_2 = (x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2$.

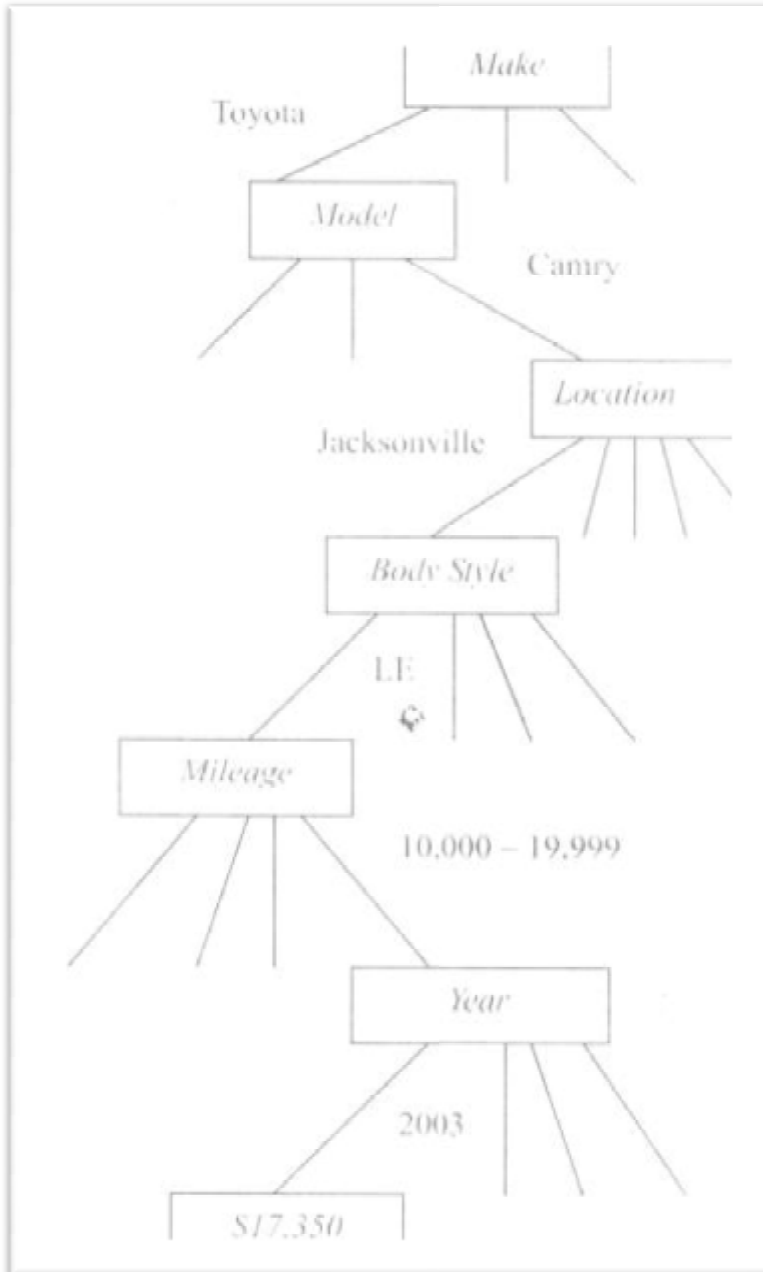
2.5 Μέθοδοι Logic.

Ένας πίνακας απόφασης (επίσης γνωστός ως πίνακας αναζήτησης) είναι η απλούστερη λογική μέθοδος που βασίζεται στην πρόβλεψη, και υπάρχουν πολλοί τέτοιοι πίνακες που δημοσιεύθηκαν για την εκτίμηση της τιμής ενός μεταχειρισμένου αυτοκινήτου που πωλείται σε μια δημοπρασία (π.χ., Black Book, Kelley Blue Book, Manheim). Στους πίνακες αυτούς, μπορούμε να εντοπίσουμε την κατάλληλη μάρκα / μοντέλο / έτος / στυλ αμαξώματος, για να πάρουμε μια βασική τιμή, και να προσαρμοστεί η τιμή αυτή σε πρόσθετες μεταβλητές, όπως διανυθέντα χιλιόμετρα, χρώμα, τελειώματα, το επίπεδο ζημιών, κ.λπ. Ωστόσο, μπορεί να μην περιλαμβάνονται όλες οι μεταβλητές (π.χ., για ορισμένες μάρκες / μοντέλα, το χρώμα μπορεί να μην περιλαμβάνονται).

Η πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος λογικής, από την άλλη πλευρά, είναι το δέντρο των αποφάσεων. Επειδή η δομή ενός δέντρου απόφασης είναι σχετικά εύκολο να την παρακολουθήσουμε και να την κατανοήσουμε (ειδικά για τα μικρότερα δέντρα), η δημοτικότητά της είναι ευρέως διαδεδομένη. Να κάνει κανείς μια πρόβλεψη για μια νέα περίπτωση, η ρίζα ενός δέντρου εξετάζεται, εκτελεί μια δοκιμασία, και ανάλογα με το αποτέλεσμα της δοκιμής, η θέση κινείται προς τον κατάλληλο κλάδο. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου βρει ένα τερματικό κόμβο (επίσης γνωστό ως "φύλλα"), και η αξία του τερματικού κόμβου είναι η προβλεπόμενη έκβαση. Παρά το γεγονός ότι τα δέντρα απόφασης που χρησιμοποιούνται για όλους τους τύπους των προβλημάτων προβλέψεων, είναι ιδιαίτερα δημοφιλή για προβλήματα ταξινόμησης, εάν η δοκιμή περιλαμβάνει μια ονομαστική μεταβλητή, ο αριθμός των κλάδων αντιστοιχεί στον αριθμό των δυνατών τιμών που η μεταβλητή μπορεί να πάρει (δηλ., υπάρχει ένας κλάδος για κάθε πιθανή τιμή). Εάν η δοκιμή περιλαμβάνει μια αριθμητική μεταβλητή, υπάρχουν συνήθως δύο κλάδοι, όπως η δοκιμή προσδιορίζει το αν η τιμή είναι "μεγαλύτερη από" ή "μικρότερη από" (πιθανόν επίσης "ίση" για ακέραιους αριθμούς), υπάρχει κάποια προκαθορισμένη σταθερή αξία.

Μπορούμε εύκολα να φανταστούμε ένα δέντρο απόφασης για τις τιμές των μεταχειρισμένων αυτοκινήτων. Στη ρίζα του δέντρου έχει ληφθεί η απόφαση για το τι να "κάνει": αν υπάρχουν 30 διαφορετικές μάρκες, τότε ο κόμβος ρίζας θα έχει 30 καταστήματα. Στο δεύτερο επίπεδο του δέντρου, η απόφαση για το -μοντέλο-, παρέχονται υποκαταστήματα για τη "θέση". Στη συνέχεια,

θα μπορεί να έχει κόμβους που δοκιμάζουν μια νέα υπόθεση για το "body style" και "χιλιόμετρα" και να την παραπέμπει στον κατάλληλο κλάδο. Για παράδειγμα, ένα τεστ για "χιλιόμετρα" θα μπορούσε να περιλαμβάνει την επιλογή από την κατάλληλη κατηγορία (π.χ. "0 έως 9.999 μίλια», «10.000 έως 19.999 χιλιόμετρα, "και ούτω καθεξής). Το παρακάτω απεικονίζει το υποκατάστημα ενός απλουστευμένου δέντρου απόφασης:



Δέντρο απόφασης

Με το "test" εννοούμε ότι ένας κόμβος συγκρίνει την τιμή μιας μεταβλητής με κάποια σταθερά. Ωστόσο, είναι δυνατόν να περιλαμβάνονται πιο εξελιγμένες δοκιμές, όπου περισσότερες μεταβλητές ή / και πρόσθετη λειτουργίες εμπλέκονται.

Είναι επίσης δυνατόν να έχουμε ένα δέντρο απόφασης με περισσότερους από δύο κλάδους για μι αριθμητική μεταβλητή, όπου ένα εύρος τιμών έχει εκχωρηθεί σε κάθε κλάδο.

Φυσικά, υπάρχουν καλύτεροι και πιο εξελιγμένοι τρόποι για να χρησιμοποιήσουμε τα δέντρα απόφασης για αριθμητική πρόβλεψη. Μπορεί να μην είναι πρακτικό να αντιπροσωπεύουμε κάθε αξία (ή φάσμα αξιών) ως ένα χωριστό κλάδο σε ένα δέντρο απόφασης, καθώς το μέγεθος του δέντρου μπορεί να είναι πολύ μεγάλο. Αντί να τηρούν μια ενιαία, αριθμητική αξία σε κάθε τερματικό κόμβο (όπως απεικονίζεται ανωτέρω), θα μπορούσε να είναι πιο εύκολο να κρατήσουν ένα μοντέλο (π.χ., ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης) που προβλέπει μια τιμή, για όλες τις υποθέσεις που φτάνουν σε αυτό το τερματικό κόμβο. Ένα τέτοιο δέντρο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να απαντήσει στην ερώτησή μας: "Ποια είναι η τιμή ενός Toyota (μάρκα") Camry («μοντέλο») στο site δημοπρασιών ("περιοχή") Τζάκσονβιλ? "Οι μεταβλητές "μάρκα", "μοντέλο" και "περιοχή" χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του δέντρου, ενώ τα διανυθέντα χιλιόμετρα, το έτος, το χρώμα, κλπ. χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές στο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης σε κάθε τερματικό κόμβο, όπως απεικονίζεται παρακάτω: Όπως και πριν, η προβλεπόμενη τιμή πώλησης θα μπορούσε να προσαρμοστεί περαιτέρω και να ληφθεί υπόψη ο παράγοντας του χρόνου, δεδομένου ότι θα πάρει κάποιο χρόνο για να μεταφερθεί το αυτοκίνητο στο Τζάκσονβιλ.

Σημειώστε ότι ο αριθμός των παραμέτρων (a, b, c, d, κλπ) και οι τιμές που θα μπορούσε να πάρει, είναι διαφορετικοί σε κάθε τερματικό κόμβο. Για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης, μπορεί να αξίζει τον κόπο να οικοδομήσουμε ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης, για κάθε κόμβο του δέντρου (και όχι μόνο για το τερματικό κόμβοι).Σημειώστε, ωστόσο, ότι ο κόμβος της ρίζας θα έχει τώρα μια λειτουργία που συνδέεται με όλες οι μεταβλητές:

Τιμή Πώλησης = a + (β X make) + (γ X Model) + (δ Τοποθεσία X)

+ (E X Χιλιόμετρα) + (f X Έτος) + (g X Color) + ...

Για δευτέρου επιπέδου κόμβους, η γραμμική συνάρτηση δεν θα περιλαμβάνει τη μεταβλητή "make", γιατί το κατάλληλο κλαδί του δέντρου απόφασης έχει ήδη επιλεγεί.

Έτσι, η γραμμική συνάρτηση θα είναι:

Τιμή Πώλησης = a + (β X Model) + (γ X Location) + (δ Χιλιόμετρα X)

+ (E X Έτος) + (f X Color) + ...

Για τρίτο επίπεδο κόμβων (όταν η απόφαση για την μάρκα και το μοντέλο έχει ήδη έκανε), η συνάρτηση θα είναι:

Τιμή Πώλησης = a + (β X Location) + (γ X Χιλιόμετρα) + (δ X Έτος)

+ (E X Color) + ... και ούτω καθεξής. (Σημειώστε, ωστόσο, ότι οι παράμετροι a, b, c, κλπ. είναι

διαφορετικοί σε όλες αυτές τις συναρτήσεις.) Σε προηγούμενα διαγράμματά μας, τον τερματικό κόμβο τον τοποθετήσαμε στο τέταρτο επίπεδο με μια γραμμική συνάρτηση:

$$\text{Τιμή Πώλησης} = \alpha + (\beta \times \text{Χιλιόμετρα}) + (\gamma \times \text{Έτος}) + (\delta \times \text{Color}) + \dots$$

Πειραματικά στοιχεία δείχνουν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης μπορεί να αυξηθεί με συνδυασμό διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης μαζί. Η προσέγγιση αυτή περιλαμβάνει συνήθως ονομαστικά χαρακτηριστικά, καθώς (π.χ., μάρκα, μοντέλο, τοποθεσία) και όλες τις μεταβλητές που εκπροσωπούνται σε διαφορετικά επίπεδα του δέντρου απόφασης. Τέτοιες ονομαστικές μεταβλητές μετατρέπονται σε δυαδικές μεταβλητές και αντιμετωπίζονται ως αριθμητικοί. Αντί να χρησιμοποιεί την προβλεπόμενη τιμή από τον τερματικό κόμβο, η προβλεπόμενη τιμή μπορεί να "φιλτράρεται" δημιουργώντας αντίγραφα ασφαλείας από το δέντρο και κατά μέσο όρο σε κάθε κόμβο συνδυάζοντας την προβλεπόμενη τιμή από ένα χαμηλότερο επίπεδο με την προβλεπόμενη τιμή από το σημερινό επίπεδο. Αυτό συνήθως βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων.

Μια άλλη μέθοδος λογικής βασίζεται σε κανόνες λήψης αποφάσεων, η οποία μέθοδος είναι «παρόμοια» με τα δέντρα απόφασης: μετά από όλα, ένα δέντρο απόφασης μπορεί να ερμηνευθεί ως μια συλλογή κανόνων. Για παράδειγμα, το ενιαίο κλαδί του δέντρου απόφασης που εμφανίζεται νωρίτερα μπορεί να μετατραπεί με τον ακόλουθο κανόνα:

«Αν Μάρκα = Toyota & Model = Camry & Περιοχή = Τζάκσονβιλ

Body & Style = LE & 10.000 ≤ Χιλιόμετρα 19.999 & = Έτος 2003,

τότε Τιμή Πώλησης = \$ 17.350»

Το "αν" είναι τμήματα ενός κανόνα (π.χ., "μοντέλο" = Camry), σε συνδυασμό λογικά μαζί με το "και" (&) φορέα, καθώς και όλες τις δοκιμές. Σημειώστε ότι πρέπει να υπάρχουν αρκετοί από τους κανόνες αποφάσεων στο σύστημα (ο κανόνας αυτός αντιπροσωπεύει ένα μόνο υποκατάστημα ενός δέντρου) και μπορούμε να ερμηνεύσουμε αυτή τη συλλογή κανόνων που συνδέονται μέσω του τελεστή "ή": αν ένας κανόνας ισχύει για κάθε νέα υπόθεση, η σύναψη αυτή λαμβάνεται ως το προβλεπόμενο αποτέλεσμα. Σε περίπτωση που έχουμε δύο (ή περισσότερες) κανόνες, μπορούμε να συνδυάσουμε το συμπεράσματα αυτών των κανόνων για να καθορίσει το τελικό προβλεπόμενο αποτέλεσμα. Το άλλο πρόβλημα μπορεί να προκύψει εάν υπάρχουν λάθος κανόνες για μια νέα υπόθεση!

αν $0 \leq \leq$ Χιλιόμετρα 999.999, τότε Τιμή Πώλησης = \$ 15.000 η οποία είναι η συνολική μέση τιμή ενός μεταχειρισμένου αυτοκινήτου. Φυσικά, κανείς δεν μπορεί να αμφισβητήσει τη χρησιμότητα ενός τέτοιου κανόνα ...

Αυτές οι δύο απλές περιπτώσεις, όταν δύο ή περισσότεροι κανόνες «πυρκαγιά», απεικονίζουν το σημείο, είναι δύσκολο να τις αντιμετωπίσουμε. Ο λόγος είναι ότι κάθε κανόνας αντιπροσωπεύει ένα ξεχωριστό "κομμάτι" της γνώσης και όλοι οι κανόνες μαζί λειτουργούν ως ένα σύστημα (που συχνά αποκαλείται ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες). Έτσι, είναι σημαντικό να κατανοήσουμε τις συνέπειες από την προσθήκη ή την ρίψη ενός κανόνα στο σύστημα. Αυτό είναι σημαντικό σε πολλές πρακτικές περιπτώσεις, όπου οι εμπειρογνώμονες προσθέτουν τους δικούς τους κανόνες (από την εμπειρία). Παρά το γεγονός ότι και η προσθήκη των κανόνων σε ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες δεν είναι ένα ασήμαντο έργο, είναι πολύ πιο εύκολο να

βγάλουμε ή να προσθέσουμε έναν κανόνα από το να τροποποιήσουμε ένα ολόκληρο δέντρο απόφασης, με την κοπή ή την προσθήκη ορισμένων νέων καταστημάτων. Ως εκ τούτου, κάθε μέθοδος έχει τα δικά της πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τα προβλήματα ταξινόμησης ήταν το επίκεντρο της εξόρυξης δεδομένων της έρευνας για τις τελευταίες δεκαετίες, καθώς και η δημιουργία της απόφασης που είναι η πιο δημοφιλής προσέγγιση για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων.

Ένας κανόνας απόφασης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης συχνά αποκαλείται ως ένας κανόνας ταξινόμησης. Κανόνες συσχέτισης, που περιγράφουν και μπορούν να "προβλέψουν" οποιαδήποτε μεταβλητή (και όχι μόνο της κατηγορίας). Για παράδειγμα, ένας κανόνας μπορεί να αναφέρει ότι:

« αν Μάρκα = Porsche & Model = Carrera, τότε Θέση στο {Τζάκσονβιλ, Τάμπα, Λος Άντζελες, Σαν Φρανσίσκο, Σαν Ντιέγκο}»

Όμως οι Porsche Carreras πωλούνται μόνο σε ιστοσελίδες δημοπρασιών στη Φλόριντα και την Καλιφόρνια. Κανόνες με εξαίρεση, οι οποίοι εκτείνονται σε έναν κανόνα με εξαίρεσεις, αναφέρονται ως κανόνες ένωσης.

2.6 Σύγχρονες Μέθοδοι Ευριστικοί.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, μερικές μέθοδοι πρόβλεψης εμπίπτουν στην κατηγορία των «σύγχρονων πειραμάτων». Αυτοί περιλαμβάνουν ασαφή συστήματα, νευρωνικά δίκτυα, γενετικό προγραμματισμό, και agent-based συστήματα. Οι μέθοδοι αυτές προέρχονται από διαφορετικές ερευνητικές κοινότητες, και η «μηχανική» τους είναι πολύ διαφορετική από τις κλασικές μεθόδους, όπως της στατιστικής και της μηχανικής μάθησης. Επειδή αυτές οι μέθοδοι πρόβλεψης αποκτούν όλο και μεγαλύτερη σημασία, θα τις συζητήσουμε λεπτομερώς πιο κάτω. Ένα σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων είναι υπεύθυνο για τη θέση των κανόνων λήψης αποφάσεων, με την κατάλληλη σειρά και σε συνδυασμό με τα αποτελέσματα των κανόνων που απολύθηκαν. Μπορεί επίσης να περιέχει και στρατηγικούς ελέγχους που συνήθως χρησιμοποιούνται από τους εμπειρογνώμονες.

2.7 Πρόσθετες Εκτιμήσεις.

Πολλά άλλα ζητήματα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την επιλογή της "καλύτερης" μεθόδου πρόβλεψης για ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Αν και το σφάλμα πρόβλεψης είναι πολύ πιθανόν είναι το πιο σημαντικό μέτρο, που προβλέπει μόνο μία διάσταση της ποιότητας ενός μοντέλου. Για τα προβλήματα του πραγματικού κόσμου των επιχειρήσεων, πολλοί άλλοι παράγοντες πρέπει να εξεταστούν όπως: ο χρόνος απόκρισης. Αυτό είναι ένα ουσιαστικό αντάλλαγμα, όπως και κάθε προσαρμοζόμενο σύστημα πληροφοριών θα έχει ένα καθορισμένο χρόνο απόκρισης. Σε συστήματα ανίχνευσης απάτης, για παράδειγμα, οι εκατομμύρια διαδικασίες των συναλλαγών ανά δευτερόλεπτο ελέγχονται, έτσι ώστε η συχνότητα των προβλέψεων (δηλαδή, τις ταξινομήσεις των «δόλια» ή «νόμιμο») να είναι πολύ υψηλή.

Άλλοι μέθοδοι πρόβλεψης, από την άλλη πλευρά, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν σε

εβδομαδιαία βάση (π.χ., διαχείριση αποθεμάτων) και έτσι ο χρόνος απόκρισης δεν είναι τόσο κρίσιμος. Μοντάζ: Ορισμένα μοντέλα πρόβλεψης είναι δύσκολο να επεξεργαστούν (π.χ. νευρωνικά δίκτυα), ενώ άλλα (π.χ., στηριγμένα συστήματα) είναι εύκολο. Η ικανότητα να επεξεργαζόμαστε ένα μοντέλο είναι ένα άλλο σημαντικό θέμα, καθώς μπορεί να χρειαστεί να προσθεθεί η γνώση των εμπειρογνομώνων για το τελικό μοντέλο. Αιτιολόγηση της πρόβλεψης: Αυτή η πτυχή της αξιολόγησης της χρησιμότητας ενός μοντέλου πρόβλεψης συχνά παραβλέπεται.

Συμπαγές μοντέλο: Ένα μοντέλο πρόβλεψης δεν πρέπει να είναι υπερβολικά μεγάλο και πολύπλοκο, καθώς αυτό θα το καταστήσει δύσκολο για τους ανθρώπους να το καταλάβουν. Επίσης, ίσως να χρειάζεται περισσότερος χρόνος για να κάνουμε προβλέψεις. Ένα πιο συμπαγές μοντέλο πρόβλεψης είναι προτιμότερο από ένα εκτεταμένο μοντέλο πρόβλεψης, υποθέτοντας ότι και τα δύο κάνουν εξίσου καλά τη δουλειά της πρόβλεψης.

Ανοχή για το θόρυβο. Όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης απαιτούν κάποια προσέγγιση για το χειρισμό των τιμών που λείπουν, αλλά μερικές μέθοδοι κάνουν καλύτερη δουλειά από το χειρισμό των τιμών που λείπουν από άλλες.

Επίσης, ορισμένες τιμές μπορεί να υπάρχουν, αλλά να είναι θορυβώδης (δηλαδή, ανακριβής) - όπως δηλώνοντας ότι το χρώμα του αυτοκινήτου είναι "σκοτεινό" ... Λόγω αυτών των πολλών παραγόντων, μπορεί να είναι δύσκολο να επιλέξουμε "την καλύτερη" μέθοδο πρόβλεψης. Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν διαφορετικές ιδιότητες, και έτσι κάποια από αυτές μπορεί να κάνει την δουλειά μας καλύτερη ή χειρότερη, όταν εκπαιδεύονται σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Ως εκ τούτου, θα μπορούσε να αξίζει τον κόπο να χρησιμοποιήσουμε μερικές μεθόδους για την οικοδόμηση μερικών μοντέλων, και στη συνέχεια να χρησιμοποιήσουμε όλα τα μοντέλα για την επίτευξη μιας συναίνεσης. Εμείς θα διερευνήσουμε αυτό το υβρίδιο συστημικής προσέγγισης για την πρόβλεψη παρακάτω.

2.8 Αξιολόγηση των Μοντέλων.

Αν και είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί μια ποικιλία διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης για την κατασκευή ενός μοντέλου πρόβλεψης, το βασικό ζήτημα είναι ποια μέθοδος θα πρέπει να εφαρμόζεται σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Για να απαντήσουμε στο ερώτημα αυτό, είναι απαραίτητο να αξιολογηθούν και να συγκριθούν τα διάφορα μοντέλα. Επειδή οι συγκρίσεις πρέπει να είναι αμερόληπτες, η μεθοδολογία αξιολόγησης θα πρέπει να είναι δίκαιη και σωστή. Εκ πρώτης όψεως, αυτό μπορεί να φαίνεται εύκολο.

Μετά από όλα, αφού έχουμε ολοκληρώσει και έχουμε μάθει μερικά μοντέλα, μπορούμε να τα δοκιμάσουμε για κάποια δεδομένα και να μετρήσουμε το σφάλμα πρόβλεψης. Το καλύτερο μοντέλο μετά, θα επιλεγόταν για την εφαρμογή.

Δυστυχώς, δεν είναι τόσο απλό. Πρώτα από όλα, η ποσότητα των διαθέσιμων δεδομένων ενδέχεται να μην είναι τόσο μεγάλη. Ακόμη και στο παράδειγμα για το αυτοκίνητο, αν λάβουμε υπόψη όλες τις διαφορετικές μάρκες και τα μοντέλα που πωλούνται σε όλες τις διαφορετικές ιστοσελίδες δημοπρασιών, το σύνολο δεδομένων από τρία εκατομμύρια περιπτώσεις είναι στην

πραγματικότητα αρκετά μικρό. Δεύτερον, η απόδοση ενός μοντέλου πρόβλεψης σχετικά με τα δεδομένα εκπαίδευσης θα μπορούσε να είναι πολύ διαφορετική από την απόδοση του ίδιου μοντέλου σε ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων. Αυτό μπορεί να οφείλεται σε υπερπροσαρμογή, η οποία είναι ένα κοινό φαινόμενο. Τρίτον, τα μοντέλα πρόβλεψης που παρέχουν διαφορετικά αποτελέσματα απαιτούν διαφορετικές τεχνικές για τη μέτρηση των σφαλμάτων. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο πρόβλεψης μπορεί να υποδεικνύει αν μια νέα υπόθεση ανήκει στην κατηγορία A ή B, ή την πιθανότητα ότι μια νέα περίπτωση ανήκει σε κάθε κατηγορία. Εναλλακτικά, ένα μοντέλο πρόβλεψης μπορεί να προβλέψει έναν αριθμό (π.χ., την τιμή πώλησης) ή μια ακολουθία αριθμών (π.χ., τιμή πώλησης και την ημερομηνία πώλησης). Σε καθένα από αυτά τα παραδείγματα, θα πρέπει να εξετάσουμε προσεκτικά τι προβλέπουν (δηλαδή, ποιο είναι το αποτέλεσμα του μοντέλου πρόβλεψης), και να εφαρμόσουμε την κατάλληλη τεχνική μέτρησης των σφαλμάτων.

Τέλος, πρέπει να λάβουμε υπόψη το κόστος ενός πιθανού σφάλματος. Κατά την ταξινόμηση των περιπτώσεων σε δύο κατηγορίες («ναι» ή «όχι», «δόλια» ή «νόμιμο», κλπ.), υπάρχουν δύο είδη σφαλμάτων: (α) ψευδώς θετικά, όπου το αποτέλεσμα έχει εσφαλμένα προβλεφθεί ως "ναι", όταν στην πραγματικότητα είναι «όχι», και (β) ψευδώς αρνητικά, όπου το αποτέλεσμα έχει προβλεφθεί λανθασμένα ως "όχι", όταν στην πραγματικότητα είναι "ναι" (Το θέμα αυτό συζητείται σε αναλυτικότερα αργότερα). Σαφώς, το κόστος αυτών των σφαλμάτων είναι πολύ διαφορετικό. Με την ταξινόμηση μια νόμιμης συναλλαγής ως δόλια (ψευδώς θετικά), υπάρχει ένα μικρό κόστος για να ελέγξουμε τη συναλλαγή. Από την άλλη πλευρά, η ταξινόμηση ενός δόλιου συναλλάγματος ως νόμιμο (ψευδώς αρνητικά) φέρει συνήθως ένα πολύ υψηλότερο κόστος, ειδικά εάν η συναλλαγή είναι σημαντική (π.χ. έγκριση παράνομη συναλλαγή για \$ 5,000) . Διότι διαφορετικά μοντέλα μπορεί να δημιουργήσουν ένα διαφορετικό αριθμό των ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών σχετικών στοιχείων δοκιμών, ενώ το κόστος αυτών των δύο τύπων των σφαλμάτων πρέπει να λαμβάνεται υπόψη στο λογαριασμό. Αν και υπάρχουν πολλές τεχνικές μέτρησης σφάλματος (π.χ., μέση-τετράγωνο σφάλμα, απόλυτο σφάλμα, σχέση τετραγωνικού σφάλματος, σχετικό απόλυτο σφάλμα), είναι πολύ πιο δύσκολο να μετρήσει κανείς τις συνέπειες ενός λάθους. Για παράδειγμα, το σφάλμα σε μια τιμή πρόβλεψης ενός μεταχειρισμένου αυτοκινήτου για μια συγκεκριμένη θέση μπορεί να είναι μόνο 150 δολάρια (περίπου 1% της αξίας του αυτοκινήτου), αλλά αυτό το σφάλμα μπορεί να επηρεάσει την απόφαση της διανομής, το οποίο με τη σειρά του επηρεάζει την απόφαση για την μεταφορά και την διανομή των άλλων αυτοκινήτων.

Για την πρόβλεψη της απόδοσης ενός μοντέλου με νέα δεδομένα, χρειαζόμαστε ένα άλλο σύνολο δεδομένων (συνήθως ονομάζεται σύνολο δοκιμής) που δεν συμμετείχε στο κτίριο, την κατάρτιση, καθώς και στην ρύθμιση στο μοντέλο. Αυτό είναι σημαντικό: χρειαζόμαστε νέα στοιχεία για την αξιολόγηση της απόδοσης. Ο πιο δημοφιλής τρόπος για να γίνει αυτό (όταν δεν υπάρχουν αρκετά δεδομένα) είναι να διαιρέσουμε τυχαία το αρχικό σύνολο δεδομένων, σε μια κατάρτιση από σετ δοκιμών. Η μέθοδος πρόβλεψης χρησιμοποιεί στη συνέχεια την εκπαίδευση, που για να επιλέξει μεταβλητές, συνθέτει επιπλέον μεταβλητές, που υπολογίζουν τους λόγους, τους παραμέτρους, κ.λπ., αλλά δεν έχει πρόσβαση στο σύνολο δοκιμής.

Σε πολλές περιπτώσεις, η διαδικασία της οικοδόμησης ενός μοντέλου πρόβλεψης αποτελείται από δύο φάσεις:

- κατασκευή ενός μοντέλου, και
- ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου.

Για το λόγο αυτό, επίσης, είναι σκόπιμο να χωριστούν περαιτέρω τα δεδομένα εκπαίδευσης σε δύο υποσύνολα: 1) το κύριο σύνολο εκπαίδευσης και 2) ένα σύνολο επικύρωσης - ο μὲν πρώτος για την οικοδόμηση του μοντέλου, ο τελευταίος για τη ρύθμιση των παραμέτρων του. Έτσι, συνολικά, είναι βολικό να υπάρχουν τρία ανεξάρτητα σύνολα δεδομένων (η τρίτη είναι η δοκιμή του συνόλου δεδομένων, το οποίο χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των επιδόσεων του μοντέλου). Κάθε ένα από αυτά τα τρία σύνολα δεδομένων θα πρέπει να επιλέγονται ανεξάρτητα, και το καθένα από αυτά παίζει σημαντικό, ανεξάρτητο ρόλο: Η εκπαίδευση των σετ δεδομένων χρησιμοποιείται για την κατασκευή ενός μοντέλου πρόβλεψης.

Η επικύρωση των σετ δεδομένων χρησιμοποιείται για τη ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου (δηλ., για την βελτιστοποίηση της απόδοσης του μοντέλου). Η δοκιμή του συνόλου των δεδομένων χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου.

Αν είχαμε την αφθονία των στοιχείων για την κατάρτιση, την αφθονία των στοιχείων για την επικύρωση και την αφθονία των δεδομένων για την αξιολόγηση, τότε το αποτέλεσμα θα πρέπει να ήταν ένα καλύτερο μοντέλο. Ωστόσο, εάν τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης έχουν κατασκευαστεί από το σύνολο δεδομένων, τότε ο έλεγχος του συνόλου των δεδομένων μερικές φορές χρησιμοποιείται για την επιλογή του καλύτερου μοντέλου. Σημείωση και πάλι ότι η γενική ιδέα είναι να χωριστούν τα δεδομένα: ορισμένα στοιχεία (συνήθως 2/3) χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση (αυτό περιλαμβάνει επικύρωση), και κάποια (συνήθως το 1/3) για δοκιμή.

Το πρώτο θέμα προς εξέταση είναι το αν κάθε υποσύνολο είναι ένα "αντιπροσωπευτικό" δείγμα για το πλήρες σύνολο. Για παράδειγμα, μπορεί να συμβεί κάτι και έτσι η εκπαίδευση συνόλου δεδομένων να μην έχει "κίτρινο" αυτοκίνητο, ενώ η δοκιμή του συνόλου των δεδομένων να περιέχει πολλά κίτρινα αυτοκίνητα. Αν σε μια κατηγορία λείπει το σύνολο εκπαίδευσης, τότε το μοντέλο πρόβλεψης θα μπορούσε να έχει σοβαρές δυσκολίες στην πρόβλεψη της τιμής για την κατηγορία αυτή. Επιπλέον, η αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης θα είναι προκατειλημμένη, όπως όλες (ή οι περισσότερες) περιπτώσεις της εν λόγω κατηγορίας (π.χ., "κίτρινα" αυτοκίνητα) και θα εμφανιστεί μόνο στο σύνολο των πειραματικών δεδομένων! Σαφώς, θα ήταν επωφελής για «εγγύηση» αν η κατανομή των περιπτώσεων είναι ενιαία σε όλα τα σύνολα δεδομένων. Ένας τρόπος προσέγγισης του προβλήματος είναι μέσω μιας διαστρωμάτωσης: Ο αλγόριθμος που χωρίζει τα δεδομένα για τον έλεγχο των υποσυνόλων, εξασφαλίζει ότι η δειγματοληψία γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε κάθε κατηγορία να εκπροσωπείται σωστά.

Η άλλη προσέγγιση είναι η επανάληψη των φάσεων κατάρτισης και οι δοκιμές με διαφορετικά σύνολα δεδομένων, και στη συνέχεια, ο μέσος όρος της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης από όλες τις επαναλήψεις. Μια δημοφιλή στατιστική τεχνική, που ονομάζεται cross-επικύρωση, χρησιμοποιείται συχνά σε σχέση με την τελευταία προσέγγιση. Σε αυτήν την τεχνική, χωρίζουμε τα δεδομένα σε κάποιους αριθμούς του αποσυνδεδεμένου υποσυνόλου. Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται πτυχώσεις για την κατάρτιση και για τον έλεγχο, και μπορούμε να επαναλάβουμε αυτή τη διαδικασία k φορές, κάθε φορά με μια διαφορετική ομάδα των πτυχώσεων που επιλέγεται για την κατάρτιση.

Αν $k = 3$ (δηλαδή, το σύνολο των δεδομένων είναι χωρισμένο σε τρία υποσύνολα), τότε η τεχνική καλεί τρεις διασταυρωμένες επικυρώσεις. Είναι αρκετά σύνηθες να χρησιμοποιούνται $k = 10$ (10-πλάσια), διότι 15 ως 10 είναι ένας εύλογος αριθμός για να πάρουμε μια καλή εκτίμηση

της πρόβλεψης λάθους.

Μία ακραία (και, σε πολλές περιπτώσεις, χρήσιμη) εφαρμογή της τεχνικής διασταυρωμένης επικύρωσης είναι όταν ο αριθμός των πτυχώσεων ισούται με τον αριθμό των περιπτώσεων στο σύνολο δεδομένων (αυτή η προσέγγιση ονομάζεται one-out προσέγγιση). Σε μια βάση δεδομένων με τρία εκατομμύρια περιπτώσεις, θα υπάρχουν τρία εκατομμύρια πτυχώσεις. Ως εκ τούτου, θα επαναλάβουμε το εξής, επεξεργάζοντας τρία εκατομμύρια φορές: Ένα μοντέλο πρόβλεψης είναι χτισμένο σε ένα σύνολο δεδομένων από 2.999.999 περιπτώσεις, και η εκτίμηση σφάλματος γίνεται με την υπόλοιπη μεμονωμένη περίπτωση. Τότε ο μέσος όρος του συνόλου των σφαλμάτων θα μας δώσει την εκτίμηση σφάλματος για το μοντέλο πρόβλεψης. Ωστόσο, η υπολογιστική επιβάρυνση ενδέχεται να είναι υπερβολικά μεγάλη για μεγάλα σύνολα δεδομένων.

Η τελική τεχνική αξιολόγησης του μοντέλου που θα αναφέρουμε είναι το bootstrap, η οποία έχει τη φήμη ότι είναι μια από τις καλύτερες τεχνικές, όταν το σύνολο των δεδομένων είναι πολύ μικρό. Στην τεχνική εκκίνησης, μια συλλογή από τις περιπτώσεις επιλέγεται για την εκπαίδευση 15- 10-fold cross-επικύρωσης και χρησιμοποιείται συχνά με διαστρωμάτωση. Στρωματοποιημένη 10 φορές και ενδοπιστοποιημένη είναι γενικά αναγνωρισμένη ως μια τυποποιημένη τεχνική αξιολόγησης, σε περιπτώσεις όπου το ποσό των δεδομένων είναι περιορισμένο. Η εκτίμηση αυτή, ωστόσο, δεν χρειάζεται να είναι τέλεια, όπως για διαφορετικές επιλογές φορών επανάληψης μπορεί να δώσει διαφορετικές εκτιμήσεις σφάλματος. Έτσι, υπάρχει μια τυπική διαδικασία για να επαναλάβει την ενδοπιστοποιημένη διαδικασία 10 φορές, πράγμα που οδηγεί στην κατασκευή και την δοκιμή ενός μοντέλου πρόβλεψης 100 φορές συνολικά με την επανάληψη.

Περαιτέρω, ο αριθμός των περιπτώσεων στο σύνολο εκπαίδευσης είναι ίδιος με τον συνολικό αριθμό των περιπτώσεων που είναι διαθέσιμες. Με τον τρόπο αυτό, ορισμένες περιπτώσεις θα επιλεγούν περισσότερο από μία φορά, ενώ ορισμένες περιπτώσεις, δεν θα επιλεγούν! Είναι σχετικά εύκολο για ένα μαθηματικό να υπολογίσει την πιθανότητα μιας υπόθεσης που δεν έχει επιλεγεί για την κατάρτιση, καθώς διαιρώντας την σταθερά e με 1, το οποίο ισούται με $0,36787944117 \approx 0.368$. Αυτό σημαίνει ότι περίπου 36,8% των περιπτώσεων δεν θα επιλεγεί, και 63,2% των περιπτώσεων θα επιλεγούν (μία φορά ή περισσότερες από μία φορά). Αν εφαρμόσουμε την bootstrap τεχνική για τα δεδομένα μας, που από τρία εκατομμύρια αυτοκίνητα που χρησιμοποιούνται για τις περιπτώσεις, στη συνέχεια, περίπου 1.896.362 περιπτώσεις θα επιλεγούν (μία φορά ή περισσότερες από μία φορά) για τα δεδομένα εκπαίδευσης, ενώ οι υπόλοιπες 1.103.638 περιπτώσεις θα αποτελούν το σύνολο πειραματικών δεδομένων.

Για μια στιγμή, ας επιστρέψουμε στο θέμα των εξαρτήσεων του χρόνου στο σύνολο δεδομένων. Ως αναφέρθηκε προηγουμένως, τα περισσότερα προβλήματα του πραγματικού κόσμου και των επιχειρήσεων έχουν κάποιες χρόνο-εξαρτώμενες σχέσεις στο εσωτερικό των συνόλων των δεδομένων τους: Συναλλαγές, παραγγελίες, παραδόσεις, πωλήσεις - όλα αυτά έχουν τη σφραγίδα του χρόνου. Και επειδή αυτά τα σύνολα δεδομένων αναπόφευκτα θα αλλάξουν, το πρόβλημα έγκειται στο να μην γνωρίζουν πώς θα αλλάξει! Επίσης, ορισμένα σύνολα δεδομένων αλλάζουν πολύ γρήγορα (π.χ., οι τιμές κλεισίματος όλων των μετοχών του S & P 500 δείκτη), ενώ άλλα αλλάζουν πολύ αργά (π.χ., το μέσο εισόδημα σε μια συγκεκριμένη περιοχή). Μάλιστα, ορισμένες αλλαγές είναι τόσο αργές που θεωρούμε ότι τα δεδομένα είναι σταθερά, αν και υπάρχουν μικρο-αλλαγές που λαμβάνουν χώρα συνεχώς.

Σε κάθε περίπτωση, είναι σημαντικό να επιλέξουμε την κατάλληλη τεχνική δειγματοληψίας

κατά τη διαίρεση του αρχικού δεδομένου στην εκπαίδευση και τον έλεγχο σύνολων. Είναι επίσης απαραίτητο να οργανώσουμε τις περιπτώσεις σε τέτοιες ώστε, η κατάρτιση να έχει μια προηγούμενη χρονική σήμανση από τις περιπτώσεις δοκιμών. Αυτό γίνεται έτσι ώστε οι προβλέψεις να πηγάζουν από το "παρελθόν" στο "μέλλον." Με άλλα λόγια, πρέπει να εντοπίσουμε ένα συγκεκριμένο σημείο του χρόνου, που θα αναλάβει όλες τις σχετικές προηγούμενες περιπτώσεις στο σύνολο της εκπαίδευσης και όλων των σχετικών υποθέσεων που ακολούθησαν για το σύνολο δοκιμών. Σημειώστε, επίσης, ότι οι εξαρτήσεις του χρόνου μεταξύ των περιπτώσεων θα μπορούσαν να είναι τόσο ισχυρές που θα επέρεπε να αντιμετωπιστεί το σύνολο δεδομένων, ως χρονοσειρά, όπου όλες οι περιπτώσεις τηρούνται κατά σειρά κάθε φορά.

Οι αναπόφευκτες αλλαγές που συμβαίνουν σε ένα σύνολο δεδομένων - από την οποία υποτίθεται ότι πρέπει να δημιουργηθεί ένα μοντέλο πρόβλεψης - έχουν ισχυρές επιπτώσεις. Εάν οι αλλαγές είναι μικρές, τότε η δειγματοληψία και οι τεχνικές αξιολόγησης που συζητήθηκαν σε αυτό το τμήμα θα μπορούσαν να λειτουργήσουν.

Ωστόσο, εάν οι αλλαγές είναι σημαντικές (όπως μετά από ένα μεγάλο κραχ του χρηματιστηρίου ή φυσικές καταστροφές), τότε θα πρέπει αναγκαία να οικοδομήσουμε ένα εντελώς νέο μοντέλο. Επίσης, όπως είδαμε νωρίτερα, διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης παράγουν διαφορετικά μοντέλα διαφορετικής πολυπλοκότητας. Για το λόγο αυτό, θα μπορούσε να είναι ασφαλέστερο να επιλέξουμε ένα απλούστερο μοντέλο που έχει υψηλότερο βαθμό γενικότητας (επιτρέποντας την καλύτερη προσαρμογή σε μικρές αλλαγές που συμβαίνουν στο σύνολο δεδομένων). Μια άλλη προσέγγιση (που θα συζητήσουμε αργότερα) θα ήταν να χρησιμοποιήσουμε μια μονάδα προσαρμογής για να ρυθμίσετε τις διάφορες παραμέτρους του μοντέλου.

2.10 Οι σύγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης.

Είτε στον τραπεζικό τομέα, την κατασκευή, τη λιανική πώληση, δεν υπάρχει κανείς τομέας όπου ο όρος "βελτιστοποίηση" δεν ισχύει. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι κάθε κλάδος αγωνίζεται για την αριστεία (καθώς υπάρχουν συνεχείς πιέσεις για μείωση του κόστους και την αύξηση της απόδοσης) και έτσι όλα αυτά τα χρόνια πολλές τεχνικές βελτιστοποίησης έχουν προκύψει για να βοηθηθούν οι διαχειριστές να βρουν καλύτερες λύσεις στα προβλήματα των επιχειρήσεών τους. Το πεδίο των δραστηριοτήτων της έρευνας, ειδικότερα, αναπτύζει πολλές τεχνικές για την αντιμετώπιση της πολυπλοκότητας του προγραμματισμού, των μηχανημάτων, και των υλικών. Εμείς συχνά αναφερόμαστε σε αυτές τις βελτιστοποιημένες τεχνικές ως «κλασικές» τεχνικές, με τα καλύτερα παραδείγματα να είναι ο γραμμικός προγραμματισμός, branch and bound, ο δυναμικός προγραμματισμός, και το δίκτυο ροής προγραμματισμού.

Κατά την τελευταία δεκαετία, όμως, έχουμε δει την εμφάνιση μιας νέας κατηγορίας τεχνικών βελτιστοποίησης που οι άνθρωποι έχουν ονομάσει «modern heuristics." Οι σύγχρονες τεχνικές περιλαμβάνουν (μεταξύ άλλων) εξελικτικούς αλγόριθμους, και είναι το επίκεντρο αυτού του κεφαλαίου.

2.11 Επισκόπηση.

Ανεξάρτητα από την τεχνική που χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση, τρία πράγματα πρέπει

πάντα να καθορίζονται:

- η αναπαράσταση της λύσης,
- ο στόχος, και
- η αξιολόγηση της λειτουργίας.

Ας εξετάσουμε κάθε ένα από αυτά με τη σειρά τους.

Η αναπαράσταση ενός διαλύματος θα καθορίσει το χώρο αναζήτησης και το μέγεθός του. Αυτό είναι ένα σημαντικό σημείο, επειδή το μέγεθος του χώρου αναζήτησης (δηλαδή, ο αριθμός των πιθανών λύσεων στο πρόβλημα), δεν καθορίζεται από το πρόβλημα, αλλά από την εκπροσώπηση. Ως εκ τούτου, η επιλογή του σωστού χώρου αναζήτησης είναι υψίστης σημασίας. Αν δεν επιλέξουμε το σωστό τομέα για να αρχίσουμε, θα μπορούσαμε στην πραγματικότητα να αποκλείσουμε τους εαυτούς μας από το να βρεθεί η σωστή λύση!

Αφού έχουμε ορίσει το χώρο αναζήτησης, θα πρέπει να αποφασίσουμε τι ψάχνουμε. Ποιος είναι ο στόχος του προβλήματός μας; Αυτό είναι μια μαθηματική δήλωση του έργου που πρέπει να επιτευχθεί. Δεν είναι μια λειτουργία, αλλά μια έκφραση. Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να ανακαλύψουμε μια καλή λύση σε ένα πρόβλημα ενός περιοδεύοντος πωλητή. Ο στόχος θα είναι να ελαχιστοποιηθεί η συνολική απόσταση της διαδρομής. Αφού ο στόχος έχει προσδιοριστεί με σαφήνεια, το επόμενο πράγμα που πρέπει να κάνουμε είναι να δημιουργήσουμε μια συνάρτηση αξιολόγησης που θα μας επιτρέψει να συγκρίνουμε την ποιότητα των διαφόρων λύσεων. Ορισμένες λειτουργίες αξιολόγησης παράγουν μια κατάταξη για διάφορες λύσεις (ονομάζεται τακτική λειτουργία αξιολόγησης), ενώ άλλες είναι αριθμητικές και προσφέρουν μια κατάταξη και ένα μέτρο ποιότητας.

Στο πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή, μια αριθμητική συνάρτηση αξιολόγησης θα μπορούσε να χαρτογραφήσει κάθε λύση σε μια απόσταση. Με τη σύγκριση της αποστάσεως των διαφόρων δυνατών λύσεων, μπορούμε εύκολα να πούμε εάν μια λύση είναι καλύτερη από μια άλλη και κατά πόσο.

Ωστόσο, θα μπορούσε να είναι δαπανηρό υπολογιστικά, να υπολογίσει κάποιος την ακριβή απόσταση κάθε συγκεκριμένης λύσης. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μπορεί να είναι μόνο απαραίτητο να γνωρίζουμε κατά προσέγγιση το πόσο καλή ή κακή μια λύση είναι, ή εάν συγκρίνεται θετικά ή αρνητικά με κάποια άλλη λύση. Μια τέτοια τακτική συνάρτηση αξιολόγησης θα μπορούσε να αξιολογεί δύο πιθανές λύσεις και απλά να μας δίνεται μια ένδειξη ως προς το ποια λύση εννοείται.

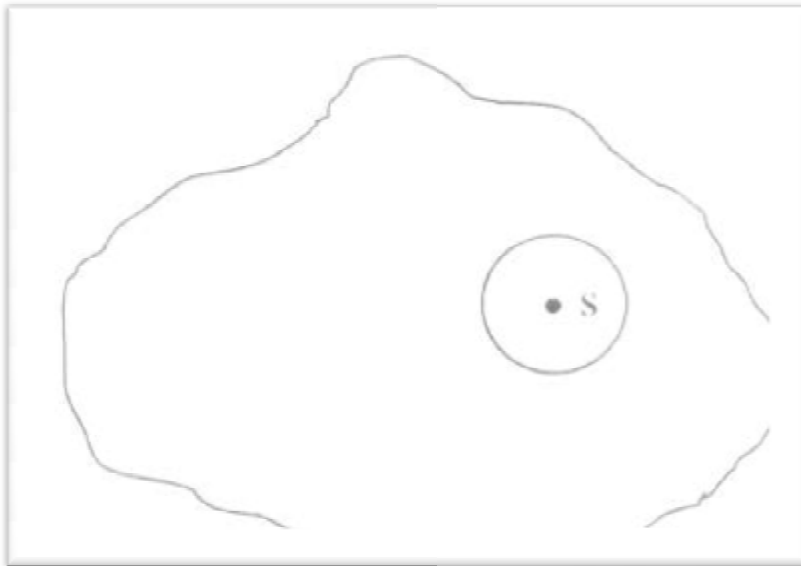
Πολλάκις, ο στόχος μπορεί να υποδηλώνει μια συγκεκριμένη λειτουργία αξιολόγησης. Στο πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή, για παράδειγμα, χρησιμοποιήσαμε την απόσταση ως συνάρτηση αξιολόγησης. Αυτό με σκοπό την ελαχιστοποίηση της συνολικής απόστασης της διαδρομής.

Στόχος φυσικά είναι μια λειτουργία αξιολόγησης για την εξεύρεση της βέλτιστης λύσης. Κατά το σχεδιασμό της λειτουργίας της αξιολόγησης, είναι επίσης σημαντικό να έχουμε κατά νου ότι οι περισσότερες από τις λύσεις που μας ενδιαφέρουν θα είναι σε ένα μικρό υποσύνολο της αναζήτησης στο χώρο.

Όταν όλα αυτά τα βήματα έχουν ολοκληρωθεί, μπορούμε να αρχίσουμε την αναζήτηση για μια

λύση. Σημείωση, ωστόσο, ότι η τεχνική βελτιστοποίησης δεν ξέρει ποιο είναι το πρόβλημα που προσπαθεί να λύσει! Όλα αυτά που «γνωρίζει» είναι η αναπαράσταση του διαλύματος και η αξιολόγηση της λειτουργίας. Εάν η λειτουργία αξιολόγησης μας δεν ανταποκρίνεται στο στόχο, στη συνέχεια, θα πρέπει να ψάχνουμε για τη σωστή απάντηση σε λάθος πρόβλημα!

Σε κάθε χώρο αναζήτησης, ο στόχος είναι να βρεθεί μια λύση που θα είναι εφικτή και καλύτερη από ό, τι οι υπόλοιπες. Η λύση που να ικανοποιεί αυτές τις προϋποθέσεις ονομάζεται παγκόσμια βέλτιστη. Επειδή η εξεύρεση συνολικής βέλτιστης είναι εξαιρετικά δύσκολη διαδικασία, μια πολύ πιο εύκολη προσέγγιση είναι να βρούμε την καλύτερη λύση σε ένα υποσύνολο της αναζήτησης του χώρου. Αν μπορούμε να επικεντρωθούμε σε μια περιοχή της αναζήτησης χώρου που είναι "κοντά" σε κάποια συγκεκριμένη λύση, μπορούμε να την περιγράψουμε με αυτό που βλέπει ο γείτονας αυτής της λύσης. Διαγραμματικά, ας εξετάσουμε κάποια αφηρημένη αναζήτηση στο χώρο με ένα ενιαίο s διάλυμα:



Αναζήτηση λύσης

Η διαίσθησή μας μπορεί να μας πει ότι η λύση της είναι σε μια γειτονιά της αναζήτησης στο χώρο όπου όλα τα διαλύματα είναι πολύ παρόμοια το ένα το άλλο. Κατά συνέπεια, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια «γειτονιά» ή κάποια «τοπική» τεχνική βελτιστοποίησης για να βρούμε την καλύτερη λύση.

Η αλληλουχία των λύσεων σε αυτές τις τεχνικές παράγουν ενώ ψάχνουν για την καλύτερη δυνατή λύση και στηρίζονται σε τοπικές πληροφορίες σε κάθε βήμα τους.

Τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης παρουσιάζουν ένα ενδιαφέρον εμπόριο μεταξύ του μεγέθους της γειτονιάς και της αποτελεσματικότητας της αναζήτησης. Εάν το μέγεθος της γειτονιάς είναι σχετικά μικρό, τότε ο αλγόριθμος μπορεί να είναι σε θέση να αναζητήσει το σύνολο της γειτονιάς γρήγορα. Μόνο μερικές πιθανές λύσεις μπορούν, και πρέπει να αξιολογηθούν πριν ληφθεί απόφαση επί της οποίας νέα λύση θα πρέπει να θεωρείται η επόμενη. Αυτό υποδηλώνει τη χρήση μεγάλων γειτονιών, όπως ένα μεγαλύτερο εύρος ορατότητας καθιστά ευκολότερο για τον αλγόριθμο να αποφασίσει πού να ψάξει το επόμενο. Ειδικότερα, αν η ορατότητα ήταν

απεριόριστη (δηλαδή, το μέγεθος της γειτονιάς ήταν το ίδιο με το μέγεθος του συνολικού χώρου αναζήτησης), τότε τελικά θα βρει την καλύτερη σειρά από μέτρα που λαμβάνουν. Ωστόσο, ο αριθμός των αξιολογήσεων που θα μπορούσε να γίνει είναι συντριπτικός και είναι αδύνατο να υπολογιστεί.

Όλες οι τεχνικές βελτιστοποίησης (είτε τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης ή εξελικτικών αλγορίθμων) δημιουργούν νέες λύσεις από τις υπάρχουσες λύσεις.

Η κύρια διαφορά μεταξύ αυτών των διαφορετικών τεχνικών έγκειται στο πώς αυτά τα νέα διαλύματα δημιουργούνται. Επειδή μπορούμε να δοκιμάσουμε μόνο ένα μικρό κλάσμα της αναζήτησης χώρου (διαφορετικά ο χρόνος υπολογισμού θα είναι δισεκατομμύρια χρόνια!), θα πρέπει να είμαστε προσεκτικοί στη διαδικασία της δημιουργίας και την αξιολόγηση των νέων λύσεων.

Ας επιστρέψουμε στο παράδειγμα των αυτοκινήτων και να υποθέσουμε ότι θέλουμε να κάνουμε διανομή 3.000 αυτοκινήτων σε 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών.

Σαφώς, υπάρχουν πολλές δυνατότητες για μια "λύση". Για παράδειγμα, μπορούμε να ορίσουμε έναν αριθμό δείκτη 1-50 για κάθε site δημοπρασιών, και μια λύση μπορεί να είναι ένα διάλυμα από 3000 αριθμούς: ο πρώτος αριθμός αντιπροσωπεύει τον προορισμό του πρώτου αυτοκινήτου, ο δεύτερος αριθμός αντιπροσωπεύει τον προορισμό του δεύτερου αυτοκινήτου, κτλ.

Ο παραπάνω φορέας αποτελεί μια λύση, όπου το πρώτο αυτοκίνητο αποστέλλεται σε δημοπρασία στην θέση 23, το δεύτερο αυτοκίνητο αποστέλλεται σε site δημοπρασιών 41, το τρίτο αυτοκίνητο μεταφέρεται σε δημοπρασία στην περιοχή 5, και ούτω καθεξής, με τα δύο τελευταία αυτοκίνητα να αποστέλλονται σε ιστοσελίδες δημοπρασιών 19 και 41 αντιστοίχως. Φυσικά, οι αριθμοί πλειστηριασμού δεν θα πρέπει να εκχωρηθούν τυχαία. Όταν θα συζητήσουμε για κάποιες τεχνικές βελτιστοποίησης στις παρακάτω ενότητες και τα πλεονεκτήματα ανάθεσης "κοντά" στους αριθμούς για να "κλείσουν" οι πλειστηριασμοί θα καταστεί πιο σαφές.

Πρώτα απ' όλα, αυτή η αναπαράσταση συνεπάγεται ένα τεράστιο χώρο αναζήτησης που είναι πάρα πολύ χρονοβόρα για την αναζήτηση. Έχουμε 50 πιθανούς προορισμούς για κάθε αυτοκίνητο, έτσι ώστε ο αριθμός των πιθανών κατανομών για 3.000 αυτοκίνητα είναι $50 \times 50 \times 50$ (δηλαδή, 50 πολλαπλασιάζεται 3.000 φορές!). Το μέγεθος του χώρου αναζήτησης μπορεί να μειωθεί σημαντικά με τη χρήση μιας διαφορετικής αναπαράστασης.

Το δεύτερο μειονέκτημα αυτής της παράστασης είναι ότι περιορίζει και κάνει τον χειρισμό πιο δύσκολο. Υπενθυμίζεται ότι το πρόβλημα της διανομής αυτοκινήτων περιλαμβάνει πολλούς μαλακούς αλλά και σκληρούς περιορισμούς, όπως τα όρια του επιπέδου αποθεμάτων, τις συνθήκες αποκλεισμού (π.χ., «η συνολική απόσταση μεταφοράς για κάθε αυτοκίνητο δεν πρέπει να υπερβαίνει τα 700 χιλιόμετρα»), και ούτω καθεξής. Εάν το παραπάνω διάλυμα των δεικτών πλειστηριασμού χρησιμοποιήθηκε για να αντιπροσωπεύει το διάλυμα, τότε πολλές τυχαίες λύσεις θα ήταν αδύνατες. Για παράδειγμα, εάν το site δημοπρασιών για το δεύτερο αυτοκίνητο είναι 41 και αντιστοιχεί σε Τζάκσονβιλ, Φλόριντα (η οποία είναι περισσότερο από 700 χιλιόμετρα από την τρέχουσα θέση του αυτοκινήτου), τότε θα μπορούσαμε να προσπαθήσουμε να αντικαταστήσουμε την δημοπρασία 41 με κάποιο άλλο site δημοπρασιών που είναι πιο κοντά στη θέση του αυτοκινήτου. Σημειώστε, επίσης, ότι οι περισσότερες νέες λύσεις θα ήταν αδύνατες με αυτήν την αναπαράσταση, καθιστώντας τη διαδικασία αναζήτησης λιγότερο αποτελεσματική.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, άλλες αναπαραστάσεις υπάρχουν που μπορούν να κάνουν το χειρισμό ευκολότερο.

Για παράδειγμα, μπορούμε να δημιουργήσουμε μια συνδεδεμένη λίστα δομής των 50 κόμβων, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια ιστοσελίδα δημοπρασιών και έχει μια λίστα με τα αυτοκίνητα "αποδίδεται" σε αυτή τη δημοπρασία. Με αυτή την αναπαράσταση, θα ήταν πολύ πιο εύκολο να χειριστούν ορισμένοι περιορισμοί (π.χ. περιορισμοί απογραφής):

Ο παραπάνω φορέας αποτελεί μια λύση που θα στείλει τα αυτοκίνητα 2.340, 902, 1.198, 87, και 2.949 στο πλειστηριασμό 1, το αυτοκίνητο 781 στο πλειστηριασμό 2, και ούτω καθεξής, με τα αυτοκίνητα 1.007, 1.459, 2.541 να πρόκειται να τα δημοπρατήσει στο 50. Με τη χρησιμοποίηση αυτού του τύπου της παράστασης, το μέγεθος του χώρου αναζήτησης μπορεί να μειωθεί σημαντικά με την επιβολή κάποιων ορίων απογραφής (π.χ., κάθε site δημοπρασιών θα πρέπει να έχει τουλάχιστον 20, αλλά όχι περισσότερα από 100 αυτοκίνητα). Επιπλέον, αν ορισμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών δεν παραδέχονται τα αυτοκίνητα του συγκεκριμένου τύπου (π.χ., υψηλά χιλιόμετρα στα αυτοκίνητα), τότε θα είναι πολύ πιο εύκολο να ελέγξει (ή να επιβάλλει) τέτοιου είδους περιορισμούς.

Ο φορέας αυτός αποτελεί μια λύση που διαθέτει το πρώτο αυτοκίνητο προς το πλησιέστερο χώρο για δημοπρασία, το δεύτερο αυτοκίνητο στο τρίτο-πιο κοντινό site δημοπρασιών, κ.λπ. Σημειώστε ότι οι ίδιοι αριθμοί στην ανωτέρω αναπαράσταση (π.χ., αριθμός 1) αντιστοιχούν σε διαφορετικά sites δημοπρασιών! Και πάλι, υπάρχουν πολλά πλεονεκτήματα από τη χρήση αυτής της αναπαράστασης. Πρώτον, το διάνυσμα:

Το οποίο αντιπροσωπεύει μια λύση όπου κάθε αυτοκίνητο στέλνεται στην πλησιέστερη περιοχή δημοπρασίας. Αν πιστεύουμε ότι το κόστος μεταφοράς διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στη διαδικασία λήψης αποφάσεων, τότε το ανωτέρω διάλυμα μπορεί να αντιπροσωπεύει ένα λογικό "πρώτο σχέδιο." Δεύτερον, οι αριθμοί έχουν νόημα, υπό την έννοια ότι αντιστοιχούν σε αποστάσεις. Εάν για κάποιο λόγο η δημοπρασία 5 δεν είναι διαθέσιμη (π.χ., λόγω των ορίων των αποθεμάτων), τότε μπορούμε να κατευθύνουμε το αυτοκίνητο στο πλειστηριασμό 6, αυξάνοντας έτσι την απόσταση μεταφοράς ελαφρώς. Το τρίτο πλεονέκτημα είναι ότι η προ-επεξεργασία μπορεί να μας βοηθήσει να χειριστούμε πολλά προβλήματα.

Για παράδειγμα, εάν ένα αυτοκίνητο είναι κόκκινο και η δημοπρασία 13 δεν δέχεται κόκκινα αυτοκίνητα, τότε μπορούμε να εξαλείψουμε την 13 από τη λίστα των διαθέσιμων ιστοσελίδων δημοπρασιών για αυτό το αυτοκίνητο. Επίσης, αν μειωθεί η απόσταση μεταφοράς για κάθε αυτοκίνητο, το μόνο που έχουμε να κάνουμε είναι να περικόψουμε τη λίστα των δημοπρασιών για να εξαλειφθούν αυτά τα sites που υπερβαίνουν το όριο. Με τον τρόπο αυτό, πολλούς περιορισμούς (π.χ., οι αποκλεισμοί που στηρίζονται στα διανυθέντα χιλιόμετρα, το χρώμα, η απόσταση) μπορεί να αντιμετωπιστεί εύκολα το στάδιο της προ-επεξεργασίας!

Σημειώνεται και πάλι ότι η αναπαράσταση μιας λύσης, θα καθορίσει το χώρο αναζήτησης και το μέγεθός του, και ότι μπορούμε να ορίσουμε μια γειτονιά για οποιαδήποτε λύση σε οποιαδήποτε εκπροσώπηση.

Αν υποθέσουμε πως ένα διάλυμα αντιπροσωπεύεται από ένα φορέα 3.000 αριθμών, με το καθένα αριθμό να αντιστοιχεί σε μια περιοχή δημοπρασίας, στη συνέχεια, για μια λύση: μπορούμε να ορίσουμε τη γειτονιά της ως μια συλλογή όλων των λύσεων που είναι πανομοιότυπες εκτός από μία περιοχή. Ως εκ τούτου, η ακόλουθη λύση: είναι ένας γείτονας του αρχικού διαλύματος.

Σημειώστε ότι το μέγεθος της γειτονιάς είναι 6000 διαλύματα, καθώς υπάρχουν δύο πιθανές αντικαταστάσεις για κάθε δημοπρασία (23 μπορεί να αντικαθιστάται από την 22 ή την 24, η 41 μπορεί να αντικατασταθεί από την 40 ή την 42 κλπ.) . Φυσικά, υπάρχουν πολλές άλλες περιπτώσεις. Κάθε site δημοπρασιών θα καθορίσει 10 πιθανούς γείτονες (π.χ. η δημοπρασία 23 θα μπορούσε να αντικατασταθεί από οποιαδήποτε από τις ακόλουθες δημοπρασίες: 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 26, 27, 28), έτσι ώστε το μέγεθος της γειτονιάς να είναι 30000. Εναλλακτικώς, μπορούμε να τηρήσουμε την προϋπόθεση ότι μια ιστοσελίδα δημοπρασιών μπορεί να διαφέρει μόνο κατά ένα, αλλά να χαλαρώσουμε τον περιορισμό του αριθμού των sites δημοπρασιών που μπορεί να διαφέρουν! Σε ένα τέτοιο σενάριο, αν υπάρχει site δημοπρασιών που μπορεί να διαφέρει (ή να παραμείνει όπως ήταν), το μέγεθος των εν λόγω γειτονιών θα είναι $3 \times 3 \times 3 \times \dots \times 3$ (3.000 πολλαπλασιασμούς!) Φυσικά, αν θα επιτρέψει μεγαλύτερες αλλαγές (π.χ., αντικαθιστώντας την δημοπρασία 5 με την δημοπρασία 19), τότε το μέγεθος αυτής της τεράστιας γειτονιάς θα αυξηθεί ακόμη περισσότερο!

Με αυτή την αναπαράσταση, θα πρέπει να οικοδομήσουμε μια λίστα με όλες τις εφικτές δημοπρασίες για κάθε αυτοκίνητο. Αν και αυτή η προ-επεξεργασία μπορεί να είναι υπολογιστικά ακριβή, το κάνουμε μόνο μία φορά, στην αρχή της αναζήτησης. Ο γενικός κανόνας είναι ότι η προ-επεξεργασία είναι χρήσιμη: (η μεγαλύτερη εφίδρωση κατά τη διάρκεια της άσκησης, το λιγότερο αίμα κατά τη διάρκεια της μάχης.)

Για ορισμένους φορείς, ωστόσο, το μέγεθος της γειτονιάς είναι ελαφρώς μικρότερο από 6000 (π.χ., δημοπρασία για θέσεις 1 και 50 μπορούν να αντικαθιστανται μόνο από 2 και 49 αντίστοιχα). Οι τυπικές μέθοδοι για τον προσδιορισμό των γειτονιών, γίνονται είτε με βάση την απόσταση ή με κάποιο φορέα μετασχηματισμού. Η συνδεδεμένη λίστα παράστασης προσφέρει μια άλλη δυνατότητα. Για μια λύση: μπορούμε να ορίσουμε ένα γείτονα ως μια νέα λύση που προέρχεται από την αλλαγή του προορισμού ενός αυτοκινήτου. Για παράδειγμα, αν μετακινήσουμε το αυτοκίνητο 902 από το πρώτο site δημοπρασιών στο δεύτερο, τότε θα πάρουμε την ακόλουθη γειτονική λύση: Σε αυτό το σενάριο, το μέγεθος της γειτονιάς είναι πολύ μικρότερο από ό, τι στο προηγούμενο παράδειγμα: υπάρχουν 49 "άλλες" δημοπρασίες που διατίθενται για κάθε αυτοκίνητο, έτσι ώστε ο αριθμός των γειτονιών να είναι μόνο 147.000 (δηλ., 49×3.000). Και πάλι, μπορούμε να αλλάξουμε το μέγεθος της γειτονιάς, επιτρέποντας κάποιες άλλες μετατροπές. Για παράδειγμα, αν ορίσουμε ένα γείτονα ως διάλυμα που προκύπτει από την εναλλαγή της εκχώρησης των δύο αυτοκινήτων (π.χ., εναλλαγή της εκχώρησης των αυτοκινήτων 87 και 1007), τότε ο αριθμός των πιθανών γειτόνων θα είναι μικρότερος από 4.498.500 (ήτοι, $3.000 \times 2.999 / 2$), και η εναλλαγή εκχώρησης μερικών αυτοκινήτων (π.χ. αυτοκίνητα 2.340 και 87) δεν θα οδηγήσει σε μια νέα λύση.

Κατά τα διάφορα στάδια των διαφόρων τεχνικών βελτιστοποίησης, είναι απαραίτητο να συγκρίνουμε δύο διαφορετικές λύσεις για να καθορίσουμε την καλύτερη. Ως εκ τούτου, πρέπει να είμαστε σε θέση να αξιολογήσουμε οποιαδήποτε λύση και να εκχωρήσουμε μια βαθμολογία ποιότητας. Ωστόσο, το έργο αυτό δεν είναι ασήμαντο. Για παράδειγμα, πώς μπορούμε να αξιολογήσουμε μια λύση: που αντιστοιχίζει το πρώτο αυτοκίνητο στον πλειστηριασμό 23, το δεύτερο αυτοκίνητο με τη δημοπρασία 41, και ούτω καθεξής;

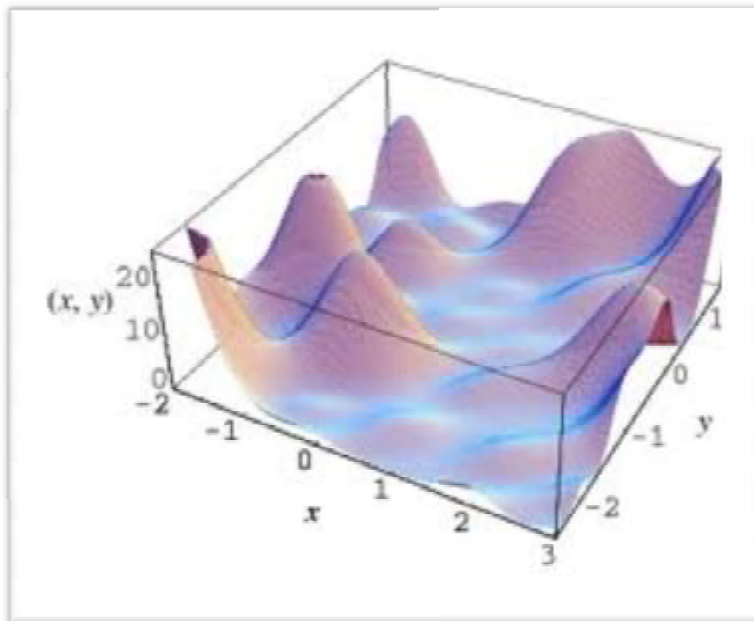
Σαφώς, πολλά πράγματα πρέπει να ληφθούν υπόψη: οι προβλεπόμενες τιμές πώλησης των αυτοκινήτων αυτών σε αυτές τις ιστοσελίδες δημοπρασιών (λαμβάνοντας υπόψη τη χρονική καθυστέρηση που προκαλείται από τις μεταφορές), το κόστος μεταφοράς, «κυρώσεις» για την παραβίαση των διαφόρων περιορισμών (π.χ., ένα κόκκινο αυτοκίνητο μεταφέρεται σε μια

δημοπρασία που δεν παραδέχονται κόκκινα αυτοκίνητα), και ούτω καθεξής. Αρκετά συχνά, υπάρχουν πολλοί συμβιβασμοί για να εξετάσει κανείς (π.χ., στέλνοντας ένα κόκκινο αυτοκίνητο σε μια συγκεκριμένη δημοπρασία το site θα παραβιάζε έναν περιορισμό, αλλά από την άλλη πλευρά θα σώσει πολλά για το κόστος μεταφοράς ...), η οποία θα πρέπει να αντικατοπτρίζεται στη λειτουργία της αξιολόγησης.

2.12 Τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης.

Η λειτουργία της αξιολόγησης καθορίζει την ποιότητα του τοπίου βαθμολογίας (επίσης γνωστή και ως μια επιφάνεια απόκρισης ή τοπίο φυσικής κατάστασης), που είναι σαν μια τοπογραφία των λόφων και των κοιλάδων. Μέσα σε αυτό το τρισδιάστατο τοπίο, το πρόβλημα της εξεύρεσης λύσης με το υψηλότερο σκορ στο μέτρο ποιότητας είναι παρόμοιο με την αναζήτηση μιας κορυφής σε μια ομιχλώδες οροσειρά. Επειδή η προβολή μας είναι περιορισμένη, μπορούμε να κάνουμε μόνο τις τοπικές αποφάσεις σχετικά με το πού να πάει .

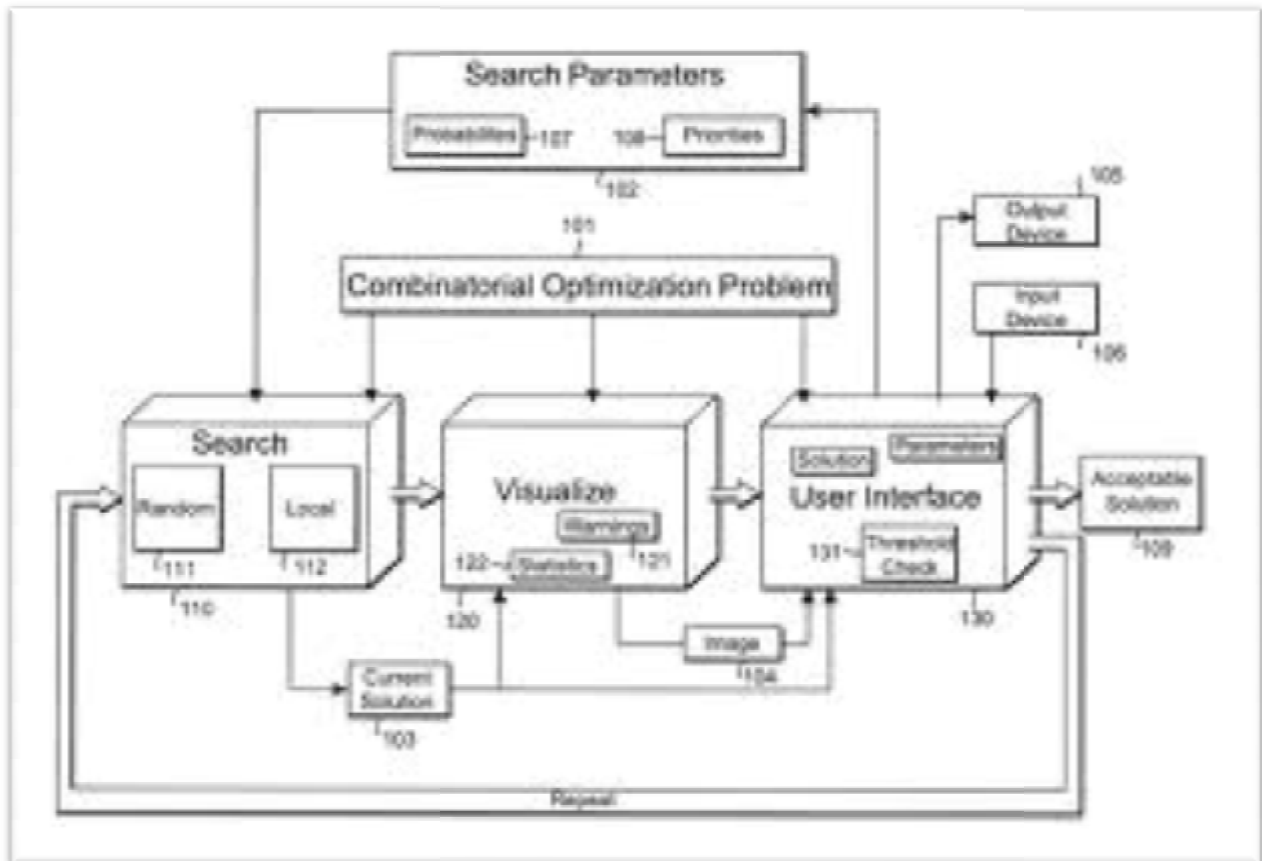
Το μέτρο της ποιότητας του τοπίου βαθμολογίας για δύο-μεταβλητές απεικονίζεται κατώτερα. Το γράφημα εμφανίζει το μέτρο της ποιότητας για κάθε ζεύγος τιμών για την πρώτη και την δεύτερη μεταβλητή, η οποία μας επιτρέπει να απεικονίσουμε τις οροσειρές, τις υψηλότερες κορυφές, τα τοπικά βέλτιστα, κλπ.:



Τα τοπικά βέλτιστα δύο μεταβλητών x,y

Κρατώντας αυτήν την εικόνα στο μυαλό μας, ας εξετάσουμε μια βασική διαδικασία τοπικής βελτιστοποίησης που ονομάζεται αναρρίχηση λόφων. Όπως όλες οι τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης, η αναρρίχηση λόφων χρησιμοποιεί επαναληπτική βελτίωση. Η τεχνική εφαρμόζεται σε μία ενιαία λύση (δηλ., τη τρέχουσα λύση) στην αναζήτηση χώρου. Κατά τη διάρκεια κάθε επανάληψης, μια νέα λύση επιλέγεται από την γειτονιά της τρέχουσας λύσης. Αν η

νέα λύση έχει ένα καλύτερο σκορ στο μέτρο της ποιότητας , τότε η νέα λύση γίνεται η τρέχουσα λύση. Αλλιώς, κάποια άλλη γειτονιά επιλέγεται και δοκιμάζεται ενάντια στο ρεύμα του διαλύματος. Η τεχνική τερματίζει εάν δεν είναι δυνατές οι περαιτέρω βελτιώσεις, ή όταν τελειώσει ο διαθέσιμος χρόνος. Ένα απλό διάγραμμα ροής μίας αλληλουχίας αναρρίχησης λόφων δίνεται παρακάτω:



Αναρρίχηση λόφων

Σημειώστε ότι αυτό το διάγραμμα ροής εκφράζει μόνο τη γενική αρχή της αναρρίχησης , χωρίς όρους τερματισμού. Πρέπει να ξεκινήσουμε με κάποια (ενδεχομένως τυχαία) s λύση, η οποία να αξιολογεί, και στη συνέχεια να δημιουργεί μια νέα λύση x .Αυτό συνεπάγεται ένα πρόβλημα μεγιστοποίησης, αλλά η αντίστοιχη μέθοδος , εύκολα οραματίστηκε για τα προβλήματα ελαχιστοποίησης. Για λόγους ευκολίας, ο όρος αυτός θα πρέπει να χρησιμοποιείται για να περιγράψει τις δύο μεθόδους, χωρίς οποιαδήποτε απώλεια της γενικότητας. Αν η νέα λύση x είναι καλύτερη από την s , τότε παίρνουμε μια ανηφορική βαθμίδα (δηλαδή, δεχόμαστε αυτή τη νέα λύση, ως την τρέχουσα λύση, και προσπαθούμε να τη βελτιώσουμε περαιτέρω δημιουργώντας ακόμη νέα λύση από τη γειτονιά της τρέχουσας λύσης). Από την άλλη πλευρά, εάν η νέα λύση x δεν είναι καλύτερη από ότι η s , έχουμε δημιουργήσει μια άλλη νέα λύση και επαναλαμβάνουμε αυτή τη διαδικασία αρκετές φορές έως ότου είτε (1), ολόκληρη η γειτονιά έχει αναζητηθεί, ή (2) που έχουν υπερβεί το όριο των αποπειρών που επιτρέπονται (το οποίο λείπει από το διάγραμμα ροής). Σε αυτό το στάδιο, μπορεί να φύγει ο βρόχος και να αναφερθεί η τρέχουσα λύση ως η καλύτερη λύση, ή μπορούμε να αποθηκεύσουμε την τρέχουσα λύση στη

«μνήμη» και να γίνει επανεκκίνηση της όλης διαδικασίας, με την ελπίδα ότι η επόμενη επανάληψη αναρρίχησης λόφων (η οποία ξεκινά από μια νέα λύση) μπορεί να παραγάγει μια καλύτερη συνολική λύση (μια διαδικασία που ονομάζεται επαναλαμβανόμενη αναρρίχηση λόφων).

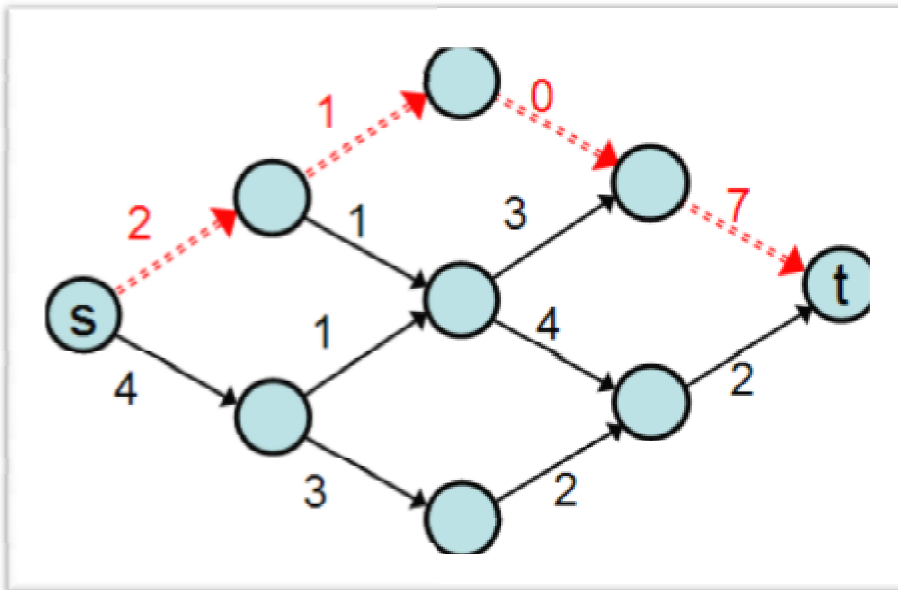
Είναι σαφές ότι η τεχνική αναρρίχησης λόφων μπορεί να παρέχει μόνο τοπικά βέλτιστες τιμές που εξαρτώνται από το αρχικό διάλυμα. Επιπλέον, δεν υπάρχει γενική διαδικασία για τη μέτρηση του σχετικού σφάλματος σε σχέση με το παγκόσμιο βέλτιστο επειδή παραμένει άγνωστη. Λαμβάνοντας υπόψη το πρόβλημα της σύγκλισης σε τοπικά βέλτιστες λύσεις, πρέπει συχνά να ξεκινήσει ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφων από μια μεγάλη ποικιλία διαφορετικών λύσεων. Η ελπίδα είναι ότι τουλάχιστον μερικές από αυτές τις αρχικές θέσεις έχουν ένα μονοπάτι που οδηγεί στο παγκόσμιο βέλτιστο. Θα μπορούσαμε να επιλέξουμε τις αρχικές λύσεις τυχαία, ή θα μπορούσαμε να τις στηρίξουμε σε κάποιο δίκτυο, κανονικό σχέδιο, ή άλλες διαθέσιμες πληροφορίες (ίσως με τα αποτελέσματα αναζήτησης από την προσπάθεια κάποιου άλλου για να λύσει το ίδιο πρόβλημα) .

Η επιτυχία ή η αποτυχία μιας ενιαίας επανάληψης (δηλαδή, μίας πλήρης ανόδου) του hill climbing αλγόριθμου, καθορίζεται πλήρως από το αρχικό διάλυμα. Για τα προβλήματα με πολλά τοπικά βέλτιστα, είναι συχνά πολύ δύσκολο να βρεθεί το ολικό βέλτιστο. Κατά συνέπεια, οι τεχνικές αναρρίχησης λόφων έχουν αρκετές αδυναμίες: Συνήθως καταλήγουν σε λύσεις που έχουν μόνο τοπικά βέλτιστα. Η βέλτιστη λύση που επιτυγχάνεται εξαρτάται από την αρχική διαμόρφωση. Σε γενικές γραμμές, δεν είναι δυνατόν να παρέχει ένα μεγάλο όριο για τον υπολογισμό του χρόνου.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχει ένα δελεαστικό πλεονέκτημα από τη χρήση των τεχνικών αναρρίχησης λόφων: είναι πολύ εύκολο να εφαρμοστεί! Το μόνο που χρειάζεται είναι η αναπαράσταση, η λειτουργία αξιολόγησης, και ένα μέτρο που να καθορίζει τη γειτονιά γύρω από ένα δεδομένο στη λύση. Αποτελεσματικές τεχνικές βελτιστοποίησης παρέχουν ένα μηχανισμό για την εξισορρόπηση δύο φαινομενικά αντικρουόμενων στόχων ταυτόχρονα:

1) την αξιοποίηση των βέλτιστων λύσεων που έχουν βρεθεί μέχρι σήμερα, 2) και την εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης. Τεχνικές αναρρίχησης λόφων εκμεταλλεύονται τη καλύτερη διαθέσιμη λύση για την πιθανή βελτίωση, αλλά αμελούν να εξερευνήσουν ένα μεγάλο τμήμα του χώρου αναζήτησης. Σε αντίθεση, μια τυχαία αναζήτηση (όπου διάφορες λύσεις, δείγμα από το σύνολο του χώρου αναζήτησης με ίση πιθανότητα) εξερευνά το χώρο αναζήτησης σε βάθος. Κάθε χώρος αναζήτησης είναι διαφορετικός και, ακόμη και ταυτόσημες θέσεις μπορεί να εμφανιστούν πολύ διαφορετικά, ανάλογα με τις αναπαραστάσεις και τις λειτουργίες αξιολόγησης. Ως αποτέλεσμα, δεν υπάρχει κανένας τρόπος για να επιλέξουμε μια ενιαία τεχνική βελτιστοποίησης που να αποδίδει καλά σε κάθε περίπτωση (περισσότερα για το θέμα αυτό πιο κάτω).. Πείτε πως θα θέλαμε να εφαρμόσουμε έναν επαναληπτικό αλγόριθμο αναρρίχησης λόφων που θα δημιουργήσει μια σύσταση διανομής αυτοκινήτων. Χρησιμοποιώντας την πρώτη αναπαράσταση (δηλ., όπου ένα διάλυμα 3000 τιμών παρέχει δείκτες ιστοσελίδων δημοπρασιών από 1 έως 50) και τον καθορισμό ενός "γειτόνα" ως ένα διάλυμα που διαφέρει (το πολύ) κατά 1 σε οποιαδήποτε θέση, ο hill climbing αλγόριθμος θα μπορούσε να λειτουργήσει ως ακολούθως. Πρώτον, ο αλγόριθμος θα δημιουργήσει ένα αρχικό διάλυμα. Η λύση αυτή θα μπορούσε να δημιουργηθεί τυχαία (δηλαδή, για κάθε είσοδο, ένας τυχαίος αριθμός από 1 έως 50 παράγεται) ή μπορούμε να δεχτούμε κάποια νέα-βασική λύση (π.χ., μια αρχική λύση που αντιστοιχίζει σε κάθε αυτοκίνητο το πλησιέστερο site δημοπρασιών). Είτε έτσι είτε αλλιώς, ας υποθέσουμε ότι η αρχική λύση

είναι:



Η αρχική λύση

Ο αλγόριθμος αξιολογεί στη συνέχεια αυτή τη λύση και αποδίδει ένα σκορ στο μέτρο της ποιότητας σε αυτή. Για αυτό το παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι η παραπάνω λύση παράγει μια ποιότητα αποτελεσμάτων με μέτρο 171,49. Τώρα είμαστε έτοιμοι να κάνουμε "αναρρίχηση λόφων"! Ο αλγόριθμος παράγει ένα διάλυμα γείτονα δημιουργώντας κάποιες τυχαίες θέσεις στο φορέα (οποιοσδήποτε αριθμός από θέσεις από 1 έως 3000) και στη συνέχεια αλλάζοντας τους επιλεγμένους δείκτες σε αυτές τις θέσεις κατά ένα (αύξηση ή μείωση). Υποθέτουμε ότι η παραγόμενη λύση είναι (δηλαδή, η επιλεγμένη πρώτη, δεύτερη, ..., και 3.000 που αυξήθηκε ή να μειωθεί κατά ένα):

Στη συνέχεια, η αξιολόγηση αυτού του διαλύματος είναι απαραίτητη. Εάν η αξιολόγηση παράγει βαθμολογία ποιότητας με μέτρο υψηλότερο από το αρχικό διάλυμα (π.χ., 176,18), τότε ο αλγόριθμος θα δεχθεί αυτή τη νέα λύση, ως τη τρέχουσα λύση και θα συνεχίσει. Σημείωση ότι αυτή η νέα λύση (με μεγαλύτερο σκορ μέτρο ποιότητας) έχει τη δική της νέα γειτονιά, και η επακόλουθη νέα λύση προέρχεται από αυτή τη νέα γειτονιά.

Οποιαδήποτε αποδοχή μιας νέας λύσης σημαίνει ότι ο αλγόριθμος βρίσκει μια καλύτερη λύση για να γίνει ένα βήμα προς τα πάνω. Ωστόσο, μπορεί να συμβεί, το μέτρο της ποιότητας στο σκορ του νέου διαλύματος να είναι χαμηλότερο από τις τρέχουσες λύσεις (π.χ., 169,83). Στην περίπτωση αυτή, ο αλγόριθμος θα απορρίψει αυτή τη λύση (δεν μας ενδιαφέρει στα κατώτερα διαλύματα) και θα δημιουργήσει μια άλλη λύση από τη γειτονιά της τρέχουσας λύση. Και πάλι, εάν υπάρχει μια βελτίωση στη βαθμολογία του μέτρου ποιότητας, τότε ο αλγόριθμος θα αποδεχθεί αυτή τη λύση και θα συνεχίσει. Εάν όχι, ο αλγόριθμος θα δημιουργήσει άλλη λύση από την αρχική γειτονιά ...

Σημειώστε επίσης ότι ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφων μπορεί (α) να δεχθεί την πρώτη λύση που θα βρεθεί πως είναι καλύτερη από την τρέχουσα (όπως παρουσιάζεται ανωτέρω), ή (β) να

δεχθεί την καλύτερη λύση που βρέθηκε σε όλη τη γειτονιά. Αυτές οι δύο δυνατότητες αντιπροσωπεύουν τα δύο άκρα, με άφθονες «στο μεταξύ» δυνατότητες.

Το ερώτημα είναι, πόσο καιρό θα πρέπει ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφων να παράγει τυχαίες λύσεις προτού να τα παρατήσει; Λοιπόν, έχουμε συνήθως ένα μετρητή υπεύθυνο για την καταμέτρηση των προσπαθειών του αλγορίθμου για τη βελτίωση της τρέχουσας λύσης. Κάθε φορά που ο αλγόριθμος διαπιστώνει βελτίωση ο μετρητής μηδενίζεται. Ωστόσο, εάν ο hill climbing αλγόριθμος βιώνει μια μακρά σειρά αποτυχημένων προσπαθειών, σταματάμε την έρευνα κατόπιν υπερβάσεως ενός προκαθορισμένου ορίου. Σε αυτό το συγκεκριμένο παράδειγμα, τι θα πρέπει να είναι το όριο; Η απάντηση εξαρτάται από μερικούς παράγοντες, με το μέγεθος της γειτονιάς να είναι το πιο σημαντικό. Είναι δύσκολο να ισχυριστούμε ότι έχουμε βρει το "τοπικό βέλτιστο" αν δεν κάνουμε αναζήτηση στο σύνολο της γειτονιάς, αλλά το μέγεθος της γειτονιάς μπορεί να είναι πολύ μεγάλο για να αξιολογήσουμε όλες τις γείτονες! Αυτό το πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί με τον καθορισμό μιας γειτονιάς με διαφορετικό τρόπο. Για παράδειγμα, εάν ένας γείτονας διαφέρει από την τρέχουσα λύση μόνο κατά μία θέση, τότε θα έχουμε μέχρι 6.000 γείτονες για κάθε τρέχουσα λύση που θα μπορούν να αξιολογήσουν όλα αυτά πριν τα δώσουν επάνω.

Εν ολίγοις, εάν είναι εφικτό να αναζητήσουμε το σύνολο της γειτονιάς πριν φθάσουμε στο τοπικό βέλτιστο, τότε δεν χρειαζόμαστε ένα μετρητή για τον έλεγχο του αριθμού των ανεπιτυχών προσπαθειών, διότι όλες οι λύσεις στη γειτονιά θα πρέπει να αναζητηθούν. Επιστρέφοντας στο παράδειγμά μας, ας πούμε πως φθάνουμε στην ακόλουθη λύση μετά από πολλές επαναλήψεις και βελτιώσεις, και όλες οι προσπάθειες για τη βελτίωσή έχουν αποτύχει: Σημειώστε ότι ο σημαντικός αριθμός βελτιώσεων του αλγορίθμου πέρασε: η αρχική ανάθεση για το αυτοκίνητο 2.999 (δεύτερο στην τελευταία θέση του φορέα) άλλαξε από τη δημοπρασία 19 στον πλειστηριασμό 45. Τέλος πάντων, κατά πάσα πιθανότητα έχουμε φτάσει στο τοπικό βέλτιστο, και αυτό το διάλυμα είναι το αποτέλεσμα της αναρρίχησης λόφων στην άσκηση μας. Το σκορ στο μέτρο της ποιότητας είναι 345,67 και είμαστε σίγουροι για την ποιότητα της λύσης. Μετά από όλα αυτά καταλαβαίνουμε ότι 100,000 γειτονικές λύσεις απέτυχαν να παράγουν οποιαδήποτε βελτίωση!

Ωστόσο, δεν είμαστε σίγουροι αν αυτή είναι η καλύτερη λύση. Αν αρχίσει το hill climbing να μας βρεί μία διαφορετική λύση (που θα μπορούσε να βρίσκεται σε μια πολύ "διαφορετική περιοχή" του χώρου αναζήτησης), θα μπορούσαμε να τελειώσουμε με μια τοπική βέλτιστη λύση που μοιάζει : και έχει βαθμολογία ποιότητας με μέτρο 1,457.81 (η οποία είναι πολύ καλύτερη από τη λύση που ανακαλύψαμε νωρίτερα!). Ανακαλούμε την συζήτηση που είχαμε νωρίτερα σχετικά με τους "λόφους και τις κοιλάδες" σε ένα μέτρο της ποιότητας αποτελεσμάτων στο τοπίο. Σαφώς, υπάρχουν πολλοί λόφοι (τοπικά βέλτιστα διαλύματα) όπου ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφων θα παράγει μια λύση που αντιπροσωπεύει έναν από αυτούς τους λόφους. Ωστόσο, το πρόβλημα είναι ότι δεν ξέρουμε αν υπάρχουν και άλλοι (ενδεχομένως πολύ υψηλότεροι λόφοι) κάπου αλλού! Και το μέγεθος της γειτονιάς αντιστοιχεί στην «ορατότητά» μας κατά τη διάρκεια της αναζήτησης: όσο μεγαλύτερη είναι η περιοχή, τόσο καλύτερη είναι η ορατότητα, καθώς και οι καλύτερες πιθανότητες να ανακαλύψουμε την υψηλότερη κορυφή! Ωστόσο, μπορεί να μην είναι εφικτό να αναζητήσουμε το σύνολο της γειτονιάς αν είναι πολύ μεγάλο ... Λοιπόν, τι πρέπει να κάνουμε; Μπορούμε να επανεκκινήσουμε τον αλγόριθμο αναρρίχησης λόφων αρκετές φορές, κάθε φορά με μια διαφορετική (ενδεχομένως τυχαία) θέση, και την ελπίδα ότι ένα από αυτά τα τρεξίματα θα μας δώσει την παγκόσμια βέλτιστη λύση.

2.13 Στοχαστική Climber Hill.

Ένα από τα κύρια ελαττώματα των αριθμητικών εφαρμογών βελτιστοποίησης, όπως σχεδόν και κάθε λύση σε ένα πρόβλημα στον πραγματικό κόσμο και στον προγραμματισμό του εργοστασίου, ο σχεδιασμός της ζήτησης, η διαχείριση της γης κτλ, έχει στην καλύτερη περίπτωση μόνο τοπικά βέλτιστα.

Τι μπορούμε λοιπόν να κάνουμε για αυτό; Πώς μπορούμε να σχεδιάσουμε μια τεχνική βελτιστοποίησης που να έχει την ευκαιρία να ξεφύγει από τοπικά βέλτιστα, να εξισορροπήσει την εξερεύνηση και την εκμετάλλευση, να κάνει την αναζήτηση ανεξάρτητη από την αρχική διαμόρφωση; Υπάρχουν μερικές δυνατότητες, και εμείς θα συζητήσουμε μερικές από αυτές σε αυτό το κεφάλαιο, αλλά να έχετε κατά νου ότι η σωστή επιλογή πάντοτε εξαρτάται από το πρόβλημα. Μια επιλογή, όπως συζητήθηκε και νωρίτερα, είναι να εκτελέσει ένα μεγάλο αριθμό αρχικών διαμορφώσεων για τη επιλεγείσα τεχνική. Επιπλέον, συχνά είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν τα αποτελέσματα των προηγούμενων προσπαθειών για να βελτιωθεί η αρχική διαμόρφωση για την επόμενη προσπάθεια. Έχουμε ήδη δει ένα ενδεχόμενο τέτοιο στην προηγούμενη ενότητα. Μετά την επίτευξη του τοπικού βέλτιστου, η αναζήτηση κάνει επανεκκίνηση από μια διαφορετική εκκίνηση για λύση. Παρά το γεγονός ότι μπορούμε να εφαρμόσουμε αυτήν τη στρατηγική σε άλλους τους αλγόριθμους, ας συζητήσουμε κάποιες άλλες δυνατότητες απόδρασης από τοπικά βέλτιστα σε ένα ενιαίο τρέξιμο ενός αλγορίθμου. Ένας τρόπος για να επιτευχθεί αυτό είναι με την τροποποίηση των κριτηρίων για την αποδοχή νέων λύσεων που αντιστοιχούν σε μια αρνητική μεταβολή του σκορ του μέτρου ποιότητας. Δηλαδή, θα μπορούσαμε αν θέλαμε να αποδεχθούμε μια κατώτερη λύση από την τοπική κοινωνία με την ελπίδα ότι αυτό θα μας οδηγήσει τελικά σε κάτι καλύτερο.

Για να μετατρέψει ένας συνηθισμένος ορειβάτης- έναν λόφο σε ένα τέτοιο αλγόριθμο, υπάρχουν μερικές τροποποιήσεις που απαιτούνται. Σημειώστε και πάλι ότι ο εσωτερικός βρόχος επιστρέφει πάντα το τοπικό βέλτιστο. Ο μόνος τρόπος για την τεχνική αυτή να "δραπετεύσει" από τα τοπικά βέλτιστα, είναι με την έναρξη μιας νέας αναζήτησης (εξωτερικός βρόχος) από μια νέα (τυχαία) θέση. Μετά από κάποιο μέγιστο αριθμό προσπαθειών, η καλύτερη συνολική λύση είναι το τελικό αποτέλεσμα του αλγορίθμου.

Με την τροποποίηση αυτής της διαδικασίας έτσι ώστε η αποδοχή μιας νέας λύσης να εξαρτάται σε κάποια πιθανότητα (η οποία βασίζεται στη διαφορά μεταξύ της ποιότητας μέτρησης βαθμολογίας για αυτές τις δύο λύσεις) έχουμε αποκτήσει μια νέα τεχνική που ονομάζεται στοχαστική λόφου -ορειβάτη:

Η μικρή (αλλά σημαντική) διαφορά μεταξύ ενός συνήθους hill climbing και μιας στοχαστικής λόφου- ορειβάτη, βρίσκεται σε ένα μόνο κουτί που εισάγεται στο διάγραμμα ροής που αντικαθιστά την προϋπόθεση του κουτιού. Κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης του εσωτερικού βρόχου του ορειβάτη-λόφου (όπου ο hillclimbing ψάχνει για μια καλύτερη λύση στη γειτονιά της τρέχουσας), μόνο μια ανώτερη λύση είναι αποδεκτή ως μια νέα τρέχουσα λύση. Από την άλλη πλευρά, ο ίδιος εσωτερικός βρόχος στη στοχαστική διαδικασία ορειβάτη- λόφου μπορεί να αποδεχθεί μια κατώτερη λύση ως μια νέα τρέχουσα λύση. Αυτό το χαρακτηριστικό δεν εμφανίζεται στις βελτιστοποιημένες τοπικές τεχνικές. Η προσθήκη αυτή αντιπροσωπεύει μια πιθανολογική απόφαση σχετικά με την αποδοχή μιας νέας λύσης, και γίνεται για να ξεφύγουμε από τοπικά βέλτιστα ... Ας συζητήσουμε αυτή τη δυνατότητα προσεκτικά. Μια νέα λύση x

γίνεται δεκτή με κάποια πιθανότητα P , πράγμα που σημαίνει ότι ο κανόνας της μετάβασης από την τρέχουσα λύση σε ένα νέο γείτονα είναι πιθανο λογική. Κατά συνέπεια, είναι δυνατόν για το αποδεκτό προσφάτως χ διάλυμα να είναι κατώτερη από την τρέχουσα λύση s , και είναι επίσης δυνατό ότι μια ανώτερη λύση δεν θα γινόταν δεκτή! Αυτή η πιθανότητα αποδοχής εξαρτάται από την ποιότητα διαφοράς βαθμολογίας μέτρου μεταξύ αυτών των δύο λύσεων, καθώς και για την αξία μιας επιπλέον παραμέτρου t (η οποία παραμένει σταθερή κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου). Αν η νέα λύση x έχει την ίδια βαθμολογία ποιότητας μέτρου, όπως η τρέχουσα λύση s , τότε η πιθανότητα αποδοχής είναι 50% (δεν έχει σημασία ποιο θα επιλέξει, γιατί το καθένα είναι της ίδιας ποιότητας). Εάν η νέα λύση x είναι ανώτερη, τότε η πιθανότητα αποδοχής είναι μεγαλύτερη από 50%. Επιπλέον, η πιθανότητα της αποδοχής μεγαλώνει μαζί με τη (αρνητική) διαφορά μεταξύ αυτών των δύο αποτελεσμάτων μέτρησης της ποιότητας. Εάν η νέα λύση x είναι κατώτερη, τότε η πιθανότητα αποδοχής είναι μικρότερη από 50%. Επιπλέον, η πιθανότητα της αποδοχής συρρικνώνεται μαζί με τη (θετική) διαφορά μεταξύ αυτών των δύο αποτελεσμάτων μέτρησης της ποιότητας. Η πιθανότητα της αποδοχής μιας νέας λύσης x εξαρτάται επίσης από την τιμή της παραμέτρου T , και η γενική αρχή είναι η εξής: Εάν η νέα λύση x είναι ανώτερη, τότε η πιθανότητα αποδοχής είναι πλησιέστερη προς 50% για υψηλές τιμές της παραμέτρου t , ή κοντά στο 100% για τις χαμηλές τιμές της παραμέτρου T . Εάν η νέα λύση x είναι κατώτερη, τότε η πιθανότητα αποδοχής είναι πλησιέστερη προς 50% για υψηλές τιμές της παραμέτρου t , ή κοντά στο 0% για χαμηλές τιμές της παραμέτρου T .

Αυτό είναι ενδιαφέρον, γιατί σημαίνει ότι μια ανώτερη λύση x θα έχει μια πιθανότητα αποδοχής τουλάχιστον 50% (ανεξάρτητα από την τιμή της παραμέτρου t). Ομοίως, μια κατώτερη λύση θα έχει μια πιθανότητα αποδοχής της κοντά στο 50% (που κυμαίνονταν μεταξύ 0% για χαμηλές τιμές των T και 50% για τις υψηλές τιμές του T). Το γενικό συμπέρασμα είναι σαφές: Όσο χαμηλότερη είναι η τιμή του T , τόσο περισσότερο ο αλγόριθμος συμπεριφέρεται σαν ένας κλασικός ορειβάτης -λόφου που απορρίπτει κατώτερες λύσεις και αποδέχεται ανώτερες. Από την άλλη πλευρά, εάν η τιμή της T είναι πολύ υψηλή, τότε ο αλγόριθμος μοιάζει με τυχαία αναζήτηση, επειδή η πιθανότητα της αποδοχής κατώτερης ή ανώτερης λύσης είναι κοντά στο 50%. Έτσι, πρέπει να βρούμε μια τιμή για την παράμετρο T που δεν είναι ούτε πολύ χαμηλή ούτε πολύ υψηλή για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Η στοχαστική τεχνική ορειβάτη -λόφου είναι επίσης ένας πρόδρομος για μια άλλη τεχνική βελτιστοποίησης που ονομάζεται προσομοιωμένη ανόπτηση, η οποία καλύπτεται στην επόμενη ενότητα.

2.14 Προσομοιωμένη ανόπτηση.

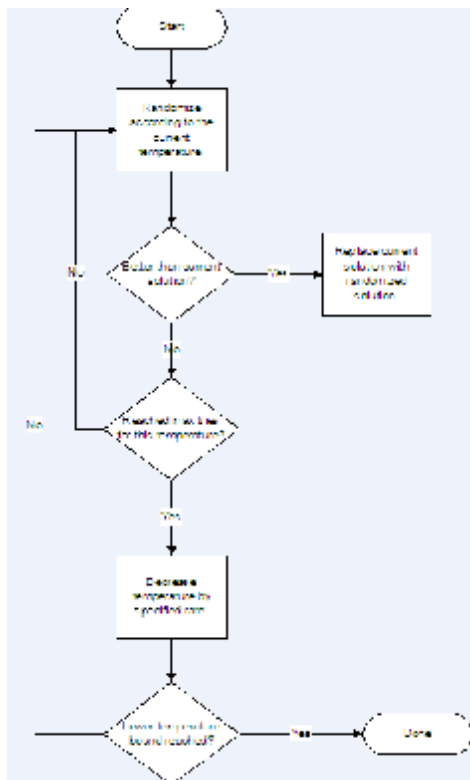
Η τεχνική προσομοιωμένης ανόπτησης (επίσης γνωστή ως Monte Carlo, στατιστική ψύξης, πιθανολογική αναρρίχηση λόφων, στοχαστική χαλάρωση και πιθανολογική ανταλλαγή αλγορίθμου) βασίζεται σε μια αναλογία που λαμβάνεται από τη θερμοδυναμική. Για να αναπτύξουμε ένα κρύσταλλο, αρχίζουμε με τη στροφή της πρώτης ύλης σε μια ρευστή κατάσταση μέσω θέρμανσης. Τότε θα μειωθεί η θερμοκρασία του τήγματος αυτού του κρυστάλλου μέχρι η κρυσταλλική δομή να παγώσει. Ωστόσο, εάν η διαδικασία ψύξης γίνεται πάρα πολύ γρήγορα, τότε τα αποτελέσματα είναι επιζήμια. Ειδικότερα, ορισμένες ανωμαλίες κλειδωμένες στη δομή του κρυστάλλου και το παγιδευμένο επίπεδο ενέργειας είναι πολύ υψηλότερο από ό, τι σε ένα τέλεια δομημένο κρύσταλλο. Η αναλογία μεταξύ του φυσικού

συστήματος και ενός προβλήματος βελτιστοποίησης είναι εμφανής, οι βασικές «ισοδύναμες» έννοιες που αναφέρονται παρακάτω:

- κράτος - εφικτή λύση.
- Ενέργεια - συνάρτηση αξιολόγησης.
- έδαφος κράτους - βέλτιστη λύση.
- Η γρήγορη απόσβεση - τοπική αναζήτηση.
- θερμοκρασίας - παραμέτρων ελέγχου T .
- προσεκτική στατική ψύξη- προσομοιωμένη στατική ψύξη.

Η προσομοιωμένη στατική ψύξη είναι παρόμοια με ένα στοχαστικό ορειβάτη -λόφου υπό την έννοια ότι μπορεί να δεχθεί μια κατώτερη λύση ως μια νέα τρέχουσα λύση, και η απόφαση βασίζεται στην τιμή της παραμέτρου t . Η προσομοιωμένη στατική ψύξη ξεκινά με υψηλές τιμές της παραμέτρου t - καθιστώντας τη διαδικασία παρόμοια με μια δειγματοληπτική έρευνα - και στη συνέχεια μειώνεται σταδιακά αυτή η τιμή κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης. Η αξία της παραμέτρου t είναι αρκετά μικρή προς το τέλος της διαδρομής, έτσι ώστε τα τελικά στάδια της προσομοιωμένης στατικής ψύξης να μοιάζει με ένα συνηθισμένο ορειβάτη λόφου. Μια άλλη διαφορά μεταξύ της στοχαστική ορειβάτη λόφου και προσομοιωμένης στατικής ψύξης είναι ότι η τελευταία δέχεται πάντα ανώτερες λύσεις. Ανακαλούμε από την προηγούμενη ενότητα ότι η στοχαστική ορειβάτη λόφου χρησιμοποιεί κάποια πιθανότητα για την αποδοχή τόσο κατώτερης όσο και ανώτερη λύσης, κάτι το οποίο δεν συμβαίνει στην προσομοιωμένη στατική ψύξη.

Το παρακάτω διάγραμμα αντιπροσωπεύει μια προσομοίωση αλγόριθμου στατικής ψύξης:



Αλγόριθμος στατικής ψύξης

Ένα παρόμοιο πρόβλημα εμφανίζεται στη μεταλλουργία κατά τη θέρμανση και την ψύξη μετάλλων. Ο εσωτερικός βρόχος (που αντιπροσωπεύεται από την λεπτή γραμμή) παράγει μια νέα λύση στη γειτονιά της τρέχουσας λύσης, δέχεται ανώτερες λύσεις, αποδέχεται ή μειώνει κατώτερα διαλύματα (σύμφωνα με την πιθανότητα P , η οποία εξαρτάται από την ποιότητα μέτρου διαφοράς της βαθμολογίας μεταξύ δύο λύσεων και την τρέχουσα τιμή της παραμέτρου M), και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται αρκετές φορές. Όταν αυτός επαναληπτικός κύκλος είναι πλήρης, στο σύστημα πέφτει η θερμοκρασία λίγο (εξωτερικός βρόχος, εκπροσωπούμενος από την παχιά γραμμή) και στη συνέχεια μεταβαίνει πίσω στον εσωτερικό βρόχο, επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία της δημιουργίας, την αξιολόγηση, και, ενδεχομένως, την αποδοχή της γειτονικής λύσης. Εάν η θερμοκρασία είναι αρκετά χαμηλή (δηλαδή, όταν φτάσει το σημείο παγώματος), ο αλγόριθμος σταματά. Δεδομένου ότι αυτό το διάγραμμα ροής απεικονίζει, την προσομοιωμένη στατική ψύξη, εφαρμόζει μια τροποποιημένη έκδοση της στοχαστικής ορειβάτη λόφου, όπου η τιμή της παραμέτρου T μειώνεται σταδιακά κατά τη διάρκεια μιας διαδρομής. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η συμπεριφορά του αλγορίθμου μοιάζει με τυχαία αναζήτηση σε υψηλότερες θερμοκρασίες (δηλαδή, κατά την έναρξη του πειράματος) και ένα κλασικό ορειβάτη λόφου σε χαμηλότερες θερμοκρασίες (δηλ., προς το τέλος της διαδρομής). Ας ρίξουμε μια πιο προσεκτική ματιά σε προσομοιωμένη στατική ψύξη με την εφαρμογή του παραδείγματος διανομής αυτοκινήτων. Κάθε εφαρμογή της προσομοιωμένης στατικής ψύξης θα απαιτεί από εμάς να απαντήσουμε σε μερικές γενικές ερωτήσεις που είναι απαραίτητες για οποιαδήποτε τεχνική βελτιστοποίησης (Δηλαδή, ποια είναι η εκπροσώπηση; Ποια είναι η αξιολόγηση της λειτουργίας; και ούτω καθεξής), και θα υποθέσουμε ότι οι

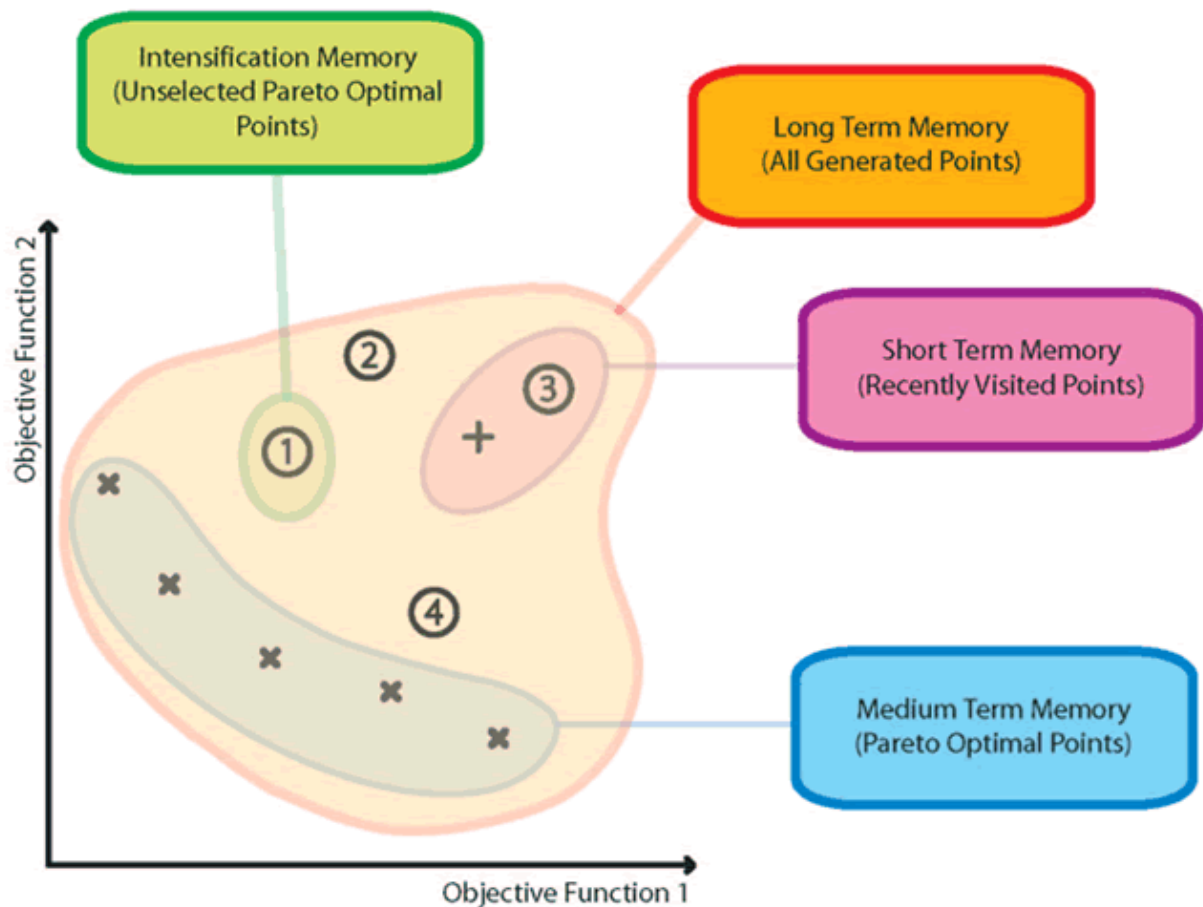
απαντήσεις σε αυτά τα ερωτήματα είναι οι ίδιες όπως για το παράδειγμα ορειβάτη λόφου. Υπάρχουν, ωστόσο, μερικές ερωτήσεις που είναι ειδικά για τη προσομοιωμένη στατική ψύξη, όπως:

- Πώς καθορίζεται η αρχική τιμή της παραμέτρου t ;
- Πώς καθορίζεται ο αριθμός των επαναλήψεων (δηλαδή, πώς να καθορίσει αν το "k είναι μεγάλο αρκετά;)
- Πώς να "κρυώσει" το σύστημα (δηλαδή, πώς να καθορίσει το "μειώνουν τη θερμοκρασία T");
- Πότε πρέπει να σταματήσει (δηλαδή, πώς να καθορίσει το "είναι η T θερμοκρασία σε χαμηλά επίπεδα αρκετά;)

Το πρώτο ερώτημα αφορά την παράμετρο της θερμοκρασίας, η οποία πρέπει να καθορίζεται πριν την εκκίνηση του αλγορίθμου. Θα πρέπει να ξεκινήσουμε με $T = 100$, $T = 500$, ή κάτι άλλο; Λοιπόν, ας σκεφτούμε γι 'αυτό. Κατά την έναρξη της προσομοιωμένης στατικής ψύξης, η ίδια παράσταση που χρησιμοποιείται (δηλαδή, όπου ένα διάλυμα από 3.000 αξίες παρέχει δείκτες σε ιστοσελίδες δημοπρασιών 1-50). Ο ορισμός της γειτονιάς παραμένει ίδιος: μια νέα λύση x είναι ένας γείτονας της τρέχουσας s λύση εάν διαφέρει (το πολύ) κατά 1 σε οποιαδήποτε θέση. Το αρχικό διάλυμα μπορεί να δημιουργείται τυχαία (δηλαδή, για κάθε είσοδο, ένα τυχαίο αριθμό από το φάσμα των 1 έως 50 παράγεται), ή μπορεί να χρησιμοποιήσει κάποια στατική ψύξη, διάλυμα με βάση (π.χ., μια αρχική λύση που να αναθέτει το κάθε αυτοκίνητο στο πλησιέστερο site δημοπρασιών). Η αξιολόγηση της λειτουργίας παραμένει επίσης η ίδια.

2.15 Tabu Search.

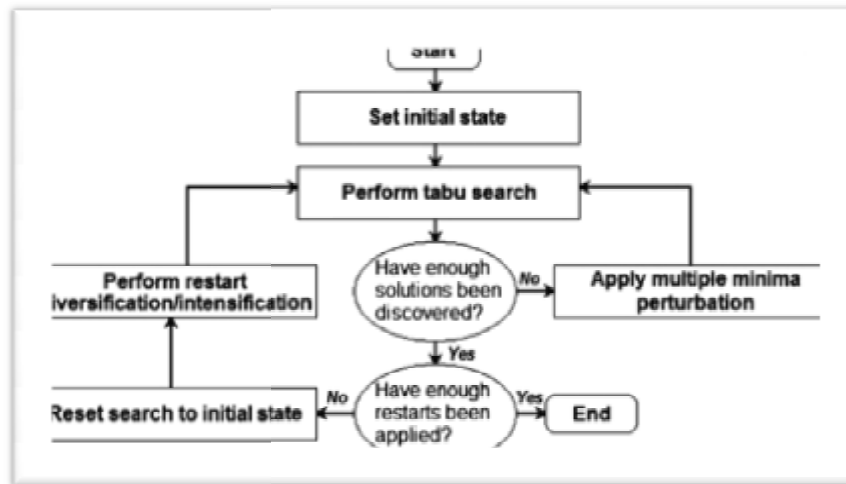
Η κύρια ιδέα πίσω από την αναζήτηση tabu είναι πολύ απλή: η «μνήμη» αναγκάζει την αναζήτηση να εξερευνήσει νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης για να ξεφύγει από τα τοπικά βέλτιστα. Μπορούμε να απομνημονεύσουμε μερικές πρόσφατες λύσεις όμως αυτό γίνεται "tabu" (απαγορευμένο), όταν επιλέγουμε την επόμενη λύση. Το παρακάτω διάγραμμα περιγράφει τα βασικά βήματα της αναζήτησης tabu (χωρίς διακοπή):



Αναζήτηση tabu (χωρίς διακοπή)

Έτσι, τι είναι τόσο ειδικό σχετικά με την αναζήτηση tabu; Λοιπόν, υπάρχουν μερικά ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά που απαιτούν μια πιο λεπτομερή περιγραφή. Τα περισσότερα από τα κουτιά στο παραπάνω διάγραμμα ροής είναι αυτονόητα, και μετά από συζήτηση και προσομοίωση στατικής ψύξης, τώρα ξέρουμε πώς να καθορίσουμε ένα γείτονα που να επιλέγει και να αξιολογεί μια λύση (ή πολλές λύσεις) από μια γειτονιά. Ο καλύτερος τρόπος για να εξηγήσουμε την έννοια αυτή είναι επιστρέφοντας στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, χρησιμοποιώντας την ίδια αναπαράσταση, ορισμό γείτονα, την αρχική λύση, και την αξιολόγηση, όπως πριν. Ας ξεκινήσουμε με τον εντοπισμό κάποιων βημάτων του αλγορίθμου αναζήτησης tabu, ξεκινώντας με την συνήθη αρχική μας λύση που βρέθηκε: Από την περιοχή της λύσης s , έχουμε δημιουργήσει πολλές λύσεις (λύσεις x , y , z , κλπ.) για να επιλέξουμε το καλύτερο, 28 (ας πούμε ότι ήταν η λύση x): Τώρα ας εισαγάγει το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της αναζήτησης Tabu: τη μνήμη. Για να διαφοροποιηθούμε μεταξύ των παλαιότερων και των πιο πρόσφατων αλλαγών στο διάλυμα λύσης, χρειαζόμαστε να θυμηθούμε το ευρετήριο των μεταβλητών που είχαν αλλάξει, καθώς και το "χρόνο", όταν αυτές οι αλλαγές έγιναν. Στην περίπτωση του προβλήματος διανομής αυτοκινήτων, πρέπει να κρατήσουμε τη σφραγίδα του χρόνου για κάθε θέση στην λύση του φορέα που παρέχει πληροφορίες σχετικά με την πρόσφατη δημιουργία της αλλαγής. Επειδή η μνήμη είναι το βασικό χαρακτηριστικό της tabu αναζήτησης, ας εξηγήσουμε αυτή την έννοια, συνεχίζοντας το παράδειγμά μας. Η Vector M (μήκος 3.000) θα

χρησιμεύσει ως μνήμη μας. Ο φορέας αυτός αρχικά σε όλα τα 0s, και σε οποιοδήποτε στάδιο της αναζήτησης εάν η i -th θέση αυτού του φορέα έχει μια τιμή j , αυτό σημαίνει ότι το j είναι ο αριθμός των πιο πρόσφατων επαναλήψεων όταν η i -th θέση του διανύσματος λύσης ήταν αλλαγμένη. Ο ορισμός της γειτονιάς παραμένει ίδιος: μια νέα λύση x είναι ένας γείτονας της τρέχουσας s λύσης εάν διαφέρει (το πολύ) κατά 1 σε οποιαδήποτε θέση.



Διάγραμμα tabu search

Το αρχικό διάλυμα μπορεί να δημιουργείται τυχαία (δηλαδή, για κάθε είσοδο, ένα τυχαίο αριθμό από το φάσμα των 1 έως 50 παράγεται), ή μπορούμε να χρησιμοποιούμε κάποια στατική ψύξη με διάλυμα με βάση (π.χ., μια αρχική λύση που αναθέτει σε κάθε αυτοκίνητο το πλησιέστερο site δημοπρασιών). Η αξιολόγηση λειτουργίας παραμένει επίσης η ίδια. Σημειώστε ότι η τρέχουσα λύση s και η νέα λύση x διαφέρουν σε διάφορες θέσεις. Αργότερα, επιλέγοντας τη "καλύτερη" λύση επηρεάζεται η μνήμη. Φυσικά, $j = 0$ συνεπάγεται ότι το i -th θέση του φορέα διαλύματος δεν άλλαξε ποτέ. Μόνο για $j > 0$ σημαίνει ότι η τιμή του j δείχνει τον αριθμό επαναλήψεων.

Σημειώστε ότι οι εγγραφές στο φορέα λύση που δεν άλλαξε έχουν αντίστοιχες τιμές 0 σε αυτό το φορέα μνήμης. Συνεχίζοντας το παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι ένα νέο διάνυσμα λύσης επιλέγεται στην δεύτερη επανάληψη: Στην περίπτωση αυτή, ο φορέας μνήμης θα έχει τις ακόλουθες τιμές: ως η τελευταία αλλαγή της πρώτης θέσης που συνέβη στην πρώτη επανάληψη, η τελευταία αλλαγή της δεύτερης θέσης που συνέβη στη δεύτερη επανάληψη, η τελευταία αλλαγή της τρίτης θέσης που συνέβη στην πρώτη επανάληψη, και ούτω καθεξής. Η γενική ιδέα πίσω από τη μνήμη είναι ότι εάν κάποιες θέσεις στον φορέα διαλύματος έχουν αλλάξει, τότε ο αλγόριθμος πρέπει να αφήσει αυτές τις θέσεις μόνο για ορισμένο αριθμό των μελλοντικών επαναλήψεων (δηλαδή, θα ήταν ταμπού για κάποιο αριθμό επαναλήψεων).

Αυτό αναγκάζει τον αλγόριθμο να διερευνήσει άλλα τμήματα του χώρου αναζήτησης, και μετά τον απαιτούμενο αριθμό επαναλήψεων, αφού έχουν παρέλθει, οι θέσεις αυτές θα γίνουν διαθέσιμες και πάλι. Θα μπορούσε επίσης να είναι χρήσιμο να μεταβάλλει τον ορισμό της μνήμης

κατά τέτοιο τρόπο ώστε οι πληροφορίες που είναι αποθηκευμένες στη μνήμη να σβήνονται μετά από κάποιο αριθμό επαναλήψεων. Υποθέτοντας ότι οι πληροφορίες μπορούν να μείνουν στη μνήμη για 50 επαναλήψεις, στη συνέχεια, αν το i -th θέσης του φορέα M έχει τιμή j , μια νέα ερμηνεία του μπορεί να είναι ότι στη θέση του, το διάλυμα διάλυμα αλλάχθηκε 50 - επαναλήψεις i πριν. Σύμφωνα με την ερμηνεία αυτή, διάλυμα M θα μπορούσε να έχει τις ακόλουθες τιμές μετά από αρκετές επαναλήψεις: Οι αριθμοί σε αυτό το φορέα μνήμης παρέχουν τις ακόλουθες πληροφορίες.

- Θέση 1 δεν είναι διαθέσιμο για τις επόμενες 9 επαναλήψεις.
- Θέση 2 δεν είναι διαθέσιμη για τις επόμενες 17 επαναλήψεις.
- Θέση 3 δεν είναι διαθέσιμο για τις επόμενες 50 επαναλήψεις (δηλαδή, αυτή η θέση στο διάλυμα λύσης έχει μόλις αλλάξει).
- Θέση 2,999 είναι διαθέσιμη.
- Θέση 3.000 δεν είναι διαθέσιμη για τις επόμενες 34 επαναλήψεις.

Με άλλα λόγια, η πιο πρόσφατη αλλαγή έλαβε χώρα στην τρίτη θέση, και όλες οι μη μηδενικές θέσεις στον φορέα μνήμης θεωρούνται *tabu*. Θα μπορούσε να είναι ενδιαφέρον να επισημάνουμε ότι η κύρια διαφορά μεταξύ αυτών των δύο ερμηνειών της μνήμης είναι απλά ένα θέμα της εφαρμογής. Η τελευταία αυτή προσέγγιση ερμηνεύει τις τιμές ως αριθμό των επαναλήψεων για μια δεδομένη θέση που δεν είναι διαθέσιμη, ενώ η πρώτη ερμηνεία αποθηκεύει απλά τον αριθμό επανάληψης από την πιο πρόσφατη αλλαγή σε μία συγκεκριμένη θέση. Στο παραπάνω παράδειγμα, εάν η διαφορά μεταξύ του μετρητή επαναλήψεων και το i -th αξίας μνήμης είναι μεγαλύτερη από 50 (ορίζοντας τη μνήμη μας), θα πρέπει να ξεχαστεί. Ως εκ τούτου, η ερμηνεία αυτή απαιτεί μόνο την ενημέρωση μιας ενιαίας θέσης στη μνήμη κάθε επανάληψης, και την αύξηση του μετρητή επαναλήψεων. Σε κάθε περίπτωση, το *tabu search* χρησιμοποιεί το διάλυμα μνήμης για να αναγκάσει την αναζήτηση να εξερευνήσει νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης σε μια προσπάθεια να ξεφύγουμε από τοπικά βέλτιστα. Οι πρόσφατες αλλαγές που έγιναν στο διάλυμα λύσης είναι ταμπού για την επόμενη επανάληψη (δηλαδή, με τις αντίστοιχες καταχωρήσεις με μη μηδενικές τιμές στη μνήμη *vector*). Ας υποθέσουμε ότι σε κάποιο στάδιο της *tabu* διαδικασίας αναζήτησης, το μέτρο της ποιότητας βαθμολογίας της τρέχουσας s λύση είναι 189.03 και η καλύτερη διαθέσιμη γειτονιά είναι η λύση y , με σκορ με μέτρο ποιότητας των 187.77. Σημειώστε ότι αυτή η τιμή αντιπροσωπεύει μείωση στην ποιότητα μεταξύ της τρέχουσας και της νέας λύσης. Σημειώστε επίσης ότι η διαθέσιμη περιοχή είναι πολύ μικρότερη από ό, τι το σύνολο της γειτονιάς, όπως πολλές θέσεις στον φορέα διαλύματος είναι *tabu* (δηλαδή, οι αντίστοιχες τιμές τους στο διάλυμα μνήμης είναι μη-μηδέν). Από την άλλη πλευρά, φανταστείτε ότι ένας γείτονας ταμπού, λύση q , παράγει μια βαθμολογία ποιότητας μέτρο του 197.83. Ας υποθέσουμε επίσης ότι το σκορ από 197.83 είναι το καλύτερο σκορ από την αρχή της έρευνας, αλλά επειδή η λύση q είναι ταμπού πρέπει να το αγνοούμε! Έπειτα από μελέτη, η πολιτική αυτή μπορεί να είναι υπερβολικά περιορισμένη. Θα μπορούσε να συμβεί αν ένας από τους ταμπού γείτονες της τρέχουσας λύσης s παράγει ένα αποτέλεσμα μέτρησης της ποιότητας που είναι πολύ καλύτερο από εκείνο οποιουδήποτε προηγούμενου διαλύματος. Ίσως θα πρέπει να κάνει την αναζήτηση πιο ευέλικτη, και να λυγίσει τους κανόνες κάπως, για να βρούμε μια εξαιρετική λύση. Σε κανονικές συνθήκες, η αναζήτηση *tabu* θα πρέπει να αξιολογήσει το σύνολο της γειτονιάς, και να επιλέξει μια μη-ταμπού λύση ως την επόμενη τρέχουσα λύση, έστω και αν αυτό το non-*tabu* διάλυμα έχει καλύτερη βαθμολογία ποιότητας μέτρου από την τρέχουσα λύση.

Φυσικά, υπάρχουν και άλλες δυνατότητες για την αύξηση της ευελιξίας της αναζήτησης. Για

παράδειγμα, θα μπορούσε να αλλάξει η προηγούμενη ντετερμινιστική διαδικασία επιλογής σε πιθανολογική μέθοδο, όπου οι καλύτερες λύσεις έχουν αυξημένη πιθανότητα να επιλεγούν. Επιπλέον, θα μπορούσε να αλλάξει ο ορίζοντας της μνήμης κατά την αναζήτηση: μερικές φορές θα μπορούσε να είναι χρήσιμο να θυμόμαστε "περισσότερο," και άλλες φορές να θυμόμαστε "λιγότερο" (π.χ., όταν ο αλγόριθμος ανεβαίνει έναν πολλά υποσχόμενο λόφο στο χώρο αναζήτησης).

Μια άλλη επιλογή είναι ακόμη πιο ενδιαφέρον: Η δομή μνήμης που συζητήθηκε μέχρι τώρα μπορεί να χαρακτηριστεί ως η πρόσφατη πείρα που βασίζεται στη μνήμη, επειδή καταγράφει μόνο την τελευταία από τις επαναλήψεις. Η δομή αυτή μπορεί να παραταθεί με μια συχνότητα που βασίζεται στην μνήμη, η οποία λειτουργεί για έναν πολύ μακρύτερο χρονικό ορίζοντα από h (με χρονικό ορίζοντα, εννοούμε τον αριθμό των επαναλήψεων του παρελθόντος που λαμβάνονται υπόψη) και μετρά τη συχνότητα της αλλαγής σε κάθε θέση. Για παράδειγμα, ένας πρόσθετος h φορέας μπορεί να χρησιμεύσει ως μια μακροπρόθεσμη μνήμη. Ο φορέας αυτός αρχικά σε όλα τα 0s, και σε οποιοδήποτε στάδιο της αναζήτησης τιμής j στη θέση i -th αυτού του φορέα ερμηνεύεται ως "κατά τη διάρκεια των τελευταίων επαναλήψεων h από τον αλγόριθμο, το i -th εισόδο του φορέα διαλύματος άλλαξε τον αριθμό των φορών j ". Συνήθως, η αξία του χρόνου ορίζοντα h είναι αρκετά μεγάλη, τουλάχιστον σε σύγκριση με τον ορίζοντα της πρόσφατης πείρας που βασίζεται στην μνήμη. Αυτές οι συχνότητες (το σύνολο των οποίων θα πρέπει να ισούται με 50.000) δείχνουν την κατανομή των αλλαγών σε κάθε θέση του φορέα διαλύματος κατά τη διάρκεια των τελευταίων 50 000 επαναλήψεων. Οι αρχές της αναζήτησης tabu δείχνουν ότι αυτό το είδος της μνήμης μπορεί να είναι χρήσιμο για τη διαφοροποίηση της αναζήτησης. Για παράδειγμα, η συχνότητα που βασίζεται στην μνήμη παρέχει πληροφορίες σχετικά με τις αλλαγές στον φορέα λύσης που δεν ήταν συχνές, και μπορούν να διαφοροποιήσουν την αναζήτηση με τη διερεύνηση αυτών των θέσεων. Η χρήση της μακροπρόθεσμης μνήμης στην αναζήτηση tabu συνήθως περιορίζεται σε ειδικές περιστάσεις.

Για παράδειγμα, ενδέχεται να αντιμετωπίσουμε μια κατάσταση όπου όλοι οι μη-ταμπού γείτονες παράγουν κατώτερης ποιότητας μετρήσεις αποτελεσμάτων. Έτσι, για να έχει νόημα η απόφαση σχετικά με το ποια κατεύθυνση να διερευνήσουμε μετά, θα ήταν ίσως χρήσιμο να συμβουλευτούμε τη μακροπρόθεσμη μνήμη. Υπάρχουν πολλές δυνατότητες για την ενσωμάτωση των πληροφοριών στη διαδικασία λήψης αποφάσεων, αλλά και η πιο τυπική προσέγγιση που κάνει τις πιο συχνές αλλαγές είναι λιγότερο ελκυστική. Ως ένα παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι το σκορ του μέτρο της ποιότητας της τρέχουσας s λύσης είναι 235.33, όλοι οι μη-ταμπού γείτονες παράγουν κατώτερης αξίες (230.11, 233.45, 231.47, κ.λπ.), και κανένας από τους γείτονες Tabu δεν παρέχει μία τιμή μεγαλύτερη από 237,77 (η υψηλότερη τιμή που έχει βρεθεί μέχρι σήμερα), οπότε δεν μπορούμε να εφαρμόσουμε το κριτήριο φιλοδοξίας. Αυτή είναι μια τυπική κατάσταση για τη διαβούλευση της συχνότητας που βασίζεται η μνήμη. Η συνάρτηση αξιολόγησης που χρησιμοποιείται σε τέτοιες περιστάσεις (για μια νέα λύση x) είναι η αρχική λειτουργία της αξιολόγησης μείον κάποια ποινή. Αυτή η ποινή, από την άλλη πλευρά, υπολογίζεται ως προϊόν κάποιας παραμέτρου (Λένε ότι είναι 0.1) και στο σύνολο όλων των καταχωρήσεων στον φορέα μνήμης που αντιστοιχούν στις αλλαγές των καταχωρήσεων του φορέα λύσης. Ας το διευκρινίσουμε αυτό με ένα παράδειγμα.

Ας υποθέσουμε ότι η λύση x ενός γείτονα (με σκορ μέτρο ποιότητας των 230.11) διαφέρει από το τρέχων s διάλυμα σε διάφορες θέσεις (θέση 7, 65, 298, κτλ.). Με την αναφορά στη μνήμη φορέα h και προσθέτοντας μαζί όλες τις τιμές σε αυτές τις θέσεις, μπορούμε καταλήξουμε σε ένα

σύνολο 304, στο οποίο πολλαπλασιάζεται η παράμετρος ποινή 0,1 για να παράγει μια ποινή 30.4. Μετά την επανάληψη αυτής της διαδικασίας για όλους τους άλλους γείτονες, αν υποθέσουμε ότι έχουμε y λύση γείτονα (με σκορ μέτρο της ποιότητας από 233,45) που δημιούργησε μια ποινή 36.1, και ότι η λύση του γείτονα z (με μια ποιότητα αποτελεσμάτων με μέτρο 231.47) δημιούργησε μια ποινή 30.9. Από αυτό είναι σαφές ότι πρέπει να επιλέξουμε την γείτονα λύση z , επειδή έχει το υψηλότερο τελικό μέτρο ποιότητας αποτελέσματος:

- Γείτονας λύση x έχει μια τελική αξιολόγηση των 199,71 (230,11 - 30,4).
- Γείτονας λύση y έχει μια τελική αξιολόγηση των 197,35 (233,45 - 36,1).
- Γείτονας λύση z έχει μια τελική αξιολόγηση των 200.57 (231,47 - 30,9).

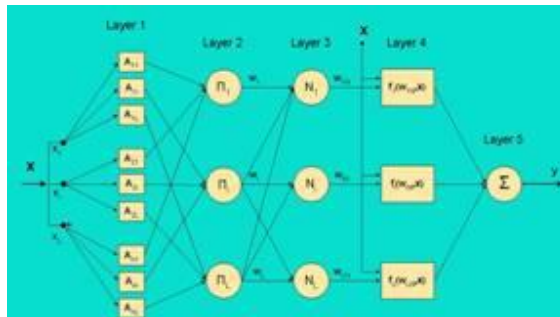
Αν και το παραπάνω παράδειγμα της χρησιμοποίησης τιμών συχνότητας για τη δημιουργία ενός μέτρου ποινής διαφοροποιεί την αναζήτηση, μπορούμε να εξετάσουμε και κάποιες άλλες επιλογές. Κατά τη διάρκεια των ετών, η *tabu* αναζήτηση έχει γίνει όλο και πιο περίπλοκη, όμως διαφορετικοί επιστήμονες έχουν τροποποιήσει την κλασική τεχνική, με την ενσωμάτωση πρόσθετων κανόνων. Εμείς έχουμε ήδη δει ένα τέτοιο κανόνα, που ονομάζεται αναρρόφηση από το στόχο, που παρακάμπει το ταμπού στην αναζήτηση, όταν ένας γείτονας δίνει μια λύση που είναι η καλύτερη από αυτές που βρέθηκαν μέχρι τώρα. Εμείς μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα πρόσθετο κανόνα, που ονομάζεται αναρρόφηση από προεπιλογή, για να επιλέξουμε ένα γείτονα που είναι η «παλαιότερη» περιοχή και τα έχει εξετάσει όλα αυτά. Θα μπορούσε επίσης να είναι μια καλή ιδέα να απομνημονεύσουμε όχι μόνο τους τελευταίους γείτονες, αλλά και το κατά πόσον ή όχι οι γείτονες που δημιουργούνται φέρουν οποιαδήποτε βελτίωση. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να ενσωματωθούν σε αποφάσεις αναζήτησης (που ονομάζεται αναρρόφηση με κατεύθυνση αναζήτησης). Μπορούμε επίσης να εφαρμόζουμε την έννοια της «επιρροής», η οποία μετρά το βαθμό της αλλαγής ενός διαλύματος, είτε όσον αφορά την απόσταση μεταξύ της τρέχουσας και της νέας λύσης, ή την αλλαγή της σκοπιμότητας της λύσης αν έχουμε να κάνουμε με ένα περιορισμένο πρόβλημα. Ένας γείτονας έχει μεγαλύτερη επιρροή αν ένα "μεγαλύτερο" βήμα έγινε από την τρέχουσα λύση στο νέο, και αυτές οι πληροφορίες μπορούν να ενσωματωθούν στην αναζήτηση (λεγόμενη αναρρόφηση από την επιρροή). Φυσικά, υπάρχουν πολλοί πιθανοί τρόποι για την υλοποίηση των δομών μνήμης, για τα κριτήρια αναρρόφησης, κλπ.

2.16 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι.

Στις προηγούμενες ενότητες αυτού του κεφαλαίου, συζητήσαμε για την ορειβάτη- λόφος, την στοχαστική λόφος- ορειβάτη, την προσομοιωμένη ανόπτηση, και την *tabu* αναζήτηση. Όλες αυτές οι τεχνικές βελτιστοποίησης εκπροσωπούν την προσέγγιση της επεξεργασίας μιας ενιαίας λύσης (δηλαδή, εκμετάλλευση προς το καλύτερο για τη λύση που βρέθηκε μέχρι στιγμής και προσπαθούμε να τη βελτιώσουμε). Αυτό είναι διαισθητικά ορθό, εντυπωσιακά απλό, και συχνά αρκετά αποτελεσματικό. Η μόνη απόφαση έχει να κάνει κατά την εκτέλεση της για τον αλγόριθμο και αν πρέπει να "δεχθεί" ή να "απορρίψει" μια λύση που δημιουργήθηκε από έναν πρόσφατο γείτονα. Για να λάβουμε την απόφαση αυτή, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε πολλές διαφορετικές διατάξεις. Για παράδειγμα, ο λόφος ορειβάτη χρησιμοποιεί ντετερμινιστικούς κανόνες: αν μια εξέταση λύσης γείτονα είναι ανώτερη, στη συνέχεια να προχωρήσει για το γείτονα και να συνεχίσει την αναζήτηση από εκεί? Διαφορετικά, συνεχίστε την αναζήτηση στην τρέχουσα γειτονιά. Η προσομοιωμένη ανόπτηση χρησιμοποιεί πιθανολογικούς κανόνες: εάν η

λύση του γείτονα είναι ανώτερη, να αποδεχθεί αυτήν ως τη νέα τρέχουσα λύση? διαφορετικά, είτε να αποδεχθεί αυτό το νέο κατώτερης ποιότητας ή τέλος πάντων να συνεχίσει να αναζητά στην τρέχουσα γειτονιά. Η tabu αναζήτηση χρησιμοποιεί την ιστορία της αναζήτησης: πάρτε το καλύτερο διαθέσιμο γείτονα, ο οποίος δεν χρειάζεται να είναι καλύτερος από την τρέχουσα λύση, αλλά η οποία δεν αναφέρεται στη μνήμη ως μια κλειστή ή "tabu" γειτονιά.

Έτσι, κάπως λειτουργούν οι εξελικτικοί αλγόριθμοι; Ας υποθέσουμε ότι, όπως και πριν, είμαστε σε αναζήτηση για την καλύτερη λύση σε ένα δύσκολο πρόβλημα. Αντί της δημιουργίας μιας αρχικής λύσης (όπως κάναμε και για άλλες μεθόδους), ξεκινάμε με ένα πληθυσμό της αρχικής λύσης (ίσως δημιουργούνται από τυχαία δείγματα από το χώρο αναζήτησης). Η συνάρτηση αξιολόγησης καθορίζει στη συνέχεια την ποιότητα των αποτελεσμάτων μέτρου για κάθε αρχική λύση.



Διάγραμμα εξελικτικού αλγορίθμου

Η ανώτερη λύση, όμως καθορίζεται από την λειτουργία αξιολόγησης, για να γίνει "μητρική" λύση για την επόμενη γενιά λύσεων, "απογόνους". Όπως πριν, οι νέες λύσεις μπορούν να παραχθούν στη γειτονιά των παλιών λύσεων. Δηλαδή, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε περισσότερα από ένα μητρικό διάλυμα για να δημιουργήσουμε μια νέα λύση, απογόνους. Ένας τρόπος για να γίνει αυτό είναι με τη λήψη διαφορετικών «τμήματων» των δύο μητρικών διαλυμάτων και στη συνέχεια βάζοντας τους μαζί για να σχηματίσουν ένα διάλυμα απογόνων. Για παράδειγμα, μπορούμε να:

Πάρουμε το πρώτο εξάμηνο του ενός γονέα, μαζί με το δεύτερο εξάμηνο του άλλου.

Πάρουμε το "μεσαίο" τμήμα από τον ένα γονέα και να το εμφυτεύσουμε ως ο νέο "μέσο" τμήμα του δεύτερου γονέα.

Να πάρουμε τους αριθμούς που υπάρχουν στο διάλυμα λύσης των δύο γονέων και να δημιουργήσουμε κάποιον (ενδεχομένως σταθμισμένο) μέσο όρο του αριθμού των απογόνων λύσεων.

Κατά τον σχεδιασμό τέτοιων φορέων ανα-συνδυασμού, είναι μερικές φορές δύσκολο να ξεφύγουμε από τον πειρασμό "της βελτίωση της φύσης» ... Για παράδειγμα, θα πρέπει να εξετάσουμε περισσότερο από δύο γονείς για να δημιουργήσουμε απογόνους; Σε εξελικτικούς αλγόριθμους, αυτό είναι σχετικά εύκολο: μπορούμε να οικοδομήσουμε μια λύση απογόνων παίρνοντας το πρώτο τμήμα του πρώτου γονέα, τη συγχώνευσή τους στο δεύτερο τμήμα του

δεύτερου γονέα, και να επεκταθούμε με το τρίτο τμήμα ενός τρίτου γονέα!

2.17 Διαχείριση Περιορισμών.

Η εφαρμογή των σύγχρονων τεχνικών βελτιστοποίησης κατά πάσα πιθανότητα δεν θα είναι τόσο απλή (μιας και αξιολογούμε μόνο νέες λύσεις και έχουμε να αποφασίσουμε ποια να κρατήσουμε ή να απορρίψουμε). Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να εισαγάγουμε κάποιους δύσκολους περιορισμούς σχετικά με την κατανομή των αυτοκινήτων (π.χ., "κόκκινα αυτοκίνητα δεν θα πρέπει να στέλλονται σε sites δημοπρασιών στο Τέξας "ή" αυτοκίνητα με περισσότερα από 100.000 μίλια θα πρέπει να στέλλονται σε ιστοσελίδες δημοπρασιών στο Νότο-East "). Αλλά πώς μπορούμε να βρούμε τέτοιες εφικτές λύσεις για τη διανομή αυτοκινήτων όταν επιβάλλονται τέτοιοι σκληροί περιορισμοί; Λοιπόν, υπάρχουν γενικά τρεις τρόποι που επηρεάζουν την αναζήτηση προς εφικτές λύσεις: 1) μέσω της αξιολόγησης λειτουργίας, 2) την αναπαράσταση του διαλύματος, 3) και τους φορείς (και, φυσικά, μέσω κάποιου συνδυασμού και των τριών). Αυτές οι τρεις προσεγγίσεις είναι ανεξάρτητες της τεχνικής βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η επιλογή της εκπροσώπησης της λύσης είναι ένα σημαντικό σχέδιο-απόφαση. Ορισμένες αντιπροσωπεΐες θα προβούν σε περιορισμούς χειρισμών πιο εύκολα, ενώ άλλοι θα το καταστήσουν δυσκολότερο. Κατ' αρχάς, ας συνοψίσουμε τους περιορισμούς και το πρόβλημα που δημιουργείται στο τομέα της διανομής αυτοκινήτων:

- όρια απόστασης μεταφοράς.
- αποδέκτες οδών μεταφοράς.
- όρια επίπεδου αποθεμάτων.
- εξαιρέσεις βασιζόμενες στα διανυθέντα χιλιόμετρα του αυτοκινήτου.
- εξαιρέσεις με βάση το χρώμα του αυτοκινήτου.
- συγκεκριμένες ημερομηνίες δημοπρασίας.
- τα πρόσθετα θέματα πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι σχετίζονται περισσότερο με την αξιολόγηση λειτουργίας που περιλαμβάνουν:
- κόστος μεταφοράς.
- επίδραση του όγκου.

Πολλοί μέθοδοι περιορισμού χειρισμών έχουν προταθεί κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, αλλά η απλούστερη προσέγγιση είναι η θανατική ποινή, όπου οι λύσεις που παραβιάζουν ένα περιορισμό αμέσως απομακρύνεται από περαιτέρω εξέταση. Ωστόσο, σε πολλές περιπτώσεις, η προσέγγιση της θανατική ποινής δεν λειτουργεί πολύ καλά. Για παράδειγμα, στα πολύ περιορισμένα προβλήματα, το σύστημα δημιουργεί μια νέα λύση, ελέγχει τη σκοπιμότητά του, και την απορρίπτει τότε επειδή δεν είναι εφικτή. Επιπλέον, η πρώτη εφικτή λύση που βρέθηκε (ανεξάρτητα της ποιότητας) μπορεί να οδηγήσει το όλο σύστημα να συγκλίνει, και το τελικό αποτέλεσμα θα μπορούσε να είναι ένα διάλυμα κακής ποιότητας. Ως εκ τούτου, κάποια επιείκεια μπορεί να δικαιολογείται προς τις ανέφικτες λύσεις, όπως π.χ η θανατική ποινή μπορεί να είναι υπερβολική ποσότητα φαρμάκου. Τι γίνεται με ορισμένες λιγότερο δραστικές κυρώσεις;

Πράγματι, μια από τη πιο δημοφιλή ομάδα των μεθόδων βασίζεται σε διάφορες λειτουργίες ποινής. Η ιδέα είναι ότι αν μια πιθανή λύση (είτε σε εξελικτικούς αλγορίθμους, προσομοιωμένης

ανόπτησης ή tabu αναζήτησης) παραβιάζει κάποιο πρόβλημα ειδικά περιορισμό, στη συνέχεια, η λύση είναι να «τιμωρείται» κάνοντας την ποιοτικά, λιγότερο ελκυστική. Με άλλα λόγια, ο όρος μέτρο της ποιότητας ενός διαλύματος αποτελείται από δύο μέρη: 1) την έξοδο της συνάρτησης αξιολόγησης και 2) ένα σκορ -ποινή για την παραβίαση των περιορισμών. Για παράδειγμα, αν μια συγκεκριμένη λύση (η οποία συνιστά να μεταφέρει το πρώτο αυτοκίνητο στην δημοπρασία 23, το δεύτερο αυτοκίνητο στον πλειστηριασμό 12, και ούτω καθ' εξής): παραβιάζει ένα περιορισμό που περιορίζει την απόσταση μεταφοράς έως 800 μίλια (π.χ., η απόσταση μεταξύ της θέσης του δεύτερου αυτοκινήτου και της δημοπρασίας 12 είναι 915 μίλια), έχουμε περάσει το όριο και πρέπει να τιμωρηθεί. Ας υποθέσουμε ότι το σκορ στο μέτρο ποιότητας της λύσης αυτής είναι 564,34, το οποίο με βάση τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης των αυτοκινήτων αυτών, αφού ληφθεί υπόψη το κόστος απόσβεσης και της μεταφοράς, τα τέλη δημοπρασίας, και η επίδραση του όγκου. Ωστόσο, αφού το δεύτερο αυτοκίνητο, υπερβαίνει το όριο απόστασης μεταφοράς 800 μιλίων, θα πρέπει να κάνουμε αυτό το σκορ λιγότερο ελκυστικό. Ένας τρόπος καθορισμού τέτοιων κυρώσεων είναι να ορίσουμε ένα βάρος ποινής για κάθε παραβίαση περιορισμών.

Τώρα πρέπει να σχεδιάσουμε μια συνάρτηση ποινής για αυτό το είδος παραβίασης του περιορισμού. Για παράδειγμα, μπορούμε να αναθέσουμε 10 βαθμούς ποινής για κάθε 100 μίλια πάνω από το όριο μεταφοράς ή απόστασης. Στην περίπτωσή μας, η υπέρβαση είναι 115 μίλια, έτσι το βάρος της ποινής θα είναι 11,5. Έτσι, εξαιτίας αυτής και μόνο της παράβασης, το σκορ στο μέτρο της ποιότητας της λύσης αυτής θα μειωθεί σε 552,84 (564,34 - 11,5). Αλλά δεν είναι μόνο αυτό! Υπάρχει μια ποικιλία από άλλα προβλήματα, όπως η εξαίρεση μερικών αυτοκινήτων από διάφορες ιστοσελίδες δημοπρασιών (οι εν λόγω εξαιρέσεις με βάση τα χιλιόμετρα ή το χρώμα του αυτοκινήτου). Αυτό μπορεί να συμβεί, διότι το ανωτέρω διάλυμα περιέχει μερικές παραβιάσεις αυτού του τύπου. Για παράδειγμα, έχει ανατεθεί το πρώτο αυτοκίνητο (το οποίο είναι κόκκινο) στον πλειστηριασμό 23, ο οποίος έχει ένα εμπόδιο ενάντια στα κόκκινα αυτοκίνητα ... Και πάλι, θα πρέπει να δώσουμε ποινή για αυτήν την παραβίαση, και ας υποθέσουμε ότι αφαιρούμε επιπλέον 7 βαθμούς. Εμείς πρέπει να ασχοληθούμε με όλους τους περιορισμούς με παρόμοιο τρόπο, και μόνο μετά από όλες τις κυρώσεις θα μπορούμε να υπολογίσουμε το τελικό σκορ στο μέτρο ποιότητας.

Η προσέγγιση αυτής της ποινής είναι σχετικά απλή και εύκολη στην εφαρμογή. Ωστόσο, έχει πολλά μειονεκτήματα. Πρώτα απ' όλα, είναι δύσκολο να εκχωρήσουμε ουσιαστικά βάρη ποινών, όπως θα μπορούσε να είναι δύσκολο να εκτιμήσουμε τη σχετική κύρωση της παραβίασης των διαφορετικών περιορισμών: στο παραπάνω παράδειγμα, η παραβίαση του χρώματος είναι ισοδύναμη (σε μονάδες ποινής) με παραβίαση απόστασης μεταφοράς 70 μιλίων - το οποίο μπορεί να είναι ή να μην είναι ακριβές. Είναι ακόμα πιο δύσκολο να συντονίσουμε όλα αυτά τα βάρη ποινών για την αρχική λειτουργία αξιολόγησης: Εάν οι λύσεις που αξιολογούνται στην κλίμακα είναι από 0 έως 100, τότε η παραπάνω ποινή θα ήταν σαφώς πολύ υψηλή. Και αν τα βάρη ποινών είναι πολύ υψηλά, τότε το αποτέλεσμα είναι παρόμοιο με αυτό της θανατικής ποινής, ενώ βαρύτερες κυρώσεις- λύσεις δεν θα έχουν πολλές πιθανότητες επιβίωσης. Ωστόσο, αν τα βάρη της ποινής είναι υπερβολικά χαμηλά, τότε η τελική λύση μπορεί να παραβιάζει πάρα πολλά εμπόδια ...

Αυτά τα θέματα μπορούν να αντιμετωπιστούν με διάφορους τρόπους, ένας από τους οποίους είναι να σχεδιαστούν δυναμικές κυρώσεις που να μπορούν να αλλάζουν (συνήθως αύξηση) με κάθε επανάληψη. Ο σκοπός των δυναμικών κυρώσεων είναι να καταστεί δυνατή η έγκαιρη λύση για να δοκιμάσουμε μια ποικιλία από τα σημεία στο χώρο αναζήτησης χωρίς να δίνουμε πάρα

πολύ προσοχή για σκοπιμότητες (το βάρος ποινής να είναι χαμηλό). Στη συνέχεια, το βάρος της ποινής θα αυξηθεί σταδιακά, για να δοθεί μεγαλύτερη έμφαση σε μια εφικτή λύση. Το μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι έχουμε να καθορίσουμε τις αλλαγές της ποινής, και πάλι, αυτό μπορεί να είναι αρκετά δύσκολο. Υπάρχει κάτι άλλο που ασχολείται και προσεγγίζει αυτή τη δυσκολία με τον ακόλουθο τρόπο: Για πληθυσμό με βάση τις τεχνικές, μπορούμε να υποθέσουμε κάποια «υγιή» σχέση μεταξύ του αριθμού των εφικτών και ανέφικτων λύσεων στον πληθυσμό, και κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου θα διατηρηθεί αυτή η αναλογία με την αύξηση ή τη μείωση των βαρών της ποινής.

Έτσι, δεν υπάρχει καμία ανάγκη να καθορίσουμε τις αλλαγές βάρους ποινής εκ των προτέρων. Το σύστημα προσαρμόζει τα βάρη από μόνο του. Και πάλι, το μειονέκτημα έγκειται στο να χρειάζεται να καθορίσει τι είναι "υγιές" σε αναλογία με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα.

Ένας άλλος τρόπος αντιμετώπισης των περιορισμών βασίζεται στην ιδέα των αλγορίθμων επισκευής. Ας πάρουμε την ίδια λύση όπως και πριν, με τις ίδιες παραβιάσεις περιορισμών, της απόστασης μεταφοράς, το χρώμα, και ούτω καθεξής:

Αντί να τιμωρεί αυτή τη λύση, εμείς μπορούμε να προσπαθήσουμε να το «επανορθώσουμε» αυτό. Όπως και πριν, η απόσταση μεταξύ της θέσης του δεύτερου αυτοκινήτου και της δημοπρασίας 12 είναι 915 μίλια, ενώ το όριο απόστασης για την μεταφορά είναι 800 μίλια. Επειδή η δημοπρασία 12 δεν είναι κατάλληλη για αυτό το αυτοκίνητο, πρέπει να προσπαθήσουμε να επιδιορθώσουμε αυτή την ενιαία θέση, χρησιμοποιώντας κάποια άλλη δημοπρασία.

Εδώ μπορεί να χρειαστεί να εξετάσουμε διάφορες δυνατότητες για το "πώς να επισκευάσουμε"; Μπορούμε να επιλέξουμε δημοπρασίες τυχαία και να ελέγξουμε εάν πληρούν αυτόν τον περιορισμό, ή μπορούμε να εξετάσουμε δημοπρασίες σε κάποια προκαθορισμένη σειρά (π.χ., με βάση την εγγύτητα). Είτε έτσι είτε αλλιώς, εμείς μπορούμε να επισκευάσουμε τη λύση αντικαθιστώντας τη δημοπρασία 12 με τη δημοπρασία 47:

Μπορούμε να χειριστούμε τις άλλες παραβιάσεις με περιορισμό κατά τον ίδιο τρόπο: Αν ένας περιορισμός παραβιάζεται, μπορούμε να ψάξουμε για έναν κατάλληλο αντικαταστάτη. Ωστόσο, αυτή η διαδικασία δεν είναι τόσο απλή. Πολύπλοκοι περιορισμοί μπορεί να περιλαμβάνουν πολλές μεταβλητές, και έτσι η επισκευή ενός τμήματος του διαλύματος θα μπορούσε να προκαλέσει μια παραβίαση κάποιου περιορισμού σε κάποιο άλλο τμήμα. Σε περίπλοκες περιπτώσεις όπως αυτές, θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε ένα πρόβλημα που εξαρτάται από την επισκευή του αλγορίθμου.

Σημειώστε την ομοιότητα αυτής της προσέγγισης με την προσομοιωμένη απόκτηση: ο αλγόριθμος επιτρέπει αρχικώς πάνω και κάτω κινήσεις, αλλά, με το χρόνο, αρχίζει να ευνοεί τις κινήσεις που οδηγούν σε ανώτερες λύσεις.

Υπάρχει μια πρόσθετη (πολύ ενδιαφέρον) συστροφή στη χρήση των αλγορίθμων επισκευής. Όταν ένα διάλυμα επισκευαστεί, η επισκευή μπορεί να είναι προσωρινή (δηλαδή, το διάλυμα αλλάζει μόνο για το σκοπό της αξιολόγησης, δεδομένου ότι είναι πολύ ευκολότερο να αξιολογήσουμε μια εφικτή λύση από μια ανέφικτη). Η πρωτότυπη (ανέφικτη) λύση μένει στον πληθυσμό για περαιτέρω επεξεργασία. Αυτό ονομάζεται αποτέλεσμα Baldwin, όπου λύσεις αξιολογούνται βάσει των δυνατοτήτων τους, αντί της σημερινής τους κατάστασης.

Η άλλη προσέγγιση θα ήταν να γίνει η επισκευή μόνιμα (δηλαδή, η λύση να αλλάξει μόνιμα), η οποία ονομάζεται Λαμαρκιανή εξέλιξη. Αυτό ισοδυναμεί με βελτίωση των γονιδίων μας, έτσι ώστε να περάσει πάνω στους απογόνους μας. Και οι δύο από αυτές τις προσεγγίσεις - Baldwin αποτέλεσμα και Λαμαρκιανή εξέλιξη - έχουν τα πλεονεκτήματά τους και μειονεκτήματα. Πολλοί επαγγελματίες κάνουν την εφαρμογή τους σε κάποια αναλογία (π.χ., μόνο το 10% των επισκευών γίνονται σε μόνιμη βάση, έτσι ώστε η διαδικασία να είναι 10% Λαμαρκιανή και 90% Baldwinian) και ισχυρίζονται ότι ένα μείγμα παράγει καλύτερα αποτελέσματα από μια καθαρή Baldwinian ή Λαμαρκιανή προσέγγιση. Ακόμη μία άλλη προσέγγιση για το χειρισμό του περιορισμού βασίζεται σε αποκωδικοποιητές. Η ιδέα είναι τα δεδομένα που υπάρχουν σε ένα φορέα διαλύματος (δηλ., αποκωδικοποιημένο) να μετατρέπονται με τέτοιο τρόπο που να αντιστοιχούν σε μια εφικτή λύση. Αυτό θα απαιτούσε έμμεση αντιπροσώπευση λύσεων και κάποια προ-επεξεργασία. Στην περίπτωση της διανομής αυτοκινήτων, αυτό σημαίνει διαλογή όλων των διαθέσιμων ιστοσελίδων δημοπρασιών βάση της απόστασής τους από την τρέχουσα θέση κάθε αυτοκινήτου (όπως περιγράφεται στην αρχή του παρόντος κεφαλαίου). Για το πρώτο αυτοκίνητο (που βρίσκεται σε μια αντιπροσωπεία στο Κάνσας) η δημοπρασία 1 θα είναι το πιο κοντινό (distancewise), η δημοπρασία 2 θα είναι η δεύτερη πιο κοντινή, και ούτω καθεξής.

Ο παραπάνω φορέας αναφέρει ότι το πρώτο αυτοκίνητο θα πρέπει να αποσταλεί στο πλησιέστερο χώρο δημοπρασίας, το δεύτερο αυτοκίνητο θα πρέπει να σταλεί στην τρίτη πλησιέστερη δημοπρασία, και ούτω καθεξής. Χρησιμοποιώντας τη προσέγγιση του αποκωδικοποιητή, μπορούμε να διατηρήσουμε μια ταξινομημένη λίστα των διαθέσιμων (δηλαδή, «είναι εφικτό») δημοπρασιών για κάθε αυτοκίνητο. Με αυτόν τον τρόπο, για πολλούς περιορισμούς (π.χ., οι αποκλεισμοί με βάση την απόσταση, διανυθέντα χιλιόμετρα, ή το χρώμα) μπορεί να ληφθεί μέριμνα κατά το στάδιο προ-επεξεργασίας. Για παράδειγμα, αν η δημοπρασία 13 είναι πάρα πολύ μακριά για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο, τότε μπορούμε να αποκλείσουμε τη δημοπρασία 13 από την ταξινομημένη λίστα των διαθέσιμων δημοπρασιών για αυτό το αυτοκίνητο. Μπορούμε να επεκτείνουμε αυτήν την ιδέα του «αποκλεισμού» ακόμη περισσότερο, με την προσθήκη και άλλων περιορισμών: αν ένα αυτοκίνητο είναι κόκκινο και η δημοπρασία 17 (η οποία είναι σε ακτίνα 800 χλμ. από την τρέχουσα θέση του αυτοκινήτου) δεν δέχεται κόκκινα αυτοκίνητα, στη συνέχεια, και πάλι, μπορούμε να αποκλείσουμε την δημοπρασία 17 από την ταξινομημένη λίστα διαθέσιμων δημοπρασιών για αυτό το αυτοκίνητο. Έτσι, δεν υπάρχει καμία ανάγκη για την επιβολή κυρώσεων ή την επισκευή ανέφικτων λύσεων.

Αυτές οι τρεις κύριες προσεγγίσεις - κυρώσεις, επισκευές, και αποκωδικοποιητές - δεν συνιστούν το πλήρη κατάλογο των μεθόδων περιορισμού διακίνησης. Μερικές φορές είναι χρήσιμο να αναπτύξουμε ένα εξειδικευμένο φορέα που να δημιουργεί μόνο εφικτές λύσεις από τις υπάρχουσες εφικτές λύσεις. Για παράδειγμα, ένας τέτοιος φορέας θα επεξεργάζεται όλα τα αυτοκίνητα με διαδοχικό τρόπο, από την 1η έως 3.000η, στέλνοντας κάθε αυτοκίνητο σε μια ιστοσελίδα δημοπρασιών που ικανοποιεί όλους τους περιορισμούς. Με αυτό τον τρόπο, και πάλι, δεν υπάρχει καμία ανάγκη για την επιβολή κυρώσεων ή επισκευή τυχόν ανέφικτων διαλυμάτων, καθώς ο χειριστής παράγει μόνο εφικτές λύσεις.

2.16 Πρόσθετα Θέματα.

Το κεφάλαιο αυτό εξηγεί τις βασικές ιδέες πίσω από πολλές σύγχρονες τεχνικές

βελτιστοποίησης: Η ιδέα του ταξιδιού "πάνω" σε ορειβάτες λόφο, η ιδέα του ταξιδιού σχεδόν σε τυχαία και η σταδιακή στροφή σε ανηφόρα κινείται σε προσομοιωμένη ανόπτηση. Η ιδέα του να θυμόμαστε προηγούμενες αποφάσεις μας στην αναζήτηση ταμπού, και η ιδέα της "αναπαραγωγής" της καλύτερης δυνατής λύσης σε εξελικτικούς αλγορίθμους. Ωστόσο, στην πραγματικότητα τα προβλήματα είναι συνήθως πολύ περίπλοκα, και πολλά πρόσθετα θέματα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την εφαρμογή αυτών των τεχνικών. Για παράδειγμα, εκτός από τη μεγιστοποίηση του καθαρού κέρδους από την πώληση όλων των αυτοκινήτων, ένας διευθυντής επιχείρησης μπορεί να θέλει να ελαχιστοποιήσουν το κόστος μεταφοράς στο δεύτερο στόχο. Μπορεί επίσης να θέλει να εξισορροπηθεί η κατανομή των αυτοκινήτων μεταξύ όλων των ιστοσελίδων δημοπρασιών, πράγμα που θα αποτελέσει τον τρίτο στόχο.

Όπως συζητήσαμε προηγουμένως, μη κυριαρχούμενες λύσεις είναι που μας ενδιαφέρουν (δηλαδή, λύσεις που δεν μπορεί να βελτιωθούν σύμφωνα με έναν στόχο χωρίς να είναι χειρότεροι σε σχέση με τους υπόλοιπους στόχους). Στην ιδανική περίπτωση, ένα σύστημα που ασχολείται με πολύ-κριτηριακά προβλήματα, θα πρέπει να επιστρέφει πολλές διαφορετικές μη κυριαρχούμενες λύσεις, όμως κάθε μια από αυτές τις λύσεις θα μπορούσε να είναι ενδιαφέρον. Η έννοια της ποικιλομορφίας είναι σημαντική, επειδή πολλές μη-κυριαρχούμενες λύσεις μπορεί να είναι πολύ παρόμοιες μεταξύ τους. Για παράδειγμα, και οι δύο λύσεις: μπορεί να είναι μη-κυρίαρχες, αλλά δεν υπάρχει νόημα στην επιστροφή και των δύο σε μια επιχείρηση διαχειριστών, καθώς είναι σχεδόν ταυτόσημα. Το απλό γεγονός ότι ένας διευθυντής επιχείρησης επιλέγει το τελικό διάλυμα για μια εφαρμογή έχει δύο συνέπειες: (1) ο αριθμός των λύσεων που επέστρεψαν δεν θα πρέπει να είναι πάρα πολύ μεγάλος, και (2) οι λύσεις που επιστρέφονται θα πρέπει να είναι διαφορετικές. Σε αυτό το στάδιο, η ανθρώπινη εμπειρογνωμοσύνη απαιτείται για να εκφραστούν διαφορετικοί στόχοι στην ίδια κλίμακα (π.χ., τα καθαρά κέρδη και την ισόρροπη κατανομή) ή να περιλάβουν πρόσθετα υψηλότερο επίπεδο πληροφοριών (π.χ., στρατηγικές συμφωνίες με ορισμένα sites δημοπρασιών). Άλλη επιλογή θα ήταν να επιλέξουμε το πιο σημαντικό στόχο και στη συνέχεια να μετατρέψουμε τους υπόλοιπους στόχους σε περιορισμούς, για τη χρήση τους ως κατώτατα όρια που πρέπει να πληρούνται.

Επίσης, είναι φρόνιμο να επισημάνουμε ότι ορισμένες λύσεις φέρουν μεγαλύτερο κίνδυνο από άλλες: Για παράδειγμα, μπορούμε να εξετάσουμε δύο λύσεις διανομής ποιότητας A και B, όπου το διάλυμα B είναι ελαφρώς καλύτερο από ό, τι το διάλυμα A. Αν το διάλυμα B θα μπορούσε να παρέχει 15 δολάρια υψηλότερα καθαρά κέρδη ανά αυτοκίνητο από το διάλυμα A, θα μπορούσε επίσης να φέρει και περισσότερο κίνδυνο. Για παράδειγμα, το διάλυμα B μπορεί να απαιτήσει τη μεταφορά ορισμένων αυτοκινήτων για 2.000 μίλια (θεωρώντας ότι δεν υπάρχει όριο για την απόσταση μεταφοράς), ενώ οι μεγαλύτερες αποστάσεις που επιβάλλονται από το διάλυμα A είναι μόλις 550 μίλια. Τώρα, υπάρχει αυτός ο πρόσθετος κίνδυνος (η μεγαλύτερη απόσταση, μεγαλύτερη πιθανότητα ότι κάτι μπορεί να πάει λάθος, e. g., ατυχήματα, καθυστερήσεις, αδυναμία φορτηγό) αξίζει ένα επιπλέον \$ 15 ανά αυτοκίνητο; Λαμβάνοντας μια σειρά από ποικίλες μη κυριαρχούμενες λύσεις, ένας διευθυντής επιχείρησης μπορεί να πάρει τη τελική απόφαση.

Τέλος, τα περισσότερα προβλήματα του πραγματικού κόσμου παρουσιάζουν επίσης μια άλλη σοβαρή δυσκολία: το ότι βρίσκονται σε ένα δυναμικό περιβάλλον. Αυτή είναι και η περίπτωση στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, που μας δημιουργεί πρόβλημα γιατί περιέχει αρκετά συστατικά χρόνου. Ο λόγος είναι ότι οι δημοπρασίες διεξάγονται συνήθως δύο φορές το μήνα, και όλα τα αυτοκίνητα που αποστέλλονται κατά τη διάρκεια κάποιου χρονικού διαστήματος σε

ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών θα πωλούνται μαζί, την ίδια ημέρα. Εξαιτίας αυτού, είναι αναγκαίο να περιλαμβάνουμε μια μνήμη buffer, όπου θα καταγράφονται όλες οι πρόσφατες αποφάσεις (όπως κάναμε και στην αναζήτηση Tabu). Πρόσφατες αποφάσεις που θα επηρεάσουν την ποιότητα της βαθμολογίας του μέτρου λύσεων που είναι μεταποιημένες σήμερα.

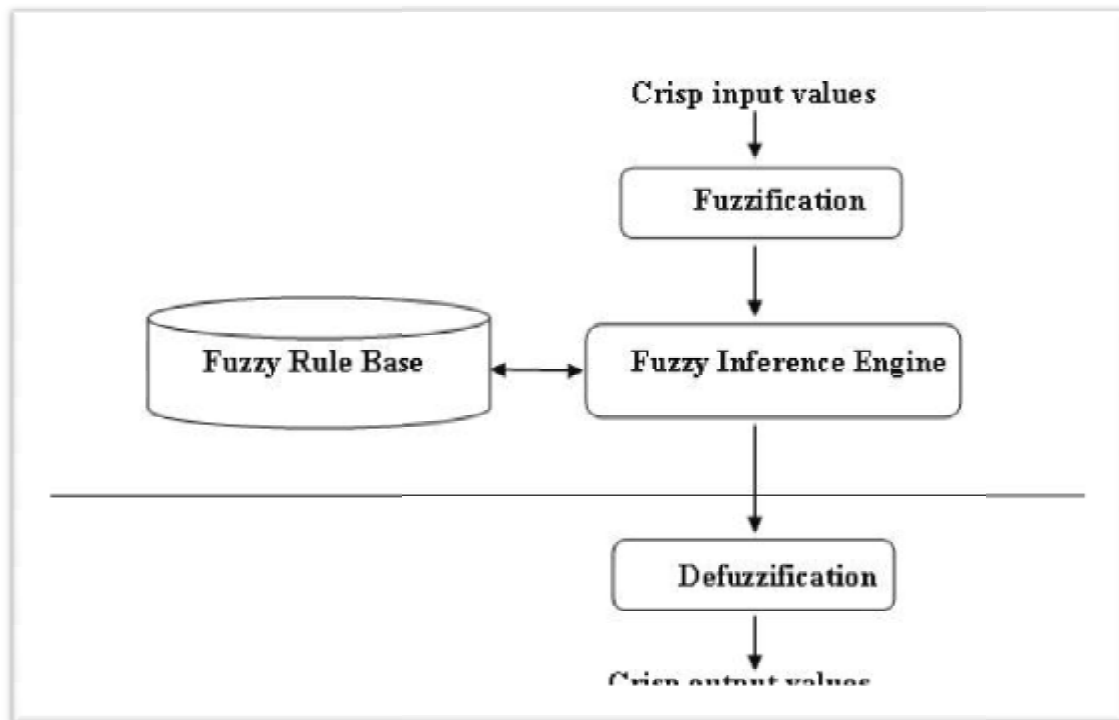
Επειδή οι προτιμήσεις των καταναλωτών είναι επίσης συνεχώς μεταβαλλόμενες (τα μοντέλα, χρώματα, κλπ.), είναι απαραίτητη η παρακολούθηση αυτών των τάσεων και η ενημέρωση της μονάδας πρόβλεψης σε τακτική βάση.

Άλλες αλλαγές μπορεί να περιλαμβάνουν την τροποποίηση του συνόλου των sites πλειστηριασμών συνάπτοντας νέες. Έτσι, το πρόβλημα μπορεί εύκολα να αλλάξει από τη μία μέρα στην άλλη. Ομοίως, οι διευθυντές επιχειρήσεων θέλουν να εισάγουν ή να διαγράψουν τους νέους κανόνες (π.χ., "κόκκινα αυτοκίνητα δεν θα πρέπει να σταλούν σε ιστοσελίδες δημοπρασιών στο Τέξας" ή "αυτοκίνητα με περισσότερα από 100.000 μίλια δεν θα πρέπει να αποστέλλονται σε ιστοσελίδες δημοπρασιών στο South-East "), και οι αλλαγές αυτές σημαίνουν ότι το πρόβλημα της διανομής του σήμερα μπορεί να είναι αρκετά διαφορετικό από το πρόβλημα της διανομής του χθές!

2.17 Fuzzy Logic.

Για πολλές χιλιετίες, οι άνθρωποι είχαν προσπαθήσει να περιγράψουν τον κόσμο με τη χρήση μοντέλων με βάση τα μαθηματικά και τη λογική, αλλά μόνο κατά τις τελευταίες δεκαετίες έχει γίνει δυνατόν να κατασκευαστούν υπολογιστικά μοντέλα του πραγματικού κόσμου. Οι υπολογιστές που βασίζονται σε μια δυαδική γλώσσα του μηδέν («0») και του «1». Αυτό είναι μια αφαίρεση που δημιουργείται από επιστήμονες της πληροφορικής για να περιγράψει τι συμβαίνει μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστή, με το «0» που ισοδυναμεί με "power off" και το «1» που ισοδυναμεί με "εξουσία". Κάθε τρανζίστορ μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστή είναι σαν μια βρύση, και το ηλεκτρικό ρεύμα που περνά μέσα από το τρανζίστορ όπως το νερό μέσα από μια βρύση. Θα μοιάζει πολύ με το ακόλουθο κείμενο: Δεν υπάρχει νερό = καμία εξουσία = «0»: Τρεχούμενο νερό = ισχύς = «1»:

Το νερό αντιπροσωπεύει το ηλεκτρικό ρεύμα (δηλαδή, τα ηλεκτρόνια) που διατρέχει το τρανζίστορ μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστών. Όλα τα «0» και «1» μέσα σε ένα τσιπ χρησιμοποιούνται για να εκτελούν λογικούς υπολογισμούς, σύμφωνα με τη λογική Boolean η οποία αντιμετωπίζει το 0 ως "ψευδές" και 1 ως "αληθές". Έτσι, με άλλα λόγια, «0» = ψευδής δύναμη (καμία δύναμη) και το «1» = πραγματική δύναμη. Οι αρχές Boolean δεν περιορίζονται σε υπολογιστές, καθώς αυτό το είδος συλλογιστικά χρονολογείται από τους αρχαίους Έλληνες, ιδιαίτερα από τον Έλληνα φιλόσοφο Αριστοτέλη. Παρ' όλα αυτά, τα ακόλουθα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για να τονιστεί ένα θεμελιώδες πρόβλημα με Boolean λογική: Μπορεί το νερό να τρέχει σε αυτή την βρύση; Σύμφωνα με Boolean λογική το νερό πρέπει είτε να τρέχει ή όχι, αλλά στην παραπάνω κατάσταση το νερό τρέχει μόνο σε ορισμένο βαθμό. Αν έπρεπε να κάνουμε μια δυαδική απόφαση (αληθής ή ψευδής), τότε θα μπορούσαμε να πούμε ότι το νερό τρέχει, και στο εσωτερικό του τρανζίστορ αυτό θα μεταφραστεί σε ένα «1» = true. Αλλά τώρα φανταστείτε την εξής κατάσταση: Και πάλι, μπορούμε να αναρωτηθούμε αν το νερό είναι σε λειτουργία ή όχι, και να προσπαθήσουμε να κάνουμε άλλη μια δυαδική απόφαση.



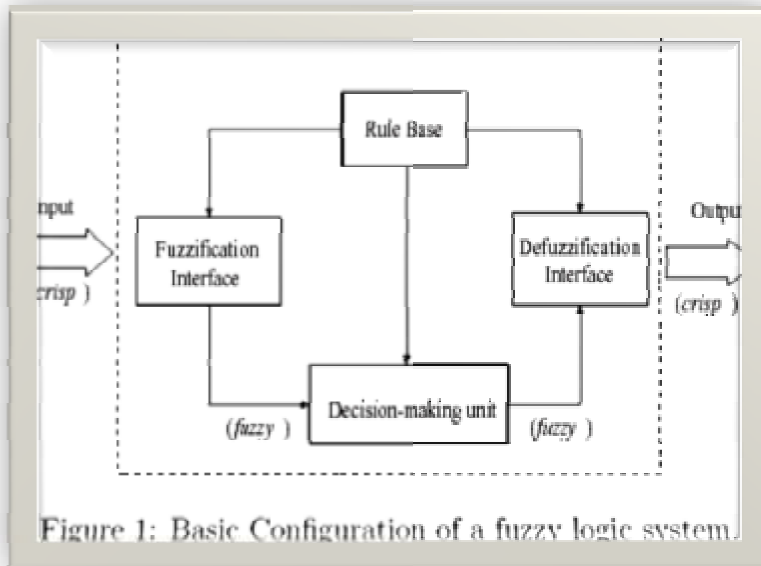
Fuzzy Logic

Ωστόσο, μπορούμε να συνεχίσουμε να κάνουμε αυτή την κατάσταση πιο δύσκολη συνεχίζοντας να μειώνουμε την ποσότητα του νερού που ρέει έξω από τη βρύση. Αυτές οι εικονογραφήσεις εκθέτουν το θεμελιώδες πρόβλημα με την Boolean λογική: τα πάντα πρέπει να είναι είτε αληθής ή ψευδής, όλα ή τίποτα. Η Boolean λογική δεν μπορεί να ασχοληθεί με κάτι σαν αυτό το είναι αληθές σε κάποιο βαθμό. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, ένας σχετικά νέος τύπος λογικής έχει προκύψει, ασαφούς λογικής. Επειδή αντιμετωπίζει τα πάντα ως ένα βαθμό σαν κάτι να είναι αλήθεια, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσει εξαιρετικά ισχυρή πρόβλεψη και στα μοντέλα ταξινόμησης. Ας ρίξουμε μια πιο προσεκτική ματιά στο πώς λειτουργεί η ασαφής λογική και πώς μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

2.18 Επισκόπηση.

Ας ξεκινήσουμε με ένα από τα πιο κοινά συστήματα ασαφής λογικής, που ονομάζεται Mamdani Ασαφές σύστημα. Μοιάζει με το ακόλουθο σχήμα: Κάθε στοιχείο σε αυτό το διάγραμμα έχει μια ξεχωριστή λειτουργία: Η fuzzifier παίρνει τους αριθμούς εισόδου και τους μετατρέπει σε μια συγκεκριμένη εισόδο και καθορίζει με τη χρήση συναρτήσεων συμμετοχής εισόδου (εξηγείται παρακάτω) τον υπολογισμό του βαθμού κάτι που είναι αληθές. Το σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων παίρνει την ασαφή είσοδο που έχει ρυθμιστεί από το fuzzifier, και εφαρμόζει ένα βασικό κανόνα και στη συνέχεια συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου για να δημιουργήσει ένα

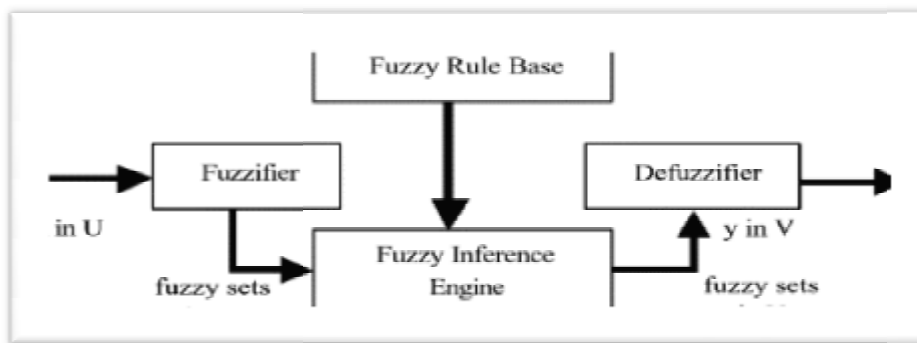
ασαφές σύνολο εξόδου. Για να αποκτήσουμε μια καλύτερη κατανόηση στον τρόπο που η ασαφής λογική εκτείνεται στην Boolean λογική, ας ρίξουμε μια πιο προσεκτική ματιά σε κάθε συστατικό.



Βασική διαμόρφωση fuzzy logic συστήματος

2.19 Fuzzifier.

Υπάρχουν πολλοί τύποι συνάρτησης συμμετοχής, και μερικές από αυτές εμφανίζονται παρακάτω για να δώσουν μια ιδέα του πως μπορεί να μοιάζει. Σημειώστε ότι ο βαθμός είναι αληθής και δεν είναι ο ίδιος με την πιθανότητα να είναι αλήθεια. Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα μιας συνάρτησης ιδιότητας του μέλους Gaussian: Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα μιας συνάρτησης συμμετοχής Bell: Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα μιας τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής: Η τελευταία εικόνα δείχνει κάτι ενδιαφέρον: συναρτήσεις συμμετοχής δεν είναι συμμετρικές και μπορεί να έχουν όλα τα είδη των μορφών. Παρ'όλα αυτά, η απλή συμμετοχή λειτουργίας προτιμάται σε σχέση με αυτές τις πολύπλοκες, επειδή οι διαχειριστές των επιχειρήσεων και οι εμπειρογνώμονες έχουν έναν ευκολότερο τρόπο για την κατανόηση τους. Μπορούμε να δούμε από τις παραπάνω εικόνες πως επιστρέφει πάντα ένας βαθμός μελών μεταξύ 0 και 1, όπου 0 ισοδυναμεί με "μηδέν βαθμού ένταξης" και 1 ισοδυναμεί με «πλήρη βαθμό του μέλους.» Ας δούμε ένα παράδειγμα με τη χρήση τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής. Φαντάζομαι ένας άνθρωπος που είναι 5 πόδια 11 ίντσες ψηλός(περίπου 1,8 μέτρα). Κάποιος θα μπορούσε να πει, «Αυτός είναι ψηλός.



Fuzzifier

"Η Boolean λογική θα αποδώσει την τιμή" true "ή" false "σε αυτή τη δήλωση, αλλά η ασαφής λογική θα προσπαθήσει να αξιολογήσει σε ποιο βαθμό η δήλωση είναι αληθινή! Φανταστείτε το μετά την τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής που ορίζει "ψηλός": Αυτή η συνάρτηση συμμετοχής παίρνει το ύψος ενός ανθρώπου και καθορίζει σε ποιο βαθμό είναι ψηλός. Εάν ένας άνθρωπος είναι μικρότερος από 5 πόδια, στη συνέχεια η τιμή του να είναι ψηλός είναι 0 και αν είναι ψηλότερος από 6 πόδια 6 ίντσες, τότε η τιμή του να είναι ψηλός θα είναι 1. Εάν το ύψος του πέφτει κάπου μεταξύ 5 πόδια και 6 πόδια 6 ίντσες, η τιμή του να είναι ψηλός είναι κάπου στην κλίμακα από 0 έως 1. Σύμφωνα με την συνάρτηση ιδιότητας μέλους παραπάνω, ένας άνθρωπος που είναι 5 πόδια 11 ίντσες είναι ψηλός σε ένα βαθμό 0,6.

2.20 Σύστημα συμπερασματολογίας.

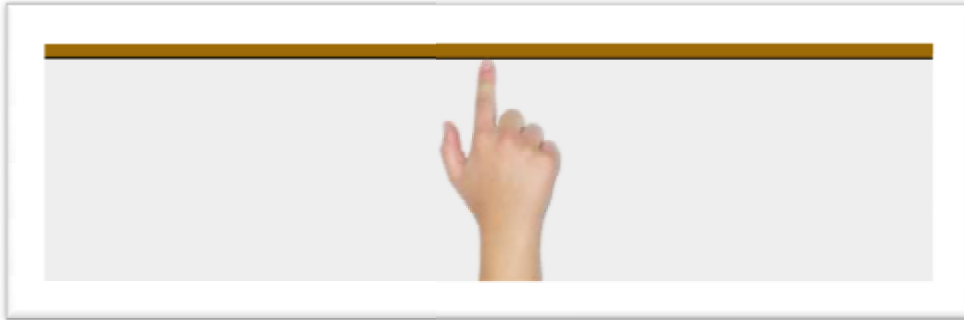
Το σύστημα λήψης απόφασης είναι η καρδιά της ασαφούς λογικής και περιέχει τη γνώση στην μορφή κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής εξόδου. Αν απαιτούν εξαιρετικά ακριβείς προβλέψεις, τότε μάλλον θα καταλήξουμε με πολλούς κανόνες αν δεν απαιτούν τέτοια ακραία ακρίβεια, τότε ως βάση τον κανόνα της μιας πιθανότητας θα περιέχουν λιγότερες. Παρά το γεγονός ότι οι δύο αυτές λειτουργίες ένταξης εισόδου μοιάζουν μεταξύ τους (επειδή έχουμε χρησιμοποιήσει απλές λειτουργίες μέλους για να απλοποιήσουμε τις εικόνες), αυτή δεν πρέπει να είναι η περίπτωση, καθώς και ορισμένες λειτουργίες των μελών μπορεί να είναι αρκετά περίπλοκες. Επιπλέον, υπάρχουν συνήθως περισσότερες από δύο γλωσσικές τιμές που ορίζονται για μια μεταβλητή (όχι μόνο «υψηλή» και «χαμηλή» για χιλιόμετρα ή «βαριά» και «ελαφρά» για το επίπεδο ζημίας). Αν και οι κανόνες κάνουν συνήθως πιο ακριβείς προβλέψεις, οι κανόνες βάσης μπορεί να γίνουν μεγαλύτεροι (και, κατά συνέπεια, είναι δύσκολο για τους διαχειριστές των επιχειρήσεων και εμπειρογνώμονες να τους κατανοήσουν). Ως εκ τούτου, πρέπει να υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ γενικότητας και ακρίβειας για κάθε πραγματικό πρόβλημα των επιχειρήσεων. Στην περίπτωση του παραδείγματος της διανομής αυτοκινήτων, θα μπορούσαμε να οικοδομήσουμε μια βάση κανόνα σε έναν από τους δύο τρόπους. Ο πρώτος τρόπος θα ήταν να ζητήσουμε από ένα άνθρωπο εμπειρογνώμονα να καθορίσει το σύνολο των κανόνων που

επηρεάζουν την τιμή πώλησης του αυτοκινήτου. Αυτό χτίστηκε βάση του κανόνα που θα μπορούσε να χρησιμεύσει ως ένα καλό σημείο εκκίνησης για την περαιτέρω ρύθμιση (όπως οι αρχικοί κανόνες μπορεί να είναι κάπως ανακριβείς), αλλά ένα σημαντικό μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι το ποσό του χρόνου και της προσπάθειας που απαιτείται. Για παράδειγμα, σκεφτείτε τις αμέτρητες λειτουργίες των μελών που θα πρέπει να είναι χειροποίητες και τελειοποιημένες έτσι η προβλεπόμενη τιμή πώλησης είναι αποδεκτή κοντά στην πραγματική τιμή πώλησης. Ο δεύτερος τρόπος είναι να πραγματοποιήσουμε τη διαδικασία εξόρυξης δεδομένων για τα διαθέσιμα δεδομένα. Μπορεί να υπάρχουν μερικοί λόγοι για τη χρήση αυτής της προσέγγισης ρωτώντας έναν εμπειρογνώμονα: Για παράδειγμα, ένας μπειρογνώμονας μπορεί να μην είναι διαθέσιμος για ανάλυση αλλά ως ειδικός μπορεί να είναι σε θέση να καθορίσει το σύνολο των κανόνων (καθώς πολλές αποφάσεις μπορούν να βασίζονται σε "διαίσθηση"). Ένας άλλος λόγος μπορεί να είναι ότι θέλουμε η βάση του κανόνα να είναι "ακαθοδήγητη" ανθρώπινων υποθέσεων που μπορεί να είναι εσφαλμένες. Μερικές φορές η ανθρώπινη διαίσθηση είναι ένας αποτελεσματικός οδηγός, αλλά κατά τα άλλα, μπορεί να μας οδηγήσει σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Για λόγους απλότητας, ας οικοδομήσουμε με μια πολύ απλή βάση τον κανόνα για τον υπολογισμό την τιμής πώλησης ενός συγκεκριμένου αυτοκινήτου σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών:

- **Κανόνας 1:** Εάν το επίπεδο της βλάβης είναι υψηλό και τα χιλιόμετρα είναι υψηλά, τότε η τιμή πώλησης είναι χαμηλή.
- **Κανόνας 2:** Εάν το επίπεδο της βλάβης είναι χαμηλό και τα χιλιόμετρα είναι χαμηλά, τότε η τιμή πώλησης είναι καλή.

Οι δύο κανόνες αναφέρονται στις μεταβλητές του «επίπεδο βλάβης», «χιλιόμετρα» και «τιμή πώλησης».

Φυσικά, οι γλωσσικές τιμές για τις μεταβλητές "χιλιόμετρα" (δηλαδή, "υψηλή" και "χαμηλή") και το "επίπεδο ζημίας" (δηλαδή, "υψηλό" και "χαμηλό") έχουν ήδη καθοριστεί από κάποια τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής των εισροών. Τώρα πρέπει επίσης να δημιουργήσουμε μια απλή λειτουργία εξόδου των μελών για την "τιμή πώλησης", με δύο γλωσσικές αξίες "καλή" και "χαμηλή", όπου ο x άξονας δείχνει την τιμή πώλησης: Με το fuzzifier σε θέση να παράγει ασαφή σύνολα εισόδου, και ένα σύστημα λήψης αποφάσεων αποτελούμενο από μία βάση κανόνα (με δύο απλούς κανόνες) και μια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου, μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα ασαφές σύνολο εξόδου. Στη συνέχεια του παράδειγματός μας ενός αυτοκινήτου με το "χιλιόμετρα" = 80.000 και το "επίπεδο ζημιών" = 4, ας ρίξουμε μια ματιά σε αυτό το ασαφές σύνολο εξόδου πως θα μοιάζει. Στη συνέχεια στο παράδειγμά μας ένα αυτοκίνητο με "χιλιόμετρα" = 80.000 και το "επίπεδο ζημιών" = 4, ας ρίξουμε μια ματιά σε αυτό το ασαφές σύνολο εξόδου. Πρώτα απ' όλα, θα απεικονίσει τη διαδικασία fuzzification. Όπως έχουμε ήδη συζητήσει, ο αριθμός εισόδου "χιλιόμετρα" = 80.000 μετασχηματίζεται από τον fuzzifier ώστε να υπολογίσει ένα βαθμό των μελών του 0,6 για τα χιλιόμετρα που θα είναι «υψηλή» και ένα βαθμό των μελών του 0,4 για την χιλιόμετρα που θα είναι "χαμηλό". Ομοίως, ο αριθμός εισόδου "επίπεδο ζημιών" = 4 μετασχηματίζεται από τον fuzzifier για τον υπολογισμό ενός βαθμού των μελών του 0,25 για το επίπεδο βλάβης είναι "βαριά και ένας βαθμός των μελών του 0,75 για το επίπεδο ζημιών είναι "ελαφρά". Αυτές οι τιμές της γλωσσικής και της ένταξης συνθέτουν το ασαφές σύνολο των εισροών: εάν το επίπεδο ζημιών είναι βαρύ και τα χιλιόμετρα είναι υψηλά τότε η τιμή πώλησης είναι χαμηλή εάν το επίπεδο ζημιών είναι χαμηλό και τα χιλιόμετρα είναι χαμηλά τότε η τιμή πώλησης είναι καλή σε



Λειτουργία αποσαφηνιστή

Ο τρόπος όπου το δάχτυλο αγγίζει την γκριζα ζώνη είναι το κέντρο μάζας. Αυτό κάνει τον αποσαφηνιστή να υπολογίζει το ακριβές σημείο, που έχει ως αποτέλεσμα τα ακόλουθα: Αυτή η εικόνα δείχνει ότι το κέντρο μάζας είναι 12.000 και έτσι ο αποσαφηνιστής θα επιστρέψει μια προβλεπόμενη τιμή πώλησης των 12.000 δολαρίων (δηλαδή, τον αριθμό εξόδου) για κάθε αυτοκίνητο με το "επίπεδο ζημίας" = 4 και "χιλιομετρα" = 80.000.

2.22 Συντονισμός των συναρτήσεων συμμετοχής βάση του κανόνα.

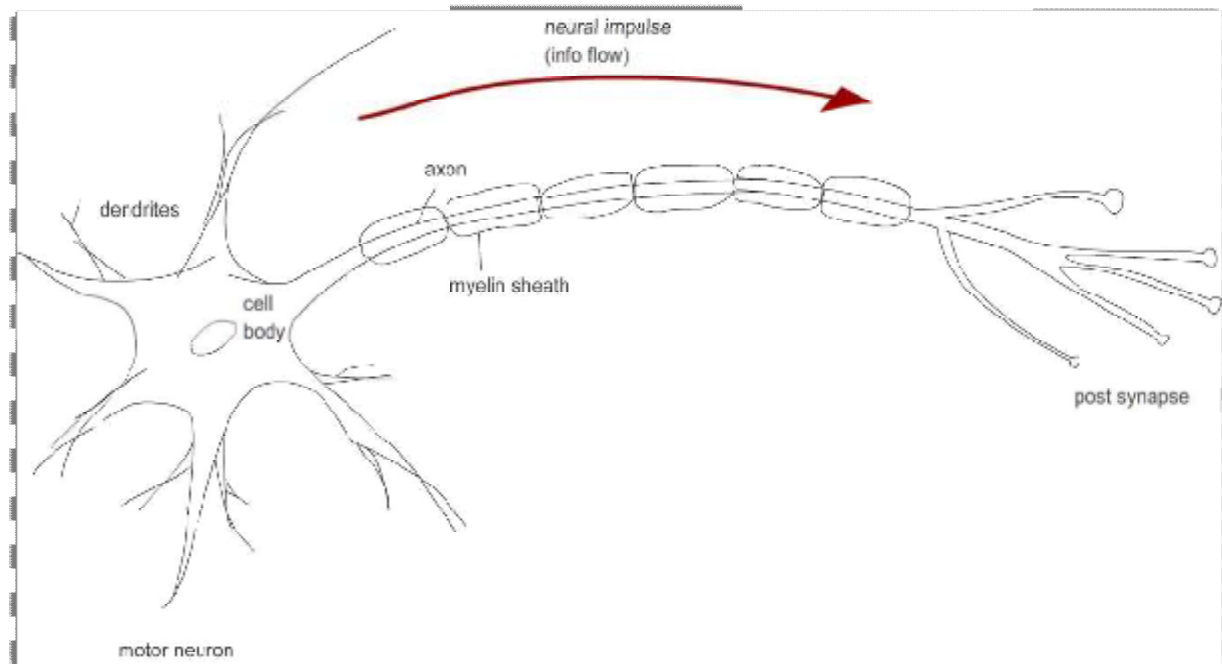
Ανεξάρτητα από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή των συναρτήσεων συμμετοχής και βάσης (π.χ., μέσα από την ανθρώπινη εμπειρία ή τα δεδομένα της άσκησης εξόρυξης), θα πρέπει να συντονιστούμε για να έχουμε την καλύτερη δυνατή απόδοση (π.χ., στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, αυτό σημαίνει την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης της προβλεπόμενης τιμής πώλησης). Μέσω της διαδικασίας της ρύθμισης, μπορούμε να τροποποιήσουμε μερικά στοιχεία του ασαφούς συστήματος. Για παράδειγμα: Οι συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου μπορεί να τροποποιηθούν, διατηρώντας παράλληλα την εισοδο συνάρτησης συμμετοχής στατική. Για παράδειγμα, αν χρησιμοποιούμε τριγωνικής ένταξης εξόδους λειτουργίας, τότε μπορούμε να ρυθμίσουμε τα τρίγωνα για να πάρουμε καλύτερες προβλέψεις. Αυτό θα είχε νόημα αν γνωρίζαμε ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου ήταν πιο τέλειες, ή αν οι συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου είναι "δεδομένη" (π.χ., εάν συσχετίζεται με τα βιομηχανικά πρότυπα που θα πρέπει να ακολουθήσουμε). Οι συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου μπορούν να τροποποιηθούν, διατηρώντας παράλληλα την έξοδο συνάρτησης συμμετοχής στατική. Αυτό θα είχε νόημα, αν γνωρίζαμε ότι η έξοδος είναι σχετικά στατική (π.χ., όταν θα πρέπει να κάνει μια δυαδική ταξινόμηση). Τόσο η εισόδος όσο και η έξοδος συναρτήσεων της ιδιότητας μέλους μπορούν να τροποποιηθούν. Αυτός είναι ο πιο γενικός τρόπος για τη ρύθμιση της βάσης κανόνα, και τυπικά είναι η προτιμώμενη επιλογή. Θα επιλέξουμε αυτή τη μορφή της ρύθμισης για το παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, καθώς και οι δύο εισοδοί (π.χ., χαρακτηριστικά των αυτοκινήτων, όπως είναι οι νέες μορφές του σώματος ή trim) και εξόδου (π.χ., το εύρος των τιμών πώλησης) μπορεί να αλλάξουν με την πάροδο του χρόνου. Εάν ο συντονισμός των λειτουργιών των μελών δεν μειώνει επαρκώς την πρόβλεψη λάθους, τότε θα πρέπει να εξετάσουμε τη δυνατότητα μεγαλύτερων προσαρμογών.

Για παράδειγμα, μπορούμε να προσθέσουμε ή να διαγράψουμε κάποια γλωσσικές αξίες των ισχυόντων κανόνων, όπως η προσθήκη "το χρώμα του είναι σκούρο" για το μέρος του κανόνα εάν το επίπεδο ζημιών είναι βαρύ και τα χιλιόμετρα είναι υψηλά, τότε η τιμή πώλησης είναι χαμηλή. Αν προσθέσουμε μια γλωσσική αξία σε έναν κανόνα, τότε ο κανόνας θα γίνει πιο συγκεκριμένος και αν αφαιρέσουμε μια τέτοια τιμή από ένα υπάρχον κανόνα (π.χ., ρίχνοντας "το επίπεδο ζημιών είναι βαρύ"), τότε ο κανόνας θα γίνει πιο γενικός. Εάν το σφάλμα πρόβλεψης εξακολουθεί να είναι λανθασμένο, τότε θα πρέπει να εξετάσουμε την προσθήκη ή να διαγράψουμε ολόκληρους κανόνες. Αφού κάποιοι κανόνες προστεθούν ή διαγραφούν, μπορούμε να εκτελέσουμε τα παραπάνω βήματα για να τελειοποιήσουμε το σύνολο βάση του κανόνα. Τα παραπάνω βήματα για τη ρύθμιση παρουσιάζονται ως λειτουργίες των μελών και βάσης κανόνα για την αύξηση της "σοβαρότητας", ξεκινώντας με τις συναρτήσεις συμμετοχής για την τροποποίηση ολόκληρων κανόνων. Το επίπεδο της ρύθμισης που χρησιμοποιείται εξαρτάται από το μέγεθος του μέσου σφάλματος πρόβλεψης, με μεγαλύτερα τυπικά σφάλματα και μεγαλύτερες προσαρμογές.

Σημειώστε ότι η διαδικασία συντονισμού θα πρέπει να επαναλαμβάνεται σε τακτά χρονικά διαστήματα (η συχνότητα των οποίων είναι πάντα εξαρτώμενη και μπορεί να ποικίλει από μερικές ώρες έως και λίγους μήνες), όπως και η ασαφής λογική θα πρέπει να προσαρμοστεί στις αλλαγές του περιβάλλοντος (π.χ., αλλαγές στην οικονομία, νέα μοντέλα, τις κλίμακες τιμών, κ.λπ.).

2.23 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

Όλοι έχουμε δαπανήσει ένα σημαντικό ποσό του χρόνου μας προσπαθώντας να λύσουμε διάφορα προβλήματα με το να "πιέξεις το μυαλό σου», τότε αναπόφευκτα συναντάμε την ιδέα της "αυτοματοποίησης". Η ιδέα θα ήταν να προσομοιώσουμε το μυαλό μας σαν υπολογιστή, έτσι ώστε να μπορεί να λύσει τα προβλήματα για μας. Ωστόσο, ο εγκέφαλος μας δεν λειτουργεί με τον ίδιο τρόπο όπως ένας ψηφιακός υπολογιστής. Πρώτα απ'όλα, η βιολογική επεξεργασία είναι εγγενώς και μαζικά παράλληλη φύση, ενώ η παραδοσιακή επεξεργασία των υπολογιστών είναι διαδοχική (δηλ., το βημα σε επεξεργασία του αλγορίθμου "ένα κάθε φορά" γίνεται μέχρι η συνθήκη τερματισμού επιτευχθεί). Δεύτερον, παρόλο που υπάρχουν εννοιολογικές ομοιότητες μεταξύ των νευρώνων του εγκέφαλου μας και των ηλεκτρονικών υπολογιστών, τα ποσοστά βολής των βιολογικών νευρώνων είναι πολύ πιο αργά από ό, τι οι λογικές πύλες του υπολογιστή: χιλιοστά του δευτερολέπτου για νευρώνες αντιστοιχούν σε νανοδευτερόλεπτα για υπολογιστές. Και, τρίτον, η απόκριση ενός βιολογικού νευρώνα είναι κάπως ασταθής και θορυβώδης, ενώ μια λογική πύλη του υπολογιστή έχει πολύ έλεγχομενο "θόρυβο". Λόγω όλων αυτών των θεμελιωδών διαφορών, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι οι διαφορετικοί τύποι συσκευών εισόδου-εξόδου μπορεί να αντιμετωπίσουν διάφορα προβλήματα με διαφορετική απόδοση. Για παράδειγμα, επειδή οι υπολογιστές είναι άριστοι για τον γρήγορο υπολογισμό αριθμητικών αποτελεσμάτων, είναι καλύτερο να χρησιμοποιήσουμε μια αριθμομηχανή και όχι στυλό και χαρτί για τη διαίρεση 412,14823 από 519.442.



Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Αντίθετα, οι υπολογιστές δεν είναι καλοί στη γενίκευση ή το χειρισμό των συνθηκών που δεν εμπίπτουν στο προβλεπόμενο πεδίο των δυνατοτήτων τους. Εάν ένας από τους φίλους σας ξυρίσει τα γένια του, ακόμα και τότε θα τον αναγνωρίσετε ,αλλά ένας υπολογιστής θα είχε σημαντικά μεγαλύτερο πρόβλημα αν στηρίζοταν σε μια σειρά από «αν-τότε" κανόνες που αντιστοιχούν στον προσδιορισμό των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών του προσώπου ενός ατόμου. Μήπως δεν πρέπει να είναι έτσι ; Είναι αυτός ένας θεμελιώδης περιορισμός της επεξεργασίας του υπολογιστή ; ή γίνετε οι υπολογιστές να λειτουργούν περισσότερο σαν βιολογικά νευρωνικά δίκτυα; Μετά από όλα, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι μια εισόδου-εξόδου συσκευή. Ως εκ τούτου, θα έπρεπε να είναι δυνατόν να δημιουργηθούν μοντέλα για το πώς τα νευρωνικά δίκτυα εκτελούν τις εισροές-εκροές της συμπεριφοράς και στη συνέχεια να λαμβάνουν αυτήν τη συμπεριφορά σε έναν υπολογιστή. Το προκύπτον τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να δώσει μερικές από τις δυνατότητες της επεξεργασίας του εγκεφάλου διαβίωσης, ενώ εξακολουθούν να του παρέχουν την υπολογιστική ταχύτητα που μπορεί να επιτευχθεί σε ένα υπολογιστικό chip. Σε αυτό το κεφάλαιο, θα ρίξουμε μια πιο προσεκτική ματιά σε διάφορα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, και θα δούμε πώς ταιριάζουν στο πλαίσιο της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Living εγκεφάλοι: αποτελούνται από ένα μεγάλο αριθμό διαφορετικών νευρώνων, και υπάρχουν περίπου 10^{14} νευρώνες σε ένα ανθρώπινο εγκέφαλο. Η παραπάνω εικόνα είναι ένα παράδειγμα ενός βιολογικού νευρώνα.

Η συμπεριφορά ενός νευρώνα είναι σχετικά απλή: Εισέρχεται μια χημική δραστηριότητα feeds στην soma (το σώμα) μέσω των δενδριτών, και εάν η χημική δραστηριότητα υπερνικά ένα ορισμένο όριο, τότε ο νευρώνας στέλνει μία ηλεκτρική ακίδα κάτω από τον άξονα. Αυτό ενεργοποιεί το "ψήσιμο" των νευροδιαβιβαστών στις συνάψεις. Επειδή οι νευρο-πομποί

βρίσκονται σε άμεση γειτνίαση με άλλους νευρώνες, η απόρριψη τους δημιουργεί μια χημική αντίδραση στην επόμενη σειρά των νευρώνων. Το αποτέλεσμα αυτής της σχετικά απλή χημικής-ηλεκτρικής συμπεριφοράς είναι υπεύθυνο για τα καταπληκτικά επιτεύγματα της ανθρώπινης φυλής. Μολονότι ο εγκέφαλος έχει χιλιάδες διαφορετικών τύπων νευρώνες, οι περισσότεροι από αυτούς συμπεριφέρονται ουσιαστικά με τον ίδιο τρόπο.

2.24 Επισκόπηση.

Όλοι αυτοί οι νευρώνες διασυνδέονται με έναν πολύ περίπλοκο τρόπο. Κατά μέσο όρο, κάθε νευρώνας στον ανθρώπινο εγκέφαλο συνδέεται με 10.000 άλλους νευρώνες. Ως εκ τούτου, ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι ένα πολύπλοκο δίκτυο νευρώνων με περίπου 1.018 συνδέσεις και η επιστήμη έχει προβληματιστεί για να κατανοήσει πώς ο εγκέφαλος μαθαίνει να εκτελεί τις μαγευτικές αυτές εργασίες. Ωστόσο, διαβάζοντας αυτό το κείμενο, το βιολογικό νευρωνικό μας δίκτυο λειτουργεί σωστά και μπορούμε να προχωρήσουμε τη συζήτησή μας σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Είναι αρκετά ενδιαφέρον, το γεγονός ότι πρόσφατες έρευνες έχουν δείξει πώς οι περισσότεροι νευρώνες μας δεν μας κάνουν πιο έξυπνους. Με άλλα λόγια, μόνο και μόνο επειδή κάποιος έχει ένα μεγάλο εγκέφαλο δεν σημαίνει ότι αυτός / αυτή μπορεί να επεξεργαστεί τις πληροφορίες πιο αποτελεσματικά. Τα άτομα με μικρότερο εγκέφαλο μπορεί να είναι έξυπνότερα από ό, τι τα άτομα με μεγαλύτερο εγκέφαλο - το μέγεθος δεν μετράει πάρα πολύ σε αυτή την περίπτωση.

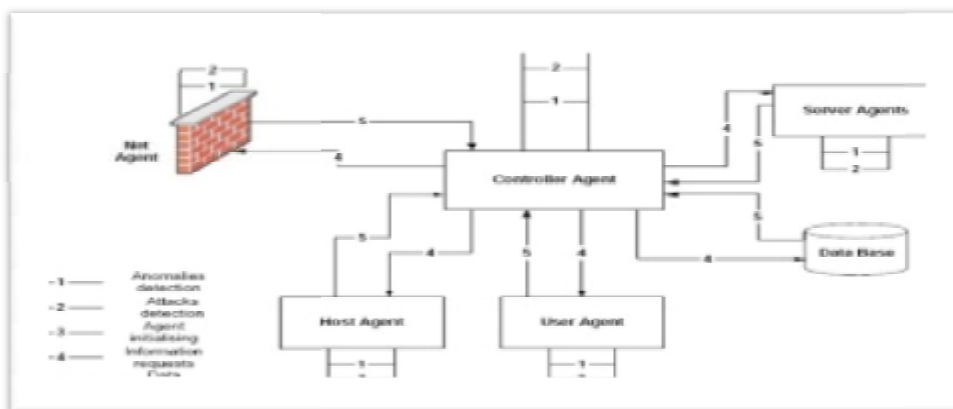
2.26 Διαφορετικοί τύποι δικτύων.

Βασικά, υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων: το εμπροσθο-τροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο. Αυτό το είδος των νευρωνικών δικτύων δεν έχει επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων (π.χ., τεχνητοί νευρώνες), και έτσι η δραστηριότητα οδηγεί σε μία κατεύθυνση (δηλαδή, η δραστηριότητα τροφοδοτείται προς τα εμπρός βήμα-βήμα από τους κόμβους εισόδου προς τους κόμβους εξόδου). Αυτό το είδος του νευρικού δικτύου πιο συχνά χρησιμοποιείται για την προσέγγιση της λειτουργίας αλλά και γενικότερα την ταξινόμηση.

Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο. Αυτό το είδος του νευρωνικού δικτύου αποτελείται από ένα σύνολο αλληλοσυνδεόμενων κόμβων, όπου η δραστηριότητα κινείται κυκλικά γύρω από το νευρωνικό δίκτυο έως ότου εγκαθίσταται κάτω. Αυτό μοιάζει με ένα ζωντανό εγκέφαλο σε ορισμένους τρόπους (αλλά πολύ πιο απλό), και χρησιμοποιείται συνήθως όταν τα δεδομένα έρχονται σε ένα ρεύμα. Επιτρέψτε μας να εξερευνήσουμε αυτούς τους δύο τύπους με περισσότερες λεπτομέρειες.

2.27 Feed-Forward Νευρωνικά Δίκτυα.

Το ακόλουθο σχήμα απεικονίζει ένα τυπικό πρόσθιας-τροφοδοσίας νευρικό δίκτυο, το οποίο δεν έχει καμία επαναλαμβανόμενη σύνδεση μεταξύ των κόμβων: Σε αυτό το σχήμα, υπάρχουν τρία στρώματα κόμβων: Το χαμηλότερο στρώμα ονομάζεται στρώμα εισόδου, το μεσαίο στρώμα ονομάζεται κρυμμένο στρώμα, και ανώτερο στρώμα ονομάζεται στρώμα εξόδου, καθώς η δραστηριότητα που διέσχισε το δίκτυο φτάνει επιτέλους εδώ. Ωστόσο, ο αριθμός των κρυμμένων στρωμάτων και η σύνδεση μεταξύ των κόμβων και τα γειτονικά στρώματα είναι σχεδιαστικές αποφάσεις που μπορεί να διαφέρουν από τη μια υλοποίηση στην επόμενη. Έτσι, ο αριθμός των πιθανών αρχιτεκτόνων για οποιοδήποτε δεδομένο πρόβλημα είναι αρκετά μεγάλος. Η εικόνα απεικονίζεται πάνω από ένα «πλήρως συνδεδεμένο» νευρωνικό δίκτυο, όπως κάθε κόμβος σε ένα κατώτερο στρώμα συνδέεται με κάθε κόμβο στο επόμενο επίπεδο (αλλά αυτό δεν χρειάζεται να συμβαίνει). Κάθε μία από αυτές τις συνδέσεις έχει επίσης το δικό της βάρος.



Feed-forward νευρωνικό δίκτυο

Ένα feed-forward νευρωνικό δίκτυο που συνδέεται πλήρως και του έχουν ανατεθεί βάρη για όλες τις συνδέσεις "δουλεύει" με τον ακόλουθο τρόπο: Τις περισσότερες φορές, ένα σημαντικό ποσό των εγκεκριμένων δραστηριοτήτων εμφανίζεται πριν μια κάρτα χαθεί ή κλαπεί και υπάρξει δόλια δραστηριότητα.

- I. Οι τιμές εισόδου τροφοδοτούνται απευθείας μέσα από τους κόμβους στο στρώμα εισόδου.
- II. Οι κρυμμένοι κόμβοι εκτελούν υπολογισμούς, συνοψίζοντας το σταθμισμένο ποσό της εισόδου, ενώ λαμβάνονται από τους κόμβους του στρώματος εισόδου, και με την εφαρμογή εισροών-εκροών γίνεται η σύνθλιψη τους και λειτουργούν για να καθορίσουν τις τιμές παραγωγής τους.

III. Κάθε κόμβος εξόδου καθορίζει την τελική τιμή εξόδου του από τον υπολογισμό της σταθμισμένης.

2.28 Περιοδικά Νευρωνικά Δίκτυα.

Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα έχουν επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων, πράγμα που σημαίνει ότι η δραστηριότητα μπορεί να κάνει κύκλο. Το επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο λειτουργεί με τον ακόλουθο τρόπο:

- Οι τιμές εισαγωγής τροφοδοτούνται μέσα στο στρώμα εισόδου.
- Το κρυφό στρώμα υπολογίζει τη δραστηριότητά του χρησιμοποιώντας το στρώμα εισόδου και το εσωτερικό στρώμα του πλαισίου, το οποίο χρησιμεύει ως μια εσωτερική μνήμη που «θυμάται» τις παλιές κρυφές αξίες του στρώματος.
- Οι τιμές εξόδου από το κρυφό στρώμα, στη συνέχεια αντιγράφονται στο πλαίσιο.
- Το στρώμα εξόδου υπολογίζει τις τελικές τιμές εξόδου του χρησιμοποιώντας τη δραστηριότητα του κρυμμένου στρώματος. Το Elman νευρωνικό δίκτυο έχει μνήμη, δεδομένου ότι οι πλέον πρόσφατες τιμές εξόδου των κρυφών στρώματων είναι διαθέσιμες για περαιτέρω επεξεργασία όταν το επόμενο σύνολο τιμών από τις εισροές εμφανίζεται. Παρ' όλα αυτά, αυτό δημιουργεί μνήμη μόνο από τις τιμές εξόδου από το κρυφό στρώμα, και όχι από τις τελικές τιμές εξόδου από το στρώμα εξόδου.



Περιοδικό Νευρωνικό Δίκτυο

Τέλος, αντί να χρησιμοποιούνται πλαίσια στρωμάτων για τη μνήμη, είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν κρυφοί κόμβοι με επαναλαμβανόμενες συνδέσεις που έχουν δικό τους ρυθμιζόμενο, βάρος. Ωστόσο, επειδή οι κρυμμένοι κόμβοι και οι επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μπορεί να γίνουν σχεδόν με άπειρο αριθμό τρόπων, λίγα είναι γνωστά για το πώς να δομήσουμε αποτελεσματικά ή να εκπαιδύσουμε επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα.

2.29 Μέθοδοι Μάθησης.

Ένας μεγάλος αριθμός διαφορετικών μεθόδων κατάρτισης έχουν αναπτυχθεί για να εκπαιδεύονται, να προσαρμόζονται, και να ενημερώνονται μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Γενικά, όλες αυτές οι μέθοδοι πέφτουν σε δύο μεγάλες κατηγορίες: επιβλεπόμενη μάθηση. Αν έχουμε δεδομένα τόσο με την είσοδο όσο και με τις τιμές εξόδου, τότε μπορούν να υποβάλουν αίτηση εποπτευόμενες μέθοδοι μάθησης για την εκπαίδευση (δηλαδή, προσαρμογή) του νευρωνικού δικτύου.

Μάθηση χωρίς επίβλεψη. Αν έχουμε τα στοιχεία χωρίς τις τιμές εξόδου (π.χ., τα χαρακτηριστικά των διαφόρων αυτοκινήτων που δεν έχουν ακόμη πωληθεί), τότε μπορούμε να εφαρμόσουμε χωρίς την επίβλεψη μεθόδων μάθησης την ομαδοποίηση και ανάλυση των δεδομένων.

Στα υπόλοιπα τμήματα του παρόντος τμήματος, θα συζητήσουμε και τους δύο τύπους των μεθόδων με περισσότερες λεπτομέρειες.

2.30 Επιβλεπόμενη μάθηση.

Επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται συνήθως όταν τα διαθέσιμα δεδομένα περιέχουν τόσο εισροές όσο και τιμές εξόδου. Ως ένα παράδειγμα, υπενθυμίζουμε ότι στις τιμές εισόδου για το αυτοκίνητο από το παράδειγμα διανομής περιλαμβάνονται VIN, μάρκα, μοντέλο, το στυλ του σώματος, κλπ., και η έξοδος αξίας ήταν η τιμή πώλησης.

Με τη θέση των site δημοπρασιών και με την ημερομηνία της πώλησης, μπορούμε να οικοδομήσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο, για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης. Ας υποθέσουμε για μια στιγμή ότι η πραγματική τιμή πώλησης ήταν 11.020 δολάρια για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο, σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών σε μια συγκεκριμένη ημερομηνία, αλλά το νευρωνικό δίκτυο, μας πρόέβλεψε ότι θα είναι \$ 7.825. Προφανώς, το μοντέλο μας έκανε ένα σημαντικό λάθος = πρόβλεψη, και γι 'αυτό πρέπει να προσαρμοστεί / εκπαιδευτεί. Αυτό συχνά γίνεται με τη τετραγωνική συνάρτηση σφάλματος, i. e., των ελαχίστων μέσων τετραγώνων error (σφάλμα LMS), τέτοια ώστε:

$$\begin{aligned} \text{LMS error} &= 0,5 \times (\text{πραγματική τιμή πώλησης} - \text{προβλεπόμενη τιμή πώλησης})^2 \\ &= 0,5 \times (7.825 - 11.020)^2 \\ &= 5.104.012 \end{aligned}$$

Το σημείο της χρήσης της LMS συνάρτησης σφάλματος είναι η ενημέρωση των βαρών, ώστε η προβλεπόμενη τιμή πώλησης να είναι πιο κοντά στην πραγματική τιμή πώλησης. Αν και η LMS συνάρτηση σφάλματος πιο συχνά χρησιμοποιείται για την ενημέρωση των βαρών, η πιο γνωστή μέθοδος για την εκπαίδευση ενός εμπρός τροφοδοτούμενου νευρικού δικτύου είναι η πίσω-διάδοση.

2.31 Learning Methods.

Για να ενημερώσουμε τα βάρη των κρυφών κόμβων, χρησιμοποιούμε τον ίδιο κανόνα:

$$\text{weight}_{\text{new}} = \text{weight}_{\text{old}} + \alpha \text{ X error X εισόδος}$$

Ωστόσο, το "σφάλμα" υπολογίζεται με διαφορετικό τρόπο, καθώς περιλαμβάνονται και οι κρυμμένοι κόμβοι. Χωρίς να υπεισέλθουμε σε λεπτομέρειες λειτουργίας για τον υπολογισμό σφάλματος,

Λένε ότι είναι οι νέες τιμές για αυτά τα βάρη:

- I. $0.000065 + 0.001 \text{ X λάθος εισαγωγής X} = 0.000089$
- II. $0,0015 + 0,001 \text{ X λάθος εισαγωγής X} = 0,0008$
- III. $0.2 + 0.001 \text{ X λάθος εισαγωγής X} = 0,27$

Έτσι, μετά από μία μόνο, το μοντέλο είχε ενημερωθεί για:

Πολλά θέματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν για να κάνει τη δουλειά της εκπαιδευτικής διαδικασίας ομαλά. Πρώτα απ' όλα, πρέπει να αντιμετωπίσουμε τη δομή του νευρωνικού δικτύου. Το θεμελιώδες ερώτημα είναι: τι είδους δομή είναι η βέλτιστη για ένα δεδομένο πρόβλημα;

Αν και υπάρχουν πολλές μέθοδοι και heuristics που προσπαθούν να κατασκευάσουν τα νευρωνικά στρώματα του δικτύου και τις συνδέσεις, δεν υπάρχει αποτελεσματικός τρόπος για την επιλογή της βέλτιστης δομής που να είναι γνωστός. Επιπλέον, επειδή η διαδικασία της κατάρτισης είναι συνήθως πολύ αργή (ειδικά όταν χρησιμοποιούνται τα πολλαπλά κρυμμένα στρώματα), υπάρχουν περίπλοκες μεθόδους μάθησης.

2.32 Μάθηση χωρίς επίβλεψη.

Ανεξέλεγκτη μάθηση χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις όπου μόνο οι τιμές εισόδου είναι διαθέσιμες (δηλαδή, όταν δεν υπάρχει τιμή εξόδου που σχετίζεται με τις τιμές εισόδου). Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ένα παράδειγμα αυτού θα ήταν τα χαρακτηριστικά των διαφόρων αυτοκινήτων που δεν έχουν ακόμη πωληθεί. Υποθέτοντας ότι δεν υπάρχουν τιμές εξόδου, δεν μπορούμε να προβλέψουμε τις τιμές πώλησης για τα αυτοκίνητα αυτά, αλλά μπορούμε να κάνουμε ένα σύμπλεγμα των τιμών εισόδου.

Σε γενικές γραμμές, μη εποπτευόμενη μάθηση χρησιμοποιείται σε πολλούς διαφορετικούς τομείς, όπως η ανίχνευση απάτης, ιατρικές ταξινομήσεις, και κατηγοριοποίηση της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Από εκμάθηση χωρίς επίβλεψη εντοπίζονται ομάδες με τυπική τιμή εισόδου, που μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη συμπίεση του σήματος των εικόνων και άλλων ηλεκτρονικών σημάτων.

2.33 Αναπαράσταση δεδομένων.

Τα νευρωνικά δίκτυα μερικές φορές αναφέρονται ως καθολικά approximators, λόγω της αποτελεσματικότητάς τους στην εκμάθηση από τα δεδομένα με μια άγνωστη υποκείμενη κατανομή.

Ωστόσο, προκειμένου να κατασκευάσουμε ένα αποτελεσματικό νευρωνικό δίκτυο, ορισμένα δεδομένα αναπαράστασης πρέπει να επιλυθούν πρώτα. Για να ξεκινήσουμε με, την τυπική είσοδο σε ένα νευρωνικό δίκτυο που είναι ένα διάνυσμα αριθμητικών τιμών (Όπως -5,3425 ή 7,935), και η έξοδος που είναι ένα άλλο διάνυσμα των αριθμητικών τιμών.

Σημειώστε ότι η είσοδος δεν περιλαμβάνει ονομαστική αξία όπως "Chevrolet", "κίτρινο" "σκύλος", "γάτα", κλπ. αναθέτει απλά μια αριθμητική τιμή σε κάθε ονομαστική αξία που θα είναι καταστροφική, επειδή τα νευρικά δίκτυα -σύμπλεγμα είναι αξίες που είναι αριθμητικά κοντά μαζί. Αν είχαμε τυχαίες αριθμητικές τιμές σε ονομαστικές τιμές στο αυτοκίνητο για το παράδειγμα διανομής, τότε θα μπορούσαμε να έχουμε την εξής κατάσταση:

"Chevrolet" = 1,
"Συμφωνία" = 2,

"Porsche" = 3, και ούτω καθεξής. Χρησιμοποιώντας μόνο μία αριθμητική είσοδο, θα ήταν πολύ δύσκολο για ένα νευρικό δίκτυο να διαχωρίσει αυτά τα διαφορετικά αυτοκίνητα και κατά συνέπεια, να προβλέψει με ακρίβεια τις τιμές πώλησής τους.

2.34 Άλλες μέθοδοι και τεχνικές.

Μέχρι στιγμής, έχουμε συζητήσει μια ποικιλία μεθόδων πρόβλεψης και βελτιστοποίησης τεχνικών που κυμαίνονταν από τα δέντρα απόφασης και ορειβάτες- λόφο, σε νευρωνικά δίκτυα και εξελικτικούς αλγόριθμους. Προχωρήσαμε αυτές τις μεθόδους και τις τεχνικές σε επόμενο κεφάλαιο, επειδή δημιουργούν λύσεις που είναι σημαντικά πιο σύνθετες από τους στατικούς φορείς. Επιπλέον, μερικοί από αυτούς τους μεθόδους (όπως το agent-based modeling) χρησιμοποιούν μια συνάρτηση αξιολόγησης που μετρά τη «συμπεριφορά» της λύσης, για τον προσδιορισμό της ποιότητας βαθμολογίας του μέτρου. Ως αποτέλεσμα, έχουμε να χρησιμοποιήσουμε κάποια από αυτές τις μεθόδους για να παρατηρήσουμε μια αναδυόμενη συμπεριφορά που θα ήταν δύσκολο (αν όχι αδύνατο) να προβλέψουμε με τη χρήση άλλων (περισσότερο παραδοσιακών) μεθόδων. Αυτή η αναδυόμενη συμπεριφορά είναι ένα από τα θέματα του παρόντος κεφαλαίου ...

2.35 Γενετικός προγραμματισμός.

Πολλά προβλήματα του πραγματικού κόσμου των επιχειρήσεων απαιτούν την ανακάλυψη μιας μαθηματικής λειτουργίας. Για παράδειγμα, μπορεί να έχουμε ένα σύνολο δεδομένων με τις περιπτώσεις που περιέχουν τις εισόδους και τις αξίες της παραγωγής, και θα θέλαμε να ανακαλύψουμε μια λειτουργία που να μπορεί να χρησιμοποιεί μια

πρόβλεψη της παραγωγής για μελλοντικές περιπτώσεις. Σημειώστε ότι η σύνθεση αυτού του προβλήματος είναι αρκετά διαφορετική. Δεν ψάχνουμε για μια λύση που θα είναι ένα διάλυμα αριθμών, αλλά μάλλον για μια λύση που θα είναι μια λειτουργία

Για παράδειγμα, η λειτουργία που ψάχνουμε θα μπορούσε να είναι:
$$\text{Όγκος} = \frac{(12,3 \times (\text{Marketing } 2/2 \text{ Τιμή})) + (3,7 \times (\text{Marketing } 2 / \text{τιμή}))}{+ (2,9 \times (\text{Marketing} / \text{Τιμή } 2)) + (21,8 \times (\text{Marketing} / \text{τιμή}))} + (8,7 \times (\text{Marketing } 2)) + (3,3 \times \text{Marketing}) + 1346$$

Και πάλι, βρίσκοντας όλες τις παραμέτρους (12.3, 3.7, κλπ) είναι κάτι εύκολο, αφού γνωρίζουμε τη γενική μορφή της συνάρτησης. Ωστόσο, ακόμη και σε αυτό το πολύ απλό παράδειγμα, μπορούμε να εξετάσουμε σχεδόν αμέτρητους αριθμούς πιθανών λειτουργιών! Ο γενετικός προγραμματισμός μας επιτρέπει να κάνουμε αναζήτηση στο χώρο των πιθανών λειτουργιών για αυτό που ταιριάζει με το πρόβλημα - ειδικότερα, μπορούμε να αναζητήσουμε τη καλύτερη λειτουργία που υπολογίζει τον όγκο των πωλήσεων με βάση την εμπορία δαπανών και των τιμών των προϊόντων ... Πώς μπορούμε να το κάνουμε αυτό;

Λοιπόν, ας ρίξουμε μια ματιά.

Πρώτα από όλα, ο γενετικός προγραμματισμός είναι ένας ειδικός τύπος του εξελικτικού αλγόριθμου, και έτσι πολλές από τις ίδιες αρχές ισχύουν: Υπάρχει ένας πληθυσμός μεμονωμένων λύσεων (δηλαδή, λειτουργίες) που ανταγωνίζονται για μια θέση στις μελλοντικές γενιές και για την τοποθέτηση των λύσεων των απογόνων τους. Η διαδικασία της εξέλιξης είναι η προσομοίωση και η καλύτερη λειτουργία προκύπτει μετά από κάποιο αριθμό γενεών. Όπως συζητήσαμε πιο πάνω, θα πρέπει να ακολουθήσουμε μερικά βήματα κατά την εφαρμογή της εξελικτικής προσέγγισης σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Ειδικότερα, πρέπει να σχεδιάσουμε τη "δομή" της ατομικής λύσης, και να επιλέξουμε μια λειτουργία αξιολόγησης που μετρά τη ποιότητα της κάθε λύσης, καθώς και να αποφασίσουμε τις παραμέτρους (π.χ., το μέγεθος του πληθυσμού, πιθανότητες διάφορων φορέων διασταύρωσης και μετάλλαξης). Ομοίως, θα πρέπει να ακολουθούν κάποια βήματα κατά την εφαρμογή του γενετικού προγραμματισμού, τα οποία είναι:

- I. Επιλογή του συνόλου των τερματικών. Αυτές είναι όλες οι μεταβλητές, οι παράμετροι, κ.λπ. που αντιστοιχούν με τις εισόδους της συνάρτησης. Συνίσταται οι δαπάνες εμπορίας και η τιμή του προϊόντος, να είναι ένα σύνολο πραγματικών αριθμών (π.χ., 17.4).
- II. Επιλογή του συνόλου των πρωτόγονων λειτουργιών. Αυτές είναι συνήθως τυπικές αριθμητικές λειτουργίες όπως πρόσθεση ή αφαίρεση, πρότυπα μαθηματικών λειτουργιών όπως ημερολόγιο ή τετραγωνική ρίζα. Στο παράδειγμά μας, το σύνολο των κατ'αποκοπή αριθμητικών πράξεων (πρόσθεση, αφαίρεση, διαίρεση και πολλαπλασιασμό), όπως παρατάθηκε από την πλατεία λειτουργίας ρίζας, θα ήταν αρκετή.
- III. Επιλέγοντας τη λειτουργία της αξιολόγησης. Αυτό είναι το κλειδί για την απόφαση που δένει το γενετικό πρόγραμμα με το πρόβλημα στο χέρι. Η λειτουργία αξιολόγησης αξιολογεί πόσο καλά μια συγκεκριμένη λειτουργία λύνει το πρόβλημα. Στην περίπτωσή μας, η λειτουργία της αξιολόγησης πρέπει να εκτιμήσει πόσο καλά η αναπτυγμένη

λειτουργία περιγράφει τη σχέση μεταξύ του όγκου των πωλήσεων, τις δαπάνες μάρκετινγκ, και την τιμή του προϊόντος (όσο μικρότερο είναι το σφάλμα σχετικά με ιστορικά στοιχεία, τόσο καλύτερη είναι η εφαρμογή).

- IV. Επιλέγοντας τις παραμέτρους του γενετικού προγράμματος. Αυτές θα περιλαμβάνουν το μέγεθος του πληθυσμού, τον αριθμό των γενεών, τις πιθανότητες των διαφόρων φορέων, και ενδεχομένως κάποιες άλλες παραμέτρους. Ας ρίξουμε μια πιο προσεκτική ματιά σε μερικές επιμέρους λύσεις που μπορούν να προκύψουν κατά τη διάρκεια μιας προσομοίωσης εξελικτικής κίνησης ενός γενετικού προγράμματος. Ας υποθέσουμε ότι σε κάποια γενεά.

(Δηλαδή, την παραγωγή 215), μία από τις λύσεις στον πληθυσμό (από 500 επιμέρους διαλύματα) είναι:

$$\text{Όγκος} = \frac{((\text{Marketing} \times 21,8 \times \text{Marketing}) / (\text{τιμή} \times \text{τιμή} \times X)) - (3,7 \times \text{Marketing} \times \text{Τιμή}) + (2,9 \times (\text{sqrt}(\text{Marketing})) / \text{τιμή}) + 1192}{}$$

Για να διευκολυνθεί η συζήτηση της διασταύρωσης και της μετάλλαξης των φορέων, μπορούμε να αναπαραστήσουμε αυτό ως ατομική λύση, όπως ένα δέντρο. Μία συγκεκριμένη λύση μπορεί να εκπροσωπείται από πολλά διαφορετικά δέντρα. Για παράδειγμα, μπορούμε να δούμε την παραπάνω λύση ως άθροισμα δύο μερών:

$$\frac{((\text{Marketing} \times 21,8 \times \text{Marketing}) / (\text{τιμή} \times \text{τιμή})) - (3,7 \times \text{Marketing} \times \text{τιμή} \times X)}{\text{και:}} \\ \frac{(2,9 \times (\text{sqrt}(\text{Marketing})) / \text{τιμή}) + 1192}{}$$

Έτσι, η ρίζα του δέντρου (ο κόμβος ανωτέρα) παριστάνει προσθήκη (+), και το πρώτο μέρος της λύσης είναι μία αφαίρεση μεταξύ δύο υποτημάτων: Μπορούμε επίσης να δούμε την παραπάνω λύση ως αφαίρεση δύο μερών:

$$\frac{(\text{Marketing} \times 21,8 \times \text{Marketing}) / (\text{Τιμή} \times \text{τιμή}) \text{ και } (3,7 \times \text{Marketing} \times \text{Τιμή}) + (2,9 \times (\text{sqrt}(\text{Marketing})) / \text{Τιμή}) + 1192.}{}$$

Σε αυτή την ερμηνεία, η ρίζα του δέντρου (ο κόμβος ανώτερα) θα αντιπροσωπεύει αφαίρεση (-).

$$\frac{(\text{Marketing} \times 21,8 \times \text{Marketing}) / (\text{τιμή} \times \text{τιμή} \times X)}{\text{και:}} \\ \frac{(3,7 \times \text{Marketing} \times \text{τιμή} \times X).}{}$$

Αυτό αντιπροσωπεύεται από τον κατάλληλο κόμβο (-) στο αριστερό υπο-δένδρο. Αυτή η διαδικασία τότε συνεχίζει περαιτέρω: το πρώτο τμήμα είναι ένα τμήμα, όπου ο απογραφείας είναι:

(Marketing X 21,8 X Marketing)

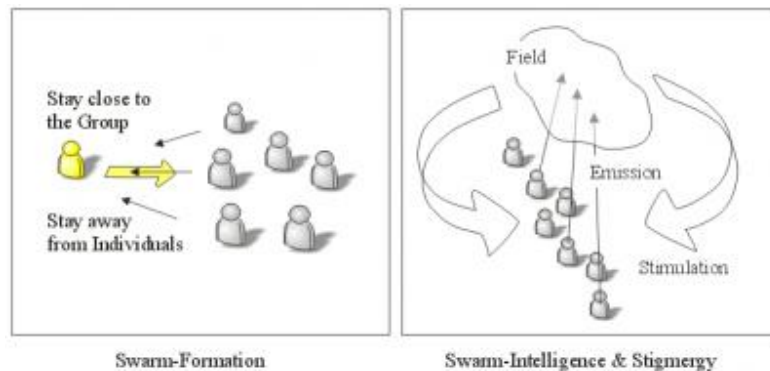
και ο παρονομαστής είναι:

(Τιμή Τιμή X).

Ως εκ τούτου, ο επόμενος κόμβος κάτω από το δέντρο αντιπροσωπεύει διαίρεσης(/). Η αλληλογραφία μεταξύ της αρχικής λύσης και του δέντρου κάτω θα πρέπει τώρα να είναι απλή: Η παραπάνω ατομική λύση, η οποία προέκυψε στην παραγωγή 215, μάλλον θα να τροποποιηθεί περαιτέρω στις επόμενες γενεές.

2.36 Σύστημα μυρμηγκιών και Swarm Intelligence.

Τα περισσότερα από τα πλαίσια δράσης είναι αυτονόητα: Δημιουργούμε έναν πληθυσμό μυρμηγκιών, προετοιμάζουμε κάθε μυρμήγκι (δηλαδή, τη ρύθμιση διαφόρων παραμέτρων του), και στη συνέχεια ορίζουμε ένα κύκλο για μετρητή.



Swarm Intelligence

Επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία αρκετές φορές. Τώρα, στο βρόχο ανωτέρω, υπάρχει μια κεντρική δράση-πλαίσιο όπου κάθε μυρμήγκι είναι υπεύθυνο για την κατασκευή μιας λύσης.

Η διαδικασία της οικοδόμησης του διαλύματος συνήθως επηρεάζεται από δύο παράγοντες:

(α) ειδική γνώση του προβλήματος,

(β) αποφάσεις που λαμβάνονται κατά τη διάρκεια των προηγούμενων κύκλων (συνοψίζονται αυτές οι αποφάσεις από τα τρέχοντα επίπεδα φερομόνης).

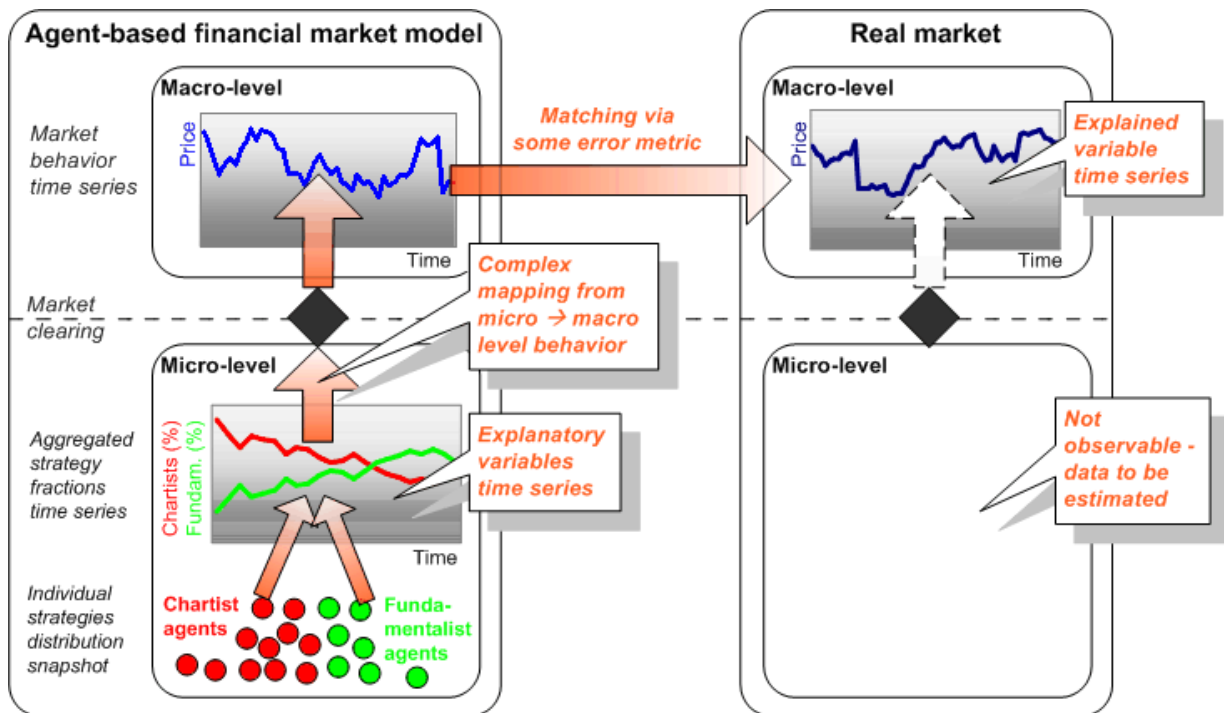
Μόλις οι νέες λύσεις είναι έτοιμες, μπορούμε να

αξιολογήσουμε ,ενώ ενημερώνοντας τα επίπεδα μονοπάτια, γίνεται η αύξηση του μετρητή κύκλων, και στη συνέχεια επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία.

2.37 Agent-Based Modeling.

Τα επίπεδα φερομένης αποτελούν ουσιαστικό μέρος του συστήματος του μυρμηγκιού, καθώς επηρεάζουν τις καλύτερες λύσεις και αυξάνεται η πιθανότητα επιλογής των πιο ελπιδοφόρων μερών ενός διαλύματος στο μέλλον. Μετά από πολλούς κύκλους, μερικά μυρμηγκία πρέπει να οικοδομήσουν μια σχεδόν βέλτιστη λύση για το πρόβλημά μας. Η διανομή και ενημέρωση των φερομομών είναι μια "επικοινωνία" της διαδικασίας που είναι απαραίτητη για τη σύγκλιση του συστήματος μυρμηγκιών: τα μυρμηγκία του πληθυσμού γίνονται όλο και πιο παρόμοια στη συμπεριφορά τους. Άλλες σχετικές τεχνικές χρησιμοποιούν επίσης αυτή την "εξάπλωση". Κατά την τελευταία δεκαετία, υπήρξε ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για παράγοντες με βάση τα Agent-based μοντέλα που είναι "στη συμπεριφορά-βασιζόμενα" προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών που προσπαθούν να προσομοιάσουν πολύπλοκα φαινόμενα μέσω των εικονικών "πρακτόρων".

Η συμπεριφορά αυτών των παραγόντων προσδιορίζεται με προγραμματιζόμενους κανόνες που αντανακλούν τους περιορισμούς και τις προϋποθέσεις ενός πραγματικού παγκόσμιου συστήματος. Επειδή η μοντελοποίηση βάσει πρακτόρων έχει τις ρίζες της στο Monte Carlo αυτή η διαδικασία είναι παρόμοια με την "πίεση επιλογής" σε εξελικτικούς αλγόριθμους. Ο καλύτερος τρόπος για να εξηγήσει την έννοια αυτή είναι μέσα από ένα απλό παράδειγμα που περιλαμβάνει μόνο μία μεταβλητή. Ας υποθέσουμε ότι θα θέλαμε να υπολογίσουμε (με κάποια ακρίβεια το ακριβές μήκος της περιμέτρου ενός κύκλου, μπορούμε να προσεγγίσουμε αυτό το πρόβλημα από μια διαφορετική γωνία.



Agent-Based Modeling

Γνωρίζουμε ότι η περιοχή A του κύκλου εκφράζεται από:

$$A = r^2$$

όπου το r παριστάνει το ήμισυ της διαμέτρου του κύκλου:

Π ορίζεται ως ο λόγος μεταξύ της περιφέρειας ενός κύκλου και της διαμέτρου της, και της κατά προσέγγιση αξία είναι 3,14159.

Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια προσομοίωση Monte Carlo για την προσέγγιση στην περιοχή A .

Η S περιοχή αυτού του τετραγώνου είναι:

$$(2 \times r) \times (2 \times r) = 4 \times r^2$$

και η αναλογία μεταξύ του εμβαδού του κύκλου και της περιοχής του τετραγώνου είναι:

$$A / S = (\pi \times R^2) / (4 \times r^2) = \pi / 4$$

Εάν το κέντρο του κύκλου είναι τοποθετημένο στο σημείο $(0, 0)$, τότε η x και y συντεταγμένες μπορεί να πάρουν οποιαδήποτε τιμή από $-r$ για r . Με προσομοίωση 10.000 βολών, το αποτέλεσμα της προσομοίωσης ήταν ότι τα 7.854 βελάκια προσγειώθηκαν μέσα στον κύκλο, ενώ τα υπόλοιπα 2.146 βελάκια προσγειώθηκαν στο εσωτερικό του τετραγώνου, αλλά έξω από τον κύκλο. Αυτό ολοκληρώνει την προσομοίωση και είμαστε έτοιμοι να εκτιμήσουμε την αξία .

Δεδομένου ότι ο αριθμός 0,7854 (7.854 / 10.000) προσεγγίζει την αναλογία A / S , και έχουμε:

$$A / S = \pi / 4$$

τότε είναι απλά $4 \times 0,7854 = 3,1416$ (μια πολύ καλή προσέγγιση των 3,14159

μετά από 10.000 βολές). Σαφώς, όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των βολών, τόσο καλύτερη είναι η προσέγγιση.

Τώρα που γνωρίζουμε πώς η Monte Carlo προσομοίωση λειτουργεί, μπορούμε να τη χρησιμοποιήσουμε για κάτι πιο χρήσιμο;

Ας εξετάσουμε το περιβάλλον του καζίνο για μια στιγμή (από τις οποίες η μέθοδος αντλεί το όνομά του), και να πουμε ότι διεξάγουμε έναν Άσσο και 6 σε ένα παιχνίδι Blackjack, με τον ντιλερ να κατέχει Queen. Για να μεγιστοποιήσει τις πιθανότητες του να κερδίσει το χέρι, θα πρέπει να "χτυπήσει" ή να κανουμε "στάση"; Λοιπόν ο αριθμός των δυνατοτήτων του μπορεί να είναι πολύ μεγάλος (ας θυμηθούμε ότι ο άσσος μπορεί να μετρήσει ως 1 ή ως 10, και αν έχουμε χτυπήσει και να πάρει ένα 2, τότε θα πρέπει να πάρει άλλη απόφαση). Αυτό το πρόβλημα είναι ο ιδανικός υποψήφιος για την προσομοίωση Monte Carlo. Μπορούμε να παράγουμε εκατομμύρια κατανομές των καρτών για ένα "παπούτσι" (ας πούμε παίζουμε έξι τράπουλες, έτσι μπορούμε να θεωρήσουμε τυχαίες μεταθέσεις των $6 \times 52 = 312$ κάρτες), την εφαρμογή του αντιπροσώπου κανόνων

(π.χ., χτύπησε στις 16 ή κάτω, μείνετε στις 17 ή μεγαλύτερο),εφαρμόζουμε τη δική μας στρατηγική, και στη συνέχεια να υπολογίσει τον αριθμό των νικών και των ηττών.

Μετά την εκτέλεση αυτής της προσομοίωσης, θα διαπιστώσουμε ότι όταν κρατάμε έναν άσσο και 6 κατά έναν αντιπρόσωπο του 10, θα πρέπει να χτυπήσουμε!

Στο πρόβλημα της διανομής αυτοκινήτων, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο Monte Carlo για τον υπολογισμό του κινδύνου μεταφοράς.

Για να γίνει αυτό, μπορούμε να ξεκινήσουμε με την εκτίμηση του διαστήματος μεταφοράς μεταξύ δύο θέσεων ως συνάρτηση των καιρικών συνθηκών (π.χ., κακές καιρικές συνθήκες συνήθως επιβραδύνουν τις μεταφορές). Μπορούμε στη συνέχεια να δημιουργήσουμε έναν πίνακα για το χρόνο μεταφοράς ανάμεσα σε δύο συγκεκριμένα σημεία, ο οποίος μπορεί να μοιάζει κάπως έτσι:

Καιρός
Κατάσταση
Χρόνος
(Σε ώρες)
Έκθεση 36
Πολύ ζεστό 40
Windy 38
Βροχή 44
Χιόνι 48
Ice 56

Αν μπορούμε να εκτιμήσουμε τις καιρικές συνθήκες σε μια συγκεκριμένη περιοχή (π.χ., 10% πιθανότητα του πάγου, 30% πιθανότητα χιονιού, και 60% πιθανότητα να έχουμε μια καλή ημέρα), τότε μπορούμε να προσομοιώσουμε πολλά σενάρια για το πώς αυτό θα επηρεάσει τους χρόνους μεταφοράς. Αυτό είναι παρόμοιο με τη δημιουργία διαφόρων συνδυασμών ενός παπουτσιού καρτών, με την κύρια διαφορά ότι η πιθανότητα της κάθε κάρτας που φθάνει σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία στο παπούτσι είναι η ίδια - με τις καιρικές συνθήκες, σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες που εμφανίζονται με μεγαλύτερες ή χαμηλότερες πιθανότητες (σε διαφορετικές εποχές), οπότε θα πρέπει να δημιουργήσουμε τις καιρικές συνθήκες που ακολουθούν τις ίδιες κατανομές πιθανότητας. Μπορούμε να εκτιμήσουμε τη συνολικό χρόνο μεταφοράς για καθένα από αυτά τα σενάρια. Αυτός ο μέσος χρόνος μεταφοράς είναι πολύ σημαντικός, καθώς πολλές ιστοσελίδες δημοπρασιών τρέχουν τις δημοπρασίες τους μία φορά ανά δεκαπενθήμερο, και αν ένα αυτοκίνητο χάνει αυτή τη δημοπρασία θα «καθίσει» πολύ (και απόσβεση), για δύο εβδομάδες σε αναμονή μέχρι την επόμενη δημοπρασία.

2.38 Συνεξέλιξη

Σε όλα τα προηγούμενα, τονίσαμε τη σημασία της λειτουργίας της αξιολόγησης, η οποία λειτουργεί ως σύνδεσμος μεταξύ του αλγορίθμου και του προβλήματος στο χέρι. Μια λεπτομερής κατανόηση της λειτουργίας αξιολόγησης μας επιτρέπει να δημιουργήσουμε το

σωστό συνδυασμό εκπροσώπησης, τους τελεστές αναζήτησης, και τα κριτήρια επιλογής. Εκεί είναι τα προβλήματα, όμως, όπου δεν έχουμε καμία ιδέα για το πώς να δημιουργήσετε μια καλή λειτουργία αξιολόγησης. Ορισμένες από αυτές περιλαμβάνουν την ανακάλυψη βέλτιστων στρατηγικών.

Για παράδειγμα:

Ποια θα είναι η καλύτερη επενδυτική στρατηγική; Καλύτερη στρατηγική μάρκετινγκ; κλπ. Το πρόβλημα με την εύρεση της «καλύτερης στρατηγικής» στην επιχείρηση μοιάζει με το πρόβλημα για την εξεύρεση της βέλτιστης στρατηγικής σε ένα παιχνίδι. Τα παιχνίδια είναι ευκολότερο να γίνουν μοντέλο, καθώς υπάρχουν σαφείς κανόνες για το τι κινήσεις μπορούν και δεν μπορούν να γίνουν, και ο στόχος ορίζεται. Επιπλέον, σε πολλά παιχνίδια υπάρχει μόνο ένας αντίπαλος και οι κινήσεις γίνονται «με τη σειρά». Σε πραγματικές καταστάσεις (π.χ., η ανάπτυξη μιας στρατηγικής μάρκετινγκ) είναι πολύ πιο περίπλοκη. Οι κανόνες είναι ασαφείς (για να πούμε το λιγότερο), υπάρχουν πολλοί ανταγωνιστές (αντίπαλοι), και οι αποφάσεις (κινήσεις) είναι παράτυπες. Και όμως, κάποιες ισχυρές ομοιότητες υπάρχουν μεταξύ αυτών των δύο περιβάλλοντων (ένα παιχνίδι σε σχέση με τον πραγματικό κόσμο). Σε αμφότερες τις περιπτώσεις, πρέπει να εκπονήσουμε μια στρατηγική για πιθανές κινήσεις μας, αντιμετωπίσει με τους αντιπάλους μας», και τα κριτήρια για την απόφαση για την επιλογή της κίνησής μας πάνω. Επιπλέον, η διαδικασία της μάθησης βασίζεται επίσης σε δοκιμές και λάθη και στις δύο περιπτώσεις. Για να απαντηθεί το ερώτημα «πώς μπορούμε να μάθουμε την καλύτερη στρατηγική;» ως αναφερθούμε σε ορισμένες συν-εξελικτικές διαδικασίες που υπάρχουν στο φυσικό περιβάλλον. Τα περισσότερα ζώα αντιμετωπίζουν συνεχώς το σημαντικό πρόβλημα της επιβίωσης. Πολλές από τις αμυντικές τους και τις επιθετικές τους στρατηγικές επιβίωσης είναι γενετικά κωδικοποιημένες ως ενστικτώδεις συμπεριφορές.

Αλλά πώς προκύπτουν αυτές οι στρατηγικές; Μερικά είδη χρησιμοποιούν χρωματισμό για να ταιριάζουν με το περιβάλλον. Η στρατηγική τους είναι απλά να μην τα παρατηρήσει ο αντίπαλος. Άλλα είδη έχουν αναπτύξει μια στρατηγική που βασίζεται στην «ασφάλεια σε αριθμούς», ενώ άλλα είδη που έχουν μάθει να αναζητούν μεγάλα, έτσι ώστε να τους παρέχεται η ταχύτερη δυνατή κατόπτευση από το δυναμικό αρπακτικό. Αυτές οι πολύπλοκες στρατηγικές προέκυψαν κατά τη διάρκεια πολλών γενεών της δοκιμής και του λάθους ... Αυτά τα παραδείγματα επεξηγούν τη διαδικασία της συν-εξέλιξης, η οποία δεν είναι η περίπτωση ενός ατόμου από το περιβάλλον του, αλλά ατόμων με άλλα άτομα, που ανταγωνίζονται για τους πόρους σε ένα περιβάλλον που θέτει τις δικές του εχθρικές συνθήκες. Ανταγωνίζονται άτομα που χρησιμοποιούν τυχαία την μεταβολή και την επιλογή να αναζητήσουν επιβίωση και στρατηγικές που θα τους δώσουν μια άκρη πέρα από την αντίθεσή τους. Κάθε καινοτομία από τη μία πλευρά μπορεί να οδηγήσει σε μια καινοτομία από την άλλη, κάτι που μοιάζει με μια "κούρσα εξοπλισμών" και εφευρέσεων.

Ως παράδειγμα, ως πούμε ότι ανησυχούν για τις στρατηγικές διανομής δύο πολύ μεγάλοι ανταγωνιστές. Γνωρίζουμε τον αριθμό των αυτοκινήτων που μισθώνουν κάθε χρόνο, και τις κατηγορίες που ανήκουν αυτά τα αυτοκίνητα / μοντέλα. Χρησιμοποιώντας αυτές τις πληροφορίες, μπορούμε να κατασκευάσουμε μια "μήτρα ομοιότητας». Αν έχουμε ομαδοποιήσει όλα τα αυτοκίνητα σε 20 διαφορετικές κατηγορίες (π.χ., 2-θυρο συμπαγές, 4-θυρο

συμπαγές, μεσαίου μεγέθους), θα μπορούμε να αντιληφθούμε τη στρατηγική ενός ανταγωνιστή με τον ακόλουθο τρόπο: Κάθε site δημοπρασιών που στέλνει τα αυτοκίνητα για να μπορεί να μοντελοποιηθεί ως ένα διάνυσμα 20 αριθμών (εκφραζόμενη ως ποσοστό). Αυτός ο φορέας μπορεί να αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών X:

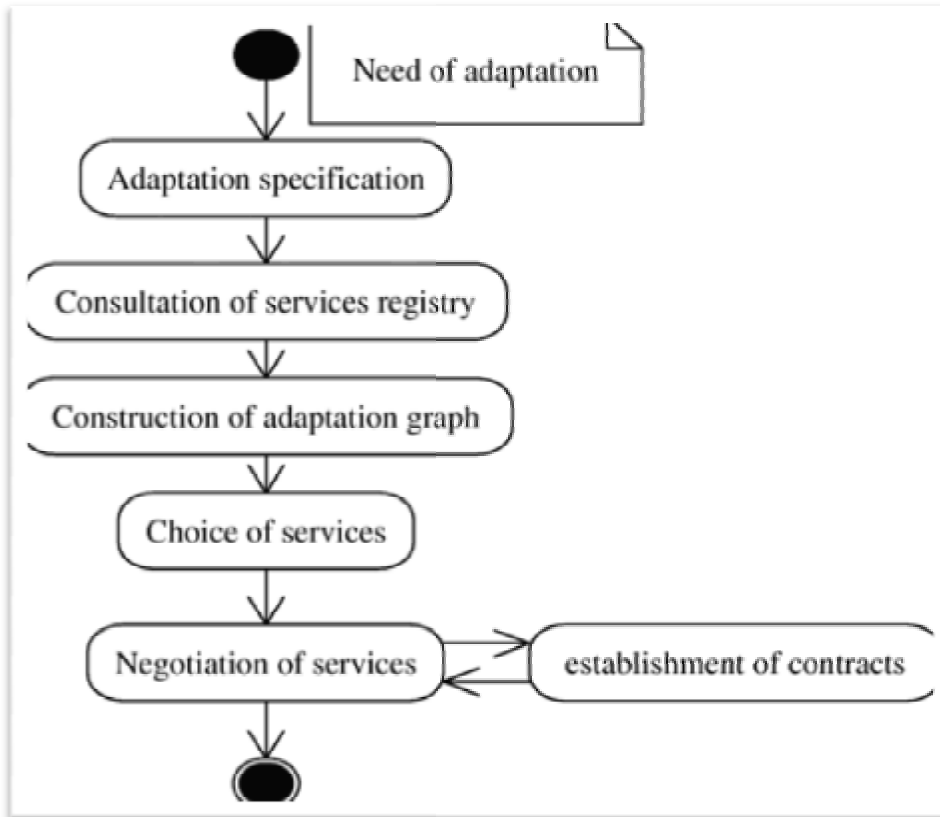
Η ερμηνεία αυτού του φορέα είναι ότι το site δημοπρασιών X λαμβάνει το 4,3% των αυτοκινήτων από την πρώτη κατηγορία, μηδέν αυτοκίνητα από την δεύτερη κατηγορία, το 5,9% των αυτοκινήτων από την τρίτη κατηγορία, κλπ. Δεδομένου ότι γνωρίζουμε τον συνολικό όγκο των αυτοκινήτων σε κάθε κατηγορία (π.χ., ένας ανταγωνιστής θα πουλήσει συνολικά 580 αυτοκίνητα από την πρώτη κατηγορία), μπορούμε να εύκολα να μετατρέψουμε τα ποσοστά αυτά σε αριθμούς (π.χ., X site δημοπρασιών θα λάβουν 25 αυτοκίνητα - 4,3% των 580 - από την πρώτη κατηγορία). Έτσι, όταν εκτιμούμε την προβλεπόμενη τιμή πώλησης του αυτοκινήτου, μπορούμε να υπολογίζουμε τον αριθμό των επιπλέον αυτοκινήτων σε κάθε κατηγορία για τον υπολογισμό του αποτελέσματος του όγκου. Φυσικά, το παραπάνω διάνυσμα των αριθμών αντιπροσωπεύει μόνο μία υποθετική κατανομή αυτοκινήτων από τον εν λόγω ανταγωνιστή, αλλά μπορούμε να το χρησιμοποιήσουμε ως σημείο εκκίνησης. Τώρα μπορούμε να κάνουμε ένα μοντέλο της συνολικής κατάστασης με τρεις ξεχωριστές λύσεις. Ο πρώτος πληθυσμός αποτελεί μια λεπτομερή κατανομή των αυτοκινήτων που ανήκουν στην εταιρεία μας.

Σημειώστε ότι χρησιμοποιούμε την ίδια απεικόνιση μιας λύσης, όπως κάναμε στο νωρίτερα: Κάθε ατομική λύση σε αυτό τον πληθυσμό είναι ένα διάνυσμα αριθμών στο site δημοπρασιών, και το μήκος κάθε διανύσματος αντιστοιχεί στον αριθμό των επεξεργασμένων αυτοκινήτων. Για την αξιολόγηση κάθε ατόμου σε ένα πληθυσμό, πρέπει να γνωρίζουμε την προτεινόμενη διανομή των αυτοκινήτων και στους άλλους δύο πληθυσμούς. Με αυτό τον τρόπο διανομής της στρατηγικής που θα προκύψει στο τέλος της συν-εξελικτικής διαδικασίας θα έχουμε μεγάλο πλεονέκτημα αφού θα κατέχουμε μια μεγάλη ποικιλία από διαφορετικές στρατηγικές των αντιπάλων μας!

ΚΕΦΑΛΑΙΟ_3

3.1 Συστήματα διανομής αυτοκινήτων.

Το παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, το οποίο εισήχθη στο προηγούμενω, είναι ένα πραγματικό πρόβλημα των επιχειρήσεων γιατί πολλές εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης ανταγωνίζονται σε καθημερινή βάση. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα, σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε ένα Προσαρμοζόμενο Επιχειρηματικής Ευφυΐας σύστημα για τη βελτιστοποίηση της κατανομής των off-leasing αυτοκινήτων. Σε αυτό το κεφάλαιο θα συζητήσουμε για τη βασική λειτουργικότητα αυτού του συστήματος, και θα ρίξουμε και μια πιο προσεκτική ματιά στο πώς εντάχθηκε στο υπολογιστικό περιβάλλον μιας συγκεκριμένης εταιρείας. Για να ξεκινήσουμε τη συζήτησή μας, ανανακαλούμε από τα προηγούμενα ότι η συνολική δομή ενός Adaptive Business Intelligence συστήματος μοιάζει με το ακόλουθο διάγραμμα:



**Δομή ενός συστήματος προσαρμοζόμενης
επιχειρηματικής ευφυΐας**

Η γραφική διεπαφή του χρήστη είναι επίσης υπεύθυνη για την είσοδο / έξοδο των δεδομένων χειρισμού, το οποίο τυπικά σημαίνει πως είτε με την ενσωμάτωση ή χωρίς διασυνδέεται με τα υπάρχοντα δεδομένα συστήματα . Τα δεδομένα εισόδου στη συνέχεια επεξεργάζονται μέσω μιας εσωτερικής βάσης δεδομένων, και στη συνέχεια διαβιβάζονται στην πρόβλεψη και τις ενότητες βελτιστοποίησης. Στην περίπτωση του συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας για τη διανομή αυτοκινήτων:

Η γραφική διεπαφή χρήστη είναι ο χρήστης-που αντιμετωπίζει την οθόνη που ελέγχει την εισαγωγή και την εξαγωγή των δεδομένων, καθώς και τη λειτουργικότητα των άλλων ενότητων. Η μονάδα πρόβλεψης αποτελείται από πολλά διαφορετικά μοντέλα για να δημιουργήσει την πιο ακριβή πρόβλεψη των τιμών για κάθε αυτοκίνητο. Η μονάδα προσαρμοστικότητας χρησιμοποιεί τις πραγματικές τιμές πώλησης των αυτοκινήτων για να ενημερώσει την μονάδα πρόβλεψης, διατηρώντας έτσι το όλο σύστημα "σε αρμονία" παρά την αλλαγή του περιβάλλοντος με το χρόνο . Στις επόμενες ενότητες πιο κάτω, θα ριζούμε μια πιο προσεκτική ματιά σε κάθε ένα από αυτά τα συστατικά.

3.2 Επισκόπηση.

Το Adaptive Business Intelligence συστημα που περιγράφεται στο κεφάλαιο αυτό σχεδιάστηκε για να τρέχει με την ελάχιστη ανθρώπινη επίβλεψη. Κατά συνέπεια, το σύστημα λαμβάνει την απογραφή των αυτοκινήτων που θα διανέμονται. Από το σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων της εταιρείας, παράγεται μια συνιστώμενη κατανομή των αυτοκινήτων, και στη συνέχεια παρέχεται αυτή η λύση στο σύστημα μεταφοράς αυτοκινήτων. Η διαδικασία βελτιστοποίησης διαρκεί περίπου 90 λεπτά, με τον επιπλέον χρόνο που απαιτείται για τη φόρτωση και όλα τα απαιτούμενα αρχεία εισόδου. Η ολοκλήρωση αναφέρεται σε μια άμεσα προγραμματισμένη πρόσβαση από το ένα σύστημα στο άλλο, ενώ διασυνδέεται και αναφέρεται σαν μια ανταλλαγή δεδομένων μέσω μιας συμφωνημένης δομής δεδομένων μεταξύ δύο χωριστών συστημάτων. Κάθε μέρα, το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας κατεβάζει αυτόματα τα αρχεία εισόδου από το διακομιστή για να τα επεξεργάζεται. Τα αρχεία εισόδου περιέχουν δεδομένα σχετικά με:

Τα αυτοκίνητα που πρέπει να διανεμηθούν εκείνη την ημέρα. Τα τρέχοντα, up-to- επίπεδα ημερομηνίας απογραφής όλων των αυτοκινήτων που είναι ήδη σε δημοπρασία. Τα αυτοκίνητα που έχουν πωληθεί πρόσφατα. Αυτή η πληροφορία χρησιμοποιείται από την ενότητα της προσαρμοστικότητας για να συντονιστεί η μονάδα πρόβλεψης. Η διαδικασία βελτιστοποίησης ξεκινά αυτόματα όταν τα αρχεία εισόδου έχουν φορτωθεί . Με την έναρξη της εργάσιμης ημέρας, η διαδικασία έχει ολοκληρωθεί και η συνιστώμενη κατανομή είναι έτοιμη για έλεγχο. Ωστόσο, το τελικό διάλυμα υλοποιείται μόνο αφού ένας διευθυντής επιχείρησης ελέγξει τα αποτελέσματα και (ενδεχομένως) κάνει και ορισμένες μικρές προσαρμογές. Λιγότερο από το 1% των αυτοκινήτων από τη συνιστώμενη κατανομή αλλάζουν χειροκίνητα, και οι αλλαγές αυτές είναι αποφάσεις της τελευταίας στιγμής που βασίζονται σε νέες πληροφορίες (π.χ., μια επερχόμενη χιονοθύελλα έχει μπλοκάρει κάποιες σημαντικές εθνικές οδούς). Τα τελικά αρχεία εξόδου στη συνέχεια αποστέλλονται στο σύστημα που διαχειρίζεται τη μεταφορά των αυτοκινήτων με τις ιστοσελίδες δημοπρασιών. Επειδή αυτό το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας έχει σχεδιαστεί για να λειτουργεί με την ελάχιστη δυνατή ανθρώπινη παρέμβαση , όλες του οι λειτουργίες μπορούν να εκτελεστούν αυτόματα.

3.3 Graphical User Interface.

Μία από τις λειτουργίες της γραφικής διεπαφής του χρήστη είναι να επιτρέπει στους διαχειριστές των επιχειρήσεων να «απεικονίσουν» μια συγκεκριμένη λύση διανομής.

Γενικά , μόνο οι μεγαλύτερες εταιρίες χρηματοδοτικής μίσθωσης έχουν τέτοια κέντρα διανομής. Για τις εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης που δεν έχουν, μια off-leasing εταιρεία αυτοκινήτων έχει πέσει στα ανοικτά σε μια αντιπροσωπεία, και στη συνέχεια αποστέλλονται στο πιο κοντινό

κέντρο διανομής για τον καθαρισμό και τον κλιματισμό, και στη συνέχεια το Adaptive Business Intelligence σύστημα διαλεγει μόνο του για το αυτοκίνητο με το καλύτερο site δημοπρασιών.

Μόλις η διαδικασία βελτιστοποίησης είναι πλήρης, το Προσαρμοζόμενο Επιχειρηματικής Ευφυΐας σύστημα δημιουργεί ένα αρχείο εξόδου με τη συνιστώμενη κατανομή των

αυτοκινήτων. Ωστόσο, όπως προαναφέρθηκε, μερικές φορές ένας διευθυντής επιχείρησης ίσως τροποποιήσει την κατανομή πριν αρχίσει να παράγεται το τελικό αρχείο εξόδου. Για να βοηθήσει τον διαχειριστή των επιχειρήσεων σε αυτή την εργασία, η γραφική διεπαφή χρήστη παρέχει έναν εύκολο τρόπο για την εύρεση συγκεκριμένων αυτοκινήτων ή για να επιλέξει τα αυτοκίνητα με βάση την τοποθεσία στο κέντρο διανομής, κάνουν / μοντέλο, έτος, το χρώμα, κλπ. Επιπλέον, είναι εύκολο να "ανατραπούν" οποιεσδήποτε αλλαγές, αφού το σύστημα "θυμάται" τις συνιστώμενες διανομές και μπορεί εύκολα να επανέλθει σε αυτές.

3.4 Διαχείριση Περιορισμών.

Μια άλλη σημαντική λειτουργία της γραφικής διεπαφής του χρήστη είναι να δίνει στα διευθυντικά στελέχη των επιχειρήσεων την ικανότητα να τροποποιήσουν, να προσθέσουν ή να διαγράψουν διάφορους περιορισμούς. Οι περιορισμοί που εφαρμόζονται σε όλες τις ιστοσελίδες δημοπρασιών θεωρούνται παγκόσμια προβλήματα. Ένα παράδειγμα τέτοιο είναι ο "περιορισμός μέγιστης απόστασης μεταφοράς" ο οποίος περιορίζει την απόσταση μεταφοράς όλων των αυτοκινήτων. Υπάρχει επίσης ένα μεγάλο σύνολο τοπικών δημοπρασιών με ειδικούς περιορισμούς, όπως: περιορισμό στα χιλιόμετρα, ο οποίος καθορίζει τα άνω και κάτω χιλιόμετρα από τα αυτοκίνητα που μπορούν να αποστέλλονται σε συγκεκριμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών. Ένα παράδειγμα αυτού του περιορισμού θα είναι: "Μόνο τα αυτοκίνητα που έχουν μεταξύ 30.000 και 70.000 μίλια, θα σταλούν σε δημοπρασία της ιστοσελίδας «Adesa Ατλάντα»". Περιορισμό έτους μοντέλου, το οποίο καθορίζει μια σειρά από μοντέλα και τα έτη τους που μπορούν να σταλούν σε συγκεκριμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών. Για παράδειγμα, θα μπορούσαμε να καθορίσουμε ότι μια συγκεκριμένη δημοπρασία δέχεται μόνο τα αυτοκίνητα που κατασκευάστηκαν μεταξύ 1997 και 2002.

Ο περιορισμός- αποκλεισμού μοντέλου, ο οποίος καθορίζει ορισμένες μάρκες / μοντέλα που πρέπει να αποκλείονται από συγκεκριμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών. Περιορισμός του αποκλεισμού για το χρώμα, ο οποίος καθορίζει ορισμένα χρώματα που πρέπει να αποκλείονται από συγκεκριμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών. Κάθε site δημοπρασιών μπορεί να έχει ένα διαφορετικό σύνολο περιορισμών, εκφράζοντας το δικό του τοπικό σύνολο επιχειρησιακών κανόνων. Για τη δημοπρασία Adesa Boston, εκφράζονται οι περιορισμοί με τους ακόλουθους κανόνες των επιχειρήσεων: "Αποστολή μόνο των αυτοκινήτων με 25.000 έως 50.000 μίλια." "Αποστολή μόνο για τα έτη 2001, 2002, ή τα μοντέλα του έτους 2003." "Μην στείλετε οποιαδήποτε Honda ή Toyota Camry." "Μην στείλετε οποιαδήποτε κίτρινα ή μαύρα αυτοκίνητα." "Κρατήστε την απογραφή μεταξύ 300 και 400 αυτοκινήτων."

Θα πρέπει να είμαστε προσεκτικοί στον προσδιορισμό των κανόνων αυτών των επιχειρήσεων, διότι είναι δυνατό να καθορίσουμε μια τέτοια συλλογή κανόνων (περιορισμών) για τους οποίους να μην υπάρχει εφικτή λύση! Ως ένα παράδειγμα, φανταστείτε ένα κίτρινο αυτοκίνητο

που φθάνει σε ένα κέντρο διανομής που έχει μόνο δύο ιστοσελίδες δημοπρασιών, σε απόσταση , 300 μιλίων ακτίνα. Τώρα, εάν ένα παγκόσμιο όριο περιορισμού είναι η μέγιστη απόσταση μεταφοράς έως 300 μίλια, και οι τοπικοί περιορισμοί για την τα δύο αυτά sites δημοπρασιών είναι τέτοια ώστε ούτε να δέχεται κίτρινα αυτοκίνητα, τότε το Adaptive Business Intelligence σύστημα πρέπει να παραβιάσει τουλάχιστον ένα από αυτούς τους περιορισμούς για τη διανομή αυτού του κίτρινου αυτοκινήτου. Η κατάσταση αυτή θέτει ένα ενδιαφέρον ερώτημα, δηλαδή: Πώς κάνει τη συμφωνία το σύστημα με μια κατάσταση όπου ένα αυτοκίνητο δεν μπορεί να σταλεί σε οποιοδήποτε site δημοπρασιών χωρίς να παραβιάζει ένα περιορισμό;

Εκτός από τον περιορισμό απογραφή, όλοι οι περιορισμοί που περιγράφονται ανωτέρω είναι "σκληροί" περιορισμοί. Εάν το Adaptive Business Intelligence σύστημα πρέπει να σπάσει έναν σκληρό περιορισμό, τότε θα στείλουμε το αυτοκίνητο στο πλησιέστερο site δημοπρασιών και σημειώστε την παρούσα σύσταση ως «παραβίαση ενός περιορισμού." Ο περιορισμός απογραφής, από την άλλη, είναι ένας "μαλακός" περιορισμός. Η ποινή έχει ανατεθεί σε λύσεις που παραβιάζουν ένα μαλακό περιορισμό, που τις καθιστά λιγότερο ανταγωνιστικές από ό, τι άλλες λύσεις. Ωστόσο, ένα διάλυμα που παραβιάζει ένα μαλακό εμπόδιο (και έχει μια ποινή) μπορεί να επιλεγεί σε μια λύση που δεν παραβιάζει κανένα μαλακό περιορισμό, εφόσον το συνολικό σκορ μέτρου της ποιότητας είναι υψηλότερο.

Γενικότερα το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας θα πρέπει να επεξεργάζεται ένα πολύ μεγάλο αριθμό αυτοκινήτων σε μία ημέρα, στη συνέχεια, ο περιορισμός απογραφής θα μπορεί να «παραβιάζει» σχεδόν κάθε site δημοπρασιών. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η εκθετική ποινή ,θα κάνει αυτές τις παραβιάσεις ομοιόμορφα. Ως παράδειγμα, φανταστείτε μια υπόθεση όπου όλες οι ιστοσελίδες δημοπρασιών έχουν μέγιστη πίεση απογραφής των 300 αυτοκινήτων, αλλά ο σημερινός αριθμός των αυτοκινήτων που θα διανεμηθεί θα αυξήσει αναπόφευκτα την απογραφή κατά μέσο όρο 400 αυτοκινήτων ανά δημοπρασία. Υπό αυτές τις συνθήκες, θα μπορούσαμε να αναμένουμε ότι η ποινή για την παραβίαση αυτού του «ήπιου» περιορισμού θα κατανέμεται ομοιόμορφα σε όλες τις δημοπρασίες (έτσι ώστε να έχουν τον ίδιο βαθμό παραβίασης).

3.5 Πληροφόρηση.

Η γραφική διεπαφή χρήστη παρέχει επίσης ένα σύνολο αναφορών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση μιας συγκεκριμένης λύσης, ή την απόδοση του συστήματος Adaptive Business Intelligence για πάνω από κάποιο χρονικό διάστημα. Υπάρχουν εκθέσεις σχετικά με τις ρυθμίσεις, τη διανομή των αυτοκινήτων με διαφορετικές ομάδες, και τις προβλέψεις απογραφής του πλειστηριασμού. Τα δεδομένα σχετικά με τα αυτοκίνητα που πωλούνται επίσης χρησιμοποιούνται για να ρυθμιστεί η μονάδα πρόβλεψης (κάτι που εξηγείται αργότερα σε αυτή την ενότητα) .

Αυτή η οθόνη δείγματος παρουσιάζει όλα τα αυτοκίνητα που πρόκειται να διανεμηθούν στις 11 Μαΐου, 2005, προσδιορίζοντας το κέντρο διανομής, ενώ συνιστάται από site δημοπρασιών, να προβλέπει τη τιμή πώλησης, το κόστος μεταφοράς, καθώς και άλλα δεδομένα. Η προβλεπόμενη έκθεση απογραφής της δημοπρασίας που ακολουθεί δείχνει την απογραφή σε κάθε δημοπρασία, τον αριθμό των αυτοκινήτων που αποστέλλονται σε κάθε δημοπρασία, τον προβλεπόμενο αριθμό αυτοκινήτων σε κάθε δημοπρασία, και αν δεν παραβιάζονται οι περιορισμοί απογραφής:

Η γραφική διεπαφή χρήστη είναι σε θέση να παράγει πολλές άλλες εκθέσεις, και μπορεί να προσαρμοστεί για να παρέχει στους διευθυντές των επιχειρήσεων την ακριβή γνώση που χρειάζονται.

3.6 Ενότητα Πρόβλεψη.

Παρά το γεγονός ότι πολλές πηγές στοιχείων αναφέρουν τις τιμές πώλησης των αυτοκινήτων στις δημοπρασίες, κάθε μία από αυτές τις πηγές έχει ορισμένα εγγενή πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Κατά συνέπεια, η πραγματική τιμή πώλησης σε ορισμένα κράτη και ιστοσελίδες δημοπρασιών είναι πιθανό να διαφέρουν από το μέσο όρο. Ως παράδειγμα,ας σκεφτούμε μια εταιρεία ενοικίασης αυτοκινήτων που περιοδικά χειρίζεται μεγάλο αριθμό ενοικιαζόμενων αυτοκινήτων σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών. Λόγω της επίδραση του όγκου, η τιμή πώλησης για μερικά αυτοκίνητα στην δημοπρασία αυτή θα είναι ουσιαστικά διαφορετική από την περιφερειακή τιμή πώλησης. Μια άλλη σημαντική πηγή δεδομένων είναι η έκθεση Market Manheim, όπου μας λέει πως οι τιμές πώλησης όλων των αυτοκινήτων που πωλούνται στις ιστοσελίδες δημοπρασιών ανήκουν στην Manheim. Αν και αυτά τα δεδομένα είναι αρκετά λεπτομερή, θα ήταν αρκετά δύσκολο να κάνουμε ακριβείς προβλέψεις χρησιμοποιώντας μόνο αυτά τα στοιχεία.

Για παράδειγμα, ας φανταστούμε ότι θέλουμε να πουλήσουμε ένα μπλε Toyota Camry με 23.000 μιλίων του 2004, σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών, αλλά είναι πιο κοντινοί οι αγώνες στην πρόσφατη Έκθεση Αγοράς Manheim: Ένα μπλε 2004 Toyota Camry με 30.000 μιλίων που πωλήθηκε για \$ 9.500. Ένα λευκό 2004 Toyota Camry με 22.000 μίλια που πωλήθηκε για \$ 9000. Μοιάζει με το μπλε αυτοκίνητο Toyota Camry πωλείται για ένα ασφάλιστρο σε αυτό το site δημοπρασιών, και θα πρέπει να πάρει πάνω από 9.500 δολάρια, επειδή το αυτοκίνητό μας έχει λιγότερα μίλια. Επίσης, τι θα γίνει αν το μπλε Toyota που πωλείται για 9500 δολάρια και έχει κάποιους φανταχτερούς τροχούς που αύξησαν την τιμή κατά \$ 800, και το χρώμα τελικά, είχε πολύ λίγο να κάνει με την τιμή πώλησης; Εκτός από αυτές τις εξωτερικές πηγές δεδομένων, τα δεδομένα που συλλέγονται από τις πωλήσεις της μίσθωσης της εταιρείας είναι επίσης πολύ σημαντικά. Ακόμα κι αν τα στοιχεία αυτά είναι συνήθως αρκετά αραιά (Π.χ., τα ιστορικά αρχεία για ορισμένες μάρκες / μοντέλα μπορεί να περιοριστούν σε λίγες μόνο περιπτώσεις), μπορεί να αναλυθούν για να δούμε αν οι τιμές πώλησης των off-leasing εταιρειών αυτοκινήτων αποκλίνουν από τις τιμές πώλησης που έχουν δημοσιευθεί από τις εξωτερικές πηγές δεδομένων. Τέτοιες αποκλίσεις μπορεί να συμβούν αν μια εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης χειρίζεται πολλά πρώην ενοικιαζόμενα αυτοκίνητα, τα οποία πωλούνται για πολύ λιγότερο από ό, τι τα ίδια off-leasing αυτοκίνητα που δεν χρησιμοποιούνται ως κατοικίες. Επίσης, ορισμένες αποκλίσεις μπορεί να είναι πιο εμφανές σε ορισμένες ιστοσελίδες δημοπρασιών από άλλες. Η αποστολή πάρα πολλών αυτοκινήτων της ίδιας μάρκας / μοντέλου σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών θα μπορούσε να επηρεάσει αρνητικά την τιμή πώλησης των εν λόγω αυτοκινήτων. Για παράδειγμα, θα μειώσει την τιμή των Chevrolet Corvete με η αποστολή πολλών φορτίων σε μια ιστοσελίδα δημοπρασιών που έχει ήδη πολλά τέτοια μοντέλα στην απογραφή.

Χρώμα. Αποστολή πάρα πολλων αυτοκίνητα του ίδιου χρώματος σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών θα μπορούσε να επηρεάσει αρνητικά την τιμή πώλησης των εν λόγω αυτοκινήτων.

Για παράδειγμα, στέλνοντας ένα υπερβολικό ποσό λευκών, μεσαίου μεγέθους, αυτοκινήτων σε ένα συγκεκριμένο site δημοπρασιών θα μειώσει την τιμή πώλησης του συνόλου «λευκά μεσαίου μεγέθους αυτοκίνητα», ανεξάρτητα από τη μάρκα, το μοντέλο, ή το έτος. Η μονάδα πρόβλεψης περιέχει πολυάριθμες παραμέτρους (διαφορετικές τιμές για διάφορες προσαρμογές σε διαφορετικούς τερματικούς κόμβους), οι οποίες ενημερώνονται αυτόματα από τη μονάδα προσαρμογής για να συλλάβουν τις μεταβαλλόμενες τάσεις στην αγορά του αυτοκινήτου που χρησιμοποιείται.

3.7 Ενότητα Optimization-(βελτιστοποίηση).

Ο συνολικός αριθμός των αυτοκινήτων που υποβάλλονται σε επεξεργασία σε μια συγκεκριμένη ημέρα. Αυτές οι 3.000 μεμονωμένες λύσεις αξιολογούνται, επιλέγονται οι γονείς, οι διασταυρώσεις και οι φορείς μετάλλαξης, εφαρμόζονται, και έτσι η επόμενη γενιά των διαλυμάτων έχει δημιουργηθεί. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι τη βελτίωση της βαθμολογίας του μέτρου ποιότητας, οι καλύτερες λύσεις σε επόμενες γενιές να γίνουν στάσιμες, ενώ υπάρχει σημείο στο οποίο ο ορειβάτης λόφου εφαρμόζεται για να βρούμε την καλύτερη ατομική λύση μέσα στη γειτονιά από τις καλύτερες λύσεις που βρέθηκε μέχρι σήμερα. Ένα κατανοημένο υπολογιστικό περιβάλλον μπορεί να μειώσει το run-time της μονάδας βελτιστοποίησης. Με την εξάπλωση των διαφόρων τεχνικών ή αξιολογήσεων σε πολλούς επεξεργαστές, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί να αποκτήσει μια σχεδόν γραμμική επιτάχυνση εκτέλεσης. Οι τεχνικές είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για παραλληλοποίηση, καθώς κάθε διάλυμα του πληθυσμού μπορεί να ανατεθεί σε έναν ειδικό επεξεργαστή. Επίσης, για τη μεγιστοποίηση του χρόνου εκτέλεσης των επιδόσεων αυτού του τύπου της εφαρμογής, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί να ελέγξει την ποσότητα του χρόνου λειτουργίας που χορηγείται σε κάθε τεχνική. Το δεύτερο θέμα - είναι ότι η εξεύρεση λύσης που θα είναι κοντά στο παγκόσμιο βέλτιστο, μάλλον παρά σε ένα τοπικό βέλτιστο - μπορεί να προκύψει εάν ένας μεγάλος αριθμός σκληρών περιορισμών χρησιμοποιείται.

Σε τέτοιες περιπτώσεις, το παγκόσμιο βέλτιστο μπορεί να περιβάλλεται από ένα τοίχωμα ανέφικτων λύσεων, οι οποίες μπορούν να εμποδίσουν μια τεχνική βελτιστοποίησης από την εξερεύνηση της περιοχής του χώρου αναζήτησης. Η υβριδική προσέγγιση των συστημάτων ξεπερνά αυτό το πρόβλημα, διότι ακόμη και αν ο εξελικτικός αλγόριθμος (στη συγκεκριμένη εφαρμογή) δεν μπορεί να επεξεργαστεί ανέφικτες λύσεις, αλλά υπάρχουν διάφορες άλλες τεχνικές που μπορούν να τρέχουν παράλληλα. Με την ανταλλαγή των πληροφοριών κατά τη διάρκεια της αναζήτησης (δηλαδή, συνεργαζόμενος), ο εξελικτικός αλγόριθμος μπορεί να κάνει "άλμα" πάνω από τον τοίχο της ανέφικτης λύσης, εάν παίρνει πληροφορίες από άλλη τεχνική, υψηλότερης ποιότητας διότι λύσεις υπάρχουν στην άλλη πλευρά. Εν περιλήψει, η μονάδα βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται σε αυτό το Adaptive Business Intelligence σύστημα μπορεί να παράγει μια λύση που είναι κοντά στο βέλτιστο παγκόσμιο σε μια λογική ενός χρόνου

λειτουργίας. Με τη χρήση ορισμένων χαρακτηριστικών της προσαρμοστικότητας, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί επίσης να χειριστεί μια μεγάλη ποικιλία από διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων διανομής αυτοκινήτων. Τέλος, η χρήση διαφόρων τεχνικών βελτιστοποίησης δημιουργούν
μαζί
μια λύση που είναι καλύτερη από το αποτέλεσμα οποιασδήποτε «μονής» τεχνικής.

3.8 Ενότητα – Προσαρμοστικότητα.

Η μονάδα προσαρμογής ενημερώνει τις άλλες προσαρμογές με παρόμοιο τρόπο. Για παράδειγμα, για τη ρύθμιση της αξίας του zip που βασίζεται στη μάρκα προσαρμογής / μοντέλο (για μια συγκεκριμένο κατηγορία του αυτοκινήτου) στο γραμμικό μοντέλο είναι:
Τιμή πώλησης = τιμή βάσης + ZIP-based «κάνει» / προσαρμογή μοντέλο + Αυτοκίνητο ομάδα / χρώμα προσαρμογής + προσαρμογής Χιλιόμετρα + ...

Η μονάδα προσαρμοστικότητας, συγκρίνει τα εθνικά ρεκόρ πωλήσεων με zip-ειδικά ρεκόρ πωλήσεων. Για να προσαρμοστεί το αυτοκίνητο της ομάδας / ρύθμιση του χρώματος, στην μονάδα της προσαρμοστικότητας, συγκρίνονται τα εθνικά μητρώα πωλήσεων ενός συγκεκριμένου αυτοκινήτου με τα αρχεία των πωλήσεων ενός συγκεκριμένου χρώματος για το ίδιο αυτοκίνητο, και ούτω καθεξής. Όπως και με τις ενημερώσεις για την τιμή βάσης, η νέα τιμή της προσαρμογής βασίζεται στην τρέχουσα αξία του και τις πρόσφατες υποθέσεις. Για παράδειγμα:

ZIP-based μάρκα / μοντέλο προσαρμογής (t +1) = (β X Πρόσφατα (t)) + ((1 - β) X ZIP-based μάρκα / μοντέλο προσαρμογής (t))... έτσι ώστε η πρόβλεψη για την επόμενη (μελλοντική) περίπτωση υπολογίζεται ως ένα σύνολο δύο τιμών: Οι πρόσφατες περιπτώσεις (πρόσφατα (t)) με β παράμετρο, και η τελευταία πρόβλεψη του ZIP based Μάρκα / Μοντέλο ρύθμισης (ZIP-based μάρκα / μοντέλο προσαρμογής (t) με το βάρος). Όσον αφορά την παράμετρο α, η παράμετρος β εκχωρεί τη σημασία της πρόσφατης περίπτωσης κάνοντας την πρόβλεψη. Και πάλι, από την τιμή της παραμέτρου β εξαρτάται ο αριθμός των αυτοκινήτων που πωλούνται σε μια κατηγορία: όσο μικρότερος είναι ο αριθμός των αυτοκινήτων που πωλούνται, τόσο μικρότερη είναι η τιμή του β. Οι ενημερώσεις της ενότητας και της προσαρμοστικότητας κάθε φορά προσαρμόζονται σε διαφορετικά διαστήματα, τα οποία συνήθως κυμαίνονται από ένα έως και έξι μήνες. Αν και η μονάδα προσαρμοστικότητας καθορίζει τις τιμές των παραμέτρων α, β, κλπ. βάσει μιας αναζήτησης ενός πίνακα στη συγκεκριμένη υλοποίηση, είναι επίσης δυνατό για τη μονάδα προσαρμοστικότητας να κάνει προσαρμογή αυτών των τιμών. Όπως αναφέρεται και πιο πριν, μπορεί να προκαλέσει ακούσια το "φαινόμενο όγκου" στέλνοντας πάρα πολλά παρόμοια αυτοκίνητα στην ίδια ιστοσελίδα δημοπρασιών. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η τιμή πώλησης προσδιορίζεται από τη μονάδα πρόβλεψης και ρυθμίζεται περαιτέρω για να αντισταθμίσει την επίδραση του όγκου. Αυτή η πρόσθετη προσαρμογή είναι πολύ διαφορετική από την προηγούμενη, και βασίζεται σε τέσσερις παράγοντες: την απογραφή, την ομάδα, κάνουν / μοντέλο, και το χρώμα. Εδώ η μονάδα πρόβλεψης πρέπει να λαμβάνει υπόψη την κατανομή όλων των αυτοκινήτων πριν προβεί σε προσαρμογές. Έτσι, η τιμή πώλησης του κάθε αυτοκινήτου ρυθμίζεται περαιτέρω για να αντικατοπτρίζει τον αριθμό των παρόμοιων αυτοκινήτων που πωλούνται σε κάθε site δημοπρασιών

Εν ολίγοις, για αυτή τη συγκεκριμένη υλοποίηση της μονάδας προσαρμοστικότητας απαιτείται μια σημαντική προσπάθεια για τον εντοπισμό και την προσαρμογή όλων των σχετικών

παραμέτρων. Αυτό δεν προκαλεί έκπληξη, δεδομένου ότι η λειτουργικότητα της μονάδας προσαρμοστικότητας εξαρτάται από την διαθεσιμότητα και την ποσότητα των νέων δεδομένων, τη συχνότητα της άφιξής τους, και πολλά άλλα προβλήματα με συγκεκριμένες λεπτομέρειες (π.χ., η σημασία των διανυθέντων χιλιομέτρων, το χρώμα κτλ).

3.9 Επικύρωση.

Το σύστημα Adaptive Business Intelligence σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε για να βοηθήσει τις εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης να πάρουν αποφάσεις σχετικά με την κατανομή των μεταχειρισμένων αυτοκινήτων. Όπως συζητήθηκε νωρίτερα, το πρόβλημα της διανομής του αυτοκινήτου είναι εξαιρετικά περίπλοκο και το σύστημα αντιμετωπίζει τα θέματα της μεταφοράς, τα αποτελέσματα του όγκου, την πτώση της τιμής τους, τα επίπεδα αποθεμάτων, τους παράγοντες κινδύνου, και τις δυναμικές αλλαγές της αγοράς. Όταν χρησιμοποιείται σε μια ρύθμιση υψηλού όγκου παραγωγής - όπου χιλιάδες αυτοκίνητα επιστρέφουν κάθε μέρα - το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μπορεί να δημιουργήσει ένα δίκτυο ανεγκυστήρα κέρδους εκατοντάδων εκατομμυρίων δολαρίων ετησίως. Υπάρχουν μερικοί τρόποι για την επικύρωση αυτού του ανεγκυστήρα. Ένας τρόπος είναι να διαιρέσει το ημερήσιο φορτίο των αυτοκινήτων σε δύο ίσα σύνολα με μια σχεδόν ταυτόσημη κατανομή των μαρκών / μοντέλων. Ένα σετ θα διανεμηθεί χρησιμοποιώντας την «παλιά» μέθοδο, ενώ η άλλη ομάδα θα διανεμηθεί με το Adaptive Business Intelligence σύστημα και, στη συνέχεια, τα αποτελέσματα θα μπορούν να συγκριθούν, όταν πωλούνται όλα τα αυτοκίνητα. Ένας άλλος τρόπος θα ήταν να χρησιμοποιήσετε την παλιά μέθοδο σε επιλεγμένες ημέρες της εβδομάδας (π.χ. Δευτέρα, Τετάρτη και Παρασκευή) και το Adaptive Business Σύστημα Πληροφοριών για τις υπόλοιπες ημέρες (π.χ., Τρίτη και Πέμπτη). Και πάλι, τα αποτελέσματα μπορούν να συγκριθούν αργότερα, όταν πωλούνται όλα τα αυτοκίνητα. Ένας άλλος τρόπος για την εκτίμηση του ανεγκυστήρα (σε περιπτώσεις όπου μια εταιρεία μπορεί να μην θέλει να χρησιμοποιήσει δύο μεθόδους ταυτόχρονα) είναι να χρησιμοποιήσει το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας για ένα χρόνο και στη συνέχεια να συγκρίνει τις μέσες τιμές πώλησης με αυτά του προηγούμενου έτους (τα οποία διανεμήθηκαν με την παλιά μέθοδο). Η σύγκριση θα πρέπει να χρησιμοποιεί μια αξιόπιστη πηγή καθορισμού τιμών ως σημείο αναφοράς. Για παράδειγμα, αν έχουμε στοιχεία για τα αυτοκίνητα που πωλούνται από μια εταιρεία το 2003 (πριν από την εφαρμογή του Adaptive Business Intelligence συστήματος), μπορούμε να επιλέξουμε μια σειρά από αυτοκίνητα που έχουν το ίδιο μείγμα «κάνει / μοντέλα, έτος, τελειώματα, κλπ.», και να συγκρίνουν τη μέση τιμή πώλησης των εν λόγω αυτοκινήτων με τη μέση τιμή πώλησης του μαύρου βιβλίου.

Σε αυτό το παράδειγμα, η μέση τιμή πώλησης για το μαύρο βιβλίο, για ένα συγκεκριμένο μείγμα κάνει / μοντέλα, έτος, τελειώματα, κλπ. το 2003 ήταν 9.587 δολαρίων ανά αυτοκίνητο, ενώ η εταιρεία πώλησε αυτά τα αυτοκίνητα για έναν μέσο όρο \$ 9.620 ανά αυτοκίνητο, ή 0,344% υψηλότερα από την τιμή πώλησης του μαύρου βιβλίου. Το επόμενο βήμα θα είναι να συγκριθούν οι τιμές πώλησης το 2004 (όταν το Adaptive Business Intelligence σύστημα αντικατέστησε την παλαιά μέθοδο κατανομής αυτοκινήτων) έναντι της μαύρης τιμής πώλησης για το εν λόγω έτος. Σε αυτό το παράδειγμα, ο μέσος όρος τιμής πώλησης του Μαύρο βιβλίου ήταν 9.259 δολάρια ανά αυτοκίνητο το 2004, και η μέση πραγματική τιμή πώλησης που λαμβάνεται από το σύστημα ήταν 9724 δολάρια. Αν τα αυτοκίνητα είχαν διανεμηθεί χρησιμοποιώντας την παλιά μέθοδο του 2004, τότε η εταιρεία θα είχε επιτύχει παρόμοια αποτελέσματα με εκείνα που επιτεύχθηκαν κατά το προηγούμενο έτος (δηλαδή, 0,344% βελτίωση σε σχέση με το μαύρο βιβλίο αναφοράς, ή κατά

μέσο όρο 9.291 δολάρια ανά αυτοκίνητο). Μπορούμε να αποδώσουμε την αύξηση του μέσου όρου της τιμής πώλησης στο σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας

Καλύψαμε τις δυσκολίες στην επικύρωση διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης με ιστορικά δεδομένα. Ειδικότερα, συζητήσαμε τον διαχωρισμό των διαθέσιμων δεδομένων σε ένα σύνολο εκπαίδευσης (για την οικοδόμηση ενός μοντέλου πρόβλεψης), το σύνολο επικύρωσης (για τη ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου), και το σύνολο ελέγχου (για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου). Σε αυτή την ενότητα, συζητήσαμε για το πώς το όλο σύστημα θα μπορούσε να επικυρωθεί με τη χρήση δεδομένων πραγματικού χρόνου. Υπάρχει μια τεράστια διαφορά μεταξύ αυτών των δύο επικυρώσεων. Το πιο σημαντικό είναι ότι σε πραγματικό χρόνο τα δεδομένα μπορούν να επεξεργαστούν μόνο μία φορά (π.χ., αν ένα αυτοκίνητο πωλείται σε μια δημοπρασία X, δεν θα μάθουμε ποτέ ποιά τιμή θα απέφερε αυτό το αυτοκίνητο στη δημοπρασία Y). Συνεπώς, διαφορετικές τεχνικές επικύρωσης είναι απαραίτητες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ_4

4.1 Γενικά Συμπεράσματα

Το Adaptive business intelligence είναι ένα σύστημα το οποίο προέκυψε από την ανάγκη για την εύρεση συστημάτων λογισμικού που θα είναι ικανά να ανακτούν, να συνοψίζουν και να ερμηνεύουν δεδομένα για τους τελικούς χρήστες(Μπορεί να οριστεί επίσης ως το “λογισμικό” υπεύθυνο για τη μετατροπή των δεδομένων σε γνώση για να παρθεί η τελική απόφαση αλλά και ως το “λογισμικό” που θα εξαγάγει γνώση μέσα από ανεπεξέργαστα δεδομένα)

Όμως υπάρχει πολλές φορές χάσμα ανάμεσα στα δεδομένα που έχουμε και στην απόφαση που πρέπει να πάρουμε γιατί η περριτή γνώση μειώνει την αποτελεσματικότητα μας στη λήψη αποφάσεων

Έτσι το σύστημα προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας περιλαμβάνει την διαδικασία λήψης αποφάσεων η οποία στηρίζεται στην πρόβλεψη και την βελτιστοποίηση αλλά και την κατασκευή ειδικών συστημάτων που αυτοενημερώνονται και παίρνουν σωστές αποφάσεις.

Σε αυτό βοηθούν προσαρμοστικά συστήματα επιχειρηματικής ευφυΐας που βοηθούν τις επιχειρήσεις στη αποτελεσματικότητα και την παραγωγικότητα.

Το πρόβλημα

Το πρόβλημα έγκειται σε ένα χρονομεταβαλλόμενο περιβάλλον. Η βέλτιστη απόφαση που πήραμε χτες δεν σημαίνει ότι θα είναι και η βέλτιστη σήμερα και αυτό εξαιτίας κάποιων αντικρουόμενων στόχων

π.χ σε προβλήματα γραμμικού προγραμματισμού ο στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί τόσο ο χρόνος όσο και το κόστος ,όμως συνήθως αυτοί οι δύο στόχοι είναι ενάντια ο ένας στον άλλο επειδή η μείωση του χρόνου οδηγεί σε αύξηση του κόστους αλλά και το αντίστροφο.

Η λύση

Η διαδικασία της επίλυσης προβλημάτων αποτελείται από δύο ξεχωριστά στάδια:

- Τη δημιουργία ενός μοντέλου του προβλήματος
- Χρήση του μοντέλου αυτού για αναζήτηση λύσης

Παράδειγμα διανομής μεταχειρισμένων αυτοκινήτων

Ένα προσαρμοζόμενο σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας χρησιμοποιείται για την βελτίωση της καθημερινής διανομής αυτοκινήτων σε διάφορα site δημοπρασιών.

Συγκεκριμένα: υπάρχει μια εταιρεία που λαμβάνει 3000 αυτοκίνητα κάθε μέρα και πρέπει να τα διανείμει σε 50 site δημοπρασιών. Δηλαδή να εκχωρήσει μια ιστοσελίδα για κάθε αυτοκίνητο. Για να παρθεί όμως μια σωστή απόφαση πρέπει να εξεταστούν τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

1. Τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου σε πολλές διαφορετικές ιστοσελίδες δημοπρασιών
2. Το πολύπλοκο κόστος μεταφοράς
3. Οι επιπτώσεις του όγκου
4. Πτώση της τιμής τους αλλά και της αγοράς με γνώμονα τις αλλαγές στην τιμή

Οι τιμές της αγοράς για τα αυτοκίνητα αλλάζουν αρκετά συχνά, μερικές φορές αργά και μερικές φορές πολύ γρήγορα. Οι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης (όπως οι περισσότερες επιχειρήσεις) λειτουργούν σε ένα μη-στάσιμο περιβάλλον που επηρεάζεται από πολλούς εξωτερικούς παράγοντες, όπως:

- Εποχικότητα (π.χ., δεν είναι εύκολο να πωληθούν πολυμορφικά στη Νέα Υόρκη κατά τη διάρκεια του χειμώνα).
- Η άφιξη των νέων μοντέλων (π.χ., νέα μοντέλα εισέρχονται στην αγορά τον Αύγουστο, που επηρεάζουν την τιμή των παλαιότερων μοντέλων).
- Ο καιρός (επηρεάζει τον αριθμό των αντιπροσώπων που υπάρχουν σε μια δημοπρασία, το οποίο με τη σειρά του επηρεάζει την τιμή πώλησης).

Συνεχίζοντας στο προηγούμενο παράδειγμα της πώλησης μεταχειρισμένων αυτοκινήτων αλλά και γενικότερα εξετάζοντας τον τρόπο που λειτουργούν παρόμοιες επιχειρηματικές δραστηριότητες το σημαντικό συμπέρασμα είναι το εξής:

Η έννοια της προσαρμοστικότητας, η ανάπτυξη αποτελεσματικών μονάδων πρόβλεψης και βελτιστοποίησης της επιχείρησης

Ωστόσο το περιβάλλον των επιχειρήσεων είναι συνεχώς μεταβαλλόμενο και μία ακριβής πρόβλεψη σήμερα μπορεί να είναι ανακριβής αύριο.

Επομένως για να δημιουργηθεί ένα τέτοιο σύστημα(επιχειρηματικής ευφυΐας) και να ονομασθεί προσαρμοστικό θα πρέπει να βελτιώνεται με την πρόοδο του χρόνου μαθαίνοντας μέσα από τα δικά του σφάλματα πρόβλεψης

π.χ η σύγκριση μεταξύ της προβλεπόμενης τιμής πώλησης του αυτοκινήτου με την πραγματική του τιμή μπορεί να μειώσει το σφάλμα πρόβλεψης.

Για τον παραπάνω λόγο δημιουργήθηκαν τα **Μοντέλα Πρόβλεψης**

Τα περισσότερα προβλήματα πρόβλεψης μπορεί να χαρακτηριστούν ως:

1. Προβλήματα ταξινόμησης
2. Προβλήματα παλινδρόμησης
3. Προβλήματα χρονοσειρών

Στα παραπάνω προβλήματα λαμβάνονται υπόψη:

- η αναμενόμενη απόδοση
- και ο χρόνος

Διαφορετικές Μέθοδοι Πρόβλεψης

Μαθηματικές μέθοδοι

Πιθανώς η πιο δημοφιλής επεξηγηματική μέθοδος είναι η γραμμική παλινδρόμηση. Αν το προβλεπόμενο αποτέλεσμα είναι αριθμητικό και όλες οι μεταβλητές στο μοντέλο πρόβλεψης είναι αριθμοί, τότε η γραμμική παλινδρόμηση είναι η κλασική επιλογή. Στη μέθοδο αυτή, μπορούμε να οικοδομήσουμε μια γραμμική έκφραση που χρησιμοποιεί τις τιμές των διαφόρων μεταβλητών για την παραγωγή μιας προβλεπόμενης αξίας, για μια "νέα" μεταβλητή (δηλαδή, μιας μεταβλητής που δεν χρησιμοποιήθηκε στο μοντέλο).

Μία εξίσωση που περιγράφει τα παραπάνω στο παράδειγμα της πώλησης των μεταχειρισμένων αυτοκινήτων είναι:

(Τιμή Πώλησης = $\alpha + (\beta \times \text{Χιλιόμετρα}) + (\gamma \times \text{Έτος}) + (\delta \times \text{Color}) + \dots$)

Μέθοδοι Logic

Η πιο γνωστή μέθοδος λογικής είναι το **δένδρο αποφάσεων**

Το βασικό ζήτημα είναι ποια μέθοδος θα πρέπει να εφαρμόζεται σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα Έχοντας αναλύσει όλα τα μοντέλα πιο πάνω συμπεραίνουμε ότι υπάρχει εξάρτηση του χρόνου στο σύνολο δεδομένων.

Δηλαδή τα περισσότερα προβλήματα του πραγματικού κόσμου αλλά και των επιχειρήσεων έχουν κάποιες χρονο- εξαρτούμενες σχέσεις στο εσωτερικό του συνόλου των δεδομένων τους όπως:

Συναλλαγές, παραγγελίες, παραδώσεις, πωλήσεις όλα αυτά έχουν την σφραγίδα του χρόνου. Και επειδή όλα αυτά τα δεδομένα αναπόφευκτα αλλάζουν, το πρόβλημα έγκειται στο να μη γνωρίζουμε πως θα αλλάξουν. Επίσης επειδή στο σύνολο των δεδομένων από τα οποία θα φτιάξουμε το μοντέλο πρόβλεψης συμβαίνουν αλλαγές, αν οι αλλαγές αυτές είναι μικρές τότε το μοντέλο μπορεί να λειτουργήσει, σε αντίθετη περίπτωση όχι.

Συγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης

1. **Εξελικτικοί αλγόριθμοι:** η απόφαση έχει να κάνει κατά την εκτέλεση της από τον αλγόριθμο για το αν πρέπει να "δεχτεί" ή να "απορρίψει" μια λύση που δημιουργήθηκε από ένα πρόσφατο ζήτημα.
2. **Tabu search:** η κύρια ιδέα πίσω από την tabu search είναι η εξής: η μνήμη αναγκάζει την αναζήτηση να εξερευνήσει νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης για να ξεφύγει από τα τοπικά βέλτιστα
3. Με το **σύστημα συμπερασματολογίας** δηλαδή το σύστημα λήψης αποφάσεων που είναι η καρδιά της ασαφούς λογικής και περιέχει τη γνώση σε μορφή κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής εξόδου. Αν απαιτούνται εξαιρετικά ακριβείς προβλέψεις τότε μάλλον καταλήγουμε με πολλούς κανόνες, αν όμως δεν απαιτείται τέτοια ακραία ακρίβεια τότε με βάση τον κανόνα της μιας πιθανότητας θα περιέχουν λιγότερες προβλέψεις.

Σημαντικό ρόλο παίζει ο **αποσαφινιστής** ο οποίος είναι υπεύθυνος για να παίρνει το ασαφές σύνολο εξόδου από το σύστημα συμπερασματολογίας και να το μετατρέπει σε ένα αριθμό εξόδου.

Η ιδέα του να προσομοιωθεί ο ανθρώπινος νους σαν υπολογιστής έτσι ώστε να μπορεί να λύσει τα προβλήματα μας, δημιούργησε τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα**. Ωστόσο ο εγκέφαλος δεν λειτουργεί με τον ίδιο τρόπο όπως ένας ψηφιακός υπολογιστής

Υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι Νευρωνικών Δικτύων

1. Το έμπροσθα τροφοδοτούμενα (feed forward) νευρωνικά δίκτυα και
2. Τα περιοδικά νευρωνικά δίκτυα

Ένας μεγάλος αριθμός διαφορετικών μεθόδων κατάρτισης έχουν αναπτυχθεί έτσι ώστε να εκπαιδεύονται, να προσαρμόζονται και να ενημερώνονται τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων

1. Επιβλεπόμενη μάθηση: όταν τα διαθέσιμα δεδομένα περιέχουν τόσο εισροές όσο και εκροές
2. Learning method: Για να ενημερώσουμε τα βάρη των κρυφών κόμβων, χρησιμοποιούμε τον τύπο: $\text{weight-new} = \text{weight-old} + \alpha \times \text{error} \times \text{εισόδου}$
3. Μάθηση χωρίς επίβλεψη: χρησιμοποιείτε όταν δεν υπάρχει τιμή εξόδου που να σχετίζεται με τις τιμές εισόδου.

Πολλά προβλήματα του πραγματικού κόσμου των επιχειρήσεων απαιτούν την ανακάλυψη μιας μαθηματικής λειτουργίας. Πάνω σε αυτό το σκεπτικό δημιουργήθηκε ο γενετικός προγραμματισμός

Το swarm intelligence το οποίο έχει ως βάση ότι δημιουργούμε έναν πληθυσμό από μυρμύγκια και προετοιμάζουμε κάθε μυρμύγκι να κάνει μια ενέργεια και στη συνέχεια βάζουμε έναν κύκλο ως μετρητή.

Τελικό συμπέρασμα

Κλείνοντας σε αυτή την μελέτη συζητήσαμε πως η πρόβλεψη, η βελτιστοποίηση και η προσαρμοστικότητα μπορούν να ενσωματωθούν για να δημιουργήσουν ένα προσαρμοζόμενο σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας.

Όλο το σκεπτικό της προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας είναι πως <μιμείται> τον ανθρώπινο εγκέφαλο και συνεχώς κάνει προβλέψεις

Η δύναμη των συστημάτων προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας έγκειται στην ικανότητα τους να απαντούν σε δύο θεμελιώδη ερωτήματα σχετικά με όλες τις επιχειρηματικές αποφασίες:

- Τι είναι πιθανό να συμβεί στο μελλον??
- Ποια είναι η καλύτερη απόφαση τώρα??

Χωρίς αμφιβολία, οργανισμοί οι οποίοι θα μπορούν με ακρίβεια να απαντήσουν σε αυτά τα δύο ερωτήματα πάνω σε μία συνεπή βάση θα έχουν συγκρητικό πλεονέκτημα σε σχέση με αυτούς που δεν θα μπορούν να το πράξουν!!!!!!

ΚΕΦΑΛΑΙΟ_ 5

5.1 Βιβλιογραφία

Βασική πηγή του κειμένου είναι το βιβλίο:

Adaptive Business Intelligence, Zbigniew Michalewicz και Martin Schmidt, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007, ISBN-13 978-3-540-32928-2 Springer Berlin Heidelberg New York, ISBN-10 3-540-32928-5 Springer Berlin Heidelberg New York

Επιπλέον ξεχωριστά για κάθε κεφάλαιο:

Κεφάλαιο1:Σύνθετα προβλήματα των επιχειρήσεων

ΠΗΓΗ

Κείμενα που περιλαμβάνουν Μηχανική Μάθηση και Εξόρυξη Δεδομένων: Μέθοδοι και Εφαρμογές επεξεργασία από Ryszard Σ. Michalski, Ιβάν Bratko και Miroslav Kubat (Wiley, Chichester, 1998).

Επιπλέον Εξόρυξη Δεδομένων και Ανακάλυψη Γνώσης με εξελικτικούς αλγορίθμους από τον Alex A. Freitas (Springer, Berlin, 2002)

Κεφάλαιο 2: Πρόβλεψη και βελτιστοποίηση

ΠΗΓΗ

e.g, Black Book, Kelley Blue Book, Manheim Market Report

Το βιβλίο Predictive Data Mining από Sholom M. Weiss και Nitin Indurkha (Morgan Kaufmann, San Francisco, 1998)

Γνώση με εξελικτικούς αλγορίθμους από τον Alex A. Freitas (Springer, Berlin, 2002), τα οποία ασχολούνται με την ενσωμάτωση ορισμένων βελτιστοποιημένων τεχνικών εξόρυξης δεδομένων

Tabu search από τον Fred Glover και Manuei Laguna (Kluwer, Norwell, 1997) παρέχει μια καλή εισαγωγή στην αναζήτηση tabu, κατά Εισαγωγή στην Εξελικτική.

Υπολογισμός από Guzs (AE) Eiben και Jim Smith (Springer, Berlin, 2003) εξελικτικών αλγορίθμων

Το βιβλίο Πώς να το λύσουμε :Modern Ευρετικοί από τον Zbigniew Michalewicz και David Fogel (Springer, 2^η έκδοση, 2004)

Σύγχρονες μέθοδοι ευριστικοί, Colin Reeves (Wiley, Chichester, 1993)

Meta-heuristics: Θεωρία και Εφαρμογές από (H. Ibrahim Osman και James P. Kelly (Kluwer, Norwell, 1996)

Εισαγωγή στη Θεωρία του Νευρωνικού υπολογισμού από John Hertz, Anders Krogh και Richard G. Palmer (Addison-Wesley, Redwood City, CA, 1991)

Γενετικός Προγραμματισμός, εισαγωγή, προγράμματα υπολογιστών και των εφαρμογών από τον Wolfgang Banzhaf, Peter Norlin, Robert E. Kaller και Frank D. Francone (Morgan Kaufman, San Francisco, 1997)

Κεφάλαιο 3: Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα

ΠΗΓΗ

Ant Colony Optimization από Marco Dorigo και Thomas Stützle (MIT Press, Cambridge, 2004)

James Kennedy and Russell C Eberhart (Morgan Kaufmann, San Francisco, 2001)

Growing Artificial Societies by Joshua M. Epstein and Robert Axtell (MIT Press, Cambridge, MA, 1996)

The Evolution of cooperation by Robert Axelrod (Basic Books, New York, 1984)

