

ΤΕΙ ΠΑΤΡΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ
ΤΜΗΜΑ : ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

« Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα »

Επιμέλεια Εργασίας: Γιούσεφ Μαρία

Σιάμπαϊ Μαριάννα

Επιβλέπων Καθηγητής: Γιωτόπουλος Κώστας

ΠΑΤΡΑ 2012

Zbigniew Michalewicz • Martin Schmidt

Matthew Michalewicz • Constantin Chiriac

Προσαρμοζόμενη

Επιχειρηματική

Ευφυΐα

Πρόλογος

Από την εποχή των ηλεκτρονικών υπολογιστών ξημέρωσε για την ανθρωπότητα, ένας από τους πιο σημαντικούς τομείς της τεχνολογίας πληροφοριών που έχει το ρόλο της “υποστήριξης αποφάσεων”. Σήμερα, αυτή η περιοχή είναι πιο σημαντική από ποτέ. Η εργασία σε δυναμικό και συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον, όπου σύγχρονοι διαχειριστές είναι υπεύθυνοι για μια συλλογή από εκτεταμένες αποφάσεις: *Θα πρέπει η εταιρεία να αυξήσει ή να μειώσει το εργατικό δυναμικό της; Να εισέλθει σε νέες αγορές; Να αναπτύξει νέα προϊόντα; Να επενδύσει στην έρευνα και την ανάπτυξη;* Και ο κατάλογος συνεχίζεται. Αλλά παρά την εγγενή πολυπλοκότητα των θεμάτων αυτών και το συνεχώς αυξανόμενο φορτίο των πληροφοριών όπου τα διοικητικά στελέχη των επιχειρήσεων πρέπει να ασχοληθούν με όλες αυτές οι αποφάσεις καταλήγουν σε δύο θεμελιώδη ερωτήματα:

- Τι είναι πιθανό να συμβεί στο μέλλον;
- Ποια είναι η καλύτερη απόφαση αυτή τη στιγμή;

Είτε το αντιλαμβανόμαστε είτε όχι, αυτά τα δύο ερωτήματα εισχωρούν στην καθημερινή μας ζωή -τόσο σε προσωπικό όσο και επαγγελματικό επίπεδο. Κατά την οδήγηση στην εργασία, για παράδειγμα, πρέπει να κάνουμε μια πρόβλεψη της κυκλοφορίας για να μπορέσουμε να επιλέξουμε τη συντομότερη διαδρομή οδήγησης. Στη δουλειά, πρέπει να προβλεφθεί η ζήτηση για το προϊόν μας για να μπορέσουμε να αποφασίσουμε πόσο θα παράγουμε. Και πριν από την επένδυση σε μια ξένη αγορά, πρέπει να προβλέψουμε μελλοντικές συναλλαγματικές ισοτιμίες και οικονομικές μεταβλητές. Φαίνεται ότι ανεξάρτητα από την απόφαση που γίνεται ή την πολυπλοκότητά της, πρέπει πρώτα να κάνουμε μια πρόβλεψη για το τι είναι πιθανό να συμβεί στο μέλλον, και στη συνέχεια να γίνει η καλύτερη δυνατή απόφαση με βάση αυτή την πρόβλεψη. Αυτή η θεμελιώδης διαδικασία στηρίζεται στη βασική προϋπόθεση της *Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας*.

Με απλά λόγια, Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα είναι η πειθαρχία του συνδυασμού, η πρόβλεψη, η βελτιστοποίηση, και η προσαρμοστικότητα σε ένα σύστημα ικανό να απαντά σε αυτά τα θεμελιώδη ερωτήματα: *Τι είναι πιθανό να συμβεί στο μέλλον;* και *Ποιά είναι η καλύτερη*

απόφαση αυτή τη στιγμή; Για τη δημιουργία ενός τέτοιου συστήματος, θα πρέπει πρώτα να κατανοήσουμε τις μεθόδους και τις τεχνικές που επιτρέπουν την πρόβλεψη, την βελτιστοποίηση, και την προσαρμοστικότητα. Με μια πρώτη ματιά, αυτό το θέμα δεν είναι κάτι καινούργιο, όπως και τα εκατοντάδες βιβλία που έχουν ήδη γραφτεί για την επιχειρηματική ευφυΐα, την εξόρυξη δεδομένων και τις μεθόδους πρόβλεψης, τις τεχνικές βελτιστοποίησης, και ούτω καθεξής. Ωστόσο, κανένα από αυτά τα βιβλία δεν έχει εξηγήσει πώς μπορούν να συνδυαστούν αυτές οι διάφορες τεχνολογίες σε ένα σύστημα λογισμικού που είναι σε θέση να προβλέπει, να βελτιστοποιεί, και να προσαρμόζει. Αυτό το κείμενο είναι το πρώτο για το θέμα.

Όταν ξεκινήσαμε να γράφουμε την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα, είχαμε τρεις βασικούς στόχους κατά νου: Πρώτα απ' όλα, θέλαμε να εξηγήσουμε γιατί το μέλλον της βιομηχανίας επιχειρηματικής νοημοσύνης βρίσκεται σε συστήματα που μπορούν να λαμβάνουν αποφάσεις, αντί για εργαλεία που παράγουν λεπτομερείς εκθέσεις. Όλο και περισσότεροι διευθυντές επιχειρήσεων τώρα συνειδητοποιούν, ότι υπάρχει μια τεράστια διαφορά ανάμεσα στο έχοντας καλή γνώση και λεπτομερείς εκθέσεις, και κάνοντας έξυπνες αποφάσεις

«Όλο και περισσότερο βλέπετε εφαρμογές που είναι υπό ανάπτυξη και θα έχουν ως αποτέλεσμα κάποιου είδους δράση », δήλωσε ο Brendan Barnacle, αναλυτής της Pacific Crest Equities. «Πρόκειται για ένα σχετικά μικρό μέρος τώρα, αλλά είναι σαφές που είναι το μέλλον . Αυτό είναι το επόμενο στάδιο της επιχειρηματικής ευφυΐας.»

Δεύτερον, θα θέλαμε να εξηγήσουμε τις αρχές πίσω από πολλές μεθόδους πρόβλεψης και τεχνικές βελτιστοποίησης με απλό τρόπο, έτσι ώστε κάθε διευθυντής μιας επιχείρησης θα μπορούσε να τα κατανοήσει. Ακόμα κι αν οι περισσότεροι διευθυντές επιχειρήσεων έχουν περιορισμένο τεχνολογικό υπόβαθρο, δεν πρέπει να παρασύρονται από όρους όπως: "τεχνητά νευρωνικά δίκτυα", "ασαφούς λογικής", "εξελικτικοί αλγόριθμοι", "συστήματα μυρμηγκιών ," ή "βάση πρακτόρων μοντελοποίησης". "Θα πρέπει να καταλάβουν τα δυνατά και τα αδύνατα σημεία των μεθόδων και των τεχνικών αυτών, τις αρχές λειτουργίας τους, και τη δυνατότητα εφαρμογής. Οπλισμένοι με αυτές τις γνώσεις, οι διευθυντές των επιχειρήσεων θα είναι σε καλύτερη θέση να ελέγξουν την εφαρμογή αυτών των μεθόδων και τεχνικών στις αντίστοιχες οργανώσεις τους.

Και, τρίτον, θα θέλαμε να υπογραμμίσουμε την τεράστια δυνατότητα εφαρμογής της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας σε πολλά πραγματικά προβλήματα των επιχειρήσεων, που κυμαίνονται από την πρόβλεψη της ζήτησης και τον προγραμματισμού, στην ανίχνευση της απάτης και των επενδυτικών στρατηγικών. Από μια υψηλού επιπέδου σκοπιά, τα περισσότερα από αυτά τα επιχειρησιακά προβλήματα έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, και η εφαρμογή της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μπορεί να παρέχει σημαντικά οφέλη και εξοικονόμηση ενέργειας.

Για να διευκολυνθεί η συζήτηση σε αυτή τη πτυχιακή, χωρίσαμε τα κεφάλαια σε τρία τμήματα που αντιστοιχούν στους τρεις στόχους που αναφέρονται παραπάνω. Στο πρώτο μέρος, παρουσιάζουμε τις βασικές ιδέες πίσω από την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα, καθώς και εξηγούμε τους διαφορετικούς ρόλους που παίζουν η πρόβλεψη, η βελτιστοποίηση, η προσαρμοστικότητα στην παραγωγή. Θα συζητήσουμε επίσης τα χαρακτηριστικά όπου πολλά επιχειρησιακά προβλήματα έχουν από κοινού, και γιατί αυτά τα χαρακτηριστικά αυξάνουν την πολυπλοκότητα της άσκησης της επίλυσης των προβλημάτων. Επιπλέον, έχουμε εισαγάγει ένα πρόβλημα συγκεκριμένης κατανομής, το οποίο χρησιμοποιείται σε όλο το κείμενο ως ένα τρέχον παράδειγμα. Δεδομένου ότι η πρόβλεψη και η βελτιστοποίηση θεμάτων σε αυτό το παράδειγμα είναι κοινά στα περισσότερα επιχειρησιακά προβλήματα, θα πρέπει να είναι σχετικά εύκολο για τον αναγνώστη να προεκτείνει αυτό το παράδειγμα σε πολλούς άλλους επιχειρηματικούς τομείς.

Επειδή αμέτρητα κείμενα έχουν ήδη γραφτεί πάνω στο θέμα της τεχνολογίας της βάσης δεδομένων, της αποθήκευσης δεδομένων, της αναλυτικής επεξεργασίας, της υποβολής εκθέσεων, καθώς και όπως είδαμε κάποιο νόημα στα ξαναχρησιμοποιημένα εργαλεία και τις τεχνικές που συνήθως χρησιμοποιούνται για την πρόσβαση, την προβολή και τον χειρισμό των οργανωτικών δεδομένων. Αντ' αυτού, το δεύτερο μέρος της πτυχιακής ασχολείται με τις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης και τις τεχνικές βελτιστοποίησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αναπτυχθεί ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Το παράδειγμα της κατανομής συνεχίζεται σε όλα αυτά τα κεφάλαια, με την αποτελεσματική προβολή των πλεονεκτημάτων και των αδυναμιών της κάθε μεθόδου και τεχνικής. Κάθε κεφάλαιο στο δεύτερο μέρος συνάπτει από ένα συνιστώμενο τμήμα ανάγνωσης που παρέχει προτάσεις για τους αναγνώστες που

θέλουν να μάθουν περισσότερα σχετικά με συγκεκριμένες μεθόδους και τεχνικές.

Το τρίτο μέρος αρχίζει με ένα κεφάλαιο βασισμένο στα υβριδικά συστήματα και την προσαρμοστικότητα, εξηγώντας το πώς να «συνδυαστούν» οι διάφορες μέθοδοι και τεχνικές που συζητούνται στο δεύτερο μέρος, και πώς το στοιχείο της προσαρμοστικότητας μπορεί να προστεθεί στο τελικό σχέδιο. Στα υπόλοιπα κεφάλαια της πτυχιακής, θα συζητήσουμε την οριστική λύση για το πρόβλημα της διανομής που είχε χρησιμοποιηθεί σε όλο το κείμενο, καθώς και την εφαρμογή της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας σε πολλά άλλα πολύπλοκα προβλήματα των επιχειρήσεων.

Χωρίς αμφιβολία, πιστεύουμε ότι οι διευθυντές των επιχειρήσεων όλων των επιπέδων θα επωφεληθούν από αυτό το κείμενο. Όποιος κάνει επιχειρησιακές και στρατηγικές αποφάσεις - κατά πόσον στο πάτωμα του εργοστασίου ή στην αίθουσα συνεδριάσεων - θα βρείτε αυτή την πτυχιακή πολύτιμη για την κατανόηση της επιστήμης και της τεχνολογίας πίσω από καλύτερες προβλέψεις και αποφάσεις. Εμείς ελπίζουμε ότι οι αναγνώστες θα απολαύσουν την ανάγνωση της πτυχιακής όσο απολαύσαμε τη σύνταξή της και ότι θα επωφεληθούν από αυτό.

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή.....	12
2	Χαρακτηριστικά των σύνθετων επιχειρησιακών προβλημάτων	17
2.1	Ο αριθμός των πιθανών λύσεων	18
2.2	Χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον.....	20
2.3	Πρόβλημα – Ειδικοί περιορισμοί	22
2.4	Προβλήματα πολλαπλών στόχων	24
2.5	Μοντελοποίηση του προβλήματος	27
2.6	Πραγματικό παράδειγμα.....	32
3	Ένα Εκτεταμένο Παράδειγμα: Διανομή αυτοκινήτων	39
3.1	Βασική Ορολογία.....	39
3.2	Off-leasing (εκτός μίσθωσης) αυτοκίνητα.....	42
3.3	Το Πρόβλημα.....	44
3.4	Μεταφορές.....	46
3.5	Επίδραση του όγκου	48
3.6	Οι αποσβέσεις των τιμών και των αποθεμάτων	50
3.7	Δυναμικές αλλαγές στην αγορά.....	51
3.8	Η λύση	53
4.1	Εξόρυξη Δεδομένων	59
4.2	Πρόβλεψη	62
4.3	Βελτιστοποίηση	65
4.4	Προσαρμοστικότητα.....	67
4.5	Η Δομή ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.....	69
5.	Πρόβλεψη μεθόδων και προτύπων.....	71
5.1	Προετοιμασία Δεδομένων	73
5.2	Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης	74
5.2.1	Μαθηματικές Μέθοδοι.....	75
5.2.2	Μέθοδοι Απόστασης.....	77
5.2.3	Μέθοδοι Λογικής.....	78
5.2.4	Σύγχρονες ευρετικές μέθοδοι.....	79
5.2.5	Πρόσθετες εκτιμήσεις.....	79
5.3	Αξιολόγηση των προτύπων	81

6.Σύγχρονες Τεχνικές Βελτιστοποίησης	84
6.1 Επισκόπηση	84
6.2 Τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης	85
6.3 Πιθανολογικός Hill Climber(ορειβάτης λόφου).....	87
6.4 Προσομοιωμένη ανόπτηση (Simulated Annealing)	88
6.5 Αναζήτηση ταμπού	89
6.6 Εξελικτικοί αλγόριθμοι.....	90
6.7 Περιορισμός Χειρισμού(Constraint Handling).....	93
7 Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)	95
7.1 Επισκόπηση	97
7.2 Fuzzifier	98
7.3 Σύστημα Συμπεράσματος	103
7.4 Defuzzifier	108
7.5 Συντονισμός των Λειτουργιών Ιδιότητας Μέλους και της Βάσης Κανόνα.	110
8 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	113
8.1 Επισκόπηση	114
8.2 Εισαγωγή και παραγωγή κόμβων	116
8.3 Διαφορετικοί τύποι δικτύων	119
8.3.1 Τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου	120
8.3.2 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα	123
8.4 Μέθοδοι Εκμάθησης.....	126
8.4.1 Εποπτευμένη εκμάθηση	126
8.4.2 Μη Επιβλεπόμενη Εκμάθηση	131
8.5 Αντιπροσώπηση Στοιχείων	133
9 Άλλες Μέθοδοι Και Τεχνικές.....	136
9.1 Ant Systems and Swarm Intelligence	136
9.2 Agent-Based Modeling(Μοντελοποίηση Βασισμένη σε Πράκτορες – Διαμεσολαβητές)	139
10 Υβριδικά συστήματα και προσαρμοστικότητα	151
10.1 Υβριδικά συστήματα για Πρόβλεψη	153
10.2 Υβριδικά Συστήματα για Βελτιστοποίηση	Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.
10.3 Προσαρμοστικότητα.....	167
11 Εφαρμόζοντας την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα	173

11.1 Εκστρατείες Μάρκετινγκ.....	173
11.2 Μεταποίηση	182
11.3 Στρατηγικές επένδυσης.....	186
11.4 Υπηρεσίες Εκτάκτου Ανάγκης	193
11.5 Απάτη πιστωτικών καρτών	198
12 Συμπεράσματα.....	207

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΣΕ ΚΑΘΕ ΚΕΦΑΛΑΙΟ

Σχήματα – Εικόνες - Πίνακες

Σχήμα 1: Διαδικασίες Ευφρών Συστημάτων.....	13
Σχήμα 2: Διαδικασία λήψης αποφάσεων	15
Σχήμα 3: Παράδειγμα πλαστέ.....	19
Σχήμα 4: Αποτέλεσμα μέτρησης ποιότητας (1)	21
Σχήμα 5: Αποτέλεσμα μέτρησης ποιότητας (2)	22
Σχήμα 6: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (1)	24
Σχήμα 7: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (2)	26
Σχήμα 8: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (3)	26
Σχήμα 9: Διαδικασία επίλυσης προβλημάτων	27
Σχήμα 10: Μοντέλο μεταφοράς	28
Σχήμα 11: Κατά προσέγγιση μοντέλο	30
Σχήμα 12: Ακριβές μοντέλο	30
Σχήμα 13: Μοντέλο μεταφοράς	31
Σχήμα 14: Μοντέλο κόστους μεταφοράς.....	47
Σχήμα 15: Απεικόνιση επίδρασης όγκου	49
Σχήμα 16: Μονάδα πρόβλεψης	62
Σχήμα 17: Σχέση μεταξύ πρόβλεψης-βελτιστοποίησης.....	65
Σχήμα 18: Διαδικασία προσαρμογής.....	67
Σχήμα 19: Σύστημα προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας.....	69
Σχήμα 20: Διάγραμμα ροής hill climber	86
Σχήμα 21: Διάγραμμα ροής hill climber	87
Σχήμα 22: Διάγραμμα ροής πιθανολογικός hill climber	88
Σχήμα 23: Διάγραμμα ροής προσομοιωμένης ανόπτησης	89
Σχήμα 24: Διάγραμμα ροής αναζήτησης ταμπού.....	90
Σχήμα 25: Αλγόριθμος εξέλιξης.....	92
Σχήμα 26: Σύστημα ασαφούς λογικής	97
Σχήμα 27: Συνάρτηση Gaussian.....	99
Σχήμα 28: Συνάρτηση Bell.....	99
Σχήμα 29: Τριγωνική λειτουργία ιδιότητας μέλους.....	99
Σχήμα 30: Ιδιότητα μέλους.....	100
Σχήμα 31: Καθορισμός λειτουργιών ιδιότητας μέλους.....	101
Σχήμα 32: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<απόσταση σε μίλια>>.....	102

Σχήμα 33: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<επίπεδο ζημιάς>>	102
Σχήμα 34: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<τιμή πώλησης>>.....	105
Σχήμα 35: Ασαφές σύνολο εισαγωγής	106
Σχήμα 36: Ασαφές σύνολο παραγωγής.....	108
Σχήμα 37: Ασαφές σύνολο παραγωγής.....	109
Σχήμα 38: Defuzzification.....	109
Σχήμα 39: Κόμβος δραστηριότητας εισαγωγής	116
Σχήμα 40: Λειτουργία συμπίεσης	117
Σχήμα 41: Λειτουργία σφυγμού	118
Σχήμα 42: Τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου.....	120
Σχήμα 43: Τροφοδότηση νευρωνικού δικτύου	122
Σχήμα 44:Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Elman	123
Σχήμα 45: Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Jordan	124
Σχήμα 46: Διαδικασία back-propagation(διάδοση προς τα πίσω)	128
Σχήμα 47: Διαδικασία back-propagation	130
Σχήμα 48: Διανομή τιμών εισαγωγής.....	131
Σχήμα 49: Διάγραμμα ροής ant system.....	137
Σχήμα 50: Παράδειγμα πρακτόρων-διαμεσολαβητών (1)	147
Σχήμα 51: Παράδειγμα πρακτόρων-διαμεσολαβητών (2)	148
Σχήμα 52: Μοντέλα παραγωγής πρόβλεψης.....	154
Σχήμα 53: Τεχνική στοίβαξη.....	158
Σχήμα 54: Λειτουργία διόδου.....	159
Σχήμα 55: Λειτουργία δύο αλγρίθμων βελτιστοποίησης.....	163
Σχήμα 56: Διάγραμμα μη κυριαρχούμενων λύσεων	205
Εικόνα 1: Βελτιστοποίηση ρύπανσης.....	36
Εικόνα 2: Βελτιστοποίηση ρύπανσης.....	37
Εικόνα 3: Περιοχές επιστραφέντων αυτοκινήτων.....	44
Εικόνα 4: Περιοχές επιστραφέντων αυτοκινήτων.....	46
Εικόνα 5: Συνολική κατανομή	53
Εικόνα 6: Μονάδα πρόβλεψης-Τιμή πώλησης.....	63
Εικόνα 7: Διαδικασία hill climber.....	85
Εικόνα 8: Βιολογικός νευρώνας.....	114
Εικόνα 9: Βιολογικοί νευρώνες.....	115
Εικόνα 10: Παράδειγμα κύκλου (1)	141
Εικόνα 11: Παράδειγμα κύκλου (2)	141
Εικόνα 12: Shoe of cards.....	144
Εικόνα 13: Οθόνη διαμόρφωσης (1)	178
Εικόνα 14: Οθόνη διαμόρφωσης (2)	179
Εικόνα 15: Οθόνη δείγματος (1)	180
Εικόνα 16: Οθόνη δείγματος (2)	185
Εικόνα 17: Οθόνη δείγματος (3)	191
Εικόνα 18: Οθόνη δείγματος (4)	192

Εικόνα 19: Οθόνη δείγματος (5)	196
Εικόνα 20: Οθόνη δείγματος (6)	197
Εικόνα 21: Οθόνη δείγματος (7)	202
Εικόνα 22: Παράδειγμα τριμήνου	203
Πίνακας 1: Δημοπρασία	40
Πίνακας 2: Δεδομένα δημοπρασίας	43
Πίνακας 3: Δεδομένα δημοπρασίας	59
Πίνακας 4: Δεδομένα αυτοκινήτων	60
Πίνακας 5: Στοιχεία δημοπρασίας.....	64
Πίνακας 6: Πίνακας συμβούλευσης	144
Πίνακας 7 : Αποτελέσματα δημοπρασιών.....	162
Πίνακας 8: Αποτελέσματα κατάταξης.....	199
Πίνακας 9: Διαδικασία πρόβλεψης με 4 μοντέλα	201

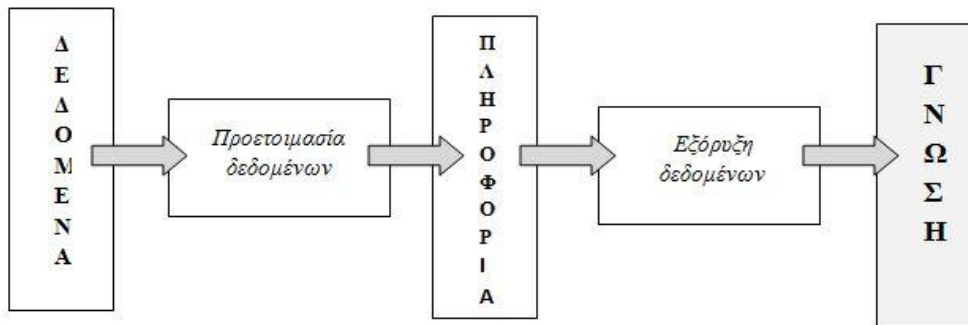
1 Εισαγωγή

"Η απάντηση στο πρόβλημά μου είναι κρυμμένη στα δεδομένα μου ... αλλά δεν μπορώ να την ξεθάψω!" Αυτή η δημοφιλής δήλωση υπάρχει εδώ και χρόνια ως στέλεχος επιχειρήσεων που συγκεντρώθηκαν και αποθηκεύονται τεράστιες ποσότητες δεδομένων με την πεποίθηση ότι περιέχουν κάποιες πολύτιμες πληροφορίες. Αλλά οι διευθυντές των επιχειρήσεων τελικά ανακάλυψαν ότι τα ανεπεξέργαστα δεδομένα σπάνια έχουν οποιοδήποτε όφελος, και ότι η πραγματική αξία τους εξαρτάται από την ικανότητα ενός οργανισμού να τα αναλύσει. Ως εκ τούτου, διαπιστώθηκε η ανάγκη για λογισμικά συστήματα ικανά να ανακτούν, συνοψίζουν, και ερμηνεύοντας τα δεδομένα για τους τελικούς χρήστες.

Η ανάγκη αυτή τροφοδότησε την εμφάνιση εκατοντάδων εταιρειών επιχειρηματικής ευφυΐας που ειδικεύονται στην παροχή συστημάτων λογισμικού και υπηρεσιών για την εξόρυξη γνώσης από τα ανεπεξέργαστα δεδομένα. Αυτά τα λογισμικά συστήματα αναλύουν τα λειτουργικά δεδομένα της εταιρείας και προσφέρουν γνώση με τη μορφή πίνακα, γραφήματος, πίτας, και άλλα στατιστικά στοιχεία. Για παράδειγμα, μια έκθεση επιχειρηματικής ευφυΐας μπορεί να αναφέρει ότι το 57% των πελατών είναι μεταξύ των ηλικιών 40 και 50, ή ότι το προϊόν X πουλάει πολύ καλύτερα στην Φλόριντα από την Georgia.¹

Κατά συνέπεια, ο γενικός στόχος των περισσότερων συστημάτων επιχειρηματικής ευφυΐας ήταν: (1) πρόσβαση σε δεδομένα από μια ποικιλία από διαφορετικές πηγές, (2) μετατροπή των δεδομένων αυτών σε πληροφορίες, και στη συνέχεια σε γνώση και (3) παροχή ενός εύκολου γραφικού περιβάλλοντος χρήστη. Με άλλα λόγια, ένα σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας ήταν υπεύθυνο για τη συλλογή και την αφομοίωση των δεδομένων, καθώς και την παρουσίαση των γνώσεων με έναν φιλικό τρόπο (ενισχύοντας έτσι την ικανότητα του τελικού χρήστη να κάνει καλές αποφάσεις). Το παρακάτω διάγραμμα απεικονίζει τις διαδικασίες που στηρίζουν μια παραδοσιακή επιχείρηση ευφυών συστημάτων:

¹ Σημείωση ότι η επιχειρηματική ευφυΐα μπορεί να οριστεί και ως «κράτος» (μια αναφορά που περιέχει γνώση) και ως «διαδικασία» (λογισμικό υπεύθυνο για τη μετατροπή των δεδομένων σε γνώση).



Σχήμα 1: Διαδικασίες Ευφών Συστημάτων

Παρά το γεγονός ότι διαφορετικά κείμενα κατέδειξαν τη σχέση μεταξύ των δεδομένων και της γνώσης με διαφορετικούς τρόπους, η διάκριση μεταξύ δεδομένων, πληροφοριών, και γνώσης είναι αρκετά ξεκάθαρη:

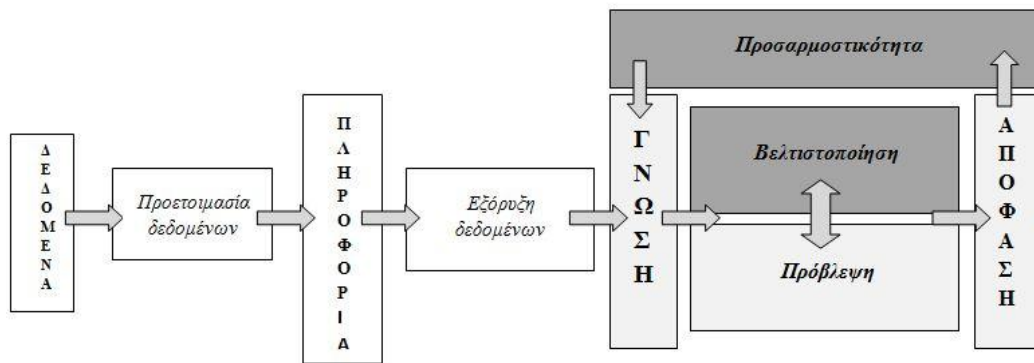
- Τα δεδομένα συλλέγονται σε καθημερινή βάση στη μορφή bits, αριθμών, συμβόλων και "αντικειμένων."
- Οι πληροφορίες είναι «οργανωμένα δεδομένα», τα οποία είναι έτοιμη τροφή, καθαρίζονται, οργανώνονται σε δομές, και αφαιρούνται από τον πλεονασμό.
- Η γνώση είναι "ολοκληρωμένη πληροφόρηση", η οποία περιλαμβάνει στοιχεία και σχέσεις που είχαν εκληφθεί, ανακαλυφθεί, ή διαβαστεί.

Επειδή η γνώση είναι ένα βασικό συστατικό της κάθε διαδικασίας λήψης αποφάσεων (όπως η παλιά παροιμία, "Η γνώση είναι δύναμη!"), πολλές επιχειρήσεις βλέπουν τη γνώση ως τον τελικό στόχο. Αλλά φαίνεται ότι η γνώση δεν είναι πλέον αρκετή. Μια επιχείρηση μπορεί να "γνωρίζει" πολλά για τους πελάτες της - που μπορεί να έχει εκατοντάδες διαγράμματα και γραφικές παραστάσεις που οργανώνονται οι πελάτες της από την ηλικία, τις προτιμήσεις, τη γεωγραφική τοποθεσία, και την ιστορία των πωλήσεων - αν και η διεύθυνση μπορεί να μην είναι ακόμα σίγουρη για το τι απόφαση θα πάρει! Και εδώ φαίνεται η διαφορά μεταξύ της «υποστήριξης λήψης αποφάσεων» και της «λήψης αποφάσεων»: όλη η γνώση του κόσμου δεν μπορεί να εγγυηθεί τη σωστή ή την καλύτερη απόφαση.

Επιπλέον, πρόσφατη έρευνα στην ψυχολογία δείχνει ότι ευρέως διαδεδομένες πεποιθήσεις μπορούν στην πραγματικότητα να εμποδίσουν την διαδικασία λήψης αποφάσεων. Για παράδειγμα, όπως και οι κοινές πεποιθήσεις "Όσο περισσότερη γνώση έχουμε, τόσο καλύτερες θα είναι οι αποφάσεις μας", ή "μπορούμε να κάνουμε τη διάκριση μεταξύ χρήσιμες γνώσεις και άνευ σημασίας γνώσεις", δεν στηρίζεται σε εμπειρικά αποδεικτικά στοιχεία. Έχοντας περισσότερη γνώση αυξάνεται απλώς η εμπιστοσύνη μας, αλλά δεν βελτιώνει την ακρίβεια των αποφάσεων μας. Ομοίως, οι άνθρωποι που παρέχονται με "καλή" και "κακή" γνώση συχνά δυσκολεύονται να διακρίνουν μεταξύ των δύο, αποδεικνύοντας ότι η άσχετη γνώση μειώνει την αποτελεσματικότητα της λήψης αποφάσεων.

Σήμερα, οι περισσότεροι διευθυντές επιχειρήσεων συνειδητοποιούν ότι υπάρχει χάσμα μεταξύ του να έχεις την σωστή γνώση και να πάρεις τη σωστή απόφαση. Επειδή αυτή η διαφορά επηρεάζει τη δυνατότητα του διαχειριστή να απαντήσει σε θεμελιώδη ερωτήματα των επιχειρήσεων (όπως "Τι θα πρέπει να γίνει για να αυξηθούν τα κέρδη; Μείωση του κόστους; Ή να αυξήσουμε το μερίδιο αγοράς;"), το μέλλον της επιχειρηματικής ευφυΐας βρίσκεται σε συστήματα που μπορούν να δώσουν απαντήσεις και κατευθύνσεις αντί για σωρούς γνώσεων με τη μορφή εκθέσεων. Το μέλλον της επιχειρηματικής ευφυΐας βρίσκεται σε συστήματα που μπορούν να λάβουν αποφάσεις! Ως αποτέλεσμα, υπάρχει μια νέα αναδυόμενη τάση στην αγορά που ονομάζεται Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα.

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



Σχήμα 2: Διαδικασία λήψης αποφάσεων

Ενώ η επιχειρηματική ευφυΐα συχνά ορίζεται ως "μια ευρεία κατηγορία της αίτησης 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 πειθαρχία της χρήσης πρόβλεψης και της βελτιστοποίησης των τεχνικών για τη δημιουργία συστημάτων αυτομάθησης απόφασης (όπως δείχνει το παραπάνω διάγραμμα). Τα συστήματα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας περιλαμβάνουν στοιχεία όπως: εξόρυξη δεδομένων, έξυπνη μοντελοποίηση, πρόβλεψη, βελτιστοποίηση, και προσαρμοστικότητα, και χρησιμοποιούνται από τους διευθυντές των επιχειρήσεων για να λαμβάνουν καλύτερες αποφάσεις.

Αυτή η σχετικά νέα προσέγγιση για την επιχειρηματική ευφυΐα είναι σε θέση να συστήνει καλύτερη πορεία δράσης (με βάση τα δεδομένα του παρελθόντος), αλλά το κάνει με έναν πολύ ιδιαίτερο τρόπο: Ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας ενσωματώνει τις ενότητες της πρόβλεψης και της βελτιστοποίησης να προτείνουν σχεδόν βέλτιστες αποφάσεις, και μια «ενότητα προσαρμοστικότητας» για την βελτίωση των μελλοντικών προτάσεων. Τα συστήματα αυτά μπορούν να βοηθήσουν τους διαχειριστές των επιχειρήσεων να πάρουν αποφάσεις οι οποίες αυξάνουν την αποτελεσματικότητα, την παραγωγικότητα και την ανταγωνιστικότητα. Επιπλέον, η σημασία της προσαρμογής δεν μπορεί να υπερτονίζεται. Μετά από όλα αυτά, ποιο είναι το νόημα της χρήσης ενός συστήματος λογισμικού που παράγει άρτια επιμέρους προγράμματα, ανακριβείς προβλέψεις της ζήτησης, και κατώτερα εφοδιαστικά σχέδια, κάθε φορά; Δεν θα ήταν θαυμάσιο να χρησιμοποιήσετε ένα σύστημα

λογισμικού που θα μπορούσε να προσαρμοστεί στις αλλαγές της αγοράς; Ένα σύστημα λογισμικού που θα μπορούσε να βελτιωθεί με το χρόνο;

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

2 Χαρακτηριστικά των σύνθετων επιχειρησιακών προβλημάτων

Η δήλωση «τα σύνθετα προβλήματα των επιχειρήσεων είναι δύσκολο να επιλυθούν» είναι τόσο προφανής ότι δεν απαιτεί καμία αιτιολόγηση. Μια πιο προσεκτική ματιά σε οποιοδήποτε πρόβλημα στον πραγματικό κόσμο των επιχειρήσεων, είτε στη διανομή, την ανίχνευση διατήρησης πελατών, ή απάτη, είναι μάρτυρες σε αυτή την ολοφάνερη αλήθεια. Τα πιο περίπλοκα προβλήματα των επιχειρήσεων διαθέτουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά, που είναι ο λόγος που είναι τόσο δύσκολο να επιλυθούν:

- Ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι τόσο μεγάλος ώστε να αποκλείει την πλήρη αναζήτηση για την καλύτερη απάντηση. Με άλλα λόγια, ο αριθμός των δυνατών κατανομών, διαδρομών, κανόνων απάτης, ή των σχεδίων μεταφοράς είναι τόσο μεγάλος, που εξετάζει όλες τις δυνατότητες που θα χρειαστούν πολλούς αιώνες υπερυπολογιστικού χρόνου.
- Το πρόβλημα υπάρχει σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Αυτό σημαίνει ότι η χθεσινή απόφαση, ωστόσο η βέλτιστη, μπορεί να μην είναι η καλύτερη σήμερα.
- Το πρόβλημα είναι εξαιρετικά περιορισμένο. Για τα περισσότερα προβλήματα, η τελική λύση θα πρέπει να ικανοποιεί πολλούς περιορισμούς που επιβάλλονται από εσωτερικούς κανονισμούς, ικανότητες, νόμους, ή / και προτιμήσεις. Μερικές φορές την εξεύρεση έστω και μιας εφικτής λύσης (δηλαδή, μιας λύσης που να ικανοποιεί όλους τους ειδικούς περιορισμούς των προβλημάτων) είναι αρκετά δύσκολο.

Υπάρχουν πολλοί (ενδεχομένως αντικρουόμενοι) στόχοι. Για παράδειγμα, ο στόχος πολλών προβλημάτων προγραμματισμού είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου και του κόστους, αλλά αυτοί οι δύο στόχοι είναι ενάντια ο ένας στον άλλο (η 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, τέτοια προβλήματα μπορεί να απαιτούν μια ολόκληρη σειρά λύσεων (και όχι μια απλή λύση). Φυσικά, η παραπάνω λίστα μπορεί να επεκταθεί για να συμπεριλάβει πολλά άλλα χαρακτηριστικά, όπως οι ελλειπείς πληροφορίες (π.χ., των αναγκαίων στοιχείων δεν καταγράφηκαν),

θορυβώδη δεδομένα (π.χ., τα δεδομένα που περιέχουν στρογγυλοποιημένα στοιχεία και εκτιμήσεις), και η αβεβαιότητα (π.χ., τα στοιχεία δεν είναι αξιόπιστα). Ωστόσο, τα τέσσερα κύρια χαρακτηριστικά που αναφέρονται ανωτέρω επαρκούν για τους σκοπούς μας, οπότε ας συζητήσουμε το καθένα από αυτά με τη σειρά του.

2.1 Ο αριθμός των πιθανών λύσεων

Ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να βρούμε την καλύτερη λύση σε ένα πρόβλημα με 100 μεταβλητές αποφάσεις. Για να κρατήσουμε αυτό το παράδειγμα απλό, ας υποθέσουμε ότι κάθε μία από αυτές τις μεταβλητές αποφάσεις είναι δυαδική (δηλαδή, κάθε μεταβλητή απόφαση λαμβάνει μία από τις δύο πιθανές αξίες, όπως "ναι" ή "όχι"). Κάθε δυνατός συνδυασμός αυτών των 100 μεταβλητών παράγει κάποιο αποτέλεσμα, το οποίο μπορούμε να αξιολογήσουμε με την ένδειξη «βαθμολογία μέτρησης της ποιότητας». Ας υποθέσουμε, για παράδειγμα, ότι μια ακολουθία

"Ναι" και "ναι" και "όχι" και "όχι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" ... & & "ναι"

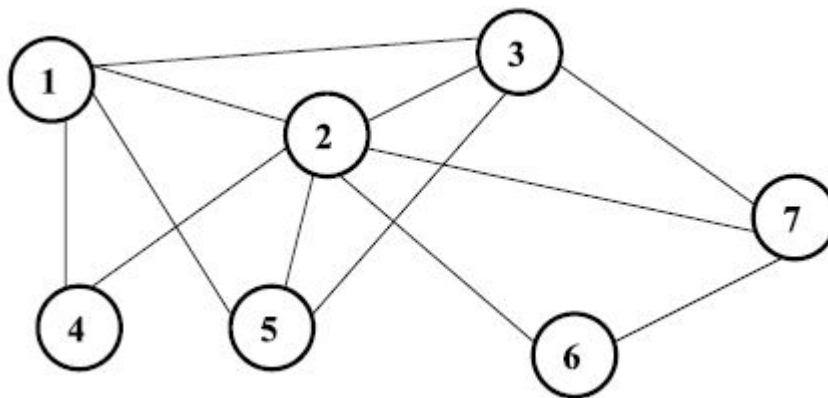
παράγει μια βαθμολογία ποιότητας κατά 17,3, ενώ η ακολουθία

"Ναι" και "όχι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" και "ναι" και "όχι" ... & & "όχι"

παράγει μια βαθμολογία ποιότητας 18.1. Όσο υψηλότερη είναι η βαθμολογία μέτρησης της ποιότητας, τόσο καλύτερη είναι η λύση, εξ ου και η τελευταία λύση είναι καλύτερη από την πρώτη. Δουλειά μας είναι να βρούμε τον συνδυασμό των τιμών για τις 100 μεταβλητές που παράγουν τη μεγαλύτερη δυνατή βαθμολογία μέτρησης της ποιότητας. Με άλλα λόγια, θα θέλαμε να βρούμε μια λύση που δεν μπορεί να βελτιωθεί. Αν δεν έχουμε κανένα επιπρόσθετο πρόβλημα-ειδικής γνώσης, η προσέγγισή μας μπορεί να είναι να αξιολογήσουμε 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 εκθετικούς ρυθμούς: υπάρχουν τέσσερις συνδυασμοί (2×2) για τις δύο μεταβλητές, οκτώ συνδυασμοί ($2 \times 2 \times 2$) για τρεις μεταβλητές, και ούτω καθεξής. Με 100 μεταβλητές, υπάρχουν $2 \times 2 \times \dots \times 2$ (100 φορές) συνδυασμοί - 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 κάνει 1.000 συνδυασμούς ανά δευτερόλεπτο, και αρχίζαμε να χρησιμοποιούμε αυτόν τον υπολογιστή ένα δισεκατομμύριο χρόνια πριν, εμείς θα είχαμε αξιολογήσει λιγότερο από το 1% των πιθανών λύσεων από σήμερα!

Ας δούμε ένα άλλο παράδειγμα, το περίφημο πρόβλημα πλασιέ. Εννοιολογικά, το πρόβλημα είναι πολύ απλό: ταξιδεύοντας τη μικρότερη δυνατή απόσταση, ο πωλητής πρέπει να επισκεφθεί κάθε πόλη στην επικράτειά του (ακριβώς μία φορά) και στη συνέχεια να επιστρέψει στο σπίτι του². Το παρακάτω διάγραμμα δείχνει την έκδοση αυτού του προβλήματος με επτά πόλεις:



Σχήμα 3: Παράδειγμα πλασιέ

Με επτά πόλεις, το πρόβλημα έχει 360 πιθανές λύσεις³, κάνοντάς το σχετικά εύκολο να λυθεί. Ωστόσο, με την προσθήκη μερικών ακόμα πόλεων, ο αριθμός αυτός αυξάνεται ραγδαία.

Για να δείτε την εξωφρενική ανάπτυξη των πιθανών λύσεων, εξετάστε τα εξής:

- Ένα πρόβλημα 10-πόλεων έχει 181.440 πιθανές λύσεις.

² Ορισμένα αλληλένδετα προβλήματα απαιτούν ελαφρώς διαφορετικά κριτήρια, όπως η αναζήτηση περιοδείας από τις πόλεις που απαιτείται ο ελάχιστος χρόνος ταξιδιού, το ελάχιστο κόστος καυσίμων, ή μια σειρά άλλων δυνατοτήτων, αλλά η βασική αρχή είναι η ίδια.

³ Υποθέτουμε ότι το πρόβλημα είναι συμμετρικό (δηλαδή, η απόσταση μεταξύ των πόλεων i και j είναι η ίδια με την απόσταση μεταξύ j και i). Σημειώστε επίσης, ότι η λύση 1-2- 3-4-5-6-7 είναι η ίδια με τη λύση 3-4-5- 6-7-1-2, καθώς και οι δύο αυτές λύσεις έχουν μια διαφορετική πόλη εκκίνησης αλλά αντιπροσωπεύουν τον ίδιο κύκλο.

- Ένα πρόβλημα 20-πόλεων έχει περίπου 10^{16} πιθανές λύσεις.
- Ένα πρόβλημα 50-πόλεων έχει περίπου 10^{62} πιθανές λύσεις.

Προς σύγκριση, ο πλανήτης μας κατέχει περίπου 10^{21} λίτρα νερού, έτσι ένα πρόβλημα 50-πόλεων έχει ένα αφάνταστα μεγάλο αριθμό λύσεων. Ο αριθμός των πιθανών λύσεων σε ένα πρόβλημα 100-πόλεων υπερβαίνει (κατά πολύ) τον εκτιμώμενο αριθμό των ατόμων σε όλο το Σύμπαν! Είναι τόσο μεγάλο που δεν μπορούμε ακόμη και να συλλάβουμε σεν με τόσα πολλά στοιχεία. Σημειώστε επίσης, ότι τα περισσότερα προβλήματα στον πραγματικό κόσμο των επιχειρήσεων είναι πολύ πιο πολύπλοκα από ό, τι αυτό (όσον αφορά τις πιθανές λύσεις). Ορίζονται από ένα πολύ μεγαλύτερο αριθμό των μεταβλητών, και αυτές οι μεταβλητές συνήθως λαμβάνουν περισσότερες τιμές από ό, τι το "ναι" ή "όχι". Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι πραγματικά αστρονομικός!

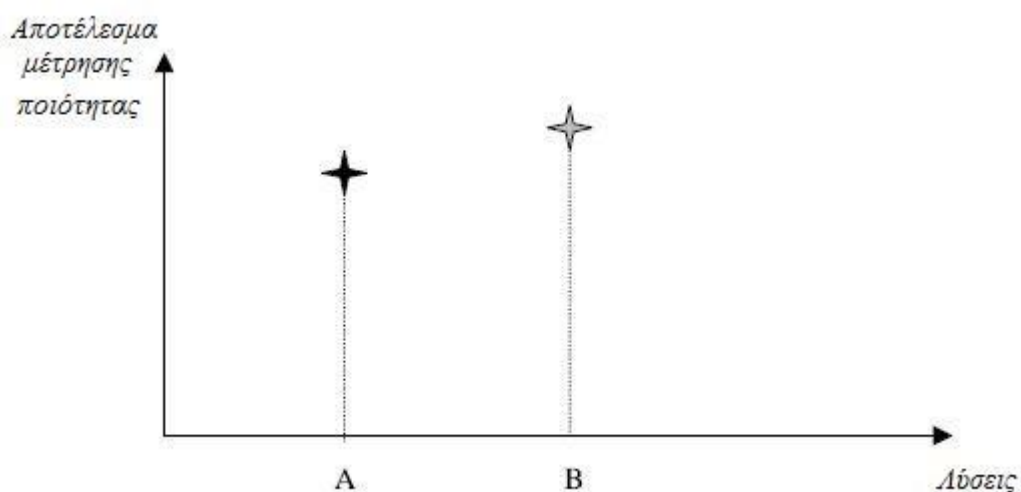
Έτσι, πώς μπορούν οι διευθυντές των επιχειρήσεων να εντοπίσουν τις βέλτιστες λύσεις σε τέτοια προβλήματα; Επειδή ο αριθμός των πιθανών διανομών, των δρομολογίων, των κανόνων απάτης, ή της μεταφοράς σχεδίων μπορεί να είναι τόσο μεγάλος, ώστε να εξετάσουν όλες τις δυνατότητες (ακόμη και με τους ταχύτερους υπερ-υπολογιστές) θα έπαιρνε πολλούς αιώνες, στην καλύτερη περίπτωση μια εξαντλητική έρευνα που βασίζεται σε υπολογιστική ισχύ είναι σαφές ότι δεν είναι η απάντηση. Στα επόμενα κεφάλαια, θα συζητήσουμε ένα πραγματικό πρόβλημα, σε περίπτωση που ο αριθμός των πιθανών λύσεων είναι πολύ μεγαλύτερος από τους αριθμούς που παρουσιάζονται εδώ, και δείχνουν πώς αυτά τα προβλήματα μπορούν να λυθούν χρησιμοποιώντας ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

2.2 Χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον

Οι διευθυντές των επιχειρήσεων γνωρίζουν ότι η αγορά δεν είναι στάσιμη και ακόμη ότι παίρνει στάσιμα στιγμιότυπα από τα προβλήματα που προσπαθούν να επιλύσουν. Το στιγμιότυπο είναι ένα καλό σημείο εκκίνησης για την ανάλυση και την κατανόηση του προβλήματος, αλλά από μόνο του, δημιουργεί μία ψευδή εικόνα. Επειδή τα προβλήματα στον πραγματικό κόσμο των επιχειρήσεων είναι

προσαρμοσμένα σε χρονικά μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, είναι σημαντικό να ακολουθήσουμε ρητά τον χρονικό όρο. Για να επεξηγήσουμε αυτό το σημείο, αφήστε μας να μελετήσουμε μία πραγματική έκδοση του προβλήματος πλασιέ, με πολλά φορτηγά διανομής. Αν το πρόβλημα αναλυθεί προσεκτικά και βρεθεί μία ομάδα διαδρομών διανομής, η ποιότητα αυτών των διαδρομών μπορεί να επιτηδευτεί από πολλούς κυκλικούς παράγοντες (όπως την ώρα κυκλοφοριακής αιχμής και την κίνηση το σαββατοκύριακο, καιρικές και οδικές συνθήκες, κτλ), και από απροσδόκητα γεγονότα (όπως η εργασιακή απεργία, ή ατυχήματα των φορτηγών διανομής). Επειδή το πρόβλημα είναι επηρεασμένο από πολλούς περιβαλλοντικούς παράγοντες, οποιαδήποτε λύση στατικού στιγμιότυπου αυτού του προβλήματος μπορεί να αποδειχτεί χρήσιμο.

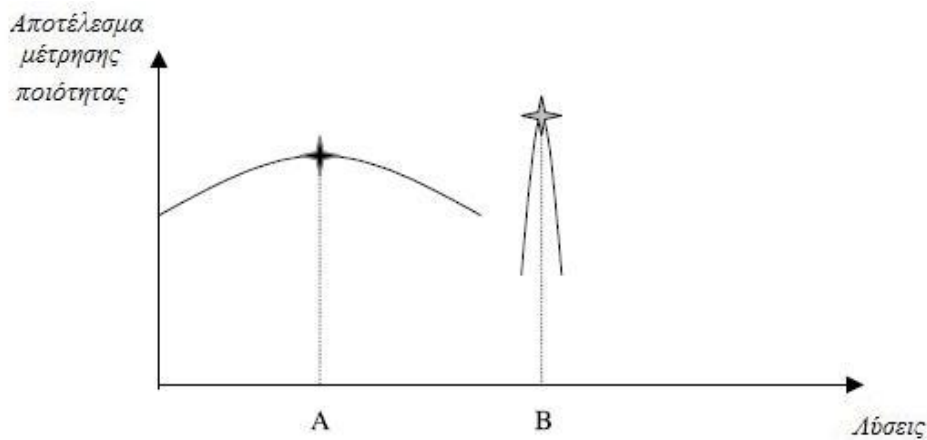
Υπάρχουν μερικά επιπλέον ζητήματα συνδεδεμένα με τα χρονικά μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα που αξίζει τον κόπο να σημειωθούν. Για παράδειγμα, φανταστείτε ότι λαμβάνουμε υπ' όψιν την υλοποίηση της λύσης A ή της λύσης B:



Σχήμα 4: Αποτέλεσμα μέτρησης ποιότητας (1)

Ποια από αυτές τις δύο λύσεις θα επιλέξουμε? Λοιπόν, η ερώτηση μοιάζει συνηθισμένη : Επειδή η λύση B έχει μετρήσιμο σκορ υψηλότερης ποιότητας, η λύση B είναι καλύτερη από την λύση A. Αν και η δήλωση αυτή είναι αληθής – η λύση B είναι καλύτερη από την λύση A – η απάντηση μπορεί να μην είναι τόσο

απλή. Αυτό συμβαίνει γιατί η λύση A “εξετάζει” αναφορικά με επίπεδο άκρο (flat peak), ενώ η λύση B “εξετάζει” σε πολύ στενό άκρο (narrow peak) :



Σχήμα 5: Αποτέλεσμα μέτρησης ποιότητας (2)

Μπορούμε να εξηγήσουμε το παραπάνω διάγραμμα όπως ακολούθως : Η λύση B είναι καλύτερη από την λύση A (δεν υπάρχει αμφιβολία για αυτό), αλλά αν αναγκαστούμε να τροποποιήσουμε την λύση B για οποιονδήποτε λόγο (λόγω ανεπάρκειας εφοδίων, κακοκαιρίας, απεργίας, κτλ), μετά η ποιότητα της λύσης B μπορεί να επιδεινωθεί πολύ γρήγορα. Από την άλλη, η λύση A είναι περισσότερο σταθερή, με την έννοια ότι μπορεί να δεχτεί αλλαγές και τροποποιήσεις χωρίς μείωση της ποιότητας. Δεδομένου ότι η λύση A είναι λιγότερο επικίνδυνη από την λύση B, θα πρέπει να συνεχίσουμε ακόμα να επιλέγουμε την “ καλύτερη ” λύση B?

2.3 Πρόβλημα – Ειδικοί περιορισμοί

Όλα τα πραγματικά προβλήματα των επιχειρήσεων έχουν περιορισμούς κάποιου είδους, και αν μία συγκεκριμένη λύση δεν ικανοποιεί αυτούς τους περιορισμούς, δεν μπορούμε να εγκρίνουμε αυτή τη λύση. Τα προβλήματα προγραμματισμού χρησιμεύουν σαν ένα καλό παράδειγμα των περιορισμών του πραγματικού κόσμου. Για παράδειγμα, εξετάστε το πρόβλημα του προγραμματισμού των πληρωμάτων αεροπορικής εταιρείας για τις διάφορες πτήσεις. Κατ 'αρχάς, πρέπει να κάνουμε μια λίστα με όλες τις πτήσεις που

απαιτούν υπηρεσία, μαζί με όλες τις απαιτήσεις για τις πτήσεις αυτές (όπως τα επίπεδα δεξιοτήτων, τον αριθμό των μελών του πληρώματος, και ούτω καθεξής). Στη συνέχεια, χρειαζόμαστε μια βάση δεδομένων με όλα τα διαθέσιμα μέλη 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 του χρονοδιαγράμματος, την ευελιξία να πραγματοποιηθούν αλλαγές / αντικαταστάσεις, ο βαθμός στον οποίο ικανοποιούνται οι προτιμήσεις του προσωπικού, κλπ. Σημειώστε, ωστόσο, ότι το τελικό πρόγραμμα πρέπει να πληρεί μερικούς σκληρούς περιορισμούς, όπως:

- Ένα μέλος του πληρώματος δεν μπορεί να ανταποκριθεί σε δύο πτήσεις την ίδια στιγμή.
- Το πλήρωμα έχει προγραμματιστεί για μια συγκεκριμένη πτήση και πρέπει να πληρεί ορισμένες απαιτήσεις (π.χ., ο καπετάνιος πρέπει να έχει άδεια να λειτουργεί το συγκεκριμένο αεροπλάνο, ο αριθμός των αεροσυνοδών πρέπει να αντιστοιχεί με την ικανότητα του αεροπλάνου).
- Διάφορους νόμους και κανονισμούς, που θα μπορούσαν να απαιτούν κάποια ελάχιστη παύση για τα μέλη του πληρώματος ανάμεσα στις πτήσεις.

Αυτά είναι παραδείγματα σκληρών περιορισμών, τα οποία μια εφικτή λύση δεν μπορεί να παραβιαστεί. Εκτός από τους σκληρούς περιορισμούς, υπάρχουν επίσης πολλοί μαλακοί περιορισμοί. Αυτοί αντιπροσωπεύουν απαιτήσεις οι οποίες δεν είναι υποχρεωτικές, αλλά «καλό να υπάρχουν», όπως:

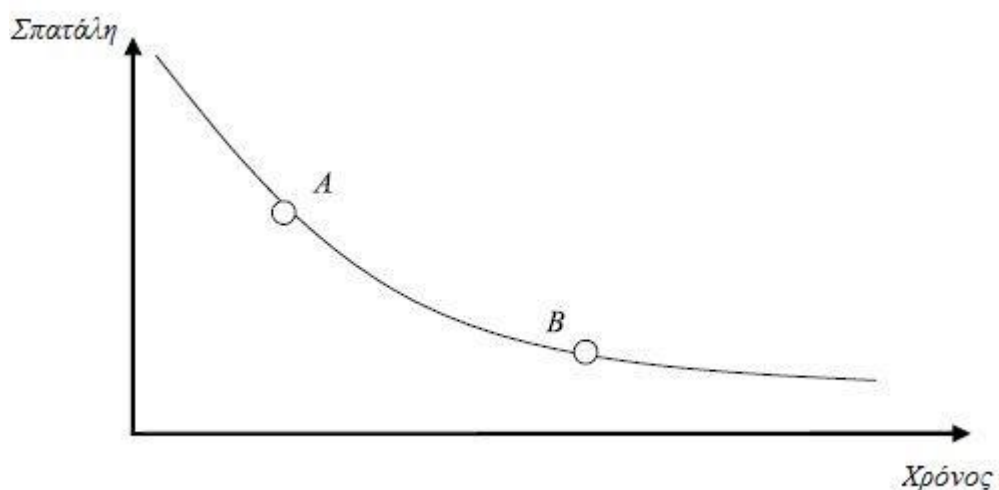
- Παροχή στα μέλη του πληρώματος, πέντε συνεχόμενες ημέρες ανάπαυσης κάθε μήνα.
- Δεν προγραμματίζουμε κάποια μέλη του πληρώματος μαζί στην ίδια πτήση (για προσωπικούς λόγους).
- Ελαχιστοποίηση του χρόνου αναμονής.

Ανάλογες εκτιμήσεις ισχύουν για το επιβατικό πρόβλημα του πωλητή: οι περιορισμοί περιλαμβάνουν όρια χωρητικότητας, χρόνο παράδοσης των παραθύρων, χρόνο οδήγησης, κλπ. Μερικοί από τους περιορισμούς αυτούς είναι σκληροί (π.χ. δεν μεταφέρουν χημικές ουσίες και τα τρόφιμα μαζί στο ίδιο όχημα),

ενώ άλλα είναι μαλακά (π.χ. προτιμήσεις προσωπικού) αλλά ανεξάρτητα από το αν είμαστε φορτηγά δρομολόγησης ή μέλη του πληρώματος προγραμματισμού, είναι απαραίτητο να επιβεβαιωθεί η σχετική σημασία κάθε μαλακής πίεσης από την ανάθεση αριθμητικών βαρών σε αυτό. Όταν επιλύσουμε το πρόβλημα, μετά μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτά τα βάρη για να υπολογίσουμε την ποιότητα της τελικής βαθμολογίας για κάθε δυνατή λύση. Χωρίς να γίνει πρώτα αυτό, θα ήταν εξαιρετικά δύσκολο να αξιολογηθούν οι διάφορες λύσεις.

2.4 Προβλήματα πολλαπλών στόχων

Είναι αρκετά ασυνήθιστο για κάθε πραγματικό πρόβλημα των επιχειρήσεων να έχουν μόνο ένα στόχο. Σκεφτείτε, για παράδειγμα, ποιοι στόχοι είναι σημαντικοί για τη βελτιστοποίηση της παραγωγής? Οι στόχοι μπορεί να περιλαμβάνουν την ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής και την ελαχιστοποίηση των αποβλήτων υλικών. Σημειώστε, ωστόσο, ότι αυτοί οι στόχοι θα μπορούσαν να "δουλεύουν" ο ένας εναντίον του άλλου, καθώς η ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής μπορεί να προκαλέσει αύξηση στα απόβλητα υλικά, και το αντίστροφο. Μπορούμε να απεικονίσουμε την σχέση αυτή με το ακόλουθο διάγραμμα:



Σχήμα 6: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (1)

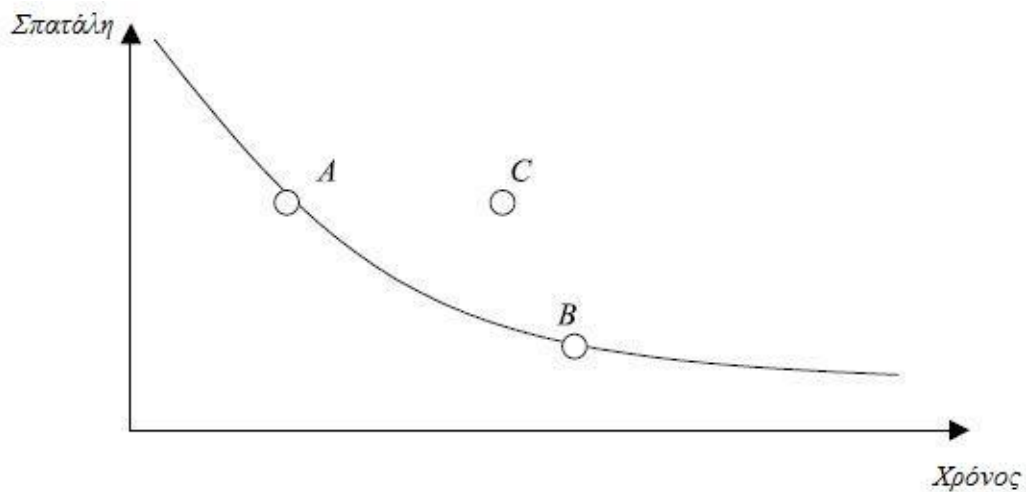
Είναι προφανές ότι όσο μικρότερος είναι ο χρόνος παραγωγής, τόσο μεγαλύτερα είναι τα απόβλητα. Η παραπάνω καμπύλη μας δίνει την κατά προσέγγιση σχέση μεταξύ αυτών των δύο στόχων, και μπορούμε να εκτιμήσουμε το ποσό του πρόσθετου χρόνου που απαιτείται για τη μείωση των αποβλήτων από ένα συγκεκριμένο ποσό. Ας εξετάσουμε τις λύσεις A και B: Ποια από αυτές είναι καλύτερη; Η λύση A είναι πιο γρήγορη, αλλά η ποσότητα των αποβλήτων υλικών είναι υψηλότερη, και το αντίστροφο. Σε προβλήματα με πολλαπλούς στόχους, είναι δυνατό να βρεθεί μια λύση που είναι καλύτερη σε σχέση με τον πρώτο στόχο, αλλά όχι το δεύτερο, και μια διαφορετική λύση που είναι καλύτερη σε σχέση με τον δεύτερο στόχο, αλλά όχι το πρώτο. Προβλήματα πολλαπλών στόχων θέτουν την πρόκληση για τον καθορισμό της ποιότητας της λύσης από την άποψη πολλών (ενδεχομένως αντικρουόμενων) παραμέτρων.

Έτσι ποια λύση θα πρέπει να επιλέξουμε? Την A ή B? Είναι αδύνατο να απαντήσουμε σε αυτήν την ερώτηση χωρίς πρώτα να έχουμε συμφωνήσει σε ένα κοινό παρονομαστή για το χρόνο και τα απόβλητα. Για παράδειγμα, μπορούμε να μεταφράσουμε τους δύο στόχους σε δολάρια, υπολογίζοντας ότι πέντε λεπτά του χρόνου παραγωγής είναι αξίας \$ 100, και κάθε λίρα των αποβλήτων υλικών είναι αξίας \$ 180. Μπορούμε να υπολογίσουμε στη συνέχεια την αξία (εκφρασμένη σε δολάρια) και των δύο λύσεων, συγκρίνουμε τους αριθμούς, και να επιλέξουμε τη λύση με το χαμηλότερο σχήμα του δολαρίου. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί με ένα μεγαλύτερο αριθμό από τους στόχους, αλλά είναι δύσκολο να βρούμε τον κοινό παρονομαστή για μερικούς από αυτούς τους στόχους εάν περιλαμβάνουν κριτήρια, όπως η "υγεία και η ασφάλεια στο χώρο εργασίας."

Το πραγματικό πρόβλημα του ταξιδιού του πωλητή έχει πολλαπλούς στόχους:

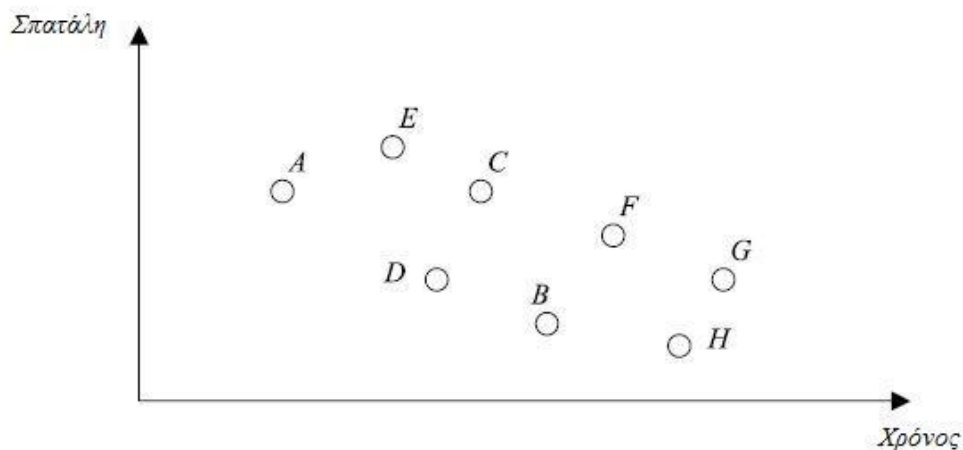
Εκτός από την προσπάθεια για την ελαχιστοποίηση της συνολικής απόστασης των ταξιδιών, προσπαθούμε επίσης να κάνουμε όσες το δυνατόν περισσότερες «στην ώρα τους» παραδόσεις, την ισορροπία του χρόνου ταξιδιού μεταξύ όλων των φορτηγών παράδοσης, και ούτω καθεξής. Αν έχουμε ένα σύνολο πιθανών λύσεων σε αυτό το πρόβλημα πολλαπλών στόχων, τότε ενδέχεται να είναι βολικό να ταξινομήσουμε αυτές τις λύσεις σε κυριαρχούμενες λύσεις και μη-κυριαρχούμενες λύσεις. Μια λύση κυριαρχείται αν υπάρχει εφικτή λύση (δηλαδή, μια λύση που να ικανοποιεί όλα τα προβλήματα ειδικών περιορισμών) αυτό είναι (1) καλό σε σχέση με κάθε στόχο, και (2) αυστηρά καλύτερο σε σχέση με τουλάχιστον έναν στόχο.

Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει την περίπτωση: Η λύση Γ κυριαρχείται γιατί η λύση Α είναι τόσο καλή όσο η λύση Γ για την διάσταση των αποβλήτων, και η καλύτερη για την διάσταση του χρόνου:



Σχήμα 7: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (2)

Μια λύση που δεν κυριαρχείται από οποιαδήποτε άλλη εφικτή λύση ονομάζεται μη κυριαρχούμενη λύση. Και πάλι, η εικόνα που ακολουθεί δείχνει την περίπτωση, όταν οι λύσεις E, C, F, και G κυριαρχούνται:



Σχήμα 8: Σχέση Σπατάλης-Χρόνου (3)

Η λύση E κυριαρχείται επειδή η λύση A είναι καλύτερη για όλους τους στόχους, η λύση C κυριαρχείται επειδή η λύση D είναι καλύτερη για όλους τους στόχους, και οι λύσεις F και G κυριαρχούνται επειδή η λύση B είναι καλύτερη σε όλους τους στόχους. Από την άλλη πλευρά, οι λύσεις A, D, B, και H είναι μη

κυριαρχούμενες, επειδή δεν υπάρχουν λύσεις που να είναι εξίσου καλές ή καλύτερες από οποιαδήποτε από αυτές σε όλους τους στόχους.

Φυσικά, οι μη-κυριαρχούμενες λύσεις είναι που μας ενδιαφέρουν. Ιδανικά, οποιοδήποτε σύστημα που ασχολείται με πολλαπλών-στόχων προβλήματα θα πρέπει να επιστρέψει αρκετές διαφορετικές λύσεις (κατά προτίμηση όλων των μη κυριαρχούμενων). Κάθε μία από αυτές τις λύσεις θα μπορούσε να έχει ενδιαφέρον για μας, αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις, μπορούμε να εφαρμόσουμε μόνο μία λύση. Για να αποφασίσουμε μεταξύ αυτών των διαφόρων μη-κυριαρχούμενων λύσεων, είτε χρησιμοποιείται ανθρώπινη εμπειρία, ώστε να βρεθούν κοινοί παρονομαστές (για παράδειγμα, να εκφράζουν το χρόνο και τα απόβλητα σε δολάρια) ή κάποια υψηλότερου επιπέδου γνώση.

Για παράδειγμα, μπορούμε να εκτιμήσουμε τη σχετική σημασία του κάθε στόχου με την απόδοση αριθμητικών βαρών (με τον ίδιο τρόπο που εφαρμόστηκαν στους μαλακούς περιορισμούς στην προηγούμενη ενότητα), ή με την επιβολή κατάταξης για όλους τους στόχους και στη συνέχεια επιλέγοντας λύσεις που ακολουθούν αυτή την υψηλή θέση. Μια άλλη επιλογή θα ήταν να επιλέξουμε τον σημαντικότερο στόχο και μετά να μετατρέψουμε τους υπόλοιπους στόχους σε περιορισμούς που πρέπει να πληρούνται. Πολύ συχνά, η επιλεγμένη προσέγγιση εξαρτάται από το πρόβλημα.

2.5 Μοντελοποίηση του προβλήματος

Η διαδικασία επίλυσης προβλημάτων αποτελείται από δύο ξεχωριστά στάδια: (1) δημιουργία ενός μοντέλου του προβλήματος, και (2) χρήση αυτού του μοντέλου για να δημιουργηθεί μια λύση:

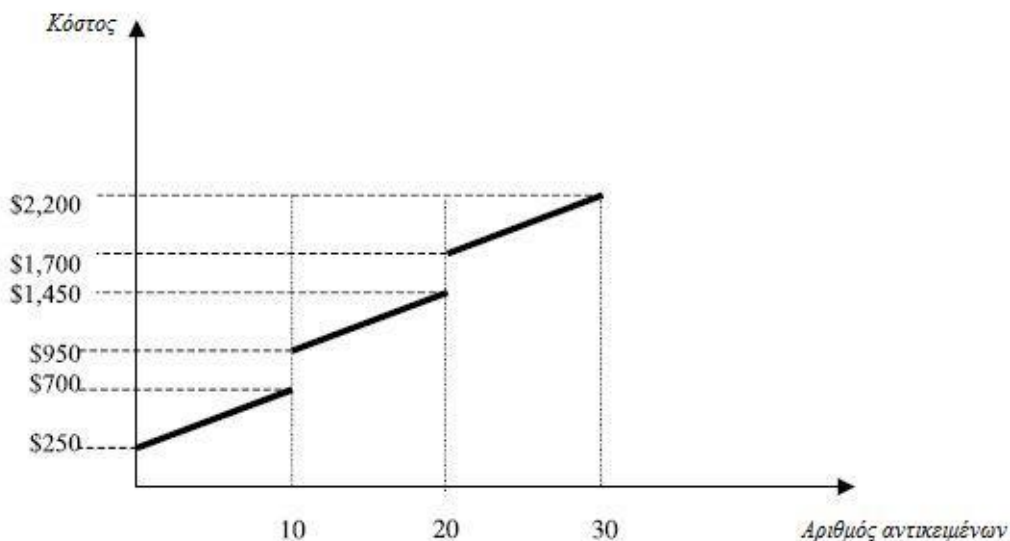


Σχήμα 9: Διαδικασία επίλυσης προβλημάτων

Λόγω αυτών των δύο σταδίων, πρέπει να συνειδητοποιήσουμε ότι βρίσκουμε μόνο μια λύση με το μοντέλο του προβλήματος. Εάν το μοντέλο είναι

ακριβές, τότε η λύση θα είναι νοητή. Αλλά αν το μοντέλο έχει πάρα πολλές ασαφείς υποθέσεις και προσεγγίσεις, η λύση μπορεί να είναι χωρίς νόημα, ή χειρότερα.

Ας εξετάσουμε το ακόλουθο παράδειγμα: Ας υποθέσουμε ότι μια εταιρεία έχει 80 αποθήκες και 5 κέντρα διανομής, και κάθε πιθανή διαδρομή ανάμεσα σε κάθε αποθήκη και κέντρο διανομής έχει ένα μετρήσιμο κόστος μεταφοράς. Η μορφή αυτής της συνάρτησης κόστους εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, όπως την απόσταση μεταξύ της αποθήκης και του κέντρου διανομής, η ποιότητα του δρόμου, η πυκνότητα της κυκλοφορίας, ο αριθμός των στάσεων που απαιτούνται, το μέσο όριο ταχύτητας, και ούτω καθεξής. Το μοντέλο μεταφοράς μεταξύ της αποθήκης 22 και του κέντρου διανομής 4 μπορεί να είναι:



Σχήμα 10: Μοντέλο μεταφοράς

Σε αυτό το μοντέλο, το κόστος είναι μηδέν όταν δεν υπάρχει παράδοση. Εάν, μεταφέρονται μέχρι και 10 αντικείμενα, τότε θα επιβαρύνονται με ένα σταθερό κόστος των \$ 250 και ένα επιπλέον κόστος των \$ 50 ανά αποσπελλόμενο αντικείμενο (έτσι, το κόστος για τη ναύλωση έξι στοιχείων θα είναι $\$ 250 + (6 \times 50 \$) = \$ 550$). Εντούτοις, αν μεταφέρουμε 11 ή περισσότερα στοιχεία (αλλά όχι περισσότερα από 20), θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε δύο φορτηγά. Σε αυτή την περίπτωση, το κόστος είναι \$ 700 για 10 αντικείμενα, επιπλέον \$ 250 για το δεύτερο φορτηγό, και \$ 50 για κάθε επιπλέον αντικείμενο (φυσικά, η πραγματική κατάσταση θα μπορούσε να είναι πιο πολύπλοκη από αυτή, με τα φορτηγά να

έχουν διαφορετικές φορτωτικές ικανότητες, χρονοδιαγράμματα, κ.λπ.). Δεδομένου των παραπάνω παραδοχών, μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα μοντέλο του συνόλου του προβλήματος όπου προσδιορίζει:

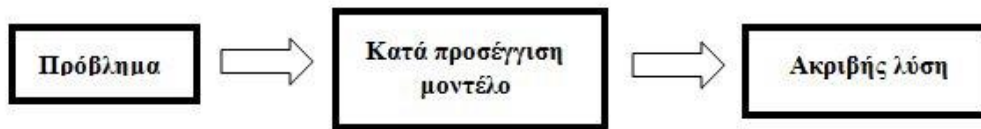
- Όλες οι μεταβλητές του προβλήματος. Σε αυτή τη περίπτωση, υπάρχουν 400 μεταβλητές (80 αποθήκες \times 5 κέντρα διανομής), με κάθε μεταβλητή να δείχνει τον αριθμό των στοιχείων που πρέπει να σταλούν από κάθε αποθήκη σε οποιοδήποτε κέντρο διανομής.
- Οι περιορισμοί που ορίζουν μια εφικτή λύση. Αυτοί θα μπορούσαν να είναι (1) καμία μεταφορά από οποιαδήποτε αποθήκη μπορεί να υπερβαίνει τον αριθμό των διαθέσιμων στοιχείων μέσα σε αυτή την αποθήκη, και (2) το συνολικό φορτίο σε κάθε κέντρο διανομής πρέπει να ικανοποιεί τη ζήτηση (δηλαδή, η συνολική αποστολή είναι τουλάχιστον ίση με τον αριθμό των παραγγελθέντων ειδών).
- Ο στόχος. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, θα μπορούσαμε να ασχοληθούμε με την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους μεταφοράς.

Εάν το μοντέλο μας για την μεταφορά αντικειμένων μεταξύ της αποθήκης 22 και του κέντρου διανομής 4 περιγράφει με ακρίβεια την πραγματική κατάσταση, τότε μπορούμε να κατασκευάσουμε παρόμοια πρότυπα για τις άλλες αποθήκες και κέντρα διανομής. Αλλά ένα τέτοιο ακριβές μοντέλο μπορεί να αποδειχθεί ότι είναι περιορισμένης χρησιμότητας. Γιατί; Για τους αρχάριους, η συνάρτηση κόστους στο συγκεκριμένο μοντέλο είναι ασυνεχής, και οι ασυνέχειες παρουσιάζουν σημαντικές δυσχέρειες για τις παραδοσιακές τεχνικές βελτιστοποίησης. Ως εκ τούτου, τα αποτελέσματα που θα λάβουν από τη χρήση παραδοσιακών (π.χ., κλίση-βασισμένη⁴) τεχνικών για τις λειτουργίες αυτές είναι πιθανόν να είναι αρκετά φτωχές. Και αν δεν μπορούμε να αντλήσουμε μια λύση με βάση αυτό το μοντέλο, το μοντέλο - ως τέλειο όπως πρέπει να είναι - είναι άχρηστο για να αποφασιστεί τι θα κάνουμε!

Επομένως, τι επιλογές έχουμε; Λοιπόν, 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

⁴ Διαβάθμιση είναι ένα ποσοστό μεταβολής σε σχέση με την απόσταση της μιας μεταβλητής ποσότητας

τη χρήση μιας μη παραδοσιακής προσέγγισης για την εξεύρεση μιας σχεδόν βέλτιστης λύσης. Βάλτε έναν διαφορετικό τρόπο, η πρώτη προσέγγιση χρησιμοποιεί ένα κατά προσέγγιση μοντέλο ενός προβλήματος, και στη συνέχεια βρίσκει την ακριβή λύση για αυτό το κατά προσέγγιση μοντέλο:



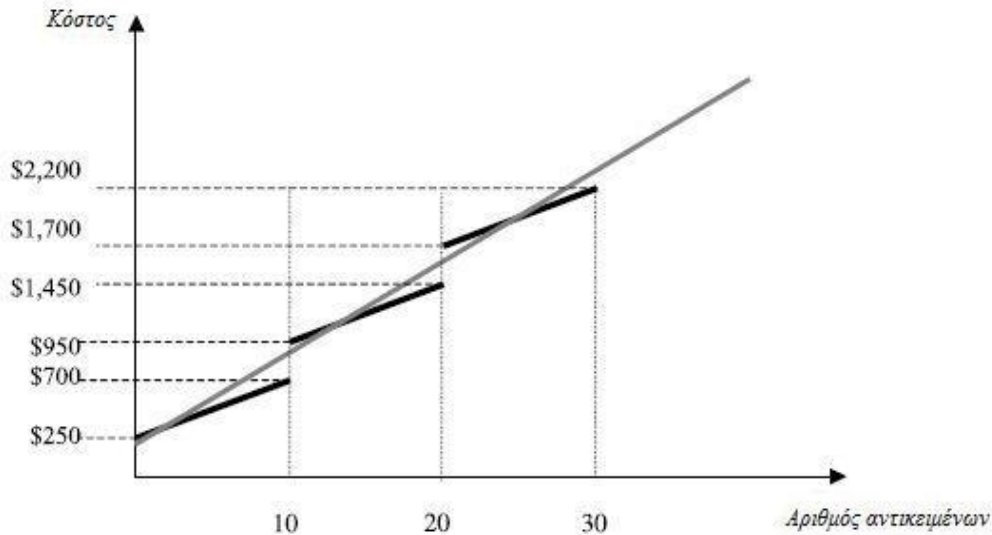
Σχήμα 11: Κατά προσέγγιση μοντέλο

και η δεύτερη προσέγγιση χρησιμοποιεί ένα ακριβές μοντέλο του προβλήματος, και βρίσκει έπειτα μια προσεγγιστική λύση για αυτό το συγκεκριμένο μοντέλο:



Σχήμα 12: Ακριβές μοντέλο

Η πρώτη προσέγγιση είναι αρκετά δελεαστική. Για παράδειγμα, μπορούμε να προσεγγίσουμε το μοντέλο μεταφοράς μεταξύ της αποθήκης 22 και του κέντρου διανομής 4 ως εξής:



Σχήμα 13: Μοντέλο μεταφοράς

. Μπορούμε να απλοποιήσουμε τα άλλα μοντέλα με παρόμοιο τρόπο, και κάνοντας όλα τα μοντέλα γραμμικά μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε στη συνέχεια μια γραμμική μέθοδο προγραμματισμού για να βρούμε μια 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 ασυνέχειές του και παρατυπίες - και να χρησιμοποιήσουμε μία μη παραδοσιακή μέθοδο για να βρεθεί μια κοντά στο βέλτιστο λύση. Από αυτές τις δύο προσεγγίσεις, η τελευταία είναι συχνά ανώτερη (δηλαδή, μία προσεγγιστική λύση για ένα ακριβές μοντέλο είναι "καλύτερη" από μια ακριβή λύση σε ένα κατά προσέγγιση μοντέλο). Για να καταλάβουμε γιατί, ρίξτε μια ματιά σε αυτή την κατάσταση με τον ακόλουθο τρόπο: Ένα προσεγγιστικό μοντέλο κρύβει συνήθως τις «παρατυπίες» ενός προβλήματος, επιτρέποντας έτσι σε κάποια παραδοσιακή μέθοδο (π.χ., γραμμικός προγραμματισμός) να παρέχει ακριβή λύση. Ωστόσο, με την απόκρυψη των παρατυπιών ενός προβλήματος, χάνουμε ένα μεγάλο μέρος των πληροφοριών που απαιτούνται για να βρεθεί η βέλτιστη λύση! Για παράδειγμα, στο απλουστευμένο μας μοντέλο παραπάνω, σημειώστε ότι η διαφορά του κόστους μεταφοράς μεταξύ 20 και 21 αντικειμένων είναι τώρα το ίδιο με τη διαφορά μεταξύ 19 και 20 αντικειμένων (που δεν είναι η περίπτωση με το ακριβές μοντέλο).

Ως εκ τούτου, το απλουστευμένο μοντέλο δεν "βλέπει" τα κατώτατα όρια που διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στον προσδιορισμό της βέλτιστης λύσης. Έτσι, η «βέλτιστη» λύση για ένα κατά προσέγγιση μοντέλο είναι συνήθως πιο κατάλληλη για το καλάθι αχρήστων παρά για την εφαρμογή!

2.6 Πραγματικό παράδειγμα

Ας εξετάσουμε ένα πραγματικό παράδειγμα για να θέσουμε αυτά τα χαρακτηριστικά των επιχειρησιακών προβλημάτων στο περιβάλλον. Το παράδειγμα αυτό βασίζεται σε ένα ερευνητικό πρόγραμμα «ελέγχου της ρύπανσης» Γραμμικός προγραμματισμός είναι ένας τρόπος επίλυσης του προβλήματος με τον οποίο μια γραμμική συνάρτηση ενός αριθμού μεταβλητών υπόκειται σε μια σειρά περιορισμών, με τη μορφή γραμμικών ανισοτήτων. Που ολοκληρώθηκε κατά τα τέλη της δεκαετίας του 1990 από μια ομάδα επιστημόνων από την Πολωνία και τις Ηνωμένες Πολιτείες. Σήμερα, θεωρούμε αυτό το έργο ότι είναι ένας προάγγελος της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

Ο κύριος σκοπός του έργου ήταν η μείωση οικολογικής καταστροφής στην Πολωνία μέσω της βελτίωσης της παραγωγής και διανομής ενέργειας. Ωστόσο, το πρόβλημα δεν ήταν τόσο απλό: Η προτεινόμενη λύση ήταν να μειωθεί η οικολογική καταστροφή, χωρίς να αυξηθεί το συνολικό λειτουργικό κόστος των σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ή να μην πληρείται η ζήτηση των καταναλωτών (π.χ., η μείωση της παραγωγής ενέργειας της χώρας, προκειμένου να μειωθεί η οικολογική καταστροφή δεν ήταν μια επιλογή). Δεδομένου ότι η ζήτηση της χώρας για ηλεκτρική ενέργεια έπρεπε να είναι ικανοποιητική, υπήρχαν πολλά προβλήματα για την παραγωγή ενέργειας σε κάθε περιοχή. Αν και αυτό το πρόβλημα είναι αρκετά συγκεκριμένο, αυτό δείχνει πολλά χαρακτηριστικά που είναι κοινά σε όλα σχεδόν τα πραγματικά προβλήματα των επιχειρήσεων (π.χ., έναν τεράστιο αριθμό των πιθανών λύσεων, πολλούς σύνθετους περιορισμούς, χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον). Οι ομοιότητες μεταξύ αυτού του προβλήματος και άλλων σύνθετων επιχειρησιακών προβλημάτων θα γίνουν εμφανής στα επόμενα κεφάλαια.

Για να λυθεί αυτό το δύσκολο πρόβλημα, αναπτύχθηκε ένα πειραματικό σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Ο στόχος του συστήματος ήταν η μείωση της οικολογικής βλάβης στην Πολωνία με τη βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας (και της επακόλουθης εξόδου ρύπανσης) από 132 σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας που ανήκουν στο κράτος. Ωστόσο, πριν συζητήσουμε το σύστημα, ας αναφερθούμε εν συντομία στην πολυπλοκότητα του προβλήματος.

Πρώτον, επειδή το σύστημα ήταν επιφορτισμένο με τη βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας από 132 σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, ο αριθμός των πιθανών λύσεων ήταν τεράστιος. Αν ένας ακέραιος μεταξύ 1 και 10 αντιπροσώπευε το επίπεδο της 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 ήταν 10^{132} (10 πιθανές λύσεις για ένα σταθμό παραγωγής ενέργειας, 10×10 πιθανές λύσεις για δύο σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, $10 \times 10 \times 10$ πιθανές λύσεις για τρεις σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, κλπ.). Ένας υπερυπολογιστής ικανός να αποτιμήσει 1000 λύσεις ανά δευτερόλεπτο θα απαιτήσει δισεκατομμύρια χρόνια για να εξετάσει λιγότερο από το 1% του διαστήματος της αναζήτησης! Το γεγονός ότι αυτοί οι σταθμοί που λειτουργούν σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον μόνο επιδεινώνουν το πρόβλημα, καθώς ο χώρος αναζήτησης πιθανών λύσεων άλλαζε από τη μια μέρα στην άλλη.

Δεύτερον, οι σκληροί και μαλακοί περιορισμοί του προβλήματος αυτού ήταν κάθε άλλο παρά ασήμαντοι. Από αρκετή ενέργεια να παράγεται για την προμήθεια ολόκληρης της χώρας, ήταν απαραίτητο να λάβει υπόψη την ικανότητα και τη διάταξη του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας στην Πολωνία. Επίσης, αν και η ζήτηση για ενέργεια ήταν διαρκώς ρευστή, δεν ήταν δυνατόν να αλλαχθούν τα επίπεδα παραγωγής του συγκεκριμένου σταθμού παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, πολύ έντονα. Στην κορυφή των πάντων, το σύστημα έπρεπε να «προστατεύσει» ορισμένες περιοχές της Πολωνίας από εκθέσεις μεγάλης διάρκειας στο διοξείδιο του θείου (SO₂), όπως ορισμένες περιοχές της χώρας ήταν σημαντικά πιο ευαίσθητες στην ρύπανση SO₂ από άλλες περιοχές.

Το πρώτο βήμα στην επίλυση αυτού του προβλήματος έγκειται στην αναγνώριση των σχετικών μεταβλητών του προβλήματος και όλες οι σχέσεις μεταξύ τους. Αυτό επιτεύχθηκε με την κατασκευή ενός υπολογιστικού «μοντέλου

πλέγματος» της χερσαίας έκτασης της Πολωνίας και της αντίστοιχης ενέργειας πλέγματος. Κάθε τετράγωνο στο πλέγμα αντιστοιχούσε σε $30 \text{ km} \times 30 \text{ km}$, το οποίο συλλογικά καλύπτει κατά προσέγγιση $900 \text{ χιλιόμετρα της Πολωνίας} \times 750 \text{ χιλιόμετρα εδαφικής έκτασης}$. Οι θέσεις των 132 σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας που ανήκουν στην κυβέρνηση απεικονίζονται μαζί με την ενεργειακή παραγωγή τους και τα επίπεδα εκπομπών, και στη συνέχεια υπολογίζονται οι ανοχές της ρύπανσης για κάθε τετράγωνο $30 \times 30 \text{ χιλιομέτρων}$. Ήταν επίσης αναγκαίο να ληφθεί υπόψη η ρύπανση που προκαλείται από ιδιωτικές επιχειρήσεις στην Πολωνία, καθώς και πολλές ξένες πηγές (κυρίως από τη Γερμανία και την Τσεχική Δημοκρατία). Επειδή δεν ήταν δυνατό να επηρεαστούν αυτές οι πηγές, που ορίστηκαν ως συγκεντρώσεις. Ως εκ τούτου, οι προκύπτουσες συγκεντρώσεις ρύπων σε κάθε τετράγωνο είναι το άθροισμα και των δύο, της πρωτοβάθμιας και των συγκεντρώσεων του περιβάλλοντος.

Επειδή ο καιρός έπαιξε σημαντικό ρόλο στον καθορισμό του τρόπου που η ρύπανση επηρέασε το περιβάλλον στην Πολωνία (π.χ., θυελλώδεις άνεμοι θα μπορούσαν να εξαπλώσουν εύκολα τα υψηλά επίπεδα ρύπανσης σε απομακρυσμένες περιοχές της χώρας), ήταν απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν εξελιγμένες προβλέψεις καιρού για την πρόβλεψη της οικολογικής ζημίας κάθε τετραγώνου $30 \text{ km} \times 30 \text{ km}$ που θα διατηρηθεί κατά τη διάρκεια των επόμενων 48 ωρών. Έτσι, χρησιμοποιώντας δεδομένα σχετικά με το ποσό και το είδος της ρύπανσης που εκπέμπεται από κάθε σταθμό παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, μαζί με την πρόγνωση του καιρού για την ταχύτητα και την κατεύθυνση των ανέμων, αναπτύχθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης για την πρόβλεψη της ποσότητας ρύπανσης που θα δημιουργηθεί, πώς θα ήταν διασκορπισμένη, και πόση φθορά θα προκαλούσε στα πληγέντα τετράγωνα.

Για να ελαχιστοποιηθεί η συνολική οικολογική καταστροφή στην Πολωνία (υπό το φως των προβλέψεων που γίνεται από τη μονάδα πρόβλεψης), αναπτύχθηκε ένας εξελικτικός αλγόριθμος για να βρεθεί το βέλτιστο επίπεδο παραγωγής για κάθε σταθμό παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (οι εξελικτικοί αλγόριθμοι συζητούνται στο κεφάλαιο 6.6). Αν και δεν ήταν δυνατό να μειωθεί η συνολική ενέργεια που παράγεται στην Πολωνία, ήταν δυνατόν να γίνει σε τοπικό ή περιφερειακές προσαρμογές για να επωφεληθούν από διάφορες καιρικές συνθήκες. Επιπλέον, ο εξελικτικός αλγόριθμος προσπάθησε να βελτιστοποιήσει τη συνεχή ρύπανση στην Πολωνία σε καθημερινή βάση. Όταν μια νέα πρόβλεψη του

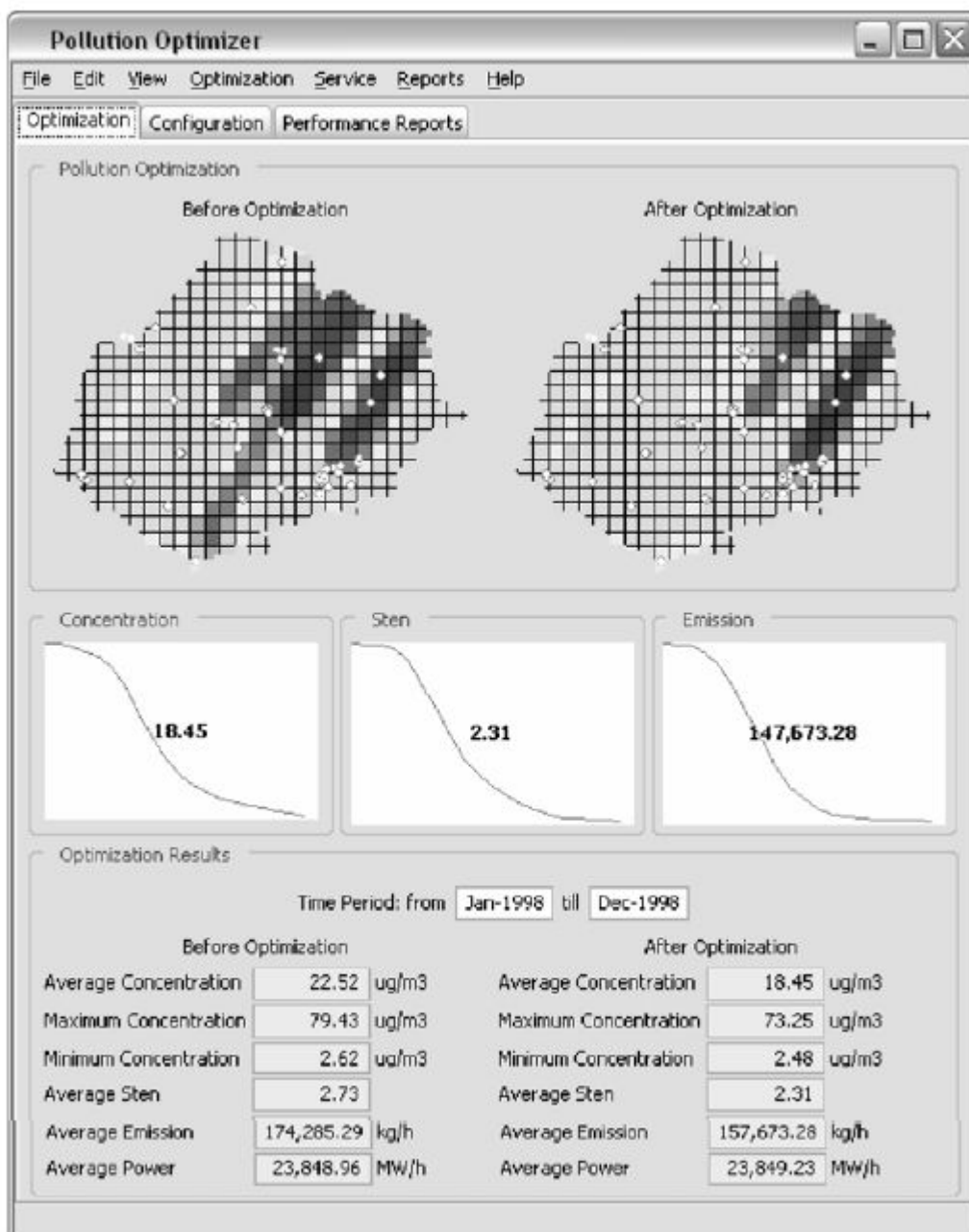
καιρού έγινε διαθέσιμη (μαζί με τις αντίστοιχες προβλέψεις για την οικολογική καταστροφή), το σύστημα δεν ξεκίνησε την αναζήτηση από το μηδέν, αντ' αυτού, ενσωμάτωσε αυτή τη νέα γνώση και συνέχισε τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Τέλος, το σύστημα ενσωματώνει μια ενότητα για την προσαρμοστικότητα, η οποία συγκρίνει την προβλεπόμενη έκβαση με το πραγματικό αποτέλεσμα. Εάν σημαντικά σφάλματα πρόβλεψης ανακαλυφθούν, η μονάδα προσαρμογής θα προσαρμόσει τις παραμέτρους της ενότητας πρόβλεψης (περισσότερα για αυτό το θέμα στο κεφάλαιο 10.3). Ως εκ τούτου, το σύστημα ήταν σε θέση να βελτιώσει συνεχώς τις επιδόσεις του.

Χρησιμοποιώντας τα ιστορικά στοιχεία για την πρόγνωση του καιρού και τα επίπεδα εκπομπών, διάφορα πειράματα διενεργήθηκαν με τη χρήση του νέου αυτού συστήματος. Η διαδικασία βελτιστοποίησης εφαρμόστηκε σε αυτά τα ιστορικά στοιχεία, και στη συνέχεια τα βέλτιστα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με τα πραγματικά, μη βέλτιστα αποτελέσματα. Από αυτά τα πειράματα, αντλήθηκαν τα ακόλουθα συμπεράσματα: Η ποσότητα της παραγόμενης ενέργειας ήταν ίση σε αμφότερες περιπτώσεις, το συνολικό λειτουργικό κόστος ήταν επίσης ίσο, αλλά η οικολογική καταστροφή στην Πολωνία ήταν 15% έως 18% μικρότερη όταν εφαρμόστηκε η διαδικασία βελτιστοποίησης. Μια "εξοικονόμηση" από 15 έως 18% στην οικολογική καταστροφή είναι ένα εκπληκτικό αποτέλεσμα, ειδικά όταν λάβουμε υπόψη ότι οι ανθρώπινες ζωές βρίσκονται σε κίνδυνο σε αυτό το συγκεκριμένο πρόβλημα. Το σύστημα επίσης περιέχει πολυάριθμες οθόνες εισόδου, έτσι ώστε οι επιμέρους παράμετροι να μπορούσαν να τροποποιηθούν για να αλλάξουν οι περιφερειακές ανοχές της ρύπανσης (σε σχέση με το κόστος και την εξυπηρέτηση).

Η παρακάτω οθόνη δείγματος δείχνει τα αποτελέσματα της βελτιστοποίησης. Τόσο οι χάρτες "πριν" και "μετά από" σε αυτή την οθόνη αντιπροσωπεύουν τη χώρα της Πολωνίας, η οποία διαιρείται σε ένα μοντέλο πλέγματος τετραγώνων 30 km × 30 km (στην οποία αναφερθήκαμε προηγουμένως). Τα πιο σκοτεινά τετράγωνα αντιπροσωπεύουν υψηλότερες συγκεντρώσεις ρύπανσης, και τα λευκά στίγματα αντιπροσωπεύουν τους 132 σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας⁵:

⁵Κάποιες τελείες αντιπροσωπεύουν πολλαπλούς σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας.

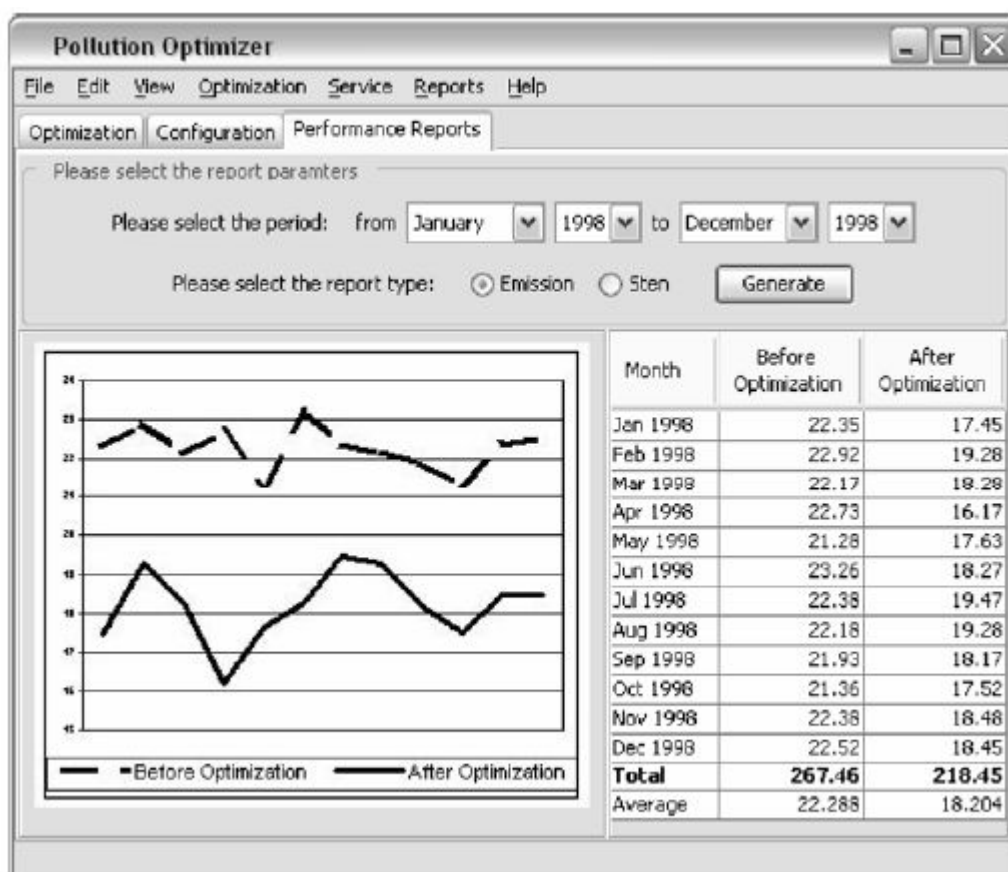
Ο χάρτης στην αριστερή πλευρά δείχνει τα μη βέλτιστα αποτελέσματα για την οικολογική καταστροφή στην Πολωνία, ενώ ο χάρτης στην δεξιά πλευρά δείχνει τα βέλτιστα αποτελέσματα για το ίδιο χρονικό διάστημα. Σαφώς, υπάρχουν λιγότερα μαύρα τετράγωνα στον χάρτη της δεξιάς πλευράς (βελτιστοποιημένος). Αυτό αντικατοπτρίζεται στον αριθμό συγκέντρωσης και τις εκπομπές που εμφανίζονται στο κάτω μέρος της οθόνης.



Εικόνα 1: Βελτιστοποίηση ρύπανσης

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το σύστημα έχει επιτύχει αυτά τα επίπεδα λιγότερης ρύπανσης, διατηρώντας παράλληλα την ίδια απόδοση ισχύος παραγωγής περίπου 23.849MW ανά ώρα⁶

Η έκθεση που ακολουθεί δείχνει τις δυνατότητες μείωσης της ρύπανσης που θα είχαν επιτευχθεί το 1998:



Εικόνα 2: Βελτιστοποίηση ρύπανσης

Το γράφημα στη δεξιά πλευρά εμφανίζει δύο επίπεδα των εκπεμπόμενων τοξικών υλικών: Η στήλη πριν τη βελτιστοποίηση εμφανίζει τις μέσες μηνιαίες εκπομπές για την προεπιλογή του καθεστώτος ενεργειακής παραγωγής, και η στήλη μετά τη βελτιστοποίηση εμφανίζει τις μέσες μηνιαίες εκπομπές για την βελτιστοποίηση του συστήματος παραγωγής ενέργειας. Η διαφορά μεταξύ των μη-βελτιστοποιημένων και βελτιστοποιημένων συστημάτων είναι περίπου 18%

⁶Οι τιμές Sten στην οθόνη δείγματος αντιπροσωπεύουν μια επιστημονική εκτίμηση της ευαισθησίας μιας περιοχής στη ρύπανση

($267,46 - 218,45 = 49,01 / 267,48 = 18,32\%$), και αυτό επιτεύχθηκε χωρίς να αυξηθεί το συνολικό λειτουργικό κόστος των σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ή τη μείωση του ποσού της ενέργειας που παράγεται. Επιτρέποντας στο σύστημα κάποια ευελιξία σε αυτούς τους περιορισμούς, θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί περαιτέρω οικολογική εξοικονόμηση.

Όπως αναφέρεται στην αρχή του παρόντος τμήματος, παρόμοια "εξοικονόμηση" μπορεί να πραγματοποιηθεί και σε άλλους επιχειρηματικούς τομείς, ακόμη και αν το συγκεκριμένο πρόβλημα είναι πολύ διαφορετικό. Στο κεφάλαιο 4, θα συζητήσουμε τη συνολική δομή ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας περιγράφοντας τα βασικά συστατικά του. Σε αυτό το στάδιο, θα είναι εύκολο να δει κανείς τις ομοιότητες μεταξύ αυτού του ερευνητικού έργου «ελέγχου της ρύπανσης», και τα στοιχεία του πυρήνα ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας (πρόβλεψη, βελτιστοποίηση, και προσαρμοστικότητα).

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

3 Ένα Εκτεταμένο Παράδειγμα: Διανομή αυτοκινήτων

Ας θεωρήσουμε ένα εκτεταμένο παράδειγμα ότι οι περισσότεροι από εμάς μπορούν να σχετίζονται, με μεταχειρισμένα αυτοκίνητα. Συγκεκριμένα, ας διερευνήσουμε τις χρηματοδοτικές μισθώσεις που κάνουν οι εταιρείες με τα αυτοκίνητα που επιστρέφονται κατά τη λήξη της σύμβασης της μίσθωσης (τα λεγόμενα "off-leasing" (εκτός μίσθωσης) αυτοκίνητα). Θα αναφερόμαστε σε αυτό το παράδειγμα σε πολλά από τα επόμενα κεφάλαια, έτσι αξίζει τον κόπο να μελετήσουμε αυτό το πραγματικό πρόβλημα των επιχειρήσεων στην λεπτομέρεια.

3.1 Βασική Ορολογία

Ωστόσο, πριν συζητήσουμε αυτό το παράδειγμα, ας καλύψουμε πρώτα κάποια βασική ορολογία:⁷

Βάση δεδομένων. Η (ιστορική) συλλογή δεδομένων, η οποία είναι το σημείο εκκίνησης για την εξόρυξη δεδομένων και του μοντέλου οικοδόμησης. Οι βάσεις δεδομένων συνήθως ενημερώνονται σε τακτική βάση, αυξάνοντας έτσι τον αριθμό των αποθηκευμένων περιπτώσεων. Είναι βολικό να εκπροσωπούμε μια βάση δεδομένων, σαν έναν πίνακα, ή μια συλλογή από πίνακες. Μπορούμε να απεικονίσουμε τα απαραίτητα δεδομένα ως έναν πίνακα δύο διαστάσεων, σε αυτό το παράδειγμα, ο πίνακας αντιπροσωπεύει μεταχειρισμένα αυτοκίνητα που πωλήθηκαν σε δημοπρασία. Μια διάσταση του πίνακα αντιπροσωπεύει τον αριθμό των περιπτώσεων (σε κάθε περίπτωση είναι ένα ιδιαίτερο αυτοκίνητο), και η άλλη διάσταση αντιπροσωπεύει τον αριθμό των μεταβλητών (τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου):

⁷ Επισημαίνεται, ωστόσο, ότι δεν θα συζητηθεί η φυσική οργάνωση των δεδομένων (η οποία είναι σημαντικό από την άποψη της απόδοσης), αλλά οι δομές δεδομένων που υποστηρίζουν την μοντελοποίηση των πληροφοριών.

VIN	Τύπος	Μάρκα	Μοντέλο	Μύα	Χρονιά	Χρόμα	Μεταδοση	Σόμα/Πόρτες	Βιάρη
2G1FP22P1F2100001	Rental	Chevy	S-10	34,983	2002	Silver	Manual	2D	\$0
WB3PF43KX90000331	Lease	Chevy	Cavalier	59,402	2001	Red	Automatic	2D Coupe	\$0
4BBG38F04JDK000	Lease	Chrysler	Sebring	74,039	2000	Grey	Automatic	2D Coupe	\$500
DJ0W03F09905J206	Lease	Ford	Escape	37,984	2001	Green	Manual	4D Sport	\$250
JD8320DJ2094GX2X3	Rental	Ford	Focus	30,842	2001	Green	Manual	4D Sedan	\$0
2J89F0284JD0213M3	Lease	Isuzu	Rodeo	59,044	1999	White	Automatic	4D Sport	\$250
4380JDD9W02MD001	Rental	Jeep	Cherokee	48,954	2000	Black	Automatic	4D Sport	\$500
490DK20285JF0209D	Rental	Mazda	626	38,943	2000	White	Automatic	4D Sedan	\$0
10D92JD920KD00002	Lease	Nissan	Altima	39,488	2000	Black	Automatic	4D Sedan	\$0
D920DKJ0284JJ9990	Rental	Nissan	Altima	23,584	1999	White	Manual	4D Sedan	\$0
JD88D92JJD02K3361	Rental	Saturn	L	21,048	2001	White	Automatic	4D Sedan	\$750
10DS0J20DKI000093	Lease	Suzuki	Vitara	15,849	2003	Yellow	Automatic	2D Sport	\$0
21KD02KDDJ920M27	Lease	Bmw	Z3	49,858	2000	Blue	Manual	2.3 RSTR	\$250
389DJ2DD298JMQ082	Lease	Ford	Explorer	42,893	2002	Green	Automatic	XLT 4wd	\$0
108DJ2048FJJ20043	Rental	Ford	Mustang	20,384	2002	Red	Manual	GT	\$0
DJ082002009DD2J04	Rental	Mercury	Frontier	27,849	2001	Silver	Automatic	SE-V6 Crew	\$500
830DMM3029XW0092	Lease	Honda	Accord	26,849	2002	Yellow	Automatic	EX V6	\$0
CNEU200220CCI2202	Rental	Toyota	4Runner	33,483	2000	Silver	Automatic	SR5	\$0
CNDJ2940JD88D2JD0	Lease	VW	Beetle	5,459	2003	Blue	Manual	GLS 1.8T	\$0
1VW0CMEJ200V9EJ1	Lease	Toyota	4Runner	81,837	2001	Silver	Automatic	LMTD 4WD	\$250

Πίνακας 1: Δημοπρασία

- *Περίπτωση* : Μια δομή δεδομένων που αντιπροσωπεύει μία μόνο εμφάνιση του φαινομένου που καταγράφεται (π.χ. μια πώληση, συναλλαγή). Αναφερόμενοι στη βάση δεδομένων μας από τα αυτοκίνητα που πωλούνται, κάθε περίπτωση παρέχει μια περιγραφή ενός αυτοκινήτου (VIN⁸, μάρκα, μοντέλο, διανυθέντα χιλιόμετρα, κ.λ.π.) μαζί με τα στοιχεία της συναλλαγής (τιμή πώλησης, ημερομηνία, τόπος). Περιπτώσεις (ονομάζονται επίσης καταγραφές, περιστατικά, και παραδείγματα) που αντιστοιχούν στις οριζόντιες γραμμές σε πίνακες της βάσης δεδομένων.
- *Μεταβλητή*: Η μικρότερη μονάδα δεδομένων σε μια υπόθεση. Οι μεταβλητές (ονομάζονται επίσης χαρακτηριστικά, και πεδία,) που αντιστοιχούν στις κάθετες στήλες σε έναν πίνακα. Για παράδειγμα, στη βάση δεδομένων μας όπου πωλούνται τα αυτοκίνητα, υπάρχουν πολλές μεταβλητές (π.χ., «χρώμα», «χιλιόμετρα»), και κάθε μεταβλητή παίρνει την αξία της από ένα προκαθορισμένο σύνολο. Για παράδειγμα, η μεταβλητή "χρώμα" μπορεί να πάρει οποιαδήποτε από τις ακόλουθες τιμές: "λευκό", "ασημί", "μπεζ", κλπ. Η μεταβλητή "χιλιόμετρα" (σημειώνονται στον παραπάνω πίνακα ως "μίλια") μπορεί να πάρει 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 (που καλύπτονται στο κεφάλαιο 5.2.1).
- *Μοντέλο πρόβλεψης*: Η έξοδος μιας μεθόδου πρόβλεψης. Διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά, τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα (π.χ., χρόνο απάντησης, ακρίβεια, ευκολία στην ενημέρωση του μοντέλου).
- *Παράμετρος*: Ένας αριθμός που καθορίζει τη σχετική «αξία» μιας μεταβλητής που χρησιμοποιείται σε ένα μοντέλο πρόβλεψης. Κάθε μοντέλο έχει μερικές παραμέτρους (μερικές φορές ονομάζονται συντελεστές ή

⁸ VIN είναι ένα αρκτικόλεξο για "αριθμό αναγνώρισης του οχήματος", το οποίο είναι μια ακολουθία από 17 ψηφία και γράμματα που περιέχουν σημαντικές πληροφορίες

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:

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

η οποία παρέχει την προβλεπόμενη τιμή για μια νέα περίπτωση, όταν παρέχονται με αριθμητικές τιμές των άλλων μεταβλητών ("χιλιόμετρα", "έτος", "χρώμα", κ.λπ.). Οι αριθμοί α , β , γ , δ , ... είναι οι παράμετροι του μοντέλου, και καθορίζουν πόσο "βάρος" δίνει το μοντέλο σε κάθε μεταβλητή (στο συγκεκριμένο παράδειγμα, η παράμετρος α είναι σταθερή). Για παράδειγμα, εάν οι παράμετροι β και γ πρόκειται να είναι $-0,6$ και $-0,2$ στην παραπάνω λειτουργία, τότε αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο θα θέσει τρεις φορές περισσότερο βάρος στη μεταβλητή "χιλιόμετρα" παρά στη 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 δεδομένα, οι ορισμοί αυτοί είναι απαραίτητη προϋπόθεση στις συζητήσεις μας. Οι άλλοι σχετικοί όροι θα πρέπει να παρέχονται κατά τη διάρκεια του κειμένου.

3.2 Off-leasing (εκτός μίσθωσης) αυτοκίνητα

Όταν μια συμφωνία μίσθωσης λήγει, το off-leasing (εκτός μίσθωσης) αυτοκίνητο είτε επιστρέφεται στην εταιρεία μίσθωσης ή αγοράζεται από τον μισθωτή. Η εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης δεν ανησυχεί για τα αυτοκίνητα που έχουν αγοραστεί, αλλά για τα αυτοκίνητα που επιστρέφονται και πρέπει να πουληθούν σε δημοπρασία σχετικά με ένα συγκεκριμένο όχημα, (συμπεριλαμβανομένης της χώρας καταγωγής, τον κατασκευαστή και το έτος κατασκευής).

Κάθε αυτοκίνητο που επιστρέφεται είναι διαφορετικό στη μάρκα, το μοντέλο, το στυλ του αμαξώματος, την κλίση, το χρώμα, το έτος, τα διανυθέντα χιλιόμετρα, και το επίπεδο βλάβης.

Μια εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης διατηρεί αυτές τις πληροφορίες σε μια βάση δεδομένων απογραφής, όπως αυτή που εμφανίζεται στην προηγούμενη ενότητα. Επειδή τα χαρακτηριστικά ενός αυτοκινήτου θα επηρεάσουν σημαντικά τη τιμή πώλησης, οι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης διατηρούν επίσης προσεκτική παρακολούθηση των εν λόγω πληροφοριών. Τα δεδομένα των πωλήσεων συνήθως φυλάσσονται σε μια βάση δεδομένων που περιέχει το VIN, τον ταχυδρομικό κώδικα της ιστοσελίδας δημοπρασιών (υπάρχουν εκατοντάδες διαφορετικές ιστοσελίδες δημοπρασιών στις Ηνωμένες Πολιτείες), την ημερομηνία, και τη τιμή πώλησης του κάθε αυτοκινήτου:⁹

VIN	ZIP	Ημερομηνία	Τιμή
39WVK93309KJ33012	28262	2.11.2004	\$12,035
UDJ2293M99DL0K220	30334	2.11.2004	\$15,600
4D09WJD92JE93H990	30334	2.11.2004	\$10,590
KD37D92JF83NF8822	90012	3.11.2004	\$9,265
NKI2389DD974F2235	28262	3.11.2004	\$13,450
K29DH38FHW02HD923	48243	3.11.2004	\$13,955
MDK293HFDWH299305	90012	4.11.2004	\$12,495
28DN39FNDJW2N0024	90012	4.11.2004	\$11,925
29H93NFI3HJF93F04	48243	4.11.2004	\$11,396
ND920ENF1NAD02834	48243	5.11.2004	\$9,835
D39DJ39EHQ8HH9335	28262	5.11.2004	\$8,965
02UFIMF03JF9SH935	90012	5.11.2004	\$13,960
D932NF93HG9057362	48243	5.11.2004	\$8,830
00F8EB3IDNB293758	48243	8.11.2004	\$7,920
IE038THJ203TH0234	28262	8.11.2004	\$19,250
39FH324MV092HGM39	48243	8.11.2004	\$22,640
F92N9F389FH120458	90012	8.11.2004	\$13,580
F9485JG03H25495J5	30334	9.11.2004	\$16,970
08GN94HJH03J49327	30334	9.11.2004	\$14,320
F04JH402KG4509G45	48243	9.11.2004	\$9,110

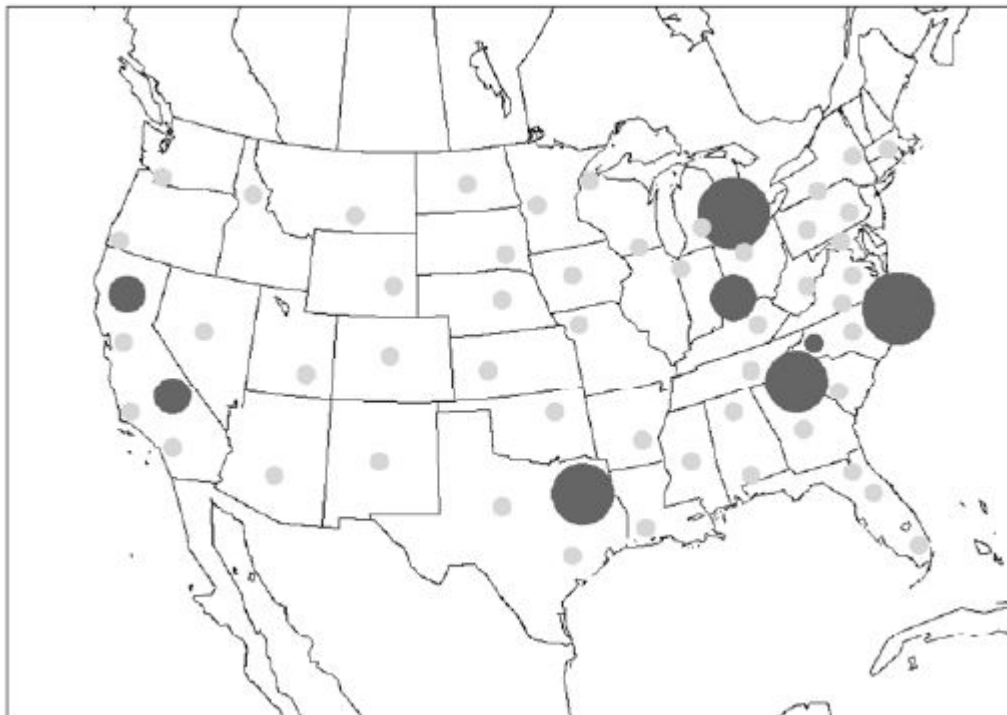
Πίνακας 2: Δεδομένα δημοπρασίας

⁹ Θα μπορούσαμε εύκολα να αποκτήσουμε τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου από τη συγχώνευση με τον προηγούμενο πίνακα.

Λαμβάνοντας υπόψη όλες αυτές τις πληροφορίες, το ερώτημα είναι: Πού θα πρέπει οι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης να στείλουν τα off-leasing (εκτός μίσθωσης) αυτοκίνητά τους για να πάρουν την καλύτερη τιμή; Αυτή είναι μια δύσκολη ερώτηση για να απαντηθεί ειδικά όταν λάβουμε υπόψη ότι ορισμένες εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης μισθώνουν πάνω από ένα εκατομμύριο αυτοκίνητα κάθε χρόνο. Αυτό σημαίνει ότι περισσότερα από 3.000 αυτοκίνητα την ημέρα - μία πραγματικά εντυπωσιακή τιμή!

3.3 Το Πρόβλημα

Τώρα, φανταστείτε ότι είμαστε υπεύθυνοι για την πώληση των off-leasing (εκτός μίσθωσης) αυτοκινήτων για μια φανταστική εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης. Ας υποθέσουμε ότι η εταιρεία θα λαμβάνει 3.000 off-leasing αυτοκίνητα κάθε μέρα και συνεργάζεται με 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών. Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει την περίπτωση (για μια συγκεκριμένη ημέρα λειτουργίας):



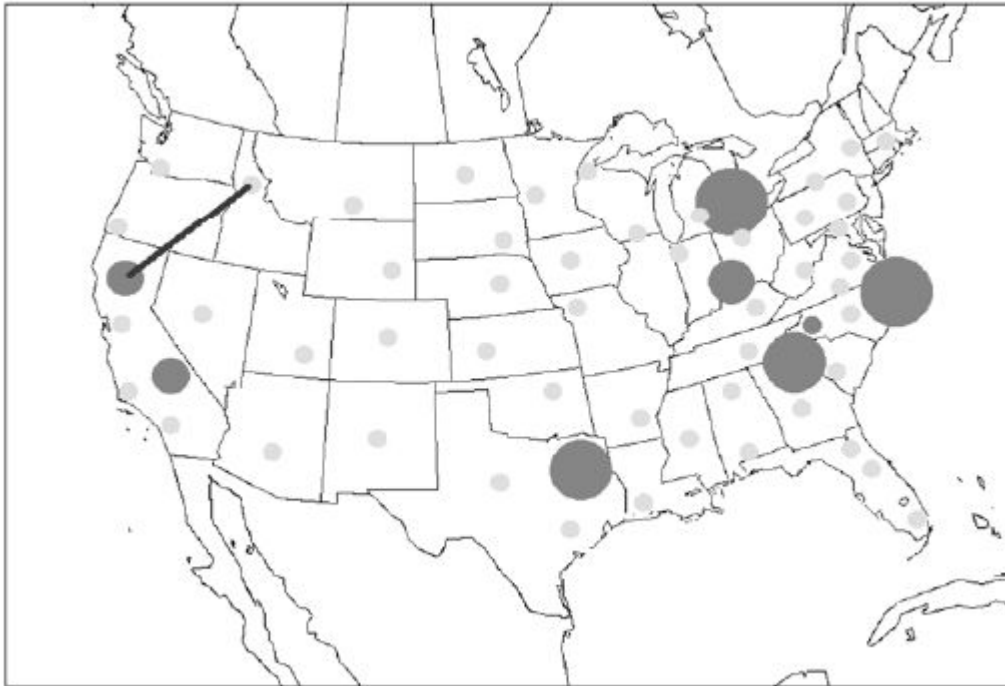
Εικόνα 3: Περιοχές επιστραφέντων αυτοκινήτων

Οι πιο σκοτεινοί κύκλοι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις των επιστραφέντων αυτοκινήτων. Όσο μεγαλύτερος είναι ο κύκλος, τόσο περισσότερα αυτοκίνητα επιστράφηκαν στη θέση αυτή (για την ακρίβεια, τα περισσότερα από τα αυτοκίνητα επιστράφηκαν στην ανατολική ακτή των Ηνωμένων Πολιτειών). Σημειώστε ότι τα μεγέθη και τις θέσεις των πιο σκούρων κύκλων θα διαφέρουν από τη μία μέρα στην άλλη, καθώς διαφορετικά άτομα και οργανώσεις θα επιστρέψουν τα αυτοκίνητά τους σε διαφορετικές θέσεις. Οι πιο φωτεινοί κύκλοι του ίδιου μεγέθους, από την άλλη πλευρά, αντιπροσωπεύουν τις 50 ιστοσελίδες δημοπρασιών που είναι διαθέσιμες για την πώληση των off-leasing αυτοκινήτων που επιστράφηκαν. Οι θέσεις των περιοχών δημοπρασίας είναι σταθερές.¹⁰

Καθήκον μας είναι να διανέμουμε σε καθημερινή βάση το φορτίο των 3.000 αυτοκινήτων σε αυτές τις 50 τοποθεσίες δημοπρασιών. Με άλλα λόγια, πρέπει να ορίσουμε μια περιοχή δημοπρασίας για κάθε αυτοκίνητο. Για παράδειγμα, το πρώτο αυτοκίνητο μπορεί να βρίσκεται σε μια αντιπροσωπεία στη Βόρεια Καλιφόρνια, και πρέπει να πάρουμε μια απόφαση που να το στείλουμε. Με την πρώτη ματιά, αυτό φαίνεται εύκολο. Θα μπορούσαμε να μπούμε στον πειρασμό να λάβουμε ένα αυτοκίνητο τη φορά, συμβουλευτείτε κάποια αναφορά¹¹ ό,τι η μέση τιμή πώλησης για το συγκεκριμένο αυτοκίνητο είναι σε κάθε περιοχή δημοπρασίας (μετά την προσαρμογή για τα διανυθέντα χιλιόμετρα, τη κλίση, τη βλάβη το επίπεδο, κλπ.), και στη συνέχεια μεταφέρουμε το αυτοκίνητο στην τοποθεσία δημοπρασιών με τον μεγαλύτερο μέσο όρο τιμής πώλησης. Φυσικά, θα πρέπει επίσης να εκτιμήσουμε το κόστος μεταφοράς (όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση, τόσο υψηλότερο είναι το κόστος) σε κάθε τοποθεσία δημοπρασιών, αλλά οι υπολογισμοί αυτοί είναι αρκετά εύχρηστοι. Χρησιμοποιώντας αυτή τη μέθοδο, η απόφασή μας για το πρώτο αυτοκίνητο μπορεί να απεικονιστεί με τον ακόλουθο τρόπο:

¹⁰ Μολονότι είναι σταθερές οι θέσεις από τις 50 τοποθεσίες δημοπρασιών, η εταιρεία μπορεί, από χρόνο σε χρόνο, να αλλάξει τις δημοπρασίες που συνεργάζεται με πτώση ορισμένων τοποθεσιών και την προσθήκη νέων.

¹¹ Πολλές εκθέσεις είναι διαθέσιμες για τον υπολογισμό της τιμής της δημοπρασίας των αυτοκινήτων, συμπεριλαμβανομένου του Μαύρου Βιβλίου, Kelley Blue Book, την έκθεση της αγοράς Manheim, και άλλα τετράγωνα αντιπροσωπεύουν υψηλότερες συγκεντρώσεις ρύπανσης, και τα λευκά στίγματα αντιπροσωπεύουν τους 132 σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας.



Εικόνα 4: Περιοχές επιστραφέντων αυτοκινήτων

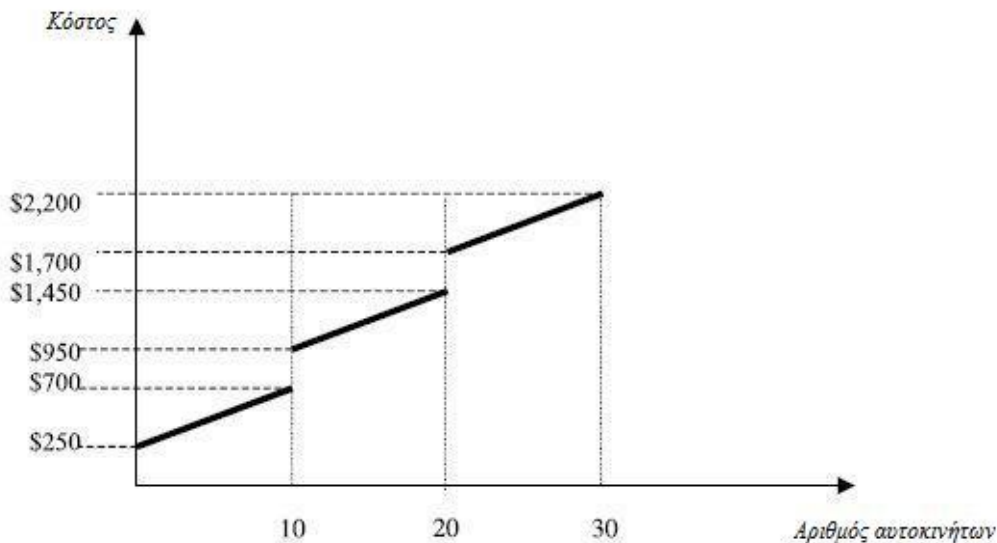
Η γραμμή αντιπροσωπεύει την απόφασή μας να μεταφέρουμε το αυτοκίνητο από τη Βόρεια Καλιφόρνια (μεγαλύτερος κύκλος) σε μια τοποθεσία δημοπρασιών στο Idaho (μικρότερος κύκλος). Θα πρέπει να επαναλάβουμε αυτή την διαδικασία απόφασης για κάθε αυτοκίνητο, και, αν και κουραστικό, είναι σίγουρα εφικτό. Για να ελαχιστοποιηθεί ο όγκος των απαιτούμενων εργασιών, μπορούμε επίσης να γράψουμε ένα απλό πρόγραμμα για να κάνει αυτή την ανιαρή δουλειά για μας.

Έτσι, ποιο είναι το πρόβλημα; Λοιπόν, με απλά λόγια, το πρόβλημα είναι ότι η παραπάνω προσέγγιση δεν λειτουργεί πολύ καλά. Για να καταλάβουμε γιατί, πρέπει να ερευνήσουμε λίγο βαθύτερα σε αυτό το πρόβλημα.

3.4 Μεταφορές

Όταν στέλνουμε ένα ολόκληρο φορτηγό με αυτοκίνητα από ένα μέρος σε ένα άλλο, παίρνουμε μια φθηνότερη τιμή ανά αυτοκίνητο από το αν στείλουμε μόνο ένα αυτοκίνητο (ή μερικά αυτοκίνητα), τη φορά. Αυτό προκύπτει, επειδή το κύριο συστατικό του κόστους μεταφοράς είναι το φορτηγό, και έχει μικρή σημασία

το πόσα αυτοκίνητα είναι στην πραγματικότητα σχετικά με το φορτηγό. Ως εκ τούτου, η σχέση μεταξύ του κόστους μεταφοράς (ανάμεσα σε δύο συγκεκριμένα σημεία) και ο αριθμός των μεταφερόμενων αυτοκινήτων μπορεί να φαίνεται κάτι σαν αυτό το μοντέλο (ανάκληση της συζήτησης στα μοντέλα του κόστους μεταφοράς από το προηγούμενο κεφάλαιο):



Σχήμα 14: Μοντέλο κόστους μεταφοράς

Δεδομένου του παραπάνω μοντέλου, το κόστος της αποστολής ενός και μόνο αυτοκινήτου από μία τοποθεσία σε μία άλλη είναι \$ 250, αλλά το κόστος της αποστολής δύο αυτοκινήτων είναι "μόνο" \$ 300 (σημειώστε ότι το κόστος ανά αυτοκίνητο, είναι \$ 150). Έπειτα, υπάρχουν και 50 δολάρια προσαύξηση ανά αυτοκίνητο έως και 10 αυτοκίνητα (καθώς μπορούμε να φορτώσουμε όλα αυτά σε ένα και μοναδικό φορτηγό). Έτσι, η ναύλος για 10 αυτοκίνητα θα κόστιζε \$ 700, ή απλά \$ 70 το αυτοκίνητο. Σημειώστε ότι οι προσαυξήσεις από το ένα αυτοκίνητο στο επόμενο για τα πρώτα 10 αυτοκίνητα δεν χρειάζεται να είναι γραμμικές. Για παράδειγμα, το φορτηγό θα μπορούσε να έχει δύο επίπεδα και να φορτώσει ένα αυτοκίνητο πάνω στο ανώτερο επίπεδο που μπορεί να είναι λίγο πιο ακριβό από τη φόρτωση ενός αυτοκινήτου στο κάτω επίπεδο. Για το λόγο αυτό, μια ευθεία γραμμή δεν χρειάζεται να αντιπροσωπεύει τα "1 – 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 επίπεδο, συν \$ 250 για ένα μόνο αυτοκίνητο στο δεύτερο επίπεδο (για ένα σύνολο των \$ 950).

Επειδή οι περισσότερες μεταφορικές εταιρείες έχουν φορτηγά διαφόρων σχημάτων και μεγεθών (τα οποία μπορούν να μεταφέρουν διάφορα ποσά των αυτοκινήτων), ένα πιο ρεαλιστικό μοντέλο κόστους μεταφοράς μπορεί να είναι κάπως έτσι (πάλι, υποθέτουμε σταθερές τοποθεσίες για "στο" και "από"):

- 1-6 αυτοκίνητα: \$ 120 ανά αυτοκίνητο.
- 7-10 αυτοκίνητα: \$ 95 ανά αυτοκίνητο.
- 11-14 αυτοκίνητα: \$ 85 ανά αυτοκίνητο.
- Το κόστος μεταφοράς για πάνω από 14 αυτοκίνητα υπολογίζεται ως εξής: \$ 85 ανά αυτοκίνητο για πολλαπλάσια των 14 αυτοκινήτων (όπως 28, 42, 56, κλπ.), \$ 120 ανά αυτοκίνητο για τα υπόλοιπα 1-6 αυτοκίνητα, \$ 95 ανά αυτοκίνητο για τα υπόλοιπα 7-10 αυτοκίνητα, και \$ 120 ανά αυτοκίνητο για τα υπόλοιπα 10-13 αυτοκίνητα. Μεταφέροντας 20 αυτοκίνητα, για παράδειγμα, θα κόστιζε \$ 85 ανά αυτοκίνητο για τα πρώτα 14 αυτοκίνητα και στη συνέχεια \$ 120 ανά αυτοκίνητο για τα υπόλοιπα 6 αυτοκίνητα, για ένα σύνολο \$ 1,910 ($14 \times \$ 85 + 6 \times 120$ \$).

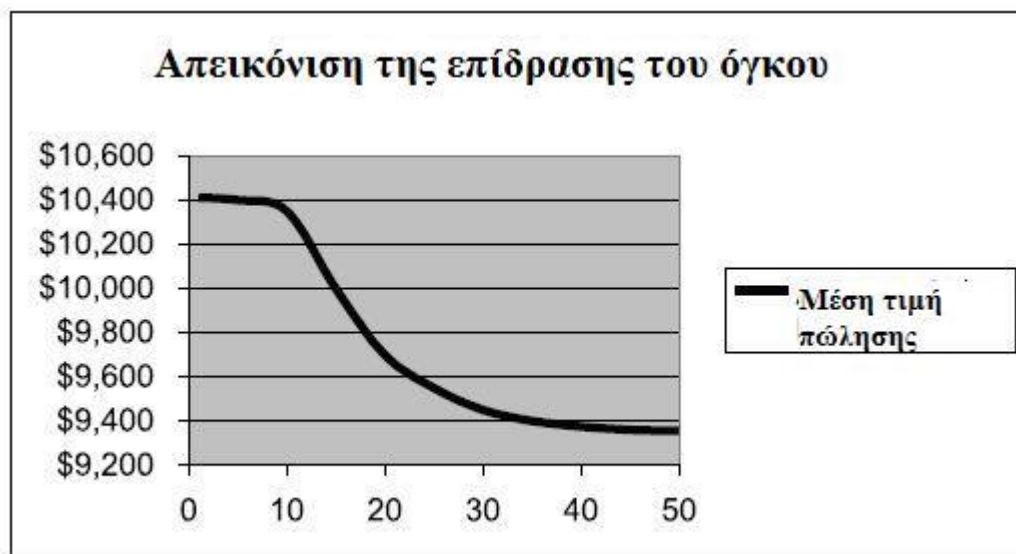
Εκτός από το κόστος μεταφοράς, πρέπει επίσης να ασχοληθούμε με πολλά άλλα θέματα, όπως οι αποσβέσεις, τα ημερολόγια δημοπρασίας (δημοπρασίες που δεν διοργανώνονται κάθε μέρα), και του κινδύνου (τα αυτοκίνητα μπορεί να πέσουν από τα φορτηγά και να υποστούν φθορά, τα αυτοκίνητα μπορεί να κλαπούν, κλπ.). Θα συζητήσουμε μερικά από αυτά στη συνέχεια του κεφαλαίου.

3.5 Επίδραση του όγκου

Αν και ο στόχος μας είναι να μεταφέρουμε κάθε αυτοκίνητο στην τοποθεσία δημοπρασίας που προσφέρει την καλύτερη τιμή, θα μπορούσαμε να προκαλέσουμε κατά λάθος την «επίδραση του όγκου», στέλνοντας πάρα πολλά αυτοκίνητα της ίδιας μάρκας και του ίδιου χρώματος, κάνοντας, στην ίδια τοποθεσία δημοπρασιών. Για να καταλάβουμε την ένταση της επίδρασης του όγκου, φανταστείτε μια περιοχή δημοπρασίας που κατέχει δημοπρασίες αυτοκινήτων κάθε δεύτερη Τετάρτη στις 10 το πρωί. Οι αγοραστές

μεταχειρισμένων αυτοκινήτων έρχονται σε αυτή την τοποθεσία δημοπρασιών το πρωί για να επιθεωρήσουν τα αυτοκίνητα, να επιλέξουν αυτό που θέλουν, και να αποφασίσουν τι προσφορά να υποβάλουν. Τώρα φανταστείτε τι θα συνέβαινε αν στέλναμε 45 λευκά Ford Mustangs σε αυτή την τοποθεσία δημοπρασιών: Κατά πάσα πιθανότητα, αυτά τα αυτοκίνητα θα πωληθούν για την ελάχιστη τιμή ανοίγματος. Με 45 πανομοιότυπα αυτοκίνητα προς πώληση, οι περισσότεροι αγοραστές θα ήταν απρόθυμοι να ανεβάσουν την τιμή. Από την άλλη πλευρά, φανταστείτε αν έχουμε στείλει μόνο ένα λευκό Ford Mustang σε αυτή την τοποθεσία δημοπρασιών: Θα υπάρχουν αρκετοί ενδιαφερόμενοι αγοραστές, και θα ανεβάσουν την τιμή του αυτοκινήτου. Αυτή η επίδραση του όγκου είναι εξαιρετικά σημαντική, καθώς όσο υψηλότερη είναι η τιμή πώλησης της δημοπρασίας, τόσα περισσότερα χρήματα θα βγάλει η εταιρεία.

Η επίδραση του όγκου για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία δημοπρασιών μπορεί να μοιάζει με κάτι σαν:



Σχήμα 15: Απεικόνιση επίδρασης όγκου

Αυτή η γραφική παράσταση απεικονίζει το φαινόμενο της επίδρασης του όγκου: Έχουμε πάρει περισσότερα χρήματα ανά αυτοκίνητο, με την πώληση λιγότερων παρόμοιων αυτοκινήτων. Για παράδειγμα, η τρέχουσα μέση τιμή πώλησης για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία

δημοπρασιών θα μπορούσε να είναι \$ 10.400. Μπορούμε να πάρουμε την ίδια τιμή αν στείλουμε έως και επτά αυτοκίνητα σε αυτήν την τοποθεσία. Ωστόσο, εάν στείλουμε 30 παρόμοια αυτοκίνητα, τότε η μέση τιμή πώλησης ανά αυτοκίνητο θα μειωθεί σε 9.450 δολάρια. Σημειώστε ότι ο όρος "παρόμοια" μπορεί να σημαίνει κάτι περισσότερο από τον ίδιο κατασκευαστή / μοντέλο ή χρώμα. Για παράδειγμα, πολλά λευκά αυτοκίνητα από διάφορες μάρκες και μοντέλα θα εξακολουθούν να ανταγωνίζονται για τους ίδιους αγοραστές, με αποτέλεσμα να μειώνεται η μέση τιμή πώλησης ανά αυτοκίνητο.

Ως εκ τούτου, δεν μπορούμε να εξετάσουμε ένα αυτοκίνητο κάθε φορά - πρέπει να λάβουμε υπόψη τη συλλογική δράση όλων των αυτοκινήτων. Αυτό σημαίνει ότι για ένα αυτοκίνητο που έχουμε 50 πιθανές λύσεις (όπως μπορούμε να στείλουμε αυτό το αυτοκίνητο σε μία από τις 50 τοποθεσίες δημοπρασιών), για δύο αυτοκίνητα που έχουμε 2.500 πιθανές λύσεις (50×50), για τρία αυτοκίνητα που έχουμε 125.000 πιθανές λύσεις ($50 \times 50 \times 50$), κλπ. Για 3.000 αυτοκίνητα, έχουμε περίπου 50^{3000} πιθανές λύσεις (το 50 πολλαπλασιάζεται με τον εαυτό του 3.000 φορές)! Αυτός είναι ένας συντριπτικός αριθμός (μεγαλύτερος από τον εκτιμώμενο αριθμό των ατόμων στο σύμπαν) και ούτε ένας υπερ-υπολογιστής δεν μπορεί να αξιολογήσει όλους τους πιθανούς συνδυασμούς σε ένα δισεκατομμύριο ανθρώπινης ζωής. Παρ' όλα αυτά, πρέπει να λάβουμε μια απόφαση για όλα αυτά τα αυτοκίνητα σήμερα!

3.6 Οι αποσβέσεις των τιμών και των αποθεμάτων

Για περαιτέρω περίπλοκα πράγματα, κάθε τοποθεσία δημοπρασιών έχει ορίσει μία ημέρα για την πώληση των αυτοκινήτων (π.χ., κάθε δεύτερη Παρασκευή στις 10 π.μ.). Εξαιτίας αυτού, αν στείλουμε 100 αυτοκίνητα σε μία τοποθεσία δημοπρασιών και η παράδοση φτάνει μία ή δύο ημέρες μετά την ημέρα της δημοπρασίας, τότε τα αυτοκίνητα θα πρέπει να περιμένουν μέχρι την επόμενη ημέρα πώλησης. Αυτό είναι κακό για την εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης, γιατί πάνω από όλους τους λόγους (όπως η πληρωμή της τοποθεσίας δημοπρασιών για να κρατήσει τα αυτοκίνητα στις εγκαταστάσεις της για έως και δύο εβδομάδες), τα αυτοκίνητα θα χάσουν επίσης αξία σε καθημερινή βάση. Αυτό το φαινόμενο

ονομάζεται "πτώση της τιμής," και αυτό ανέρχεται σε περίπου \$ 10 ανά ημέρα, ανά μέσο αυτοκίνητο.

Επίσης, μπορεί να έχουμε ήδη 1.000 αυτοκίνητα σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία δημοπρασιών, αλλά μόνο 250 από τα αυτοκίνητά μας πωλούνται (κατά μέσο όρο) σε κάθε πώληση. Ως εκ τούτου, θα χρειαστούν περίπου τέσσερις δημοπρασίες για την πώληση της τρέχουσας απογραφής μας. Αυτό σημαίνει ότι αν έχουμε ένα επιπλέον φορτίο με 100 αυτοκίνητα στη συγκεκριμένη δημοπρασία, θα πωληθούν περίπου δύο μήνες αργότερα. Ως εκ τούτου, πρέπει να λάβουμε υπόψη την τρέχουσα απογραφή μας σε κάθε τοποθεσία δημοπρασιών, πως θα επηρεάσει την υποτίμηση των τιμών για τις μελλοντικές αποστολές. Φυσικά, η απογραφή μας θα πρέπει να περιλαμβάνει, επίσης, τα αυτοκίνητα που είναι υπό διαμετακόμιση προς την δημοπρασία, και πριν να πάρουμε οποιαδήποτε απόφαση για την διανομή, θα ήταν απαραίτητο να ελέγξουμε τα επίπεδα των αποθεμάτων μας σε όλες τις 50 τοποθεσίες δημοπρασιών. Διαφορετικά, θα ήταν σχεδόν αδύνατο να πάρουμε μια έξυπνη απόφαση σχετικά με το πού να μεταφερθεί το σημερινό φορτίο αυτοκινήτων (αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τις μεγάλες εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης, οι οποίες μπορεί να έχουν 50.000 ή περισσότερα αυτοκίνητα να κάθονται σε απογραφή).

3.7 Δυναμικές αλλαγές στην αγορά

Ένα άλλο ζήτημα που κάνει τη δουλειά μας πιο δύσκολη είναι η διακύμανση των τιμών των μεταχειρισμένων αυτοκινήτων. Αυτές οι διακυμάνσεις μπορεί να είναι αργές και λεπτές, ή ξαφνικές και δραματικές (όπως η περίπτωση μετά τις τρομοκρατικές επιθέσεις της 11ης Σεπτεμβρίου), και είναι συχνά ανά περιοχή. Αυτές οι μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς μας αναγκάζουν να παραμείνουμε στην κορυφή των μεταβολών των τιμών σε κάθε περιοχή δημοπρασίας - κάτι που είναι πολύ δύσκολο να γίνει. Πρέπει επίσης να ασχοληθούμε με το επόμενο έτος μοντέλων που εισέρχονται στην αγορά κατά τους μήνες Αύγουστο και Σεπτέμβριο, όπου τα παλαιότερα μοντέλα αμέσως θα μειώσουν τη τιμή τους όταν συμβεί αυτό (επίσης μέρος του «φαινομένου της εποχικότητας»). Αυτό είναι ένα σημαντικό στοιχείο, όταν πλησιάζουμε αυτή την εποχή του χρόνου, όπως 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. Επιπλέον, τα μοντέλα με νέο στυλ αμαξώματος εισάγονται κάθε λίγα χρόνια, τα οποία προκαλούν ακόμη μεγαλύτερη πτώση της τιμής για τα παλαιότερα στυλ αμαξώματος.

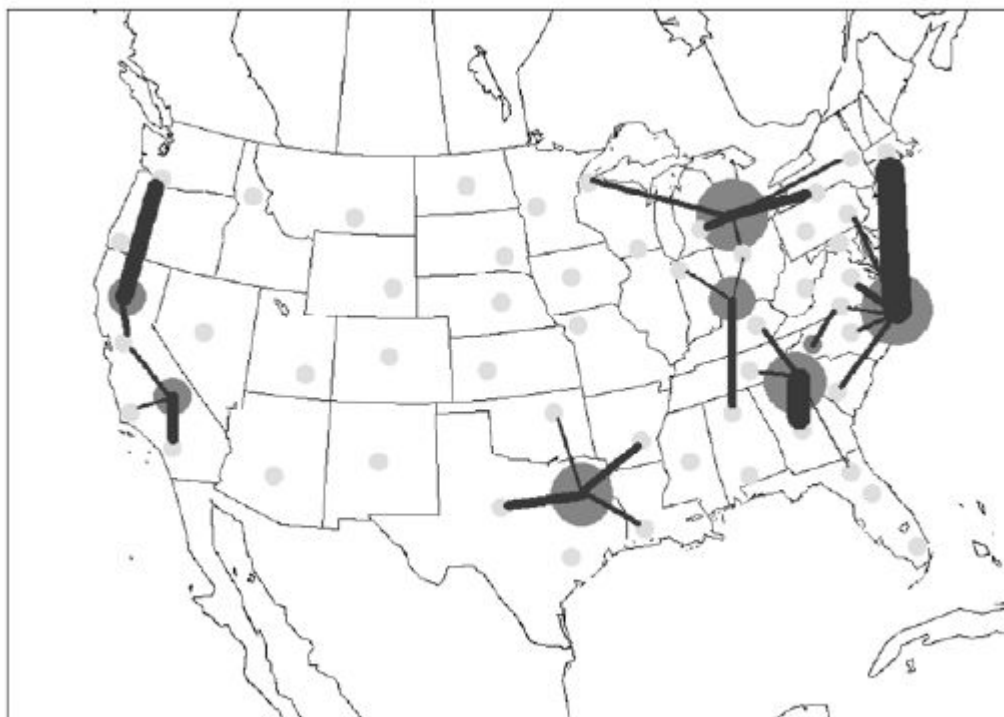
Και δεν είναι μόνο αυτό. Σημειώστε ότι παίρνει κάποιο χρόνο για τη μεταφορά ενός αυτοκινήτου σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία δημοπρασιών. Το φορτηγό πρέπει να οδηγηθεί στην αφετηρία, να ξεφορτώσει τα αυτοκίνητα, να πάρει κάποια επιπλέον αυτοκίνητα (ενδεχομένως κάπου κοντά), και στη συνέχεια, τελικά, να οδηγήσει τα αυτοκίνητα στην ανατεθείσα τοποθεσία δημοπρασιών. Αυτή η διαδικασία μπορεί να διαρκέσει δύο εβδομάδες (ή και περισσότερο για τις μεταφορές από την Ανατολική Ακτή στην Δυτική Ακτή), και κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου οι τιμές μπορεί να αλλάξουν στην τοποθεσία δημοπρασιών. Ως εκ τούτου, πρέπει να προβλεφθεί η τιμή πώλησης για κάθε αυτοκίνητο μερικές εβδομάδες πριν, και να λάβουμε υπόψη την εποχικότητα και άλλες αλλαγές στην αγορά. Και πάλι, ας το δείξουμε αυτό με ένα παράδειγμα.

Πείτε πως εξετάζουμε διάφορες πιθανές τοποθεσίες δημοπρασιών για ένα αυτοκίνητο που βρίσκεται στο Τζάκσονβιλ, της Φλόριντα. Συγκεκριμένα, εξετάζουμε την αποστολή του αυτοκινήτου σε μια τοποθεσία δημοπρασίας στην Γεωργία, την Πενσυλβανία, ή την Καλιφόρνια. Οι εκτιμήσεις για την τιμή αυτών των τριών τοποθεσιών δημοπρασίας είναι διαφορετικές, γιατί μας ενδιαφέρει μια εκτιμώμενη τιμή πώλησης για 5 ημέρες από σήμερα για την τοποθεσία δημοπρασιών της Γεωργίας, μία εκτιμώμενη τιμή πώλησης για 10 ημέρες από σήμερα για την τοποθεσία δημοπρασιών της Πενσυλβανία, και μία εκτιμώμενη τιμή πώλησης για 15 ημέρες από σήμερα για την τοποθεσία δημοπρασίας της Καλιφόρνια. Οι διαφορές στο χρόνο οφείλονται στην απόσταση μεταφοράς. Ωστόσο, για τον υπολογισμό των τιμών αυτών, πρέπει να λάβουμε υπόψη παράγοντες όπως η επίδραση της εποχικότητας και η πτώση στις τιμές, και αυτοί οι πρόσθετοι παράγοντες καθιστούν την απόφασή μας λίγο δύσκολη.

Κατά τη λήψη της απόφασης της Γεωργίας εναντίον της Πενσυλβανία εναντίον της Καλιφόρνια, πρέπει επίσης να ληφθεί υπόψη το κόστος μεταφοράς, η επίδραση του όγκου, και οι σημερινοί κατάλογοι (όπως αναφέρθηκε νωρίτερα). Πρέπει επίσης να σταθμίσουμε το ενδεχόμενο μια καλύτερη τιμή στην Καλιφόρνια εναντίον υψηλότερου κόστους μεταφοράς, υψηλότερες αποσβέσεις τιμών, υψηλότερο κίνδυνο, κλπ. Η απόφαση δεν είναι εύκολη.

3.8 Η λύση

Χωρίς αμφιβολία, αυτό δεν είναι ένα ασήμαντο πρόβλημα. Για να πάρουμε μια απόφαση, πρέπει να εξετάσουμε τα χαρακτηριστικά του κάθε αυτοκινήτου, πολλές διαφορετικές τοποθεσίες δημοπρασιών, πολύπλοκα κόστη μεταφοράς, επιπτώσεις του όγκου, τη χώρα απογραφής των αυτοκινήτων (ή αυτοκίνητα που διέρχονται από τη δημοπρασία), η πτώση των τιμών, και οι αλλαγές των τιμών στην αγορά. Στο τέλος της ημέρας, δεν γνωρίζουμε κατά πόσον οι αποφάσεις μας είναι "ιδανικές" - είτε τη μεγιστοποίηση του δυναμικού κέρδους για την εταιρεία, ή αν υπάρχει μια καλύτερη λύση - αλλά μπορούμε να απεικονίσουμε τη συνολική κατανομή για μια συγκεκριμένη ημέρα ως εξής:



Εικόνα 5: Συνολική κατανομή

Στο παραπάνω σχήμα, οι γραμμές αντιπροσωπεύουν τις συνδέσεις μεταφορών μεταξύ των τοποθεσιών των αυτοκινήτων και των τοποθεσιών των δημοπρασιών, και το πάχος των γραμμών αυτών αντιπροσωπεύει τον

μεταφερόμενο όγκο (στην πιο παχιά γραμμή, έχουν αποσταλεί τα περισσότερα αυτοκίνητα). Επειδή το πρόβλημα είναι τόσο πολύπλοκο, κάθε εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης έχει μια ειδική ομάδα για την ανάθεση των off-leasing αυτοκινήτων σε τοποθεσίες δημοπρασιών. Οι ομάδες αυτές αντιμετωπίζουν το τεράστιο έργο της και την πρόταση για την καλύτερη δυνατή λύση για κάθε ημερήσιο φορτίο αυτοκινήτων. Ένα μικρό λάθος, μία κατώτερη σύσταση που έχει ως αποτέλεσμα καθαρή απώλεια «μόνο» \$ 150 ανά αυτοκίνητο, μπορεί να κοστίζει στην εταιρεία εκατοντάδες χιλιάδες δολάρια σε μια μέρα!

Από την άλλη πλευρά, εάν ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας είχε χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση της καθημερινής διανομής των αυτοκινήτων της τάξης των \$ 200 ανά αυτοκίνητο (να σημειώσουμε εδώ ότι αυτή αντιστοιχεί σε αύξηση μόλις 1,33% στην τιμή ενός μέσου αυτοκινήτου), τότε η αύξηση των ετήσιων κερδών θα μπορούσε να μεταφράζεται σε εκατοντάδες εκατομμύρια δολάρια! Ως εκ τούτου, για τη μεγιστοποίηση του συνολικού καθαρού κέρδους, ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας πρέπει να αποφασίσει πού να μεταφέρει κάθε αυτοκίνητο. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το πρόβλημα είναι εξαιρετικά πολύπλοκο, και το σύστημα θα πρέπει να αντιμετωπίσει τα ακόλουθα ζητήματα:

- Μεταφορές. Όταν ένα ολόκληρο φορτηγό με αυτοκίνητα μεταφέρεται από το ένα μέρος στο άλλο, η εταιρεία χρεώνεται ένα φθηνότερο ποσοστό. Ως εκ τούτου, είναι σημαντικό να λαμβάνουμε υπόψη τον αριθμό των αυτοκινήτων που μεταφέρονται σε κάθε φορτηγό.
- Παράγοντες κινδύνου. Τα αυτοκίνητα μπορεί να καταστραφούν, κλαπούν, ή το φορτηγό μεταφοράς μπορεί να εμπλακεί σε ατύχημα. Μεγαλύτερα ταξίδια αυξάνουν επίσης την πιθανότητα καθυστέρησης.
- Επίδραση του όγκου. Αν πολλά αυτοκίνητα του ίδιου τύπου αποστέλλονται στην ίδια τοποθεσία δημοπρασιών, τότε η επίδραση του όγκου θα ξεκινήσει και η υπερπροσφορά του συγκεκριμένου αυτοκινήτου θα μειώσει την τιμή του.
- Μέγεθος του χώρου αναζήτησης. Η κατανομή των 3.000 αυτοκινήτων σε 50 τοποθεσίες δημοπρασιών μας δίνει 50^{3000} πιθανές λύσεις, η οποία είναι πολύ μεγαλύτερη από τον εκτιμώμενο αριθμό των ατόμων στο Σύμπαν.

- Πτώση των τιμών. Κάθε τοποθεσία δημοπρασιών έχει μια τυπική ημέρα πώλησης (π.χ., κάθε Τετάρτη και ώρα 10 π.μ., ή κάθε δεύτερη Πέμπτη στις 11 π.μ.). Αν κάποια αυτοκίνητα φτάσουν μετά την ημερομηνία πώλησης, τότε θα καθίσουν στην τοποθεσία δημοπρασιών για μία ή δύο εβδομάδες (μέχρι την επόμενη μέρα πώλησης), και η πτώση στις τιμές είναι συχνά περίπου \$ 10 ανά ημέρα, ανά μέσο αυτοκίνητο.
- Πρόσφατη ιστορία. Κατά τη διατύπωση σύστασης, όλες οι αποφάσεις κατά τη διάρκεια των τελευταίων εβδομάδων πρέπει να λαμβάνονται υπόψη. Πολλά από αυτά τα αυτοκίνητα μπορεί να είναι ακόμα σε μεταφορά, καθώς και εάν πρόκειται για την ίδια τοποθεσία δημοπρασιών, τότε θα μπορούσαν να πουληθούν την ίδια ημέρα.
- Απογραφή. Είναι σημαντικό να παρακολουθείται το επίπεδο αποθεμάτων των αυτοκινήτων σε όλες τις τοποθεσίες δημοπρασιών, καθώς κάθε περιοχή έχει μια συγκεκριμένη απόδοση. Εάν μια δημοπρασία μπορεί να χειριστεί 250 αυτοκίνητα ανά ημέρα πώλησης, και η τρέχουσα απογραφή είναι μεγαλύτερη από 250, τότε πρέπει να προστεθεί επιπλέον χρόνος στην 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: (1) εποχικότητα (π.χ., δεν είναι εύκολο να πουλήσει κάμπριο στη Νέα Υόρκη κατά τη διάρκεια του χειμώνα), (2) η άφιξη των νέων μοντέλων (π.χ., νέα μοντέλα εισέρχονται στην αγορά τον Αύγουστο, που επηρεάζουν την τιμή των παλαιότερων μοντέλων), και (3) καιρικές συνθήκες (που επηρεάζουν τον αριθμό των αντιπροσώπων του παρόντος σε μια δημοπρασία, η οποία με τη σειρά της επηρεάζει την τιμή πώλησης).
- Επιχειρηματικοί κανόνες. Είναι απαραίτητο να φιλοξενήσουμε διάφορους επιχειρηματικούς κανόνες που μπορούν να προστεθούν ή να πέσουν ανά πάσα στιγμή (π.χ., "μη στέλνετε κόκκινα αυτοκίνητα για τις

Νοτιοανατολικές δημοπρασίες"). Αυτό είναι σημαντικό για την ανάλυση των σεναρίων τι θα γίνει αν.

Ας ολοκληρώσουμε το κεφάλαιο αυτό με μια παρατήρηση που έχουμε ήδη συζητήσει (σε γενικές γραμμές) στο Κεφ.. 1: δηλαδή, ότι όλη η γνώση του κόσμου δεν θα εγγυηθεί την καλύτερη απόφαση. Ως εκ τούτου, ακόμη και αν κατείχαν "άριστη γνώση" και ήταν σε θέση να προβλέπουν με ακρίβεια την τιμή του κάθε αυτοκινήτου σε κάθε τοποθεσία δημοπρασίας για κάθε ημέρα, εμείς ακόμα δεν ξέρουμε πώς να διανέμουμε τα βέλτιστα 3.000 οχήματα σε οποιαδήποτε δεδομένη ημέρα, λόγω όλων των θεμάτων που αναφέρονται ανωτέρω. Ο αριθμός των πιθανών διανομών είναι απλά πάρα πολύ μεγάλος για να υποβάλλονται σε επεξεργασία σε οποιοδήποτε εύλογο χρονικό διάστημα. Ως εκ τούτου, αν και είναι αλήθεια ότι η ανάσυρση δεδομένων μπορεί να εξαγάγει χρήσιμες γνώσεις από δεδομένα, είναι ένας μύθος ότι η άντληση των εν λόγω γνώσεων θα κάνει μια επιχείρηση καλύτερη! Μπορεί να έχουμε τέλεια γνώση όλων των αυτοκινήτων, των τιμών, και των τοποθεσιών, και οι αποφάσεις διανομής μας μπορεί να εξακολουθούν να είναι πολύ κακές!

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

4 Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα

Στο κεφ.. 2, συζητήσαμε για τα χαρακτηριστικά των πραγματικών προβλημάτων των επιχειρήσεων, τα οποία περιλαμβάνουν:

- Ο αριθμός των πιθανών λύσεων για το πρόβλημα είναι τόσο μεγάλος που απαγορεύει κάθε συστηματική (πλήρη) αναζήτηση της καλύτερης λύσης.
- Το πρόβλημα υπάρχει σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον, και ως εκ τούτου απαιτεί ένα σύνολο λύσεων (και όχι μια ενιαία λύση).
- Το πρόβλημα είναι τόσο σημαντικά περιορισμένο ώστε και μία εφικτή λύση είναι συχνά δύσκολη, πόσο μάλλον που ψάχνουμε για την καλύτερη δυνατή λύση (ή ένα σύνολο λύσεων).
- Το πρόβλημα περιλαμβάνει πολλούς (πιθανόν αντικρουόμενους) στόχους.

Στο προηγούμενο κεφάλαιο, δώσαμε ένα παράδειγμα ενός πραγματικού προβλήματος των επιχειρήσεων στον κλάδο της μίσθωσης αυτοκινήτων. Δεν υπάρχει αμφιβολία ότι ο αριθμός των πιθανών λύσεων στο πρόβλημα της διανομής αυτοκινήτων είναι πολύ μεγάλος για οποιαδήποτε συστηματική έρευνα (που αναφέραμε ότι η κατανομή των 3.000 αυτοκινήτων σε 50 τοποθεσίες δημοπρασιών μας δίνει 50^{3000} δυνατές λύσεις). Μπορούμε επίσης να θέλουμε να επιβάλλουμε πολλούς περιορισμούς. Για παράδειγμα, μπορεί να επιθυμούμε να περιορίσουμε τη μέγιστη απόσταση μεταφοράς (π.χ., «τα αυτοκίνητα δεν θα πρέπει να μεταφερθούν περισσότερο από 1.000 μίλια από την αρχική τους θέση»), να αποκλείσουμε κάποιους τύπους αυτοκινήτων από ορισμένες τοποθεσίες δημοπρασιών (π.χ., «κόκκινα αυτοκίνητα δεν θα πρέπει να αποστέλλονται σε τοποθεσίες δημοπρασίας στο Τέξας» ή «αυτοκίνητα με περισσότερα από 100.000 μίλια δεν θα πρέπει να σταλούν στις δημοπρασίες στη Νοτιοανατολική Ακτή»), κ.λπ. Σημειώστε, επίσης, ότι στο παράδειγμά μας:

- Ο αριθμός των αυτοκινήτων που επιστρέφονται αλλάζει κάθε μέρα.
- Οι περιοχές όπου επιστρέφονται τα αυτοκίνητα αλλάζει κάθε μέρα.
- Οι τιμές σε κάθε τοποθεσία δημοπρασιών αλλάζουν κατά την πάροδο του χρόνου.
- Ο αριθμός των διαθέσιμων τοποθεσιών δημοπρασιών μπορεί να αλλάξει με την πάροδο του χρόνου.

- Η επίδραση του όγκου αλλάζει με την πάροδο του χρόνου.
- Το κόστος μεταφοράς αλλάζει με την πάροδο του χρόνου, κλπ.

Επειδή όλες οι οργανώσεις λειτουργούν σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον, αναγκάζονται συνεχώς να προσαρμοστούν. Κατά συνέπεια, ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας πρέπει να περιλαμβάνει τρία κύρια στοιχεία: (1) ένα στοιχείο για να κάνουμε προβλέψεις (στην περίπτωσή μας, οι προβλέψεις των τιμών πώλησης), (2) ένα συστατικό για την παραγωγή σχεδόν βέλτιστων αποφάσεων (στην περίπτωσή μας, η διανομή των αυτοκινήτων), και (3) ένα στοιχείο για την προσαρμογή των ενοτήτων πρόβλεψης για αλλαγές του περιβάλλοντος. Για να δημιουργήσετε ένα τέτοιο σύστημα, πρέπει να ακολουθηθούν τα ακόλουθα τέσσερα βήματα¹²:

- Τα διαθέσιμα δεδομένα πρέπει να είναι προετοιμασμένα και να αναλυθούν διεξοδικά (το στάδιο ανάσυρσης δεδομένων).
- Ένα μοντέλο πρόβλεψης πρέπει να αναπτυχθεί με βάση τα αποτελέσματα ανάσυρσης δεδομένων.
- Πρέπει να αναπτυχθεί μια μονάδα βελτιστοποίησης που χρησιμοποιεί το μοντέλο πρόβλεψης για να προτείνουμε την καλύτερη λύση.
- Πρέπει να αναπτυχθεί μια μονάδα προσαρμοστικότητας η οποία είναι υπεύθυνη για την προσαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης για το χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

Ας συζητήσουμε τις λεπτομέρειες αυτών των φαινομενικά απλών βημάτων, καθώς η κατανόησή τους θα μας επιτρέψει να συνειδητοποιήσουμε τα ισχυρά πλεονεκτήματα της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας!

¹² Πριν να λύσετε ένα πρόβλημα, πρέπει να το καταλάβετε. Στην ανάπτυξη λογισμικού, αυτό σημαίνει ότι κερδίζει την πλήρη κατανόηση των αναγκών των χρηστών.

4.1 Εξόρυξη Δεδομένων

Τα δεδομένα συνήθως διαμένουν σε μία ή περισσότερες βάσεις δεδομένων, και πρέπει πρώτα να κατανοήσουμε την δομή της κάθε βάσης δεδομένων και τους πίνακές της. Για να φανεί αυτό περαιτέρω, ας χρησιμοποιήσουμε έναν πίνακα από το Κεφ.. 3, που έχει τα βασικά στοιχεία σχετικά με τα αυτοκίνητα και τις τιμές πώλησής τους:

VIN	ZIP	Ημερομηνία	Τιμή
39WVK93309KJ33012	28262	2.11.2004	\$12,035
UDJ2293M99DL0K220	30334	2.11.2004	\$15,600
4D09WJD92JE93H990	30334	2.11.2004	\$10,590
KD37D92JF83NF8822	90012	3.11.2004	\$9,265
NKI2389DD974F2235	28262	3.11.2004	\$13,450
K29DH38FHW02HD923	48243	3.11.2004	\$13,955
MDK293HFDWH299305	90012	4.11.2004	\$12,495
28DN39FNDJW2N0024	90012	4.11.2004	\$11,925
29H93NFI3HJF93F04	48243	4.11.2004	\$11,396
ND920ENF1NAD02834	48243	5.11.2004	\$9,835
D39DJ39EHQ8HH9335	28262	5.11.2004	\$8,965
02UFIMF03JF96H935	90012	5.11.2004	\$13,960
D932NF93HG9057362	48243	5.11.2004	\$8,830
00F8EB3IDNB293758	48243	8.11.2004	\$7,920
IE038THJ203TH0234	28262	8.11.2004	\$19,250
39FH324MV092HGM39	48243	8.11.2004	\$22,640
F92N9F389FH120458	90012	8.11.2004	\$13,580
F9485JG03H25495J5	30334	9.11.2004	\$16,970
08GN94HJH03J49327	30334	9.11.2004	\$14,320
F04JH402KG4509G45	48243	9.11.2004	\$9,110

Πίνακας 3: Δεδομένα δημοπρασίας

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

VIN	Τύπος	Μάρκα	Μοντέλο	Μίλια	Χρονιά	Χρώμα	Μετάδοση	Σώμα/Πόρτες	Βλάβη
2G1FF22P1F2100001	Rental	Chevy	S-10	34,983	2002	Silver	Manual	2D	\$0
WB3PF43X8X9000331	Lease	Chevy	Cavalier	59,402	2001	Red	Automatic	2D Coupe	\$0
4BEG38FJF04JDK000	Lease	Chrysler	Sebring	74,039	2000	Gray	Automatic	2D Coupe	\$500
DJOW03FFU9905J206	Lease	Ford	Escape	37,984	2001	Green	Manual	4D Sport	\$250
JD8320DJ2094GK2X3	Rental	Ford	Focus	30,842	2001	Green	Manual	4D Sedan	\$0
2JB9F0284JD0213M3	Lease	Isuzu	Rodeo	59,044	1999	White	Automatic	4D Sport	\$250
4380JDD9W02MND001	Rental	Jeep	Cherokee	48,954	2000	Black	Automatic	4D Sport	\$500
490DK20285JF0209D	Rental	Mazda	626	38,943	2000	White	Automatic	4D Sedan	\$0
10D92JD920KFD00002	Lease	Nissan	Altina	39,488	2000	Black	Automatic	4D Sedan	\$0
D920DKJ0284JJ9990	Rental	Nissan	Altina	23,584	1999	White	Manual	4D Sedan	\$0
JD88D92JJD02K3361	Rental	Saturn	L	21,048	2001	White	Automatic	4D Sedan	\$750
10DS0JJ20DXI00093	Lease	Suzuki	Vitara	15,849	2003	Yellow	Automatic	2D Sport	\$0
21KD02KDD0D920M27	Lease	BMW	Z3	49,858	2000	Blue	Manual	2.3 RSTR	\$250
389DJ2DD298JWQ082	Lease	Ford	Explorer	42,893	2002	Green	Automatic	XLT 4WD	\$0
108DJ2048FJ20043	Rental	Ford	Mustang	20,384	2002	Red	Manual	GT	\$0
DJCS2002009DD2J04	Rental	Mercury	Frontier	27,849	2001	Silver	Automatic	SB-V6 Crew	\$500
830DMM3029XMM0092	Lease	Honda	Accord	26,849	2002	Yellow	Automatic	EX V6	\$0
CNEU200220CCI2202	Rental	Toyota	4Runner	33,483	2000	Silver	Automatic	SR5	\$0
CNDJ2940JD88D2JD0	Lease	VW	Beetle	5,459	2003	Blue	Manual	GLS 1.8T	\$0
1VC0CMBJ200V9BJJ1	Lease	Toyota	4Runner	81,837	2001	Silver	Automatic	LMTD 4WD	\$250

Πίνακας 4: Δεδομένα αυτοκινήτων

Δεδομένου ότι έχουμε εξηγήσει τι σημαίνει κάθε στήλη στο προηγούμενο κεφάλαιο¹³, θα πρέπει να έχουμε ήδη μια καλή κατανόηση των δεδομένων. Στη συνέχεια, πρέπει να καθαρίσουμε τα δεδομένα. "Να καθαρίσουμε τα δεδομένα;" Ναι, τα δεδομένα μπορεί να είναι "βρώμικα"! Η ορολογία αυτή αναφέρεται στις περιπτώσεις που περιλαμβάνουν δεδομένα που λείπουν, μη συνεπή δεδομένα, ανακριβή στοιχεία, κλπ. Τα δεδομένα που εισάγονται αυτόματα συνήθως πρέπει να καθαριστούν δεδομένου ότι οι άνθρωποι κάνουν λάθη κατά την πληκτρολόγηση και συχνά χρησιμοποιούν διαφορετικές λέξεις για να περιγράψουν το ίδιο πράγμα (π.χ., "Chevrolet" και "Chevy"). Καθαρισμός των δεδομένων σημαίνει ότι εντοπίζονται τα δεδομένα που θα μπορούσαν να λείπουν, ποια δεδομένα θα μπορούσαν να έχουν γραφτεί από χέρι, ποια δεδομένα μπορεί να είναι ανακριβή ή λανθασμένα, και ούτω καθεξής (θα συζητήσουμε τη διαδικασία προετοιμασίας και καθαρισμού δεδομένων με περισσότερες λεπτομέρειες στο επόμενο κεφάλαιο).

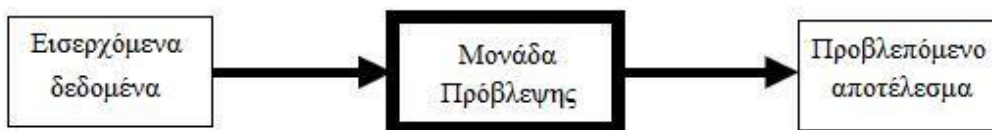
Σε αυτό το μικρό δείγμα, δεν υπάρχουν τιμές που λείπουν ή παρατυπίες, έτσι δεν πρέπει να ανησυχείτε για βρώμικα δεδομένα. Μπορούμε τώρα να προχωρήσουμε με τη δραστηριότητα ανάλυσης δεδομένων, η οποία είναι μια αναλυτική διαδικασία για την εξεύρεση σχέσεων και προτύπων μεταξύ των μεταβλητών (π.χ., η εύρεση της σχέσης μεταξύ «τιμής πώλησης», «κατασκευαστή», «μοντέλου», και «χιλιόμετρα»). Αν και η ανακάλυψη των

¹³ Σε πολλές δραστηριότητες ανάλυσης δεδομένων, να κατανοήσουμε τι σημαίνουν οι στήλες και πως σχετίζονται δεν είναι ένας εύκολος στόχος!

γνώσεων (π.χ., εξόρυξη κειμένου, ανακάλυψη των κανόνων συνεταιρισμού) είναι πολλές φορές ένας σημαντικός στόχος ανάσυρσης δεδομένων, μας ενδιαφέρει περισσότερο στη χρησιμοποίηση των αποτελεσμάτων ανάσυρσης δεδομένων για να οικοδομήσουμε ένα μοντέλο (ή το σύνολο των μοντέλων) για την πρόβλεψη κάποιας ανταπόκρισης (π.χ., το αποτέλεσμα μιας αίτησης δανείου, η πιθανότητα ότι μια συναλλαγή με πιστωτική κάρτα είναι δόλια). Ο λόγος για αυτό είναι ότι οι προβλέψεις ισχύουν άμεσα στη λήψη αποφάσεων, λαμβάνοντας υπόψη ότι η ανακάλυψη της γνώσης είναι πιο κοντά στην υποστήριξη αποφάσεων. Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, μας ενδιαφέρει η πρόβλεψη της τιμής πώλησης για συγκεκριμένα off-leasing αυτοκίνητα σε συγκεκριμένες τοποθεσίες δημοπρασιών σε συγκεκριμένες ημερομηνίες στο μέλλον. Ως εκ τούτου, θα πρέπει να εστιάσουμε τις προσπάθειές μας στα δεδομένα ανάσυρσης στην εύρεση των σχέσεων και των σχεδίων 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.

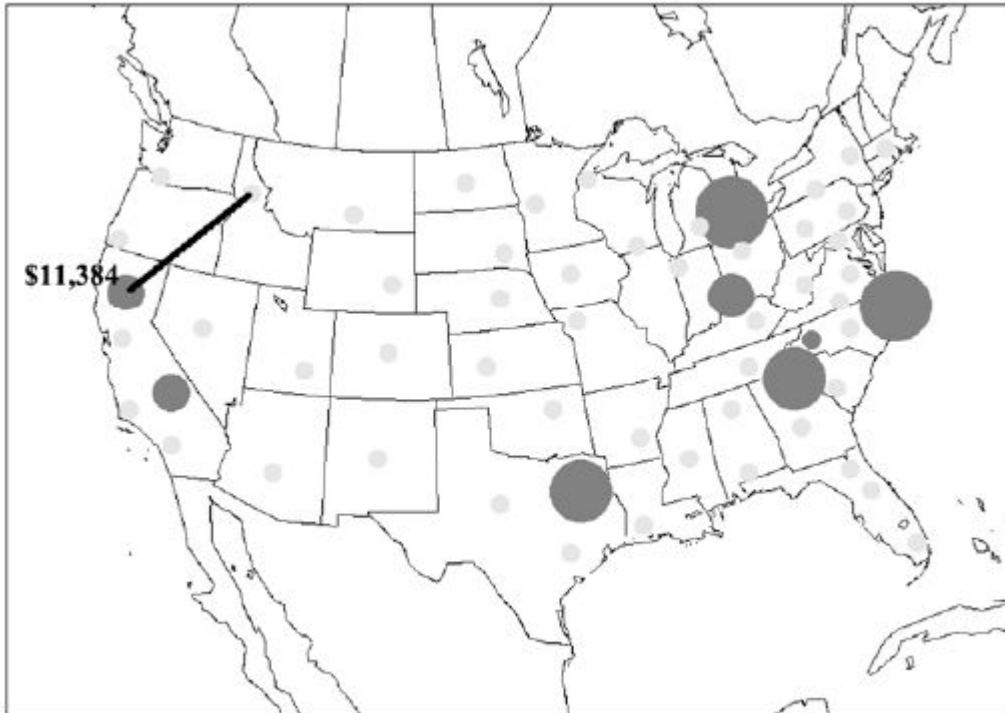
4.2 Πρόβλεψη

Η βασική λειτουργία μιας μονάδας πρόβλεψης (η οποία μπορεί να αποτελείται από ένα ή περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης) είναι να παράγει ένα προϊόν που βασίζεται σε κάποια στοιχεία:



Σχήμα 16: Μονάδα πρόβλεψης

Για να γίνει η μονάδα πρόβλεψης λειτουργική, είναι απαραίτητο να "εκπαιδεύσει" τα διάφορα υποκείμενα υποδείγματα που χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα. Κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας, η ενότητα πρόβλεψης «μας μαθαίνει» τον τρόπο να προβλέψουμε το αποτέλεσμα δεδομένης της εισόδου (θα εξηγήσουμε αυτή τη διαδικασία λεπτομερώς στο Κεφ. 5). Για παράδειγμα, φανταστείτε την πρόβλεψη ενός συγκεκριμένου Honda Accord (με τα γνωστά χαρακτηριστικά και γνωστά χιλιόμετρα) θα πουλήσει σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία δημοπρασιών στη Βόρεια Καλιφόρνια σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή (π.χ., σε δύο εβδομάδες). Στην περίπτωση αυτή, η είσοδος θα είναι η τοποθεσία δημοπρασιών στη Βόρεια Καλιφόρνια, το αυτοκίνητο Honda Accord (με όλα τα ειδικά χαρακτηριστικά), και την προβλεπόμενη ημερομηνία πώλησης. Το αποτέλεσμα, από την άλλη πλευρά, είναι η προβλεπόμενη τιμή πώλησης για αυτό το αυτοκίνητο. Στην παρακάτω εικόνα, η μονάδα πρόβλεψης προβλέπει μία τιμή πώλησης των \$ 11.384:



Εικόνα 6: Μονάδα πρόβλεψης-Τιμή πώλησης

Αλλά πώς μπορεί μια λειτουργική μονάδα πρόβλεψης να "γνωρίζει" ποια είναι η τιμή πώλησης ενός συγκεκριμένου Honda Accord που θα είναι σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία δημοπρασιών σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή; Λοιπόν, η μονάδα πρόβλεψης θα πρέπει να "μάθει" να προβλέπει την τιμή πώλησης βασίζόμενο στα ιστορικά δεδομένα των πωλήσεων για όλα τα Honda Accord συμφωνίες στην τοποθεσία δημοπρασιών στη Βόρεια Καλιφόρνια. Για λόγους απλότητας, ας υποθέσουμε ότι έχουμε τα ακόλουθα στοιχεία για τις πωλήσεις Honda Accord από τη δημοπρασία της περασμένης εβδομάδας στη Βόρεια Καλιφόρνια:

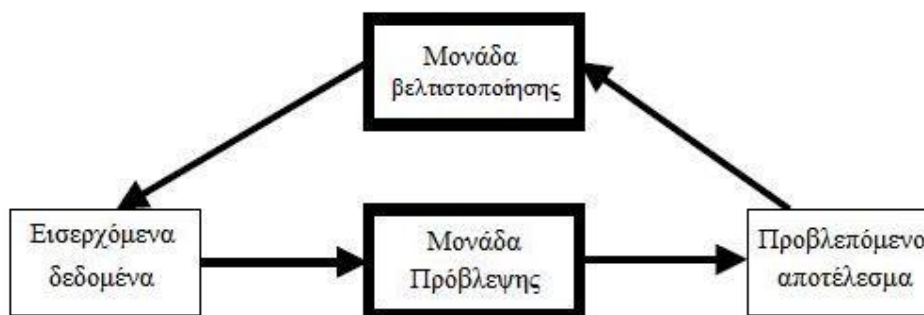
Μάρκα / Μοντέλο	ZIP	Ημερομηνία	Τιμή
KD37D92JF83NF8822	94102	8.11.2004	\$9,265
MDK293HFDWH299305	94102	8.11.2004	\$12,495
28DN39FNDJW2N0024	94102	8.11.2004	\$11,925
29H93NFI3HJF93F04	94102	8.11.2004	\$11,396
ND920ENF1NAD02834	94102	8.11.2004	\$9,835
D39DJ39EHQ8HH9335	94102	8.11.2004	\$8,965
02UFIMF03JF9SH935	94102	8.11.2004	\$13,960
D932NF93HG9057362	94102	8.11.2004	\$8,830
00F8EB3IDNB293758	94102	8.11.2004	\$7,920
1E038THJ203TH0234	94102	8.11.2004	\$19,250

Πίνακας 5: Στοιχεία δημοπρασίας

Ας υποθέσουμε επίσης, ότι η δική μας (πολύ βασική) μονάδα πρόβλεψης "προβλέπει" την τιμή πώλησης για κάθε μάρκα / μοντέλο σε κάθε τοποθεσία δημοπρασιών κοιτάζοντας τον μέσο όρο των τιμών πώλησης της προηγούμενης εβδομάδας (ως εκ τούτου, δεν λαμβάνει υπόψη τα πραγματικά χιλιόμετρα, το 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 πρόγνωσης είναι απαραίτητο για κάθε μάρκα, μοντέλο, και τοποθεσία. Ως εκ τούτου, η μονάδα πρόβλεψης ενδέχεται να χρειαστεί να περιλαμβάνει περίπου 10.000 ξεχωριστές προβλέψεις μοντέλων (20 μάρκες × 10 μοντέλα × 50 θέσεις). Επιπλέον, εάν η βάση δεδομένων μας περιέχει περίπου τρία εκατομμύρια περιπτώσεις (συλλογή στοιχείων που εκτείνεται σε 30 μήνες), τότε κάθε μοντέλο πρόβλεψης θα έχει κατά μέσο όρο 300 υποθέσεις. Η κατανομή αυτών των περιπτώσεων θα είναι ανομοιόμορφη. Για παράδειγμα, μπορεί να έχουμε 2.800 περιπτώσεις ανά τοποθεσία για μερικές μάρκες / μοντέλα (π.χ., η Toyota Camry), αλλά μόνο μία ή δύο περιπτώσεις ανά τοποθεσία για κάποια άλλη μάρκα/ μοντέλο (π. χ., Porsche 911)! Ως εκ τούτου, θα ήταν αδύνατο να δημιουργηθεί ένα μοντέλο πρόβλεψης για μερικές μάρκες / μοντέλα. Ασχέτως αυτών των επιπλοκών, ας υποθέσουμε προς στιγμήν ότι η βασική μονάδα πρόβλεψής μας κάνει μια πρόβλεψη των \$ 11.384 (για το Honda Accord αποστέλλεται σε μια τοποθεσία δημοπρασίας στην Βόρεια Καλιφόρνια). Φυσικά, αυτή η «πρόβλεψη» δεν θα ήταν πολύ ακριβής, αλλά χρησιμεύει ως ένα καλό σημείο εκκίνησης για περαιτέρω συζήτηση στο κεφάλαιο 4.4 παρακάτω.

4.3 Βελτιστοποίηση

Έπειτα έρχεται η ανάπτυξη μιας μονάδας βελτιστοποίησης που μπορεί να συστήσει την καλύτερη απάντηση. Σημειώστε ότι η "καλύτερη απάντηση" βασίζεται στην πρόβλεψη της ενότητας εξόδου. Για παράδειγμα, για να αξιολογήσουμε την αξία μιας συγκεκριμένης διανομής αυτοκινήτων, θα πρέπει να προβλέψουμε τις τιμές πώλησής τους. Η σχέση μεταξύ των ενοτήτων της πρόβλεψης και της βελτιστοποίησης μπορεί να απεικονίζεται ως εξής:



Σχήμα 17: Σχέση μεταξύ πρόβλεψης-βελτιστοποίησης

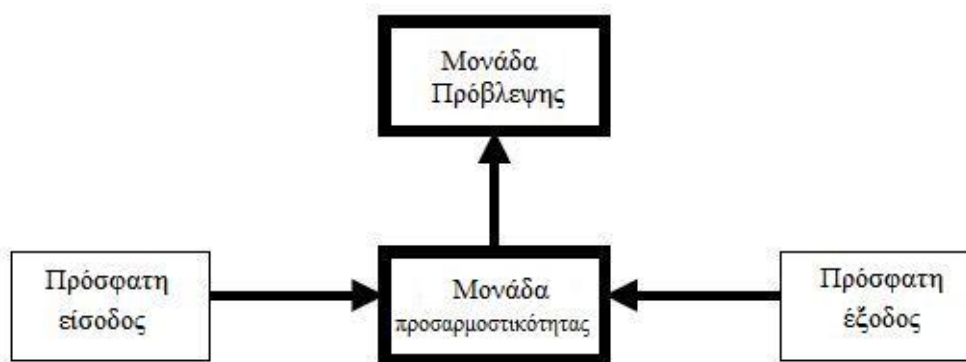
Στο παραπάνω διάγραμμα, η μονάδα βελτιστοποίησης δημιουργεί μια λύση διανομής που χρησιμεύει ως δεδομένο εισόδου για την ενότητα πρόβλεψης. Αυτά τα στοιχεία εισόδου παρέχουν εργασία για τον προορισμό (δηλαδή, τοποθεσία δημοπρασιών) για κάθε αυτοκίνητο, το οποίο η μονάδα πρόβλεψης χρησιμοποιεί για να δημιουργήσει τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης. Η μονάδα βελτιστοποίησης στη συνέχεια χρησιμοποιεί το άθροισμα όλων των προβλέψιμων τιμών πώλησης (δηλαδή, τα δεδομένα εξόδου) για να μετρηθεί η ποιότητα των δεδομένων εισόδου: Όσο υψηλότερο είναι το άθροισμα των προβλεπόμενων τιμών πώλησης των αυτοκινήτων, τόσο καλύτερα είναι τα δεδομένα εισόδου. Για να μεγιστοποιήσουμε το άθροισμα όλων των προβλέψιμων τιμών πώλησης, η μονάδα βελτιστοποίησης δοκιμάζει πολλούς διαφορετικούς συνδυασμούς δεδομένων

εισόδου και στη συνέχεια αξιολογεί τα δεδομένα εξόδου (φυσικά, η μονάδα βελτιστοποίησης πρέπει να τροποποιήσει τα δεδομένα εξόδου για τη μεταφορά δαπανών και άλλων ρυθμίσεων). Πολλές διαφορετικές τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή μιας αποδοτικής μονάδας βελτιστοποίησης, το οποίο θα συζητήσουμε στο Κεφ. 6.

4.4 Προσαρμοστικότητα

Η ανάπτυξη αποτελεσματικών μονάδων πρόβλεψης και βελτιστοποίησης είναι μια καλή αρχή, αλλά οι ίδιες οι ενότητες αυτές είναι ανεπαρκείς για τα συνεχώς μεταβαλλόμενα σήμερα περιβάλλοντα. Επειδή η ακριβής πρόβλεψη του σήμερα μπορεί να είναι ανακριβής αύριο, η μονάδα πρόβλεψης πρέπει να είναι σε θέση να «μαθαίνει» και «να προσαρμόζεται» στις αλλαγές του περιβάλλοντος. Η έννοια της προσαρμοστικότητας έχει εκτεταμένες συνέπειες: Φανταστείτε ένα σύστημα που θα βελτιώσει την πάροδο του χρόνου με την εκμάθηση από τα δικά της προβλέψιμα λάθη. Ένα τέτοιο σύστημα θα ήταν πραγματικά προσαρμοζόμενο!

Η διαδικασία προσαρμογής μπορεί να απεικονιστεί ως εξής:



Σχήμα 18: Διαδικασία προσαρμογής

Για να εντοπίσουμε τα λάθη μεταξύ του προβλεπόμενου αποτελέσματος και του πραγματικού αποτελέσματος, μια μονάδα προσαρμοστικότητας συγκρίνει τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης (π.χ. η πρόσφατη είσοδος) με τις πραγματικές τιμές για κάθε αυτοκίνητο (π.χ. η πρόσφατη έξοδος). Αν υπάρχουν λάθη, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα «συντονίσει» την μονάδα πρόβλεψης για να μειώσει το σφάλμα πρόβλεψης.

Ως παράδειγμα αυτής της διαδικασίας, ας επιστρέψουμε στη βασική συζήτηση για την μονάδα πρόβλεψης στο Κεφάλαιο 4.2, που «διδάσκει», τη μέση τιμή πώλησης για κάθε μάρκα / μοντέλο σε κάθε τοποθεσία δημοπρασιών με την

εξέταση των τιμών πώλησης για την προηγούμενη εβδομάδα. Αν η μονάδα προσαρμοστικότητας ενημερώνει την μονάδα πρόβλεψης κάθε εβδομάδα, χρησιμοποιώντας ένα παράθυρο κυλιόμενου χρόνου, τότε η μονάδα πρόβλεψης μπορεί να προσαρμοστεί στις μεταβολές των τιμών πώλησης. Εναλλακτικά, φανταστείτε ότι η μονάδα πρόβλεψης έχει ορισμένους κανόνες που μπορούν να εκφραστούν ως εξής:

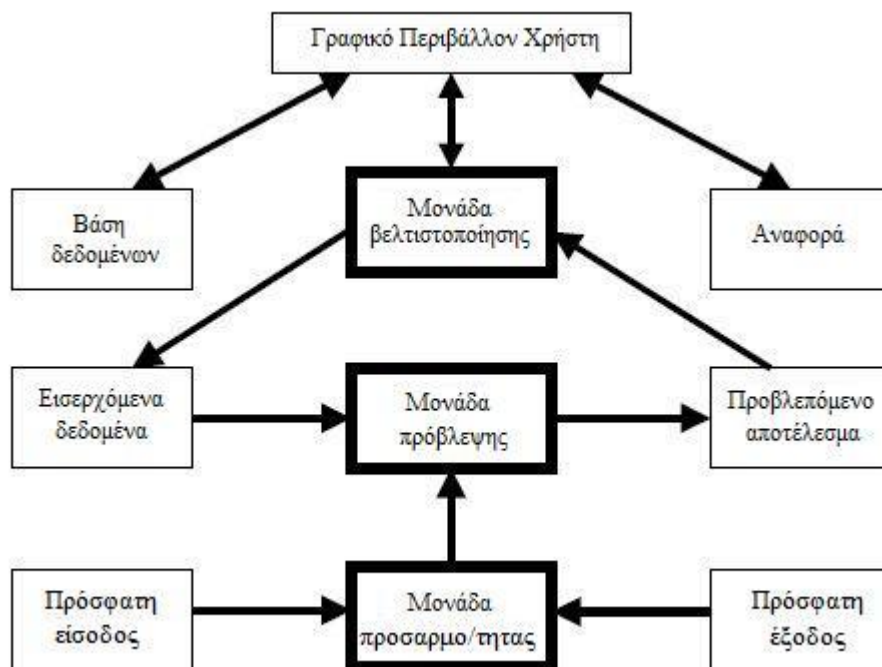
αν [Μάρκα = Honda] και [Μοντέλο = Accord] και [χρώμα = λευκό] και [40000 < Χιλιόμετρα < 50.000] και [Έτος = 2000] και [Επίπεδο ζημιών = \$ 0], τότε Τιμή Πώλησης = \$ 11.384

Κάθε ένας από αυτούς τους κανόνες έχει ένα βάρος¹⁴, και τα βάρη των κανόνων μπορεί να τροποποιηθούν (ας πούμε, σε εβδομαδιαία βάση) για να συντονιστούν με τις προβλέψεις σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Με άλλα λόγια, η μονάδα προσαρμοστικότητας μπορεί να «προσαρμοστεί» στις περιβαλλοντικές αλλαγές με την ενημέρωση των κανόνων αυτών, με τη συχνότητα ενημέρωσης ανάλογα με το πόσο γρήγορα αλλάζει το περιβάλλον. Φυσικά, μια πραγματικά καλή μονάδα προσαρμοστικότητας μπορεί να πάρει τη δική της απόφαση σχετικά με τη συχνότητα ενημέρωσης με τη συνεχή μέτρηση των δικών τις λαθών πρόβλεψης. Ως εκ τούτου, μια πραγματικά καλή μονάδα προσαρμοστικότητας μπορεί να προσαρμόζει την ταχύτητα της προσαρμογής! Είναι σημαντικό να σημειωθεί, ωστόσο, ότι η αποτελεσματικότητα της μονάδας προσαρμοστικότητας στην ενημέρωση της ενότητας πρόβλεψης είναι επηρεασμένο 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.

¹⁴ Το "βάρος" ενός κανόνα είναι απλώς μια παράμετρος που παρέχει ένα σχετικό μέτρο της αξίας του κανόνα. Οι κανόνες που είναι πιο σημαντικοί προσδιορίζουν υψηλότερες τιμές.

4.5 Η Δομή ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας

Οι μονάδες πρόβλεψης, βελτιστοποίησης, και προσαρμοστικότητας είναι τα βασικά συστατικά ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Ωστόσο, αυτό δεν σημαίνει ότι άλλα συστατικά δεν είναι σημαντικά (π.χ., ένα εύκολο στη χρήση γραφικό περιβάλλον χρήστη, μια βάση δεδομένων για την αποθήκευση πληροφοριών). Έτσι, η συνολική δομή ενός συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μοιάζει με το ακόλουθο διάγραμμα:



Σχήμα 19: Σύστημα προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας

Στο Κεφάλαιο 2.6, συζητήσαμε για το πώς η πρόβλεψη, η βελτιστοποίηση, και η προσαρμοστικότητα χρησιμοποιούνται στο ερευνητικό έργο «έλεγχος της ρύπανσης» στην Πολωνία. Η μονάδα πρόβλεψης ήταν υπεύθυνη για την πρόβλεψη της οικολογικής ζημιάς για κάθε τετράγωνο 30 km × 30 km που θα διατηρηθεί κατά τη διάρκεια των επόμενων 48 ωρών. Η μονάδα βελτιστοποίησης (που αποτελείται από έναν εξελικτικό αλγόριθμο) ήταν υπεύθυνη για τη σύσταση του

ιδανικού επιπέδου παραγωγής ενέργειας για κάθε σταθμό παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και η ενότητα της προσαρμοστικότητας ήταν υπεύθυνη για τις ρυθμίσεις επιδόσεων του συστήματος. Επιπλέον, υπήρξαν μερικές μονάδες αναφοράς και οπτικοποίησης ενσωματωμένες στο σύστημα, οι οποίες διασυνδέονταν με τις βάσεις δεδομένων. Στη συνέχεια αυτής της πτυχιακής, θα συζητήσουμε ένα μοντέρνο σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας με όλα αυτά τα συστατικά.

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

5. Πρόβλεψη μεθόδων και προτύπων

Τα περισσότερα «προβλήματα πρόβλεψης» μπορούν να ταξινομηθούν ως προβλήματα ταξινόμησης, προβλήματα οπισθοδρόμησης, ή προβλήματα χρονικής σειράς. Κατά την τοποθέτηση ενός προβλήματος πρόβλεψης σε μια από αυτές τις τρεις κατηγορίες, δύο σημαντικές πτυχές πρέπει να ληφθούν υπόψη: αναμενόμενη παραγωγή και χρόνος. Εξηγούμε αυτές τις δύο πτυχές περαιτέρω.

Για μερικά προβλήματα, υπάρχουν μόνο δύο πιθανά αναμενόμενα αποτελέσματα: «ναι» ή «όχι,» «αληθινός» ή «ψεύτικος,» «αγοράστε» ή «πουλήστε,» κ.λπ. Αυτά είναι κλασικά προβλήματα ταξινόμησης, επειδή κατατάσσουν τις καινούργιες περιπτώσεις σε μια κατηγορία. Το καλύτερο παράδειγμα θα ήταν ταξινόμηση των συναλλαγών πιστωτικών καρτών σε δύο κατηγορίες «ψευδής» και «αληθής». Σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης μπορεί να έχετε, εντούτοις, περισσότερα από δύο αποτελέσματα - στην πραγματικότητα, ο αριθμός πιθανών κατηγοριών να είναι αρκετά σημαντικός. Σε αυτά τα προβλήματα ταξινόμησης, ο χρόνος δεν υπάρχει το «μέλλον» είναι κατανοητό ως άφιξη μιας νέας (ακόμα άγνωστης) υπόθεσης, ή συμπεριλαμβάνεται ως μεταβλητή της περίπτωσης.

Παρόμοια σχόλια είναι επίσης τα προβλήματα οπισθοδρόμησης. Ο γενικός σκοπός (της πολλαπλάσιας) οπισθοδρόμησης είναι να ανακαλυφθεί η σχέση μεταξύ διάφορων ανεξάρτητων («προάγγελος») μεταβλητών και μιας εξαρτώμενης («κριτήριο») μεταβλητής, με την παραγωγή να είναι ένας συγκεκριμένος αριθμός. Παραδείγματος χάριν, μπορούμε να θελήσουμε να προβλέψουμε τα επίπεδα μισθών ως συνάρτηση της θέσης, αριθμός ετών στη θέση, αριθμός εποπτευμένων υπαλλήλων, κ.λπ. Ένα πρότυπο οπισθοδρόμησης θα μας πει επίσης ποιες μεταβλητές είναι καλύτεροι προάγγελοι από άλλες, και μπορούμε εύκολα να προσδιορίσουμε «ακραίες τιμές.» Πάλι, το ζήτημα του χρόνου συμπεριλαμβάνεται είτε ως ανύπαρκτο είτε ως μεταβλητή της περίπτωσης.

Σε αντίθεση με τα προβλήματα ταξινόμησης και οπισθοδρόμησης, «ο χρόνος» είναι το κύριο χαρακτηριστικό γνώρισμα από ένα πρόβλημα χρονικής σειράς, σε κάθε περίπτωση που περιέχει πολλές τιμές που μετριοούνται κατά τη διάρκεια κάποιου χρονικού διαστήματος στο παρελθόν. Με άλλα λόγια, οι χρονικές εξαρτήσεις μεταξύ των περιπτώσεων είναι τόσο ισχυρές που οι

περιπτώσεις πρέπει να κρατηθούν σε μια διαδοχική χρονική σειρά. Στα προβλήματα χρονικής σειράς, το μέλλον αναφέρεται ρητά: θα επιθυμούσαμε να προβλέψουμε την αξία μιας μεταβλητής στο μέλλον (αύριο, τον προσεχή μήνα, κ.λπ.). Ένα κλασικό παράδειγμα μέσα στην οικονομία επρόκειτο να προβλέψει το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν του επόμενου έτους (ΑΕΠ). Η αφθονία των ιστορικών δεδομένων είναι διαθέσιμη (διαθέσιμη κάθε τρίμηνο), και το πρότυπο πρόβλεψης μπορεί να περιλάβει πολλούς πρόσθετους οικονομικούς δείκτες ως μεταβλητές (π.χ., απασχόληση, οικονομία, έρευνα, παραγωγή, και δείκτες πωλήσεων).

Παρά το γεγονός ότι τα προβλήματα πρόβλεψης έρχονται σε όλες τις μορφές και μεγέθη, ποικίλουν στον αριθμό μεταβλητών, στους τύπους προτύπων δεδομένων, στους χρονικούς ορίζοντες, και στους τύπους αναμενόμενων αποτελεσμάτων, μόνο δύο τύποι μεθόδων πρόβλεψης υπάρχουν για την εξέταση αυτών των προβλημάτων: ποσοτικές και ποιοτικές μέθοδοι. Οι ποσοτικές μέθοδοι υποθέτουν ότι ένα ικανοποιητικό ποσό στοιχείων υπάρχει για το παρελθόν, ότι αυτά τα δεδομένα μπορούν να διαμορφωθούν υπό μορφή αριθμητικών δεδομένων, και ότι τα προηγούμενα πρότυπα θα συνεχιστούν στο μέλλον. Αντιθέτως, οι ποιοτικές μέθοδοι εφαρμόζονται στις καταστάσεις όπου ελάχιστα ποσοτικά στοιχεία είναι διαθέσιμα, αλλά υπάρχει επαρκής ποιοτική γνώση.

Αν και οι ποσοτικές μέθοδοι ποικίλουν από τις απλές (και διαισθητικές) μεθόδους βασισμένες στην εμπειρία των επιστημονικών μεθόδων βασισμένες στις στατιστικές αρχές, όλες αυτές οι μέθοδοι απαιτούν δεδομένα! Ευτυχώς, το ποσό αποθηκευμένων στοιχείων αυξάνεται με γρήγορο ρυθμό. Αυτή η αύξηση πραγματοποιείται σε δύο παραμέτρους: ο αριθμός αποθηκευμένων περιπτώσεων (π.χ., νέες συναλλαγές) και ο αριθμός μεταβλητών σε κάθε περίπτωση (π.χ., η λεπτομέρεια κάθε συναλλαγής). Γενικά, όσο περισσότερα δεδομένα τόσο καλύτερα, η ανάκτηση δεδομένων παράγει καλύτερα αποτελέσματα όταν εφαρμόζεται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, και τα πρότυπα πρόβλεψης που προκύπτουν είναι ακριβέστερα.

Η διαδικασία σε ένα πρότυπο πρόβλεψης αποτελείται συνήθως από μερικά βήματα:

- Προετοιμασία δεδομένων. Για να αποφύγουν την κατάσταση «σκουπίδια μέσα, σκουπίδια έξω» τα σχετικά δεδομένα πρέπει «να προετοιμαστούν». Αυτό το βήμα περιλαμβάνει μετασχηματισμό δεδομένων, κανονικοποίηση,

δημιουργία των παραγόμενων ιδιοτήτων, μεταβλητή επιλογή, αποβολή των θορυβωδών στοιχείων, που δίδουν ελλιπείς τιμές, και τον καθαρισμό δεδομένων. Αυτό το στάδιο επαυξάνεται συχνά από την προκαταρκτική ανάλυση στοιχείων για να προσδιορίσει τις πιο σχετικές μεταβλητές και για να καθορίσει την πολυπλοκότητα του ελλοχεύοντος προβλήματος. Το βήμα προετοιμαζόμενων στοιχείων μπορεί να είναι το πιο επίμοχθο, και πολλοί άνθρωποι θεωρούν ότι αποτελούν το 80% οποιασδήποτε προσπάθειας εξόρυξη δεδομένων.

- Πρότυπο κτήριο. Αυτό το βήμα περιλαμβάνει μια πλήρη ανάλυση των δεδομένων (δηλ., το στάδιο ανάλυσης δεδομένων), η επιλογή της καλύτερης μεθόδου πρόβλεψης βάσει (α) της ανάλυσης της μεταβλητότητας, και (β) παράγοντας τα συνεπή αποτελέσματα, και την ανάπτυξη ενός ή περισσότερων προτύπων πρόβλεψης.
- Επέκταση και αξιολόγηση. Αυτό το βήμα περιλαμβάνει την εφαρμογή του καλύτερου προτύπου πρόβλεψης, και την εφαρμογή του στα νέα δεδομένα για να παραχθούν οι προβλέψεις. Εντούτοις, επειδή τα νέα δεδομένα φθάνουν σε συνεχή βάση, είναι ουσιαστικό να μετρηθεί η απόδοση του προτύπου πρόβλεψης και να συντονιστεί αναλόγως.

Ας εξετάσουμε κάθε ένα από αυτά τα βήματα.

5.1 Προετοιμασία Δεδομένων

Κατά γενική ομολογία, υπάρχουν μόνο δύο «τύποι» μεταβλητών: αριθμητικός και ονομαστικός. Οι αριθμητικές μεταβλητές είναι αριθμοί (π.χ., «34.982» για τα χιλιόμετρα), ενώ οι ονομαστικές μεταβλητές παίρνουν τις τιμές τους από ένα προκαθορισμένο σύνολο (π.χ., «μαύρο,» «λευκό,» ή «κόκκινο» για το χρώμα). Επειδή οι τιμές των ονομαστικών μεταβλητών είναι σύμβολα (σειρές των χαρακτήρων), υπάρχει σπάνια οποιαδήποτε διαταγή μεταξύ τους, και οι

μαθηματικές συγκρίσεις και οι διαδικασίες δεν έχουν πολύ νόημα (όπως είναι δύσκολο να προστεθούν «50» «στο μπλε,» ή συγκρίνετε που είναι μεγαλύτερο: «μπλε» ή «πράσινος»).

Ένας πρόσθετος τύπος μεταβλητής είναι δυαδικός (επίσης αποκαλούμενη μεταβλητή του Μπουλ ή αληθινή/ψεύτικη μεταβλητή), καθώς παίρνει μόνο τη μια από τις δύο πιθανές τιμές (π.χ., «ναι» ή «όχι,» «αληθινός» ή «ψεύτικος»). Μπορούμε επίσης να συναντήσουμε τυχαία άλλους τύπους μεταβλητών (π.χ., μεταβλητές που αποθηκεύουν το ελεύθερο κείμενο ως αξία, ή που περιέχουν ένα σύνολο τιμών). Οι περισσότερες μέθοδοι πρόβλεψης και τα πρότυπα απαιτούν ότι οι μεταβλητές είναι είτε δυαδικές είτε αριθμητικές (ή ονομαστικές με τους αριθμητικούς κώδικες ως τιμές), επιτρέποντας κατά συνέπεια κάποια διαταγή. Έτσι, τι εάν κάναμε με αληθινές ονομαστικές μεταβλητές, όπως το χρώμα; Καλά, υπάρχουν δύο δυνατότητες: Είτε το χρώμα ενός αυτοκινήτου μπορεί να κωδικοποιηθεί ως μοναδικός αριθμός, ή μπορεί να μετατραπεί σε διάφορες δυαδικές (αληθινός/ψεύτικος) μεταβλητές, με κάθε μεταβλητή που αντιπροσωπεύει ένα ιδιαίτερο χρώμα. Παραδείγματος χάριν, εάν το χρώμα του αυτοκινήτου είναι άσπρο, κατόπιν η μεταβλητή μπορεί να πάρει την αξία «αληθινή» (ή «1») εάν το χρώμα του αυτοκινήτου δεν είναι άσπρο, κατόπιν η αξία θα ήταν «ψεύτικη» (ή «0»). Για να προετοιμαστεί κατάλληλα, είναι σημαντικό να προσδιοριστεί αρχικά ο μεταβλητός «τύπος» (δηλ., να ξέρει εάν οι τιμές μιας μεταβλητής επιτρέπουν τις αριθμητικές διαδικασίες ή τις λογικές συγκρίσεις, εάν υπάρχει μια φυσική τάξη επέβαλε μεταξύ τους, και εάν είναι αυτό σημαντικό να καθορίσει μια απόσταση μεταξύ των τιμών).

5.2 Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης

Αφότου προετοιμάζονται τα δεδομένα, μπορούμε να αρχίσουμε την αναζήτησή της σωστής μεθόδου πρόβλεψης. Ο στόχος είναι να χτιστεί ένα πρότυπο πρόβλεψης που θα προβλέψει την «έκβαση» μιας καινούργιας περίπτωσης. Πολλές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν αναπτυχθεί κατά τη διάρκεια των ετών που διαφέρουν οι μεν από τους δε στην αντιπροσώπευση μιας λύσης (π.χ., δέντρο απόφασης εναντίον ενός συνόλου κανόνων), καθώς επίσης και μερικές άλλες διαφορές (π.χ., εάν είναι σε

θέση «να εξηγήσει» την πρόβλεψη, η ευκολία με την οποία μια λύση μπορεί να εκδοθεί). Μπορούμε να ομαδοποιήσουμε αυτές τις διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης σε μερικές ευρείες κατηγορίες:

- Μαθηματικές (π.χ., γραμμική συμμεταβολή, στατιστικές μέθοδοι).
- Απόστασης (π.χ., περίπτωση-βασισμένη στην εκμάθηση, συγκέντρωση).
- Λογικής (π.χ., πίνακες απόφασης, δέντρα απόφασης, κανόνες ταξινόμησης).
- Σύγχρονες ευρετικές (π.χ., νευρωνικά δίκτυα, εξελικτικοί αλγόριθμοι, ασαφής λογική).

Αυτές οι ευρετικές μέθοδοι περιλαμβάνουν τα ασαφές νευρωνικά δίκτυα συστημάτων, το γενετικό προγραμματισμό και τα βασισμένα στον πράκτορα συστήματα. Κάποιος μπορεί να υποστηρίξει, φυσικά, ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να τοποθετηθούν στην κατηγορία μαθηματικών προτύπων, ενώ τα ασαφή συστήματα και ο γενετικός προγραμματισμός είναι στην κατηγορία προτύπων λογικής (δεδομένου ότι αντιπροσωπεύουν τους κανόνες ταξινόμησης και τα δέντρα απόφασης, αντίστοιχα). Πάραυτα, αυτές οι τεχνικές είναι αυξανόμενης σπουδαιότητας για τα πρότυπα πρόβλεψης, και έτσι τις έχουμε κινήσει στα χωριστά κεφάλαια για να τις συζητήσουμε σε μεγαλύτερο βάθος.

5.2.1 Μαθηματικές Μέθοδοι

Όπως είπαμε νωρίτερα σε αυτό το κεφάλαιο, υπάρχουν τρεις τύποι προβλημάτων πρόβλεψης: ταξινόμηση, οπισθοδρόμηση, και χρονική σειρά. Τα προβλήματα ταξινόμησης είναι η εστίαση της έρευνας ανάσχυσης δεδομένων για τις τελευταίες δεκαετίες, και μερικές μέθοδοι πρόβλεψης (π.χ., απόσταση και λογική) αναπτύχθηκε ρητά για τα προβλήματα ταξινόμησης.

Η μεγαλύτερη διαφορά μεταξύ των προβλημάτων σειράς οπισθοδρόμησης και χρόνου είναι ότι το πρώτο υποθέτει ότι τα αναμενόμενα αποτελέσματα εκθέτουν κάποια επεξηγηματική σχέση με μερικές άλλες μεταβλητές. Παραδείγματος χάριν, ο μισθός κάποιου να είναι μια λειτουργία της εκπαίδευσης, της εμπειρίας, της βιομηχανίας, και της θέσης. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μια

επεξηγηματική μέθοδος θα χρησιμοποιούταν για να βρει τη σχέση μεταξύ αυτών των μεταβλητών και να κάνει μια πρόβλεψη. Ο στόχος των προτύπων χρονικής σειράς, αφ' ενός, δεν είναι να ανακαλυφθούν ή να εξηγηθούν οι σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, ο στόχος τους είναι καθαρά θέμα στόχου από πρόβλεψης. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα καλό παράδειγμα αυτού: Δεν μπορούμε να καταλάβουμε τα βάρη σύνδεσης, τη σημασία των ιδιαίτερων μεταβλητών ή τη σχέση τους, και όμως το νευρωνικό πρότυπο δικτύων έχει αρκετά ακριβής προβλέψεις...

Πιθανώς η δημοφιλέστερη επεξηγηματική μέθοδος είναι η γραμμική οπισθοδρόμηση. Εάν η προβλεφθείσα έκβαση είναι αριθμητική και όλες οι μεταβλητές στο πρότυπο πρόβλεψης είναι αριθμητικές, κατόπιν η γραμμική οπισθοδρόμηση είναι η κλασική επιλογή. Σε αυτήν την μέθοδο, χτίζουμε μια γραμμική έκφραση που χρησιμοποιεί τις τιμές των διαφορετικών μεταβλητών για να παραγάγει μια προβλεφθείσα αξία για μια «νέα» μεταβλητή (δηλ., μια μεταβλητή που δεν χρησιμοποιείται στο πρότυπο). Σημειώστε ότι πολλές μεταβλητές δεν είναι αριθμητικές, έτσι πρέπει να αντιμετωπίσουμε αυτό το ζήτημα πρώτα. Με την οικοδόμηση της χωριστής οπισθοδρόμησης ένα πρότυπο για το καθένα κάνει το πρότυπο σε κάθε θέση, έτσι μπορούμε να αποβάλουμε αυτές τις μη αριθμητικές μεταβλητές.

Έπειτα, πρέπει να μετατρέψουμε τις υπόλοιπες μη αριθμητικές μεταβλητές στις αριθμητικές μεταβλητές. Παραδείγματος χάριν, μπορούμε να πάρουμε έναν κατάλογο διαθέσιμων χρωμάτων, να τους ταξινομήσουμε από το λευκό στο Μαύρο σύμφωνα με κάποια τυποποιημένη διαταγή (π.χ., πώς εμφανίζονται σε ένα φάσμα), και ορίζει τους διαδοχικούς φυσικούς αριθμούς. Υποθέτοντας έχουμε 30 διαφορετικά χρώματα, το λευκό θα ήταν 1 και το μαύρο θα ήταν 30. Οι παρόμοιες αναθέσεις μπορούν να γίνουν για άλλες μη αριθμητικές μεταβλητές.

5.2.2 Μέθοδοι Απόστασης

Μια άλλη μέθοδος για τα πρότυπα πρόβλεψης είναι βασισμένη στην έννοια «της απόστασης μεταξύ των περιπτώσεων.» Οποιοσδήποτε δύο περιπτώσεις σε ένα σύνολο στοιχείων μπορούν να συγκριθούν για την ομοιότητα ,και σε αυτό το μέτρο ομοιότητας (αποκαλούμενο «απόσταση») ορίζεται κάποια αξία: όσο παρόμοιες οι περιπτώσεις, τόσο μικρότερη η αξία. Η χρησιμοποίηση ενός μέτρου απόστασης μέσα σε ένα σύνολο στοιχείων θα επέτρεπε σε μας για να συγκρίνουμε μια καινούργια περίπτωση με τη «παρόμοια» υπάρχουσα περίπτωση. Η έκβαση της παρόμοιας περίπτωσης (π.χ., το δάνειο ξεπληρώθηκε, η συναλλαγή ήταν ψευδής) θα ήταν η πρόβλεψη για την καινούργια περίπτωση.

Μια από τις δημοφιλέστερες μεθόδους πρόβλεψης είναι ο κοντινότερος γείτονας K , όπου οι κοντινότεροι γείτονες K (δηλ., K οι περισσότερες παρόμοιες περιπτώσεις) μιας καινούργιας περίπτωσης καθορίζονται. Σαφώς, εάν $K = 1$ (δηλ., βρίσκουμε μόνο έναν γείτονα), η έκβαση αυτού του ενιαίου γείτονα είναι η πρόβλεψη για τη καινούργια περίπτωση. Εάν $K > 1$, τότε ένας μηχανισμός ψηφοφορίας χρησιμοποιείται (πρόβλημα ταξινόμησης) ή η μέση αξία των απαντήσεων K υπολογίζεται (πρόβλημα οπισθοδρόμησης).

Το μεγαλύτερο πρόβλημα, πάραυτα, είναι με τις ονομαστικές μεταβλητές. Λαμβάνοντας υπόψη το προηγούμενο θέμα μας εάν «η διαφορά στην ομοιότητα μεταξύ ασπρί και `άσπρου είναι όπως μεταξύ κόκκινου και κίτρινου?» μπορούμε να υποθέσουμε ότι τα διαφορετικά χρώματα είναι απλά διαφορετικά (με συνέπεια μια απόσταση 1), ή μπορούμε να εισαγάγουμε μια περιπλοκότερη μήτρα που θα όριζε ένα αριθμητικό μέτρο για κάθε χρώμα (π.χ., έτσι ώστε η διαφορά μεταξύ «ανοικτό μπλε» και «σκούρο μπλε» να είναι μικρότερη από τη διαφορά μεταξύ του «μπλε» και «του κόκκινου»). Αυτές είναι οι δύο τυποποιημένες προσεγγίσεις για την αξιολόγηση των διαφορών μεταξύ των τιμών των ονομαστικών μεταβλητών.

Το άλλο θέμα που εξετάζει είναι αυτό της απώλειας των τιμών. Μια τυποποιημένη προσέγγιση είναι να υποθεθεί ότι η απόσταση μεταξύ μιας υπάρχουσας αξίας και μιας ελλείπουσας αξίας είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερη. Ως εκ τούτου, για τις ονομαστικές τιμές, στην απόσταση ορίζεται μια ομαλοποιημένη αξία 1 (όλες οι αποστάσεις είναι μεταξύ 0 και 1), και για τις αριθμητικές μεταβλητές στην απόσταση ορίζεται η μεγαλύτερη πιθανή

ομαλοποιημένη αξία μεταξύ 0 και 1. Παραδείγματος χάριν, εάν η υπάρχουσα αξία είναι 0.27 και η άλλη αξία λείπει, κατόπιν η απόσταση είναι 0.73 εάν η υπάρχουσα αξία είναι 0.73 και η άλλη αξία λείπει, κατόπιν η απόσταση είναι επίσης 0.73.

Ακόμα ένα ζήτημα είναι ο αριθμός αποθηκευμένων περιπτώσεων. Μια μέθοδος βασισμένη στην απόσταση μπορεί να είναι πάρα πολύ χρονοβόρα για τα μεγάλα σύνολα στοιχείων, επειδή ολόκληρο το σύνολο στοιχείων πρέπει να αναζητηθεί για να αξιολογήσει κάθε καινούργια περίπτωση. Με τις μεγαλύτερες τιμές της παραμέτρου K , ο χρόνος υπολογισμού αυξάνεται σημαντικά. Για λόγους αποδοτικότητας, θα ήταν ευεργετικό να μειωθεί ο αριθμός αποθηκευμένων περιπτώσεων. Με την επιλογή ενός υποσυνόλου των «αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων,» η διαδικασία στο να βρεις τον πιο κοντινό γείτονα (ή τους γείτονες) μπορεί να είναι αποδοτικότερη. Και για να καταστήσει τις αντιπροσωπευτικές περιπτώσεις τόσο «αντιπροσωπευτικές» όσο πιθανές (δηλ., όσο το δυνατόν καλύτερες), ένα νέο σύνολο αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων μπορεί να επιλεγεί από το ρεύμα αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων και όλες οι λανθασμένες περιπτώσεις που παρήγαγαν ένα λάθος πρόβλεψη να είναι μεγαλύτερο από κάποιο κατώτατο όριο. Με άλλα λόγια, οι παρούσες αντιπροσωπευτικές και λανθασμένες περιπτώσεις θα μπορούσαν να αποτελέσουν μια εισαγωγή για κάποια μέθοδο επαναταξινόμησης (π.χ., δέντρα απόφασης), η οποία θα ήταν αρμόδια για τη δημιουργία ενός καλύτερου συνόλου αντιπροσωπευτικών περιπτώσεων.

5.2.3 Μέθοδοι Λογικής

Ένας πίνακας απόφασης (επίσης γνωστός ως συμβουλευτικός πίνακας) είναι η απλούστερη λογική-βασισμένη στη μέθοδο για την πρόβλεψη, και υπάρχουν πολλοί τέτοιοι πίνακες που δημοσιεύονται για τον υπολογισμό της τιμής. Η ευρύτατα χρησιμοποιημένη μέθοδος λογικής, αφ' ενός, είναι το δέντρο απόφασης. Επειδή η δομή ενός δέντρου απόφασης είναι σχετικά εύκολο να ακολουθηθεί και να κατανοηθεί (ειδικά για τα μικρότερα δέντρα), η δημοτικότητά της είναι διαδεδομένη. Για να κάνει μια πρόβλεψη για μια καινούργια περίπτωση, η ρίζα ενός δέντρου εξετάζεται, μια δοκιμή εκτελείται, και, ανάλογα με το

αποτέλεσμα της δοκιμής, η περίπτωση κινείται κάτω από τον αρμόδιο κλάδο. Η διαδικασία συνεχίζεται έως ότου επιτυγχάνεται ένας τελικός κόμβος (επίσης γνωστός ως «φύλλο»), και η αξία αυτού του τελικού κόμβου είναι η προβλεφθείσα έκβαση.

Αν και τα δέντρα απόφασης χρησιμοποιούνται για όλους τους τύπους προβλημάτων προβλέψεων, είναι ιδιαίτερα δημοφιλή για τα προβλήματα ταξινόμησης. Εάν η δοκιμή περιλαμβάνει μια ονομαστική μεταβλητή, ο αριθμός κλάδων αντιστοιχεί στον αριθμό πιθανών τιμών που αυτή η μεταβλητή μπορεί να πάρει (δηλ., υπάρχει ένας κλάδος για κάθε πιθανή αξία). Εάν η δοκιμή περιλαμβάνει μια αριθμητική μεταβλητή, υπάρχουν συνήθως δύο κλάδοι, όπως η δοκιμή καθορίζει εάν η αξία είναι «μεγαλύτερη από» ή «μικρότερη από» (ενδεχομένως επίσης «ίσος» για τους αριθμούς ακέραιων αριθμών) κάποια προκαθορισμένη σταθερή αξία. Στην περίπτωση της απώλειας των τιμών, ένας πρόσθετος κλάδος ορίζεται ή κάποιος άλλος ευρετικός χρησιμοποιείται (π.χ., επιλογή του δημοφιλέστερου κλάδου ή επιλογή μερικών κλάδων).

5.2.4 Σύγχρονες ευρετικές μέθοδοι.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, μερικές μέθοδοι πρόβλεψης εμπίπτουν στην κατηγορία «σύγχρονη εύρεση» αυτοί περιλαμβάνουν τα συγκεχυμένα συστήματα, τα νευρωνικά δίκτυα, το γενετικό προγραμματισμό, και βασισμένα τα στον πράκτορα συστήματα. Αυτές οι μέθοδοι που δημιουργούνται στις διαφορετικές ερευνητικές κοινότητες, και «η μηχανική τους» είναι πολύ διαφορετική στις κλασικές μεθόδους όπως οι στατιστικές και η εκμάθηση μηχανών. Αυτές οι μέθοδοι πρόβλεψης είναι αυξανόμενης σπουδαιότητας.

5.2.5 Πρόσθετες εκτιμήσεις.

- *Χρόνος απόκρισης.* Αυτό είναι μια ουσιαστική εκτίμηση, δεδομένου ότι οποιοδήποτε προσαρμοστικό σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας θα είχε έναν καθορισμένο χρόνο απόκρισης. Τα συστήματα αντίχρεωσης απάτης,

παραδείγματος χάριν, επεξεργάζονται εκατομμύρια συναλλαγές ανά δευτερόλεπτο, έτσι η συχνότητα των προβλέψεων είναι πολύ υψηλή. Άλλες μέθοδοι πρόβλεψης, αφ' ενός, ίσως να χρησιμοποιηθούν σε εβδομαδιαία βάση (π.χ., διαχείριση καταλόγων) και έτσι ο χρόνος απόκρισης δεν είναι τόσο κρίσιμος.

- *Έκδοση.* Μερικά πρότυπα πρόβλεψης είναι δύσκολο να εκδοθούν (π.χ., νευρωνικά δίκτυα), ενώ άλλα (π.χ., βασισμένα στους κανόνες συστήματα) είναι εύκολα. Η δυνατότητα να εκδοθεί ένα πρότυπο είναι μια σημαντική εκτίμηση, όπως να είναι απαραίτητο να προστεθεί η γνώση ειδικών στο τελικό πρότυπο.
- *Συμπαγές Πρότυπο.* Ένα πρότυπο πρόβλεψης δεν πρέπει να είναι υπερβολικά μεγάλο και σύνθετο, όμως αυτό θα το καθιστούσε δύσκολο για τους ανθρώπους να το κατανοήσουν, επίσης πάρτε ένα πιο μακροχρόνιο διάστημα για να γίνουν οι προβλέψεις. Σύμφωνα με την αρχή του «Ockham's Razor,» (**Το Ξυράφι του Όκκαμ**, αποδίδεται και ως **Λεπίδα του Όκαμ**, είναι επιστημονική αρχή, η οποία αποδίδεται στον Άγγλο φιλόσοφο Λογικής και φραγκισκανό μοναχό του 14ου αιώνα, Γουλιέλμο του Όκαμ. Η αρχή αυτή αποτελεί την βάση της μεθοδολογικής απαγωγής και αποκαλείται επίσης **αρχή της οικονομίας**. Στην απλούστερη διατύπωσή του, το Ξυράφι του Όκαμ εκφράζεται ως εξής: «Κανείς δεν θα πρέπει να προβαίνει σε περισσότερες εικασίες από όσες είναι απαραίτητες») είναι ένα συμπαγέστερο πρότυπο πρόβλεψης είναι προτιμότερο από ένα πρότυπο πρόβλεψης κατάκλισης υποθέτοντας ότι και οι δύο κάνουν μια εξίσου καλή εργασία της πρόβλεψης.
- *Ανοχή για το θόρυβο.* Όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης απαιτούν κάποια προσέγγιση για το χειρισμό των τιμών που λείπουν, αλλά μερικές μέθοδοι κάνουν μια καλύτερη εργασία του χειρισμού των τιμών που λείπουν από άλλες. Επίσης, μερικές τιμές να είναι παρούσες, αλλά θορυβώδεις (δηλ., ανακριβής) – όπως δηλώνοντας ότι το χρώμα ενός αυτοκινήτου είναι «σκοτεινό»...

Λόγω αυτών των πολλών παραγόντων, μπορεί να είναι δύσκολο να επιλεχτεί «η καλύτερη» μέθοδος πρόβλεψης για το πρόβλημα. Οι διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν διαφορετικές ιδιότητες, και τόσο μερικοί απ' αυτούς μπορούν να αποδώσουν καλύτερα ή χειρότερα όταν εκπαιδεύονται στα διαφορετικά σύνολα στοιχείων. Ως εκ τούτου, ίσως να είναι σημαντικό να

χρησιμοποιηθούν μερικές μέθοδοι για να χτίσει μερικά πρότυπα, και να χρησιμοποιήσει έπειτα όλα τα πρότυπα για να επιτύχει μια συναίνεση.

5.3 Αξιολόγηση των προτύπων

Επειδή ενδιαφερόμαστε στο μέλλον για την απόδοση ενός προτύπου πρόβλεψης δηλ., απόδοση στα νέα δεδομένα, όχι απόδοση στα δεδομένα κατάρτισης δεν μπορούμε να πάρουμε την απόδοση ενός προτύπου (ή το ποσοστό λάθους) στα δεδομένα κατάρτισης (δηλ., παλαιά δεδομένα) ως μη λανθασμένο δείκτη της απόδοσής της στα νέα δεδομένα. Ο λόγος για αυτό είναι πολύ απλός: Το «πιο αξιόπιστο» πρότυπο πρόβλεψης θα ήταν ένας απλός συμβουλευτικός πίνακας όπου όλες οι προηγούμενες περιπτώσεις αποθηκεύονται. Ένα τέτοιο πρότυπο θα σημειώσει εξαιρετικά καλά τις παλαιές περιπτώσεις... Δυστυχώς, αυτό το αποτέλεσμα θα μας πει πολύ λίγα για την απόδοση του προτύπου στα νέα δεδομένα! Τα περισσότερα πρότυπα πρόβλεψης μπορούν να είναι υπό την έννοια ότι θα συμπεριφέρονταν με παρόμοιο τρόπο σε έναν συμβουλευτικό πίνακα. Ως εκ τούτου, η απόδοση ενός προτύπου στο σύνολο στοιχείων κατάρτισης θα είναι πάντα καλύτερη από την αληθινή απόδοση του προτύπου...

Για να προβλέψουμε την απόδοση ενός προτύπου στα νέα δεδομένα, χρειαζόμαστε ένα άλλο σύνολο στοιχείων (συνήθως αποκαλούμενο καθορισμένη δοκιμή) που δεν συμμετείχε στο χτίσιμο, στη εκπαίδευση, και στο συντονισμό του προτύπου. Αυτό είναι σημαντικό: χρειαζόμαστε τα φρέσκα δεδομένα για να αξιολογήσουμε την απόδοση ενός προτύπου πρόβλεψης. Ο δημοφιλέστερος τρόπος για να το κάνουμε αυτό (όταν υπάρχουν αρκετά δεδομένα) είναι να διαιρεθεί τυχαία το αρχικό σύνολο στοιχείων (δηλ., διαθέσιμες περιπτώσεις) σε καθορισμένο και εξεταστικό σύνολο κατάρτισης. Η μέθοδος πρόβλεψης χρησιμοποιεί έπειτα το σύνολο εκπαίδευσης για να επιλέξει τις μεταβλητές, συνθέτει τις πρόσθετες μεταβλητές, υπολογίζει τις αναλογίες, τις παραμέτρους, κ.λπ., αλλά δεν έχει πρόσβαση στη καθορισμένη δοκιμή. Μόλις δημιουργηθεί το πρότυπο πρόβλεψης βάσει του συνόλου στοιχείων κατάρτισης, μπορεί να είναι αρκετά αξιολογημένο για την απόδοση στο σύνολο στοιχείων δοκιμής.

Σε πολλές περιπτώσεις, η διαδικασία είναι ένα πρότυπο πρόβλεψης που αποτελείται από δύο φάσεις: (1) κατασκευή ενός προτύπου, και (2) συντονισμός παραμέτρων του προτύπου. Για αυτόν τον λόγο, είναι επίσης κατάλληλο να χωρίσει περαιτέρω το σύνολο στοιχείων κατάρτισης σε δύο υποσύνολα: το αρχικό σύνολο κατάρτισης και μια επικύρωση θέτοντας - τα πρώτα για την οικοδόμηση του προτύπου, τα τελευταία για το συντονισμό των παραμέτρων του. Έτσι, συνολικά, είναι κατάλληλο να υπάρξουν τρία ανεξάρτητα σύνολα στοιχείων (το τρίτο είναι το σύνολο στοιχείων δοκιμής, το οποίο χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την απόδοση του προτύπου). Κάθε ένα από αυτά τα τρία σύνολα στοιχείων πρέπει να επιλεγεί ανεξάρτητα, και κάθε ένα από τα παιχνίδια είναι ένας σημαντικός, ανεξάρτητος ρόλος:

- Το σύνολο στοιχείων κατάρτισης χρησιμοποιείται για την οικοδόμηση ενός προτύπου πρόβλεψης.
- Το σύνολο στοιχείων επικύρωσης χρησιμοποιείται για το συντονισμό των παραμέτρων του προτύπου (δηλ., για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του προτύπου).
- Το σύνολο στοιχείων δοκιμής χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την απόδοση του προτύπου.

Εάν είχαμε την αφθονία των στοιχείων για την κατάρτιση, η αφθονία των στοιχείων για την επικύρωση, και η αφθονία των στοιχείων για την αξιολόγηση, τότε το αποτέλεσμα πρέπει να είναι ένα καλύτερο πρότυπο. Παρόλα αυτά, εάν υπάρχει μόνο ένα περιορισμένο ποσό στοιχείων, κατόπιν τι μπορεί να γίνει για να τα μεγιστοποιήσει; Σημειώστε πάλι ότι η γενική ιδέα είναι να χωριστούν τα δεδομένα: μερικά δεδομένα (συνήθως δύο τρίτα) χρησιμοποιούνται για την κατάρτιση (αυτό περιλαμβάνει την επικύρωση), και μερικά (συνήθως ένα τρίτο) για τη δοκιμή.

Βιβλιογραφία :

Υπάρχουν ποικίλα κείμενα διαθέσιμα που συζητούν τις τεχνικές ανάκτηση δεδομένων. Το βιβλίο Predictive Data Mining από τους Sholom M. Weiss και Nitin Indurkha (Morgan Kaufmann, το Σαν Φρανσίσκο, το 1998) .

Practical Machine Learning Tools and Techniques από τους Ian X. Witten και Eibe Frank (Morgan Kaufmann, το Σαν Φρανσίσκο, 2000).

Machine Learning and Data Mining: Methods and Applications από τους Ryszard S. Michalski, Ivan Bratko, και Miroslav Kubat (Wiley, Chichester, 1998).

Περαιτέρω, υπάρχουν κείμενα διαθέσιμα όπως Data Mining and Knowledge Discovery with Evolutionary Algorithms από τους Alex A. Freitas (Springer, Βερολίνο, 2002), Methods and Applications των Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, και Rob J. Hyndman (Wiley, Chichester, 1998).

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

6. Σύγχρονες Τεχνικές Βελτιστοποίησης

Είτε στον τραπεζικό τομέα, κατασκευής, είτε λιανικής, υπάρχει μόλις και μετά βίας μια βιομηχανία όπου ο όρος «βελτιστοποίηση» δεν ισχύει. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι κάθε βιομηχανία προσπαθεί για την τελειότητα (δεδομένου ότι υπάρχουν συνεχείς πιέσεις να μειωθεί το κόστος και να αυξηθεί η αποδοτικότητα) και τόσο κατά τη διάρκεια των ετών πολλές τεχνικές βελτιστοποίησης έχουν προκύψει οι διευθυντές βοήθειας να βρίσκουν τις καλύτερες λύσεις στα επιχειρησιακά προβλήματά τους. Στον τομέα της επιχειρησιακής έρευνας, συγκεκριμένα, ανέπτυξε πολλές τεχνικές για να εξεταστεί η πολυπλοκότητα του σχεδιασμού των ανθρώπων, των μηχανών, και των υλικών. Αναφερόμαστε συχνά σε αυτές τις τεχνικές βελτιστοποίησης ως «κλασικές» τεχνικές, με τα καλύτερα παραδείγματα που είναι γραμμικός προγραμματισμός, κλάδος και δέσμευση, δυναμικός προγραμματισμός, και προγραμματισμός ροής δικτύων.

Κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας, εντούτοις, έχουμε βεβαιώσει την εμφάνιση μιας νέας κατηγορίας τεχνικών βελτιστοποίησης ότι οι άνθρωποι έχουν καλέσει «σύγχρονο heuristics.» Αυτές οι σύγχρονες τεχνικές περιλαμβάνουν (μεταξύ των άλλων) τη προσομοιωμένη ανόπτηση, την αναζήτηση ταμπού, και τους εξελικτικούς αλγόριθμους, και είναι η κύρια εστίαση αυτού του κεφαλαίου.

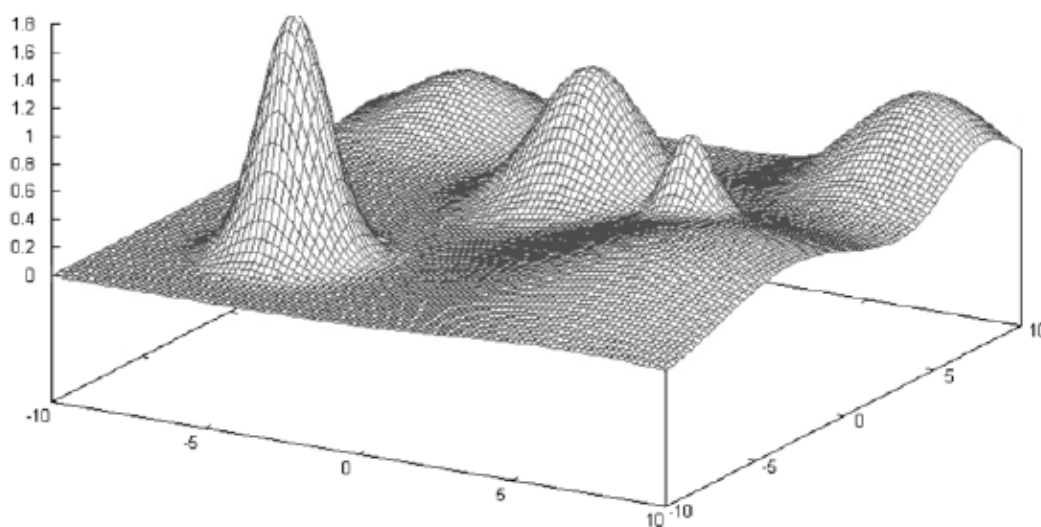
6.1 Επισκόπηση

Ανεξάρτητα από την τεχνική βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκε, τρία πράγματα πρέπει πάντα να διευκρινιστούν: (1) η αντιπροσώπευση της λύσης, (2) ο στόχος, και (3) η λειτουργία αξιολόγησης. Εξετάστε κάθε ένα από αυτά στη συνέχεια.

Η αντιπροσώπευση μιας λύσης θα καθορίσει το διάστημα αναζήτησης και το μέγεθός της. Μόλις καθορίσουμε το διάστημα αναζήτησης, πρέπει να αποφασίσουμε τι ψάχνουμε. Ποιος είναι ο στόχος του προβλήματός μας; Αυτό είναι μια μαθηματική δήλωση του στόχου που επιτυγχάνεται. Αφότου ο στόχος

είναι σαφώς καθορισμένος, το επόμενο πράγμα που κάνει είναι να δημιουργεί μια λειτουργία αξιολόγησης που μας επιτρέπει να συγκρίνουμε την ποιότητα των διαφορετικών λύσεων. Μερικές λειτουργίες αξιολόγησης παράγουν μια ταξινόμηση για τις διάφορες λύσεις (αποκαλούμενες τακτικές λειτουργίες αξιολόγησης), ενώ άλλες είναι αριθμητικές και παρέχουν μια ταξινόμηση και ένα αποτέλεσμα ποιοτικού μέτρου.

6.2 Τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης

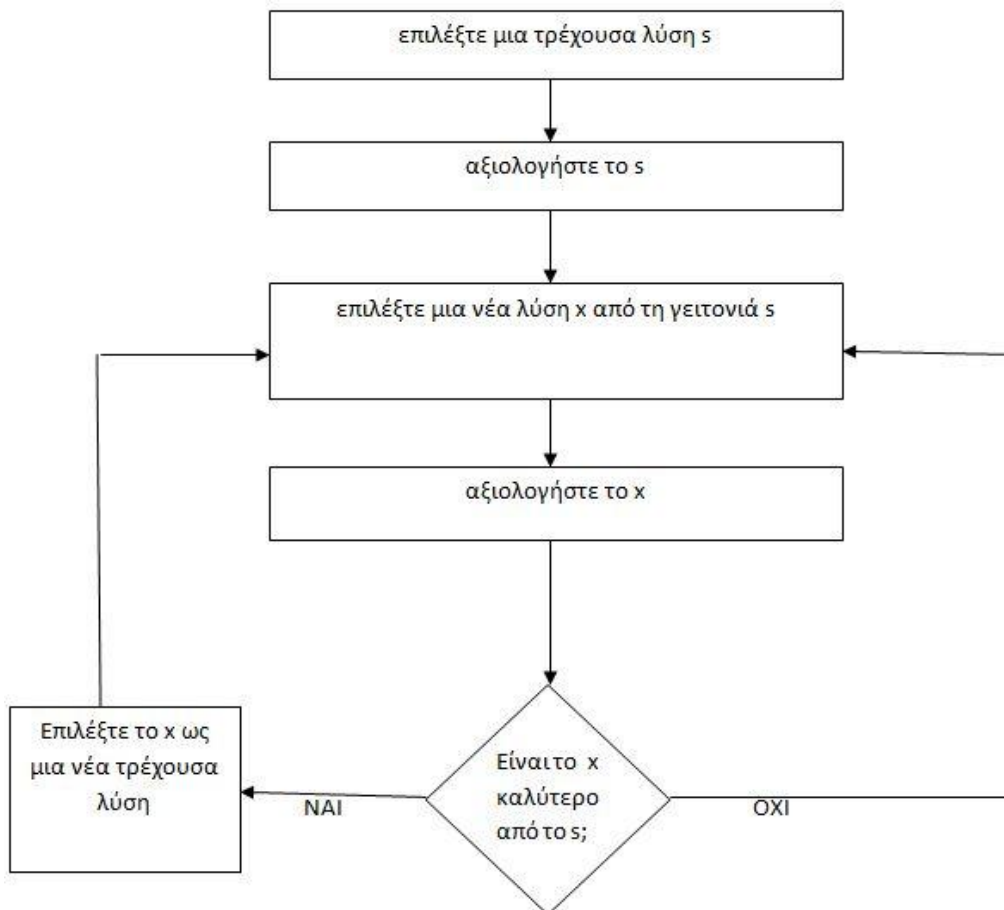


Εικόνα 7: Διαδικασία hill climber

Λαμβάνοντας αυτήν την απεικόνιση υπόψη, εξετάστε μια βασική τοπική διαδικασία βελτιστοποίησης αποκαλούμενη αναρρίχηση σε λόφο¹⁵, και τη σύνδεσή του με την έννοια «γειτονιά». Όπως όλες τις τοπικές τεχνικές βελτιστοποίησης, η αναρρίχηση λόφων χρησιμοποιεί την επαναληπτική βελτίωση. Η τεχνική εφαρμόζεται σε μια ενιαία λύση (δηλ., η τρέχουσα λύση) στο διάστημα αναζήτησης. Κατά τη διάρκεια κάθε επανάληψης, μια νέα λύση επιλέγεται από τη γειτονιά της τρέχουσας λύσης. Εάν εκείνη η νέα λύση έχει ένα αποτέλεσμα μέτρου καλύτερης ποιότητας, κατόπιν η νέα λύση γίνεται η τρέχουσα λύση. Διαφορετικά, κάποιος άλλος γείτονας επιλέγεται και εξετάζεται ενάντια στην τρέχουσα λύση. Οι

¹⁵ Ο όρος αναρρίχηση λόφων υπονοεί ένα πρόβλημα μεγιστοποίησης, αλλά η ισοδύναμη μέθοδος καθόδου προβλέπεται εύκολα για τα προβλήματα ελαχιστοποίησης. Για την ευκολία, ο όρος θα χρησιμοποιηθεί για να περιγράψει και τις δύο μεθόδους χωρίς οποιαδήποτε υπονοούμενη απώλεια γενικότητας.

τεχνικές ολοκληρώνουν εάν καμία περαιτέρω βελτίωση δεν είναι δυνατή, ή όταν εξαντλείται ο διανεμημένος χρόνος. Ένα απλό διάγραμμα ροής μιας αναρρίχησης σε λόφο φαίνεται στην ακολουθία που δίνεται κατωτέρω:

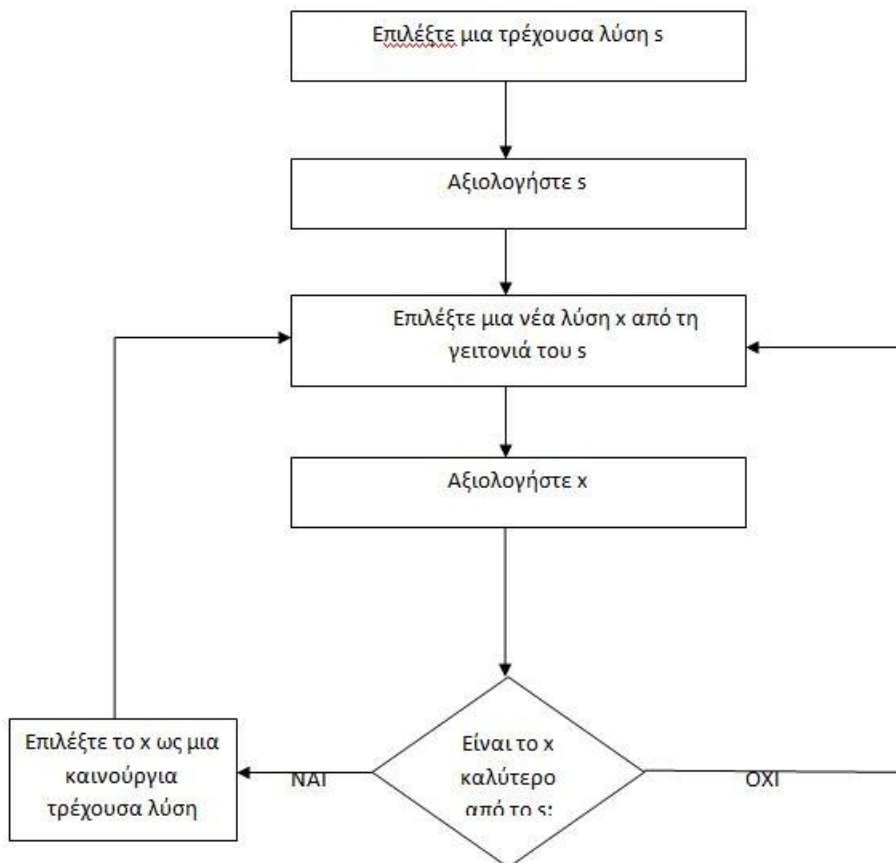


Σχήμα 20: Διάγραμμα ροής hill climber

Σημειώστε ότι αυτό το διάγραμμα ροής εκφράζει μόνο τη γενική αρχή του λόφου αναρρίχησης χωρίς οποιεσδήποτε συνθήκες τερματισμού.

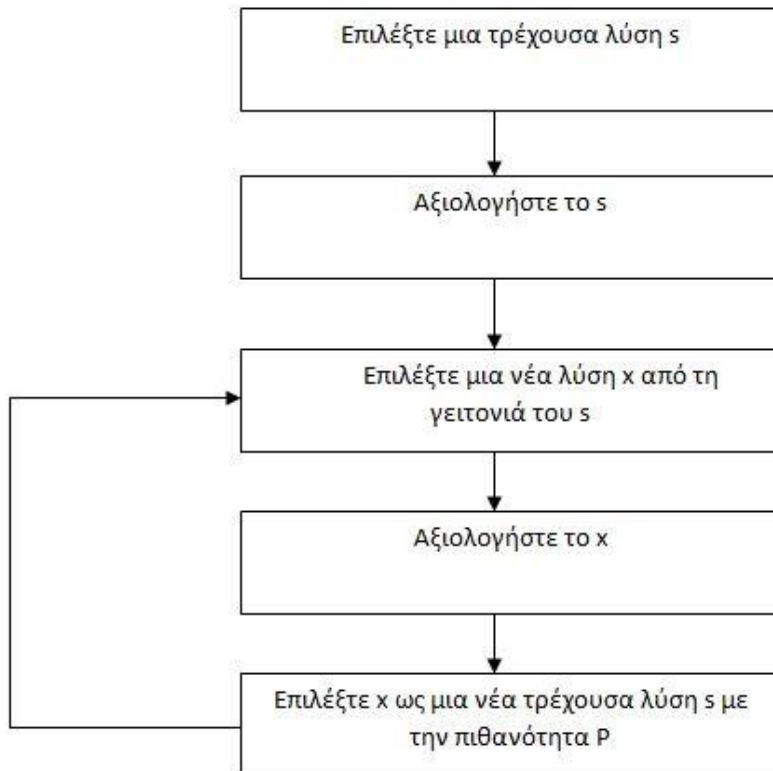
6.3 Πιθανολογικός Hill Climber(ορειβάτης λόφου)

Για να μετατρέψουν έναν συνηθισμένο hill climber σε έναν τέτοιο αλγόριθμο, μερικές τροποποιήσεις απαιτούνται. Κατ' αρχάς, ξαναθυμηθείτε τη λεπτομερή δομή ενός hill climber:



Σχήμα 21: Διάγραμμα ροής hill climber

Με την τροποποίηση αυτής της διαδικασίας έτσι ώστε η αποδοχή μιας νέας λύσης να εξαρτάται από κάποια πιθανότητα - που είναι βασισμένη στη διαφορά μεταξύ του αποτελέσματος ποιοτικού μέτρου για αυτές τις δύο λύσεις - εμείς λαμβάνουμε μια νέα τεχνική αποκαλούμενη πιθανολογικό hill climber:



Σχήμα 22: Διάγραμμα ροής πιθανολογικός hill climber

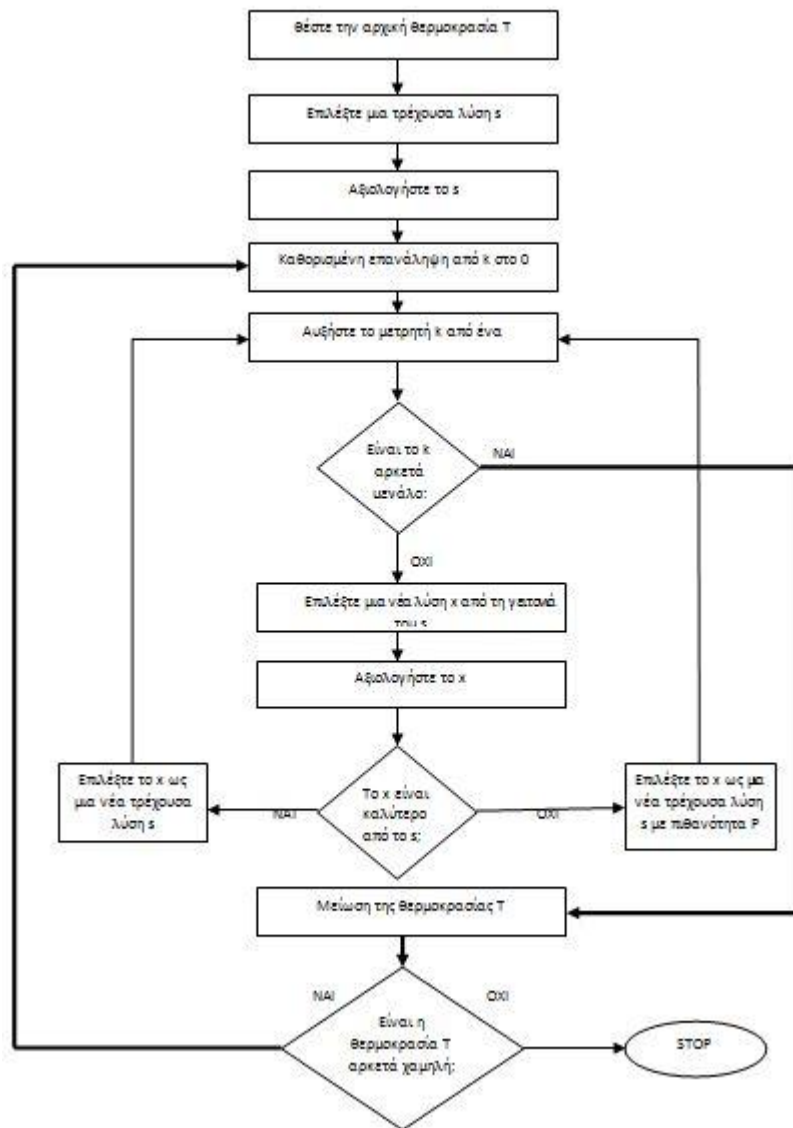
Η μικρή (αλλά σημαντική) διαφορά μεταξύ ενός συνηθισμένου και πιθανολογικού hill climber βρίσκεται σε ένα ενιαίο κιβώτιο που παρεμβάλλεται στο διάγραμμα ροής που αντικαθιστά το κιβώτιο όρου.

6.4 Προσομοιωμένη ανόπτωση (Simulated Annealing)

Η τεχνική προσομοιωμένης ανόπτωσης ¹⁶ είναι βασισμένη σε μια αναλογία που λαμβάνεται από τη θερμοδυναμική.

Το ακόλουθο διάγραμμα ροής αντιπροσωπεύει έναν αλγόριθμο προσομοιωμένης ανόπτωσης:

¹⁶ Επίσης γνωστή ως ανόπτωση του Μόντε Κάρλο, στατιστική ψύξη, πιθανολογική hill climber, πιθανολογική χαλάρωση, και πιθανολογικός αλγόριθμος ανταλλαγής

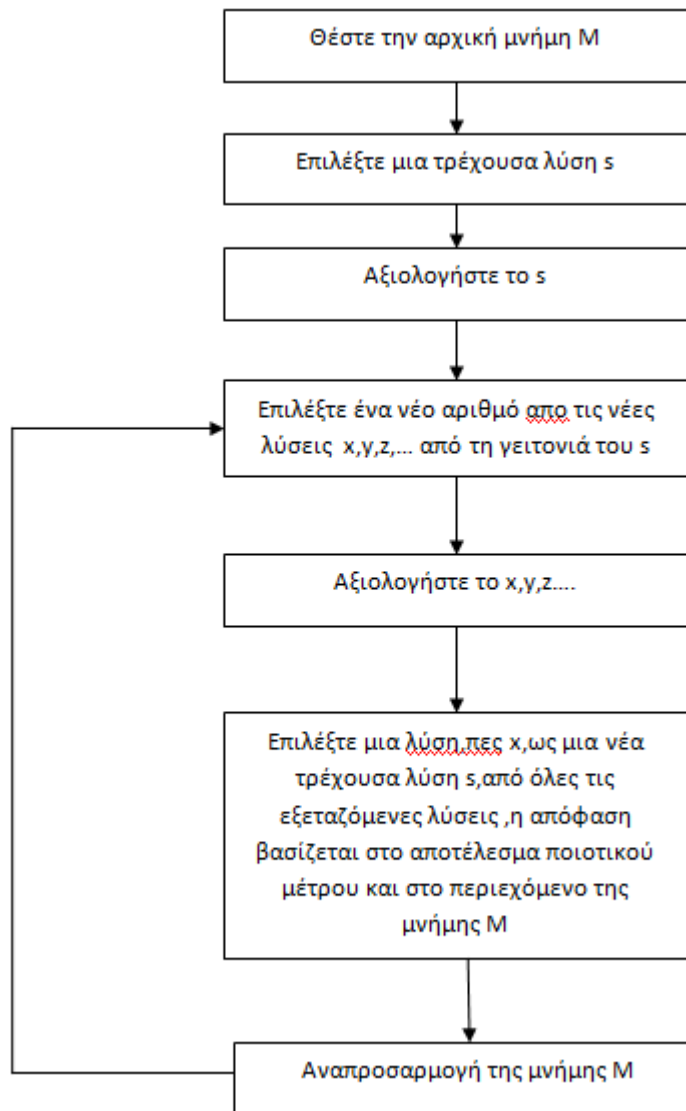


Σχήμα 23: Διάγραμμα ροής προσομοιωμένης απόπτωσης

6.5 Αναζήτηση ταμπού

Η κύρια ιδέα πίσω από την αναζήτηση ταμπού είναι πολύ απλή: «η μνήμη» αναγκάζει την αναζήτηση να ερευνήσει τους νέους τομείς του διαστήματος αναζήτησης για να δραπετεύσει από τα τοπικά βέλτιστα. Μπορούμε να απομνημονεύσουμε μερικές πρόσφατα εξετασμένες λύσεις και αυτές γίνονται «ταμπού» (απαγορευμένες) κατά την επιλογή της επόμενης λύσης.

Το ακόλουθο διάγραμμα ροής περιγράφει τα βασικά βήματα της αναζήτησης ταμπού (χωρίς κατάσταση τερματισμού):



Σχήμα 24: Διάγραμμα ροής αναζήτησης ταμπού

6.6 Εξελικτικοί αλγόριθμοι

Στα προηγούμενα τμήματα αυτού του κεφαλαίου, συζητήσαμε τον hill climber, τον πιθανολογικό hill climber, τη προσομοιωμένη απόκτηση, και την αναζήτηση ταμπού. Όλες αυτές οι τεχνικές βελτιστοποίησης αντιπροσωπεύουν την προσέγγιση της επεξεργασίας μιας ενιαίας λύσης (δηλ., που διατηρεί την καλύτερη

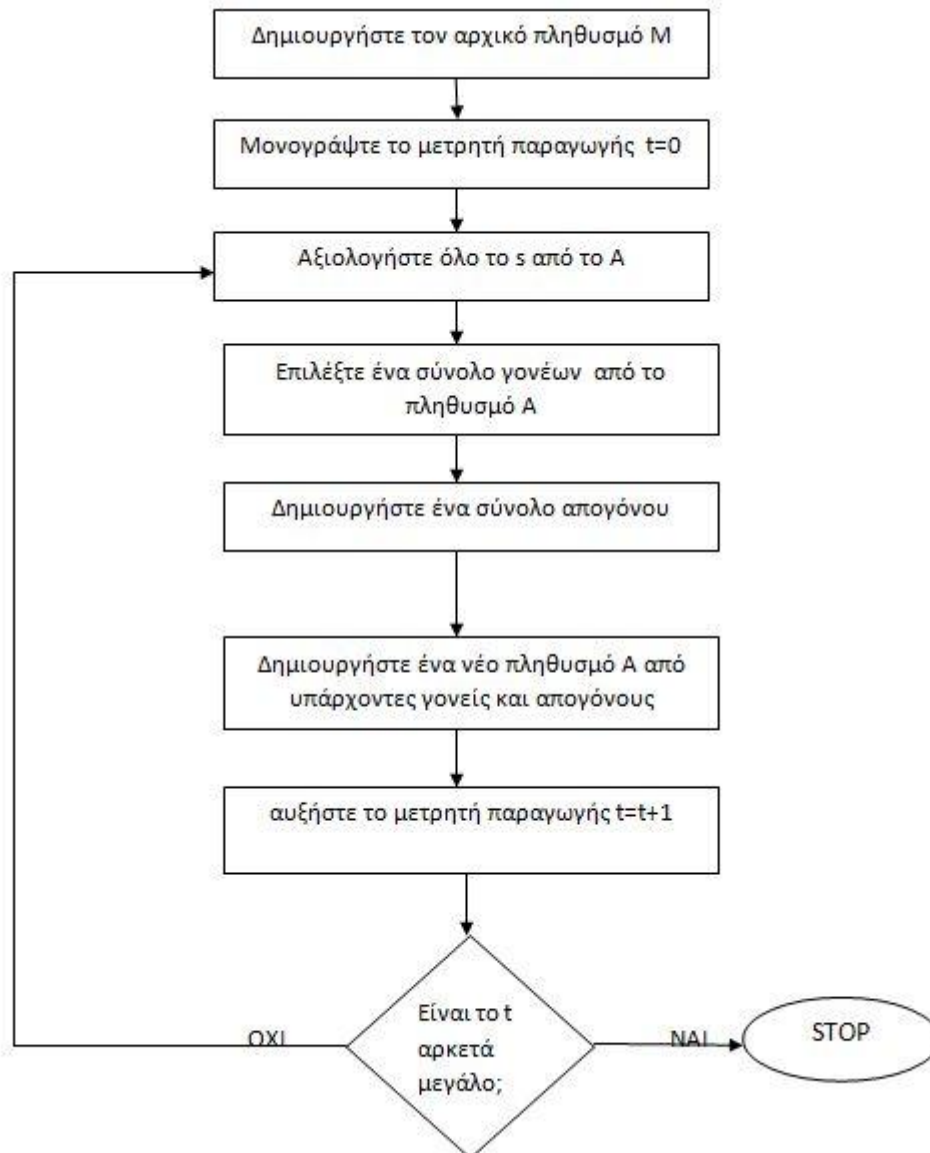
λύση που βρίσκεται μέχρι τώρα και που προσπαθεί να το βελτιώσει). Αυτό είναι διαισθητικά υγιές, εντυπωσιακά απλό, και συχνά αρκετά αποδοτικό. Η μόνη απόφαση που πρέπει να κάνει κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου είναι είτε «να δεχτεί» είτε «να απορρίψει» μια πρόσφατα παραγμένη λύση γειτόνων. Για να λάβουμε την παρούσα απόφαση, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε πολλούς διαφορετικούς κανόνες. Παραδείγματος χάριν, οι ορειβάτες λόφων χρησιμοποιούν τους αιτιοκρατικούς κανόνες: εάν μια εξετασμένη λύση γειτόνων είναι ανώτερη, κατόπιν προχωρήστε σε εκείνο τον γείτονα και συνεχίστε από εκεί διαφορετικά, συνεχίστε στην τρέχουσα γειτονιά. Η προσομοιωμένη ανόπτηση χρησιμοποιεί τους πιθανολογικούς κανόνες: εάν μια λύση γειτόνων είναι ανώτερη, δεχτείτε αυτό ως νέα τρέχουσα λύση διαφορετικά, είτε πιθανότατα να δεχτείτε αυτήν την νέα κατώτερη λύση οπωσδήποτε ή συνεχίστε να ψάχνετε στην τρέχουσα γειτονιά. Η αναζήτηση ταμπού χρησιμοποιεί την ιστορία της αναζήτησης: πάρτε τον καλύτερο διαθέσιμο γείτονα, ο οποίος δεν χρειάζεται να είναι καλύτερος από την τρέχουσα λύση, αλλά που δεν παρατίθεται στη μνήμη ως περιορισμένος ή γείτονας «ταμπού».

Παρά την επεξεργασία μιας ενιαίας λύσης, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι επεξεργάζονται έναν «πληθυσμό» των ανταγωνιστικών λύσεων. Με άλλα λόγια, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μιμούνται την εξελικτική διαδικασία του ανταγωνισμού και της φυσικής επιλογής, όπου οι λύσεις στον πληθυσμό παλεύουν για τις γενεές δωματίων στο μέλλον. Επιπλέον, οι νέες λύσεις παράγονται με τη βοήθεια των γενετικά εμπνευσμένων χειριστών (π.χ., μεταλλαγή ή διασταύρωση) κατά τρόπο παρόμοιο με τη φυσική εξέλιξη.

Έτσι, πώς οι εξελικτικοί αλγόριθμοι δουλεύουν; Υποθέστε, όπως πριν, ότι ψάχνουμε για την καλύτερη λύση σε ένα δύσκολο πρόβλημα. Αντί της παραγωγής μιας αρχικής λύσης (όπως κάναμε για άλλες μεθόδους), αρχίζουμε με έναν πληθυσμό αρχικών λύσεων (ίσως παραγμένος από τα τυχαία δείγματα από το διάστημα αναζήτησης). Η λειτουργία αξιολόγησης καθορίζει έπειτα το αποτέλεσμα ποιοτικού μέτρου κάθε αρχικής λύσης. Οι ανώτερες λύσεις, όπως καθορίζονται από τη λειτουργία αξιολόγησης, ευνοούνται για να γίνουν λύσεις «γονέων» για την επόμενη γενεά των λύσεων «απογόνου». Όπως πριν, οι νέες λύσεις μπορούν να παραχθούν πιθανότατα στη γειτονιά των παλαιών λύσεων. Εντούτοις, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι παρέχουν μια πρόσθετη συστροφή: μπορούμε επίσης να εξετάσουμε τις γειτονιές των ζευγαριών των λύσεων. Δηλαδή μπορούμε να

χρησιμοποιήσουμε περισσότερες από μια λύσεις γονέων για να παραγάγουμε μια νέα λύση απογόνου. Ο μόνος δρόμος για να το κάνει αυτό είναι με τη λήψη των διαφορετικών «μερών» των δύο γονέων λύσεων και έπειτα την τοποθέτηση τους για να διαμορφώσει μαζί μια λύση απογόνου.

Το ακόλουθο διάγραμμα ροής περιγράφει τα βασικά βήματα ενός αλγορίθμου εξέλιξης:



Σχήμα 25: Αλγόριθμος εξέλιξης

6.7 Περιορισμός Χειρισμού(Constraint Handling)

Δεδομένου ότι συζητήσαμε στο κεφ. 3, το πρόβλημα διανομής αυτοκινήτων έχει πολλά προβλήματα περιορισμού: επίπεδα καταλόγων, δαπάνες μεταφορών, επίδραση όγκου, και ούτω καθεξής. Ως εκ τούτου, η εφαρμογή των σύγχρονων τεχνικών βελτιστοποίησης πιθανώς δεν θα είναι τόσο απλή (όπου αξιολογούμε ακριβώς τις νέες λύσεις και αποφασίζουμε ποιά να κρατήσουμε ή να απορρίψουμε). Υπάρχουν γενικά τρεις τρόποι να επηρεαστεί η αναζήτηση προς τις εφικτές λύσεις: μέσω της λειτουργίας αξιολόγησης, της αντιπροσώπευσης της λύσης, και των χειριστών (και, φυσικά, μέσω κάποιου συνδυασμού των τριών). Αυτές οι τρεις προσεγγίσεις είναι ανεξάρτητες από την χρησιμοποιημένη τεχνική βελτιστοποίησης.

Τα πρόσθετα ζητήματα που λαμβάνουν υπόψη που συσχετίζονται περισσότερο με τη λειτουργία αξιολόγησης περιλαμβάνουν:

- Δαπάνες μεταφορών.
- Επίδραση όγκου.
- Μείωση «των παρεκκλίνων (straggle)» (δηλ., αυτοκίνητα που στέκονται πολλές ημέρες στην αρχική θέση χωρίς κίνηση προς μια δημοπρασία).

Βιβλιογραφία :

Το βιβλίο: Local Search in Combinatorial Optimization, που εκδίδεται από τους Emile Aarts και Jan. Karel To Lenstra (Wiley, Chichester,, 1997).

Theory and Applications,, ένα βιβλίο από P.J.M. van Laarhoven και Emile Aarts (Δ. Reidel, Dordrecht, 1987).

Το Tabu Search από το Fred Glover και Manuel Laguna (Kluwer, Norwell, 1997) παρέχει μια καλή εισαγωγή στην αναζήτηση ταμπού, ενώ το Introduction to Evolutionary Computing από τους Gusz (A.E.) Eiben και Jim Smith (άλτης, Βερολίνο, 2003) παρέχει μια άριστη εισαγωγή στους εξελικτικούς αλγορίθμους.

Το βιβλίο How to Solve It: Modern Heuristics από τους Zbigniew Michalewicz and David Fogel (Springer, 2nd edition, 2004).

Modern Heuristic Methods for Combinatorial Problems, από τον Colin Reeves (Wiley, Chichester, 1993) ή Meta-heuristics: Theory and Applications που

εκδίδονται από τους Ibrahim H. Osman και James P. Kelly (Kluwer, Norwell, 1996).

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

7 Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)

Για πολλές χιλιετίες, οι άνθρωποι έχουν προσπαθήσει να περιγράψουν τον κόσμο χρησιμοποιώντας τα πρότυπα βασισμένα στα μαθηματικά και τη λογική, αλλά μόνο κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών έχουν καταφέρει να κατασκευάσουν τα μοντέλα υπολογιστή του πραγματικού κόσμου. Οι υπολογιστές είναι βασισμένοι σε μια δυαδική γλώσσα του μηδέν («0» s) και του ένα («1» s). Αυτό είναι μια αφαίρεση που δημιουργείται από τη δύναμη των επιστημονικών υπολογιστών για να περιγράψουν τι πηγαίνει μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστή, με «0» εξισώνοντας «απενεργοποίηση» και «1» εξισώνοντας «ενεργοποίηση.» Κάθε ενιαίο τρανζίστορ μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστή είναι όπως μια βρύση, και ηλεκτρικό ρεύμα διατρέχει μέσω της κρυσταλλολυχνίας όπως το νερό μέσω μιας βρύσης. Φαίνεται να μοιάζει πάρα πολύ με τα εξής:

Όχι νερό= όχι δύναμη= '0' :



Τρέχει νερό= Δύναμη= '1' :



Το νερό αντιπροσωπεύει το ηλεκτρικό ρεύμα (δηλ., ηλεκτρόνια) που τρέχουν μέσω της κρυσταλλολυχνίας μέσα σε ένα τσιπ υπολογιστή. Όλα τα «0» s

και «1» s μέσα σε ένα τσιπ χρησιμοποιούνται για να εκτελέσουν τους λογικούς υπολογισμούς σύμφωνα με την Boolean¹⁷ λογική, η οποία μεταχειρίζεται 0 όπως «ψεύτικο» και 1 όπως «αληθινό.» Έτσι με άλλα λόγια, «0» = ψεύτικο = όχι δύναμη και «1» = αληθινό = δύναμη. Οι αρχές πίσω από την λογική Boolean δεν περιορίζονται στους υπολογιστές, αυτός ο τύπος συλλογισμού χρονολογείται από τους αρχαίους Έλληνες, ειδικά ο ελληνικός φιλόσοφος Αριστοτέλης.

Εντούτοις, η ακόλουθη βρύση μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για να εξηγήσει ένα θεμελιώδες πρόβλημα με την λογική του Boolean:



Είναι το τρέξιμο νερού σε αυτήν την βρύση; Σύμφωνα με την λογική του Boolean το νερό πρέπει να τρέχει είτε ναι είτε όχι, αλλά στην ανωτέρω κατάσταση το νερό τρέχει μόνο μέχρι ενός ορισμένου βαθμού. Εάν έπρεπε να λάβουμε μια δυαδική (αληθινή ή ψεύτικη) απόφαση τότε ίσως έπειτα να πούμε ότι το νερό τρέχει, και μέσα στην κρυσταλλολυχνία αυτό θα μετέφραζε σε «1» = αληθινός. Αλλά τώρα φανταστείτε την ακόλουθη κατάσταση:



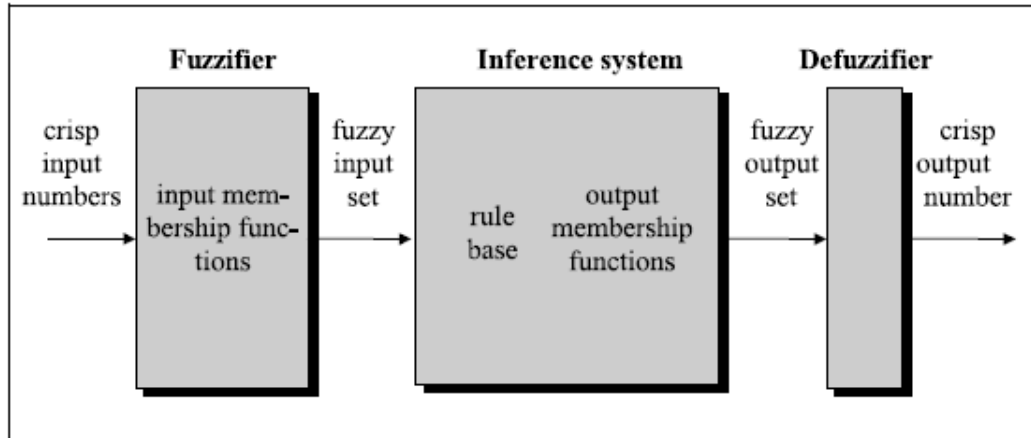
Πάλι, μπορούμε να αναρωτηθούμε εάν το νερό τρέχει ή όχι, και προσπαθούμε να λάβουμε μια άλλη δυαδική απόφαση. Εντούτοις, μπορούμε να συνεχίσουμε να κάνουμε αυτήν την κατάσταση δυσκολότερη και στη συνέχεια να

¹⁷ Η άλγεβρα Boole είναι η άλγεβρα των τιμών αλήθειας 0 και 1, ή ισοδύναμα των υποσυνόλων ενός δεδομένου συνόλου

μειώνεται το ποσό νερού που ρέει έξω από τη βρύση. Αυτές οι απεικονίσεις εκθέτουν το θεμελιώδες πρόβλημα με την λογική του Boolean: Όλα πρέπει να είναι είτε αληθινά είτε ψεύτικα, όλα ή τίποτα. Η λογική του Boolean δεν μπορεί να εξετάσει κάτι το οποίο που είναι αληθινό μέχρι ενός ορισμένου βαθμού. Για να εξετάσει αυτό το πρόβλημα, ένας σχετικά νέος τύπος της λογικής έχει προκύψει, αποκαλούμενη ασαφή λογική(fuzzy logic). Επειδή μεταχειρίζεται όλα ως ένα βαθμό στον οποίο κάτι είναι αληθινό, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσει τα εξαιρετικά ισχυρά πρότυπα πρόβλεψης και ταξινόμησης. Ρίξτε μια προσεκτικότερη ματιά στο πώς η ασαφή λογική(fuzzy logic) λειτουργεί, και πώς μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα σύστημα προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας.

7.1 Επισκόπηση

Αρχίστε με ένα από τα πιο κοινά συστήματα ασαφούς λογικής(fuzzy logic), αποκαλούμενο το *Madani Fuzzy System*. Μοιάζει με τα εξής:



Σχήμα 26: Σύστημα ασαφούς λογικής

Κάθε συστατικό σε αυτό το διάγραμμα ροής έχει μια χωριστή λειτουργία:

- Ο *fuzzifier* (ασαφοποιητής) παίρνει τους αριθμούς εισόδου και τους μετατρέπει σε ασαφές σύνολο εισόδου χρησιμοποιώντας (input membership function) συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου για να υπολογίσει το βαθμό σχετικότητας προς τη τιμή 1.

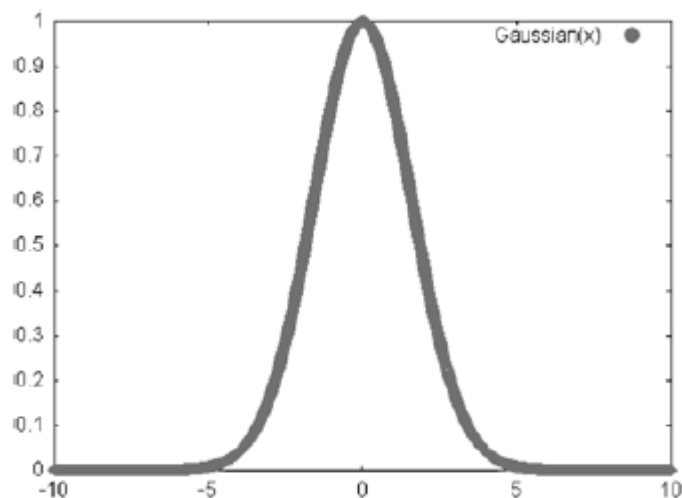
- Το σύστημα συμπεράσματος παίρνει τη *fuzzy input*(ασαφή εισαγωγή) που τίθεται από τον *fuzzifier*, και εφαρμόζει μια βάση κανόνα και έπειτα οι λειτουργίες *output membership function*(συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου) για να δημιουργήσει ένα *fuzzy output set* (ασαφές σύνολο παραγωγής).
- Ο *Defuzzifier* παίρνει τη *fuzzy output* (ασαφή παραγωγή) που τίθεται από το *inference system* (σύστημα συμπεράσματος) και την μετατρέπει σε έναν *crisp output number* (εύθραυστο αριθμό παραγωγής) (δηλ. την πρόβλεψη).

Για να κερδίσετε μια καλύτερη κατανόηση για το πώς η ασαφής λογική(*fuzzy logic*) επεκτείνει την λογική Boolean, ρίξτε μια προσεκτικότερη ματιά σε κάθε συστατικό.

7.2 Fuzzifier

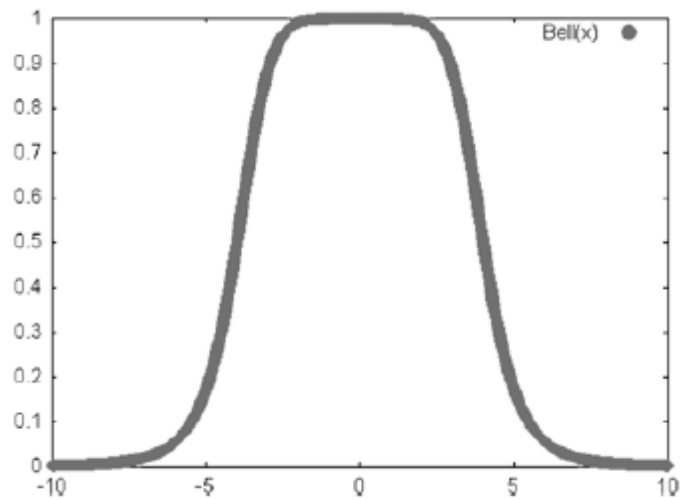
Προκειμένου η *fuzzy logic*(ασαφής λογική) να δουλέψει, εισαγμένες συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου χρησιμοποιούνται από τον *fuzzifier* που μετατρέπει τους αριθμούς εισαγωγής σε ασαφές σύνολο εισαγωγής. Υπάρχουν πολλοί τύποι λειτουργιών ιδιότητας μέλους, και μερικοί από αυτούς φαίνονται παρακάτω για να παρέχουν μια ιδέα με το τι είναι αυτό που μπορούν να μοιάσουν .

Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα μιας Gaussian συνάρτηση σχετικότητας:



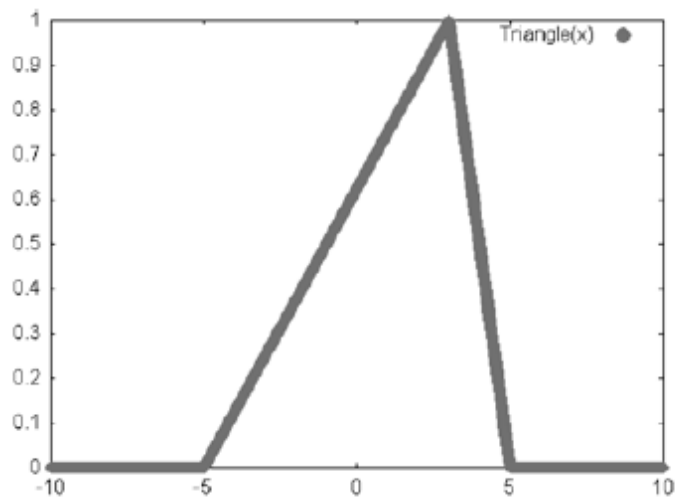
Σχήμα 27: Συνάρτηση Gaussian

Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα μιας Bell συνάρτησης σχετικότητας:



Σχήμα 28: Συνάρτηση Bell

Κατωτέρω είναι ένα παράδειγμα μιας τριγωνικής λειτουργίας ιδιότητας μέλους:



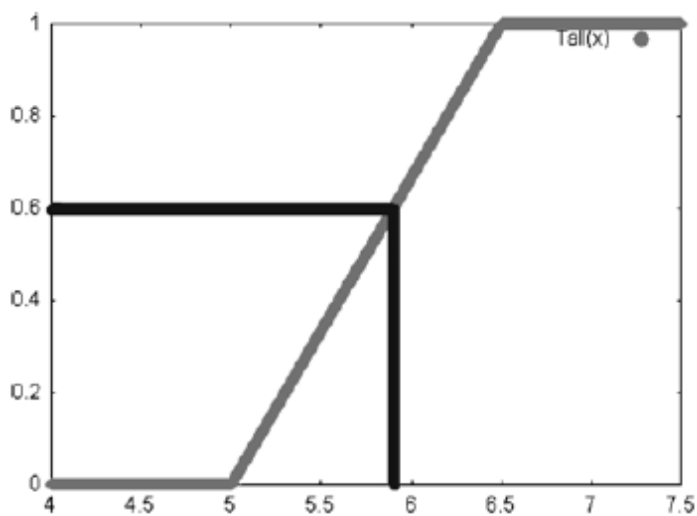
Σχήμα 29: Τριγωνική λειτουργία ιδιότητας μέλους

Ο τελευταίος αριθμός παρουσιάζει κάτι που ενδιαφέρει: Οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου δεν είναι απαραίτητο να είναι συμμετρικές και μπορούν να

έχουν όλα τα είδη μορφών. Εντούτοις, οι απλές συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου προτιμώνται περισσότερο από σύνθετες επειδή οι Διευθυντές επιχείρησης και οι εμπειρογνώμονες έχουν έναν ευκολότερο χρόνο για να τις καταλάβουν.

Μπορούμε να δούμε από τις ανωτέρω απεικονίσεις ότι οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου επιστρέφουν πάντα έναν βαθμό ιδιότητας μέλους μεταξύ 0 και 1, όπου 0 εξισώνουν σε «μηδέν βαθμό ιδιότητας μέλους» και 1 εξισώνει στο «πλήρη βαθμό ιδιότητας μέλους.» Εξετάστε ένα παράδειγμα χρησιμοποιώντας τις τριγωνικές συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου.

Φανταστείτε ένα άτομο που είναι 5 πόδια 11 ίντσες ψηλό (περίπου 1.8 μέτρα). Κάποιος ίσως να πει, «είναι ψηλός.» Η λογική του Boolean θα σύνδεε την αξία «αληθινή» ή «ψεύτικη» με αυτήν την δήλωση, αλλά η ασαφής λογική θα προσπαθούσε να αξιολογήσει σε ποιο βαθμό η δήλωση είναι αληθινή! Φανταστείτε την ακόλουθη τριγωνική λειτουργία ιδιότητας μέλους που καθορίζει «ψηλό»:

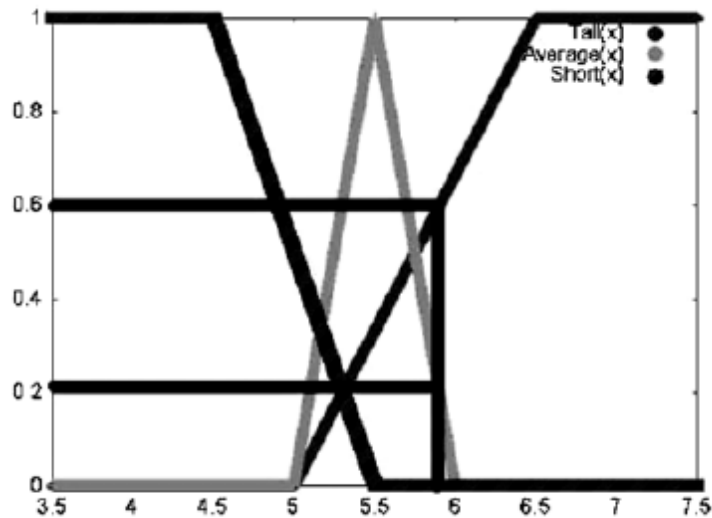


Σχήμα 30: Ιδιότητα μέλους

Αυτή η λειτουργία ιδιότητας μέλους παίρνει το ύψος ενός ατόμου και καθορίζει σε ποιο βαθμό είναι ψηλός. Εάν ένα άτομο είναι κοντότερο από 5 πόδια έπειτα ο βαθμός ύπαρξης του ψηλός είναι 0 και εάν είναι πιο ψηλός από 6 πόδια 6 ίντσες, κατόπιν ο βαθμός ύπαρξης του ψηλός θα ήταν 1. Εάν το ύψος του μειώνεται κάπου μεταξύ 5 ποδιών και 6 ποδιών 6 ίντσες ποδιών, έπειτα ο βαθμός ύπαρξης του ψηλός είναι κάπου στη σειρά από 0 έως 1. Σύμφωνα με τη λειτουργία

ιδιότητας μέλους ανωτέρω, ένα άτομο που είναι 5 πόδια 11 ίντσες είναι ψηλό σε έναν βαθμό 0.6.

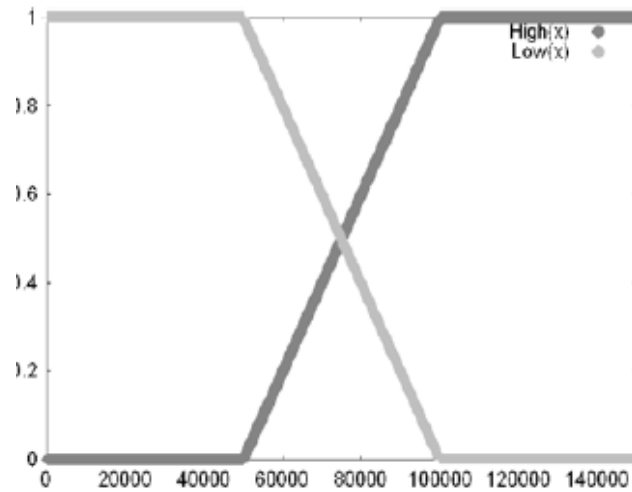
Φανταστείτε τώρα που έχουμε επίσης τον καθορισμό λειτουργιών ιδιότητας μέλους «κοντό» και «μέσο όρο»:



Σχήμα 31: Καθορισμός λειτουργιών ιδιότητας μέλους

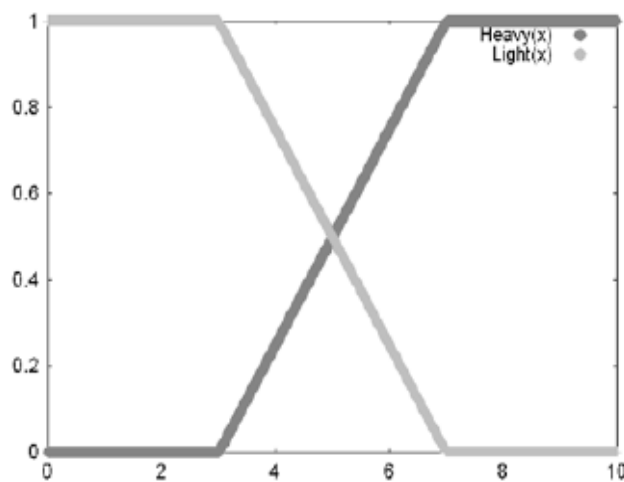
Αυτός ο αριθμός επεξηγεί ένα σημαντικό σημείο: Ακριβώς επειδή ένα άτομο είναι «ψηλό» ως ένα βαθμό, δεν σημαίνει ότι δεν είναι επίσης «κοντός» και «μέτριος» σε μερικούς άλλους βαθμούς. Με άλλα λόγια, οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου μπορούν να επικαλύψουν. Ένα άτομο που έχει ένα ύψος 5 ποδιών 11 ίντσες θα ήταν «κοντό» στο βαθμό 0, υπολογίζει κατά μέσο όρο έναν «βαθμό» 0.2 και «ψηλός» έναν βαθμό 0.6. Οι αριθμοί δεν είναι απαραίτητο να αθροίζονται σε 1 επειδή «κοντός,» «μέσος όρος,» και «ψηλός» είναι απολύτως διαφορετικές γλωσσικές τιμές (μερικά άλλα παραδείγματα των γλωσσικών τιμών θα ήταν «κόκκινο,» «βαρύ,» «πολύ γρήγορα,» «κοντινό,» «μακριά,» «ζεστό,» «κρύο,» κ.λπ.).

Στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, ίσως να έχουμε την ακόλουθη λειτουργία ιδιότητας μέλους εισαγωγής για «την απόσταση σε μίλια,» όπου ο x -άξονας δείχνει την απόσταση σε μίλια:



Σχήμα 32: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<απόσταση σε μίλια>>

Και ο ακόλουθος για το «επίπεδο ζημιάς,» όπου ο x-άξονας δείχνει το επίπεδο ζημιάς:



Σχήμα 33: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<επίπεδο ζημιάς>>

Αυτές οι δύο συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου¹⁸, αναφέρονται στις μεταβλητές «απόσταση σε μίλια» (που βρίσκονται με την ανάγνωση του οδομέτρου) και «επίπεδο ζημιάς» (που θα μπορούσαν να είναι υπολογισμένες σε μια κλίμακα από 0 έως 10 από έναν αυτόματο μηχανικό). Για να δημιουργήσει το ασαφές σύνολο εισαγωγής, ο fuzzifier παίρνει τον εύθραυστο αριθμό εισαγωγής στη σειρά 0 έως 10 για το «επίπεδο ζημιάς,» μαζί με την πραγματική αξία για «την απόσταση σε μίλια,» και εφαρμόζει έπειτα τις συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου

¹⁸ Αν και αυτές οι δύο εισάγουν φαίνονται ίδιες (επειδή έχουμε χρησιμοποιήσει τις απλές συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου για να απλοποιήσουμε τις απεικονίσεις), αυτό δεν είναι απαραίτητο να συμβεί, και μερικές συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου να είναι αρκετά σύνθετες.

για να υπολογίσει τους βαθμούς ιδιότητας μέλους. Παραδείγματος χάριν, ένα αυτοκίνητο με «την απόσταση σε μίλια» = 80.000 και «επίπεδο ζημίας» = 4 θα ήταν χαμηλή απόσταση σε μίλια σε έναν βαθμό 0.4, κ.λπ. Ως εκ τούτου, ο fuzzifier έχει μετασχηματίσει τους εύθραυστους αριθμούς εισαγωγής (80.000 μίλια και επίπεδο 4 ζημίας) σε μερικούς γλωσσικές τιμές και βαθμούς ιδιότητας μέλους:

- «Υψηλή απόσταση σε μίλια» σε βαθμό 0.6.
- «Χαμηλή απόσταση σε μίλια» σε βαθμό 0.4.
- «Βαριά ζημία» σε βαθμό 0.25.
- «Ελαφριά ζημία» σε βαθμό 0.75.

Αυτοί οι βαθμοί ιδιότητας μέλους αποτελούν το ασαφές σύνολο εισαγωγής, το οποίο χρησιμοποιείται από το σύστημα συμπεράσματος για να παραγάγει ένα ασαφές σύνολο παραγωγής.

7.3 Σύστημα Συμπεράσματος

Το σύστημα συμπεράσματος είναι η καρδιά της ασαφούς λογικής και περιέχει τη γνώση υπό μορφή κανόνων και λειτουργιών ιδιότητας μέλους παραγωγής. Εάν απαιτήσουμε τις εξαιρετικά ακριβείς προβλέψεις, κατόπιν θα καταλήξουμε πιθανώς με πολλούς κανόνες, εάν δεν απαιτούμε τέτοια ακραία ακρίβεια, κατόπιν η βάση κανόνα μας περιέχει πιθανώς λιγότερους και γενικότερους κανόνες. Αν και περισσότεροι κανόνες σημαίνουν συνήθως ακριβέστερες προβλέψεις, η βάση κανόνα μπορεί να γίνει πάρα πολύ μεγάλη (και, συνεπώς, δύσκολο για τους Διευθυντές των επιχειρήσεων και τους ειδικούς να κατανοηθούν). Ως εκ τούτου, πρέπει να είναι μια ισορροπία μεταξύ της γενικότητας και της ακρίβειας για οποιοδήποτε πραγματικό επιχειρησιακό πρόβλημα.

Στην περίπτωση του παραδείγματος διανομής αυτοκινήτων, θα μπορούσαμε να χτίσουμε μια βάση κανόνα με τον έναν από τους δύο τρόπους. Ο πρώτος τρόπος θα ήταν να ζητηθεί από έναν ειδικό να καθορίσει όλους τους κανόνες οι οποίοι έχουν επιπτώσεις στη τιμή πώλησης ενός αυτοκινήτου. Αυτή η με το χέρι χτισμένη βάση κανόνα ίσως να χρησιμεύσει ως μια καλή αφετηρία για τον περαιτέρω συντονισμό (όπως οι αρχικοί κανόνες να είναι κάπως ανακριβείς), αλλά ένα σημαντικό μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι το χρονικό

διάστημα και η προσπάθεια που απαιτεί. Παραδείγματος χάριν, εξετάστε ότι οι αμέτρητες συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου που θα χρειαζόνταν να είναι χειροποίητες και τελειοποιήθηκαν έτσι ώστε η προβλεφθείσα τιμή πώλησης είναι κατά αποδεκτό τρόπο κοντά στην πραγματική τιμή πώλησης.

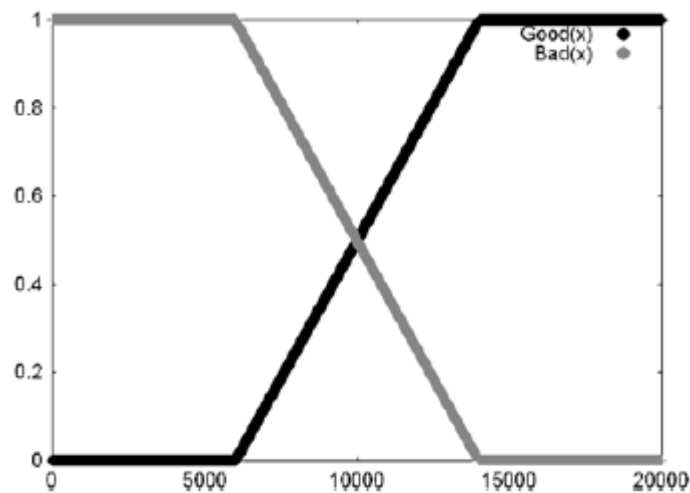
Ο δεύτερος τρόπος είναι να πραγματοποιηθεί μια άσκηση ανάσυρσης δεδομένων στα διαθέσιμα δεδομένα. Να υπάρξουν μερικοί λόγοι για αυτήν την προσέγγιση αντί να ερωτηθεί ένας ειδικός: Για παράδειγμα, ένας ειδικός μπορεί να μην είναι διαθέσιμος για την ερώτηση, ή ο διαθέσιμος ειδικός να είναι ανίκανος να καθορίσει όλους τους κανόνες (δεδομένου ότι πολλές οι αποφάσεις ίσως να βασιστούν στη «διαίσθηση»). Ένας άλλος λόγος θα μπορούσε να είναι ότι θέλουμε τη βάση κανόνα για να είμαστε «μη κατευθυνόμενοι» και χωρίς ανθρώπινες υποθέσεις που ίσως να είναι ελαττωματικές. Παραδείγματος χάριν, μια λεπτομερής ανάλυση από τα δεδομένα ίσως να οδηγήσει στην ανακάλυψη περισσότερων αποτελεσματικών κανόνων βασισμένων «στην περιποίηση» και «στο χρώμα» - ένας συνδυασμός όπου ένας ειδικός ίσως να μην έχει εξετάσει. Μερικές φορές η ανθρώπινη διαίσθηση είναι ένας αποτελεσματικός οδηγός, αλλά άλλες φορές, μπορεί να μας οδηγήσει σε παραστρατήματα.

Χάριν της απλότητας, χτίσαμε μια πολύ απλή βάση κανόνα για τον υπολογισμό της τιμής πώλησης ενός ιδιαίτερου αυτοκινήτου σε έναν ιδιαίτερο τόπο δημοπρασίας:

Κανόνας 1: Εάν το επίπεδο ζημίας είναι υψηλό και η απόσταση σε μίλια είναι υψηλή, κατόπιν η τιμή πώλησης είναι κακή

Κανόνας 2: Εάν το επίπεδο ζημίας είναι χαμηλό και η απόσταση σε μίλια είναι χαμηλή, κατόπιν η τιμή πώλησης είναι καλή

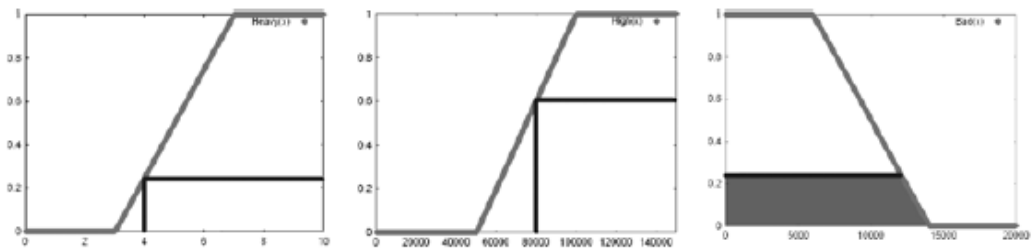
Αυτοί οι δύο κανόνες αναφέρονται στις μεταβλητές «επίπεδο ζημίας,» «απόσταση σε μίλια,» και «τιμή πώλησης.» Φυσικά, οι γλωσσικές τιμές για τις μεταβλητές «απόσταση σε μίλια» (δηλ., «υψηλή» και «χαμηλή») και «επίπεδο ζημίας» (δηλ., «υψηλό» και «χαμηλό») καθορίστηκαν ήδη από κάποια τριγωνική λειτουργία ιδιότητας μέλους εισαγωγής (δείτε στο 7.2). Τώρα πρέπει επίσης να δημιουργήσουμε μια απλή λειτουργία ιδιότητας μέλους παραγωγής για «τη τιμή πώλησης,» με δύο γλωσσικές τιμές «καλές» και «κακές,» όπου ο x-άξονας δείχνει τη τιμή πώλησης:



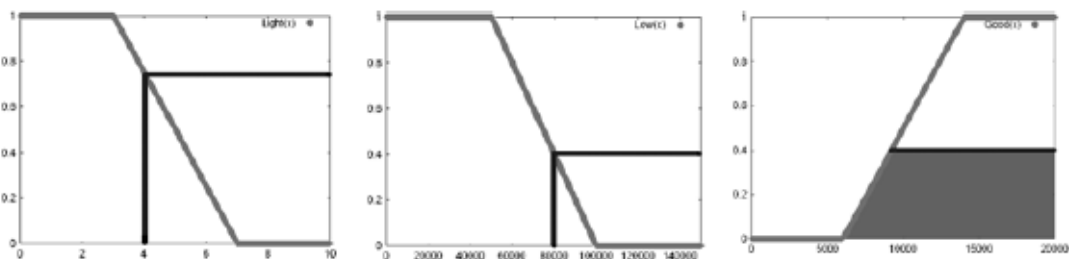
Σχήμα 34: Λειτουργία ιδιότητας μέλους <<τιμή πώλησης>>

Με ένα σύστημα fuzzifier ικανό να δημιουργήσει τα ασαφές σύνολα εισαγωγής, και συμπεράσματος που αποτελείται από μια βάση κανόνα (με δύο απλούς κανόνες) και μια λειτουργία ιδιότητας μέλους παραγωγής, μπορούμε τώρα να δημιουργήσουμε ένα ασαφές σύνολο παραγωγής. Με τη συνέχιση του παραδείγματός μας ενός αυτοκινήτου με «την απόσταση σε μίλια» = 80.000 και το «επίπεδο ζημίας» = 4, ρίξτε μια ματιά σε αυτό που το ασαφές σύνολο παραγωγής θα έμοιαζε.

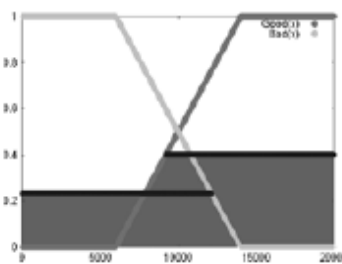
Καταρχήν, απεικονίστε τη διαδικασία ασαφοποίησης. Δεδομένου ότι έχουμε συζητήσει ήδη, ο εύθραυστος αριθμός εισαγωγής «απόσταση σε μίλια» = 80.000 μετασχηματίζεται από τον fuzzifier για να υπολογίσει έναν βαθμό ιδιότητας μέλους 0.6 για την απόσταση σε μίλια που είναι «υψηλή» (απεικονίζεται στην πάνω-μεσαία γραφική παράσταση παρακάτω) και έναν βαθμό ιδιότητας μέλους 0.4 για την απόσταση σε μίλια που είναι «χαμηλή» (απεικονίζεται στη μεσαία στη μέση γραφική παράσταση παρακάτω).. Ομοίως, ο εύθραυστος αριθμός εισαγωγής «επίπεδο ζημίας» = 4 μετασχηματίζεται από τον fuzzifier για να υπολογίσει έναν βαθμό ιδιότητας μέλους 0.25 για το επίπεδο ζημίας που είναι «υψηλό» (απεικονίζεται στην πάνω-αριστερή γραφική παράσταση παρακάτω) και έναν βαθμό ιδιότητας μέλους 0.75 για το επίπεδο ζημίας που είναι «χαμηλό» (απεικονίζεται στην μέσα-αριστερή γραφική παράσταση). Αυτές οι γλωσσικές τιμές ιδιότητας μέλους συνθέτουν το ασαφές σύνολο εισαγωγής:



Αν Επίπεδο ζημιάς = υψηλό Και Απόσταση σε μίλια = υψηλή Τότε τιμή πώλησης = κακή



Αν Επίπεδο ζημιάς = χαμηλό Και Απόσταση σε μίλια = χαμηλό Τότε τιμή πώλησης = καλή



Σχήμα 35: Ασαφές σύνολο εισαγωγής

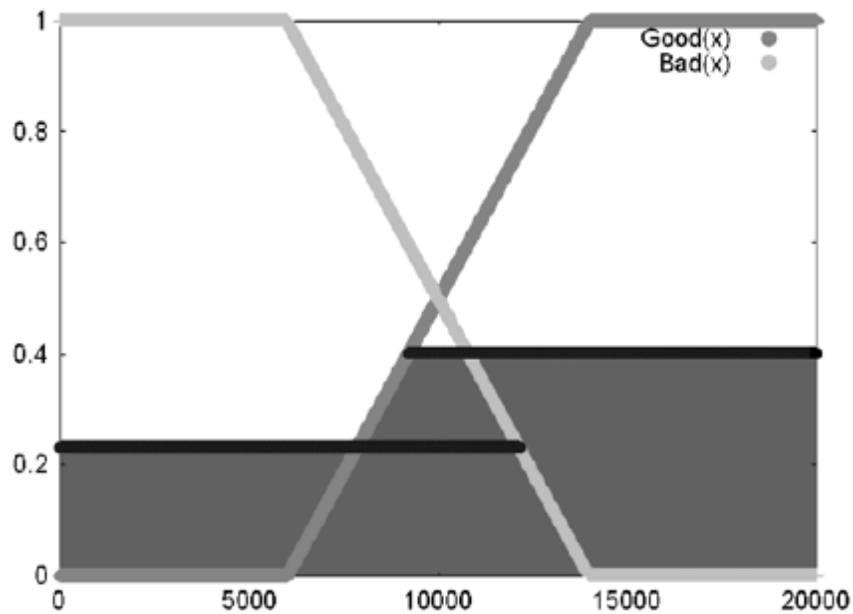
Το σύστημα συμπεράσματος τότε παίρνει αυτό το ασαφές σύνολο εισόδου και εφαρμόζει ένα λογικό and, το οποίο μπορεί να εκτελεστεί σε ένα πλήθος διαφορετικών τρόπων. Δύο συχνά χρησιμοποιημένες μέθοδοι είναι να ληφθεί ο ελάχιστος βαθμός ιδιότητας μέλους εισαγωγής, ή να πολλαπλασιαστούν οι βαθμοί ιδιότητας μέλους εισαγωγής από κοινού¹⁹. Στο παραπάνω παράδειγμα, το σύστημα συμπεράσματος χρησιμοποίησε τον ελάχιστο βαθμό ιδιότητας μέλους εισαγωγής

¹⁹ (Ασαφές and είναι μια επέκταση στη λογική and στη λογική Boolean. Εάν δείχνουμε το λάθος από 0 και το σωστό 1, κατόπιν χρησιμοποιώντας ένα ασαφές ελάχιστο για λογικό and θα δίναμε τα ακόλουθα αποτελέσματα: λάθος (=0) and λάθος (=0) → λάθος (=0), σωστό (=1) and λάθος (=0) → λάθος (=0), λάθος (=0) and σωστό (=1) → λάθος (=0) και σωστό (=1) τέλος σωστό (=1) → σωστό (=1))

για ασαφές and. Επομένως, ο βαθμός της τιμής πώλησης που είναι «κακή» τίθεται 0.25 στη λειτουργία ιδιότητας μέλους παραγωγής²⁰ (που απεικονίζεται στην πάνω-δεξιά γραφική παράσταση). Το σύστημα συμπεράσματος επαναλαμβάνει έπειτα την ανωτέρω διαδικασία για το δεύτερο κανόνα, αλλά το επίπεδο ζημίας είναι τώρα «χαμηλό» και η απόσταση σε μίλια είναι «χαμηλή.» Δεδομένου ότι ο βαθμός ιδιότητας μέλους εισαγωγής της απόστασης σε μίλια που είναι «χαμηλή» είναι ο χαμηλότερος με 0.4 (ενώ ο βαθμός ζημίας που είναι «ελαφριά» είναι 0.75), το σύστημα συμπεράσματος θέτει το βαθμό της τιμής πώλησης που είναι «καλή» σε 0.4 στη λειτουργία ιδιότητας μέλους παραγωγής (που απεικονίζεται στη μέση-δεξιά γραφική παράσταση).

Αφότου υποβάλλονται σε επεξεργασία διαδοχικά όλοι οι κανόνες, το επόμενο βήμα είναι να συνδυαστούν τα αποτελέσματα των λειτουργιών ιδιότητας μέλους παραγωγής σε μια ασαφή παραγωγή που τίθεται για «τη τιμή πώλησης.» Αυτό ολοκληρώνεται με την επικάλυψη των γκρίζων περιοχών που απεικονίζονται στην πάνω-δεξιά γραφική παράσταση και την μέση-δεξιά γραφική παράσταση παραπάνω. Το αποτέλεσμα του συστήματος συμπεράσματος είναι ένα ασαφές σύνολο παραγωγής που εμφανίζεται στην γκρίζα περιοχή στην ακόλουθη απεικόνιση (αυτό είναι μια διεύρυνση της κάτω-δεξιάς γραφικής παράστασης παραπάνω):.

²⁰ 0.25 είναι ίσο με το βαθμό του επιπέδου ζημίας που είναι «υψηλό», δεδομένου ότι εκείνος ο βαθμός είναι ο χαμηλότερος των δύο εισαγμένων βαθμών ιδιότητας μέλους στο μέρος “εάν” του πρώτου ασαφούς κανόνα.



Σχήμα 36: Ασαφές σύνολο παραγωγής

Η ερώτηση είναι τώρα τι να κάνει με αυτήν την γκριζα περιοχή (δηλ., ασαφές σύνολο εξαγωγής). Η επεξεργασία αυτού του ασαφές συνόλου παραγωγής είναι ευθύνη του defuzzifier.

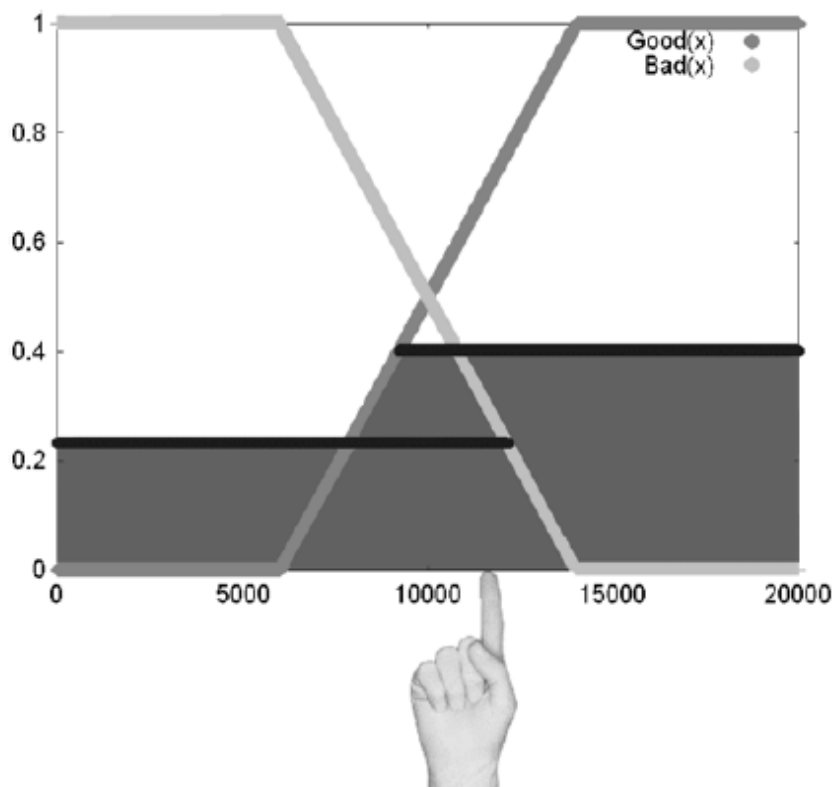
7.4 Defuzzifier

Ο defuzzifier παίρνει την ασαφή παραγωγή που τίθεται από το σύστημα συμπεράσματος και την μετατρέπει σε έναν εύθραυστο αριθμό παραγωγής. Ένας defuzzifier μπορεί να λειτουργήσει με πολλούς διαφορετικούς τρόπους, και ένα από τα πιο κοινά είναι το κέντρο της μάζας defuzzifier. Λειτουργεί με τον ακόλουθο τρόπο: Φανταστείτε ότι η γκριζα περιοχή (δηλ., ασαφές σύνολο παραγωγής) είναι ένα κομμάτι του ξύλου που πρέπει να ισορροπήσουμε σε ένα δάχτυλο:



Σχήμα 37: Ασαφές σύνολο παραγωγής

Η θέση όπου το δάχτυλο αγγίζει την γκριζα περιοχή είναι το κέντρο της Μασαχουσέτης. Αυτός ο defuzzifier υπολογίζει αυτό το ακριβές σημείο, το οποίο οδηγεί στο ακόλουθο defuzzification:



Σχήμα 38: Defuzzification

Αυτή η απεικόνιση δείχνει ότι το κέντρο της μάζας είναι 12.000 και έτσι ο defuzzifier θα επέστρεφε μια προβλεφθείσα τιμή πώλησης \$12.000 (δηλ.,

εύθραυστος αριθμός παραγωγής) για κάθε αυτοκίνητο με το «επίπεδο ζημίας» = 4 και «απόσταση σε μίλια» = 80.000.

7.5 Συντονισμός των Λειτουργιών Ιδιότητας Μέλους και της Βάσης Κανόνα

Ανεξάρτητα από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για να κατασκευάσουν τις συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου και τη βάση κανόνα (π.χ., μέσω της ανθρώπινης πείρας ή της άσκησης ανάσυρσης δεδομένων), πρέπει να τους συντονίσουμε για να πάρουμε την καλύτερη δυνατή απόδοση (π.χ., στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, αυτό σημαίνει το λάθος πρόβλεψης της προβλεφθείσας τιμής πώλησης). Μέσω της διαδικασίας, μπορούμε να τροποποιήσουμε μερικά συστατικά του ασαφούς συστήματος. Για παράδειγμα:

- Οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου παραγωγής μπορούν να τροποποιηθούν, κρατώντας την ιδιότητα μέλους εισαγωγής λειτουργιών στατική. Παραδείγματος χάριν, εάν χρησιμοποιούμε τις τριγωνικές συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου παραγωγής, κατόπιν μπορούμε να ρυθμίσουμε τα τρίγωνα για να πάρουμε τις καλύτερες προβλέψεις. Αυτό θα είχε νόημα εάν ξέραμε ότι οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου ήταν λίγο πολύ τέλειες, ή εάν οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου «δίνονται» (π.χ., εάν συσχετίζονται στα βιομηχανικά στάνταρ που πρέπει να ακολουθήσουμε).
- Οι συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου μπορούν να τροποποιηθούν, κρατώντας την ιδιότητα μέλους παραγωγής λειτουργιών στατική. Αυτό θα είχε νόημα εάν ξέραμε ότι η παραγωγή είναι σχετικά στατική (π.χ., όταν πρέπει να κάνουμε μια δυαδική ταξινόμηση).
- Και οι δύο συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου και παραγωγής μπορούν να τροποποιηθούν. Αυτό είναι ο γενικότερος τρόπος να συντονιστεί η βάση κανόνα, και είναι χαρακτηριστικά η επιλογή που προτιμούν. Θα επιλέγαμε αυτήν την μορφή συντονισμού για το παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, και τα δύο όπως η εισαγωγή (π.χ., χαρακτηριστικά αυτοκινήτων, όπως οι

νέες μορφές σωμάτων ή η περιποίηση) και η παραγωγή (π.χ., σειρά των τιμών πώλησης) μπορεί να αλλάξουν με την πάροδο του χρόνου.

Εάν ο συντονισμός των λειτουργιών ιδιότητας μέλους δεν μειώνει επαρκώς το λάθος πρόβλεψης, κατόπιν πρέπει να θεωρήσουμε τις μεγαλύτερες προσαρμογές. Για παράδειγμα, μπορούμε να προσθέσουμε ή να διαγράψουμε μερικές γλωσσικές τιμές στους υπάρχοντες κανόνες, όπως ακόμα και να προσθέσουμε «και το χρώμα είναι σκοτεινό» στο μέρος **εάν** του κανόνα **εάν** το επίπεδο ζημιάς **είναι** υψηλό **και** η απόσταση σε μίλια **είναι** υψηλή, **τότε** η τιμή πώλησης **είναι** κακή. Εάν προσθέτουμε μια γλωσσική αξία σε έναν κανόνα, τότε ο κανόνας θα γινόταν πιο συγκεκριμένος και εάν αφαιρούσαμε μια τέτοια αξία από έναν υπάρχοντα κανόνα (π.χ., αφαιρώντας (dropping) «το επίπεδο ζημιάς είναι υψηλό»), τότε ο κανόνας θα γινόταν γενικότερος. Εάν το λάθος πρόβλεψης είναι ακόμα απαράδεκτο, τότε πρέπει να προσθέσουμε ή να διαγράψουμε ολόκληρους τους κανόνες. Αφότου προστίθενται μερικοί κανόνες ή διαγράφονται, μπορούμε έπειτα να αποδώσουμε τα παραπάνω βήματα για να καθορίσει με ακρίβεια ολόκληρη τη βάση κανόνα.

Τα παραπάνω βήματα για το συντονισμό των λειτουργιών ιδιότητας μέλους και η βάση κανόνα παρουσιάζονται κατά αύξουσα σειρά «δριμύτητα,» αρχίζοντας με σχετικά μικρά τσιμπήματα των λειτουργιών ιδιότητας μέλους τροποποιώντας ολόκληρους τους κανόνες. Το επίπεδο συντονισμού εξαρτάται από το μέγεθος του μέσου λάθους πρόβλεψης, με τα μεγαλύτερα λάθη απαιτούν χαρακτηριστικά μεγαλύτερες προσαρμογές.

Σημειώστε ότι η διαδικασία συντονισμού πρέπει να επαναληφθεί σε τακτά χρονικά διαστήματα (η συχνότητα από την οποία πάντα εξαρτάται το πρόβλημα και μπορεί να ποικίλει από μερικές ώρες σε μερικούς μήνες), δεδομένου ότι η εφαρμογή ασαφούς λογικής πρέπει να προσαρμοστεί στις αλλαγές του περιβάλλοντος (δηλ., οι αλλαγές στην οικονομία, κατασκευή/πρότυπα, φάσματα τιμών, κ.λπ.). Αυτός είναι και ο ρόλος της ενότητας της προσαρμοστικότητας, την οποία θα συζητήσουμε στο 10.3.

Βιβλιογραφία :

Fuzzy Thinking by Bart Kosko (Hyperion, 1994). Το βιβλίο είναι ένα best-seller στις Ηνωμένες Πολιτείες.

Neural Networks and Fuzzy Systems από τον Bart Kosko (Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1992) και Adaptive Fuzzy Systems and Control από Li-Xin Wang (Prentice- Hall, Upper Saddle River, NJ, 1994).

Computational Intelligence PC Tools από τους Russ Eberhart, Pat Simpson και Roy Dobbins (Morgan Kaufmann, San Francisco, 1996).

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

8 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

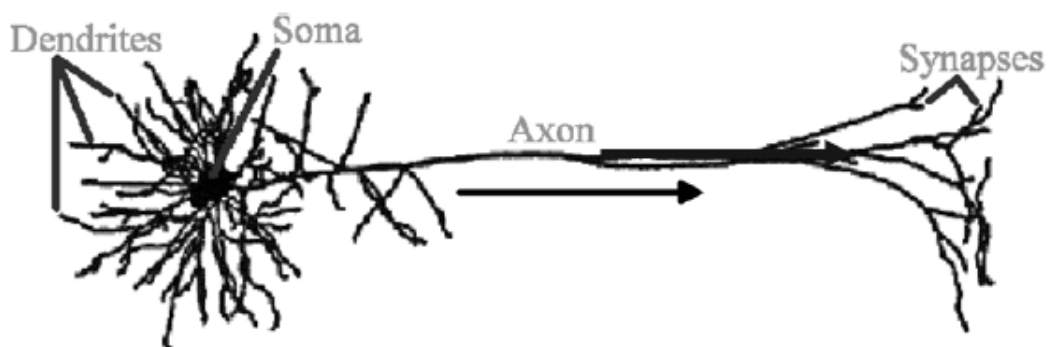
Εάν ξοδέψετε μια σημαντική ποσότητα του χρόνου προσπαθώντας να λύσετε τα διάφορα επιχειρησιακά προβλήματα «βασανίζοντας τον εγκέφαλο σας,» τότε θα συναντήσετε τυχαία την ιδέα «της αυτοματοποίησης» της διαδικασίας της σκέψης σας. Η ιδέα θα ήταν να μιμηθούν οι λειτουργίες του εγκεφάλου σας σε έναν υπολογιστή έτσι ώστε να μπορεί να λύσει τα προβλήματα για σας. Παρόλα αυτά, οι εγκέφαλοι δεν λειτουργούν με τον ίδιο τρόπο όπως οι ψηφιακοί υπολογιστές. Καταρχήν, η βιολογική επεξεργασία είναι εγγενώς και μαζικά παράλληλη στη φύση, ενώ ο παραδοσιακός υπολογισμός είναι διαδοχικός (δηλ., κάθε βήμα σε έναν αλγόριθμο είναι επεξεργασμένο «ένα σε έναν χρόνο» έως ότου επιτυγχάνεται ο όρος λήξης). Δεύτερον, αν και οι εννοιολογικές ομοιότητες υπάρχουν μεταξύ των νευρώνων στους εγκεφάλους διαβίωσης και των διόδων λογικής στους υπολογιστές, τα ποσοστά πυρκαγιών βιολογικών νευρώνων είναι πολύ πιο αργά από τις διόδους λογικής υπολογιστών: χιλιοστά του δευτερολέπτου για τους νευρώνες εναντίον των νανοδευτερολέπτων για τους υπολογιστές. Και, τρίτον, η απάντηση ενός βιολογικού νευρώνα είναι κάπως ακανόνιστη και θορυβώδης, ενώ μια δίοδος λογικής υπολογιστών έχει ελεγχόμενο «θόρυβο.» Λόγω όλων αυτών των θεμελιωδών διαφορών, μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι οι διαφορετικοί τύποι εισόδου-εξόδου συσκευών μπορούν να αντιμετωπίσουν τα διαφορετικά προβλήματα με διαφορετική αποδοτικότητα.

Παραδείγματος χάριν, επειδή οι υπολογιστές είναι άριστοι και γρήγοροι στο να υπολογίσουν τα αριθμητικά αποτελέσματα, είναι καλύτερο να χρησιμοποιηθεί μια αριθμομηχανή και μάλλον έπειτα στυλό και χαρτί για τη διαίρεση 412.14823 από 519.442. Σε αντίθεση, οι υπολογιστές δεν είναι καλοί στις γενικές ή διαχειριζόμενες καταστάσεις που δεν εμπίπτουν στον τομέα των δυνατοτήτων τους. Εάν ένας από τους φίλους σας ξυρίσει τη γενειάδα του, πιθανώς ακόμα θα τον αναγνωρίσετε αλλά ένας υπολογιστής θα είχε πολύ περισσότερο πρόβλημα εάν στηρίζεται σε μια ακολουθία «εάν – τότε, συναρτήσεις σχετικότητας εισόδου» κανόνων που αντιστοιχούν στον προσδιορισμό των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών γνωρισμάτων ενός προσώπου. Πρέπει να είναι

αυτός ο τρόπος; Είναι αυτός ένας θεμελιώδης περιορισμός επεξεργασίας υπολογιστών; Ή είναι αυτό πιθανό, για τους υπολογιστές να λειτουργήσουν, περισσότερο όπως ένα βιολογικό νευρωνικό δίκτυο; Σε τελευταία ανάλυση, ένα νευρικό δίκτυο είναι μια συσκευή εισόδου-εξόδου. Ως εκ τούτου, πρέπει να είναι δυνατό να δημιουργηθούν τα πρότυπα για το πώς τα νευρωνικά δίκτυα εκτελούν την «εισόδο-εξόδο» συμπεριφορά τους και συλλαμβάνουν έπειτα αυτήν την συμπεριφορά σε έναν υπολογιστή. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που προκύπτει ίσως να παραγάγει μερικές από τις ικανότητες επεξεργασίας των εγκεφάλων διαβίωσης, παρέχοντας ακόμα την υπολογιστική ταχύτητα που μπορεί να επιτευχθεί σε ένα τσιπ υπολογιστή. Σε αυτό το κεφάλαιο, θα πάρουμε μια προσεκτικότερη ματιά στα διαφορετικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, και θα δούμε πώς αρμόζουν στο πλαίσιο της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

8.1 Επισκόπηση

Οι εγκεφαλοι διαβίωσης αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό διαφορετικών νευρώνων, και υπάρχουν περίπου 10^{14} νευρώνες σε έναν ανθρώπινο εγκέφαλο. Η ακόλουθη απεικόνιση είναι ένα παράδειγμα ενός βιολογικού νευρώνα:

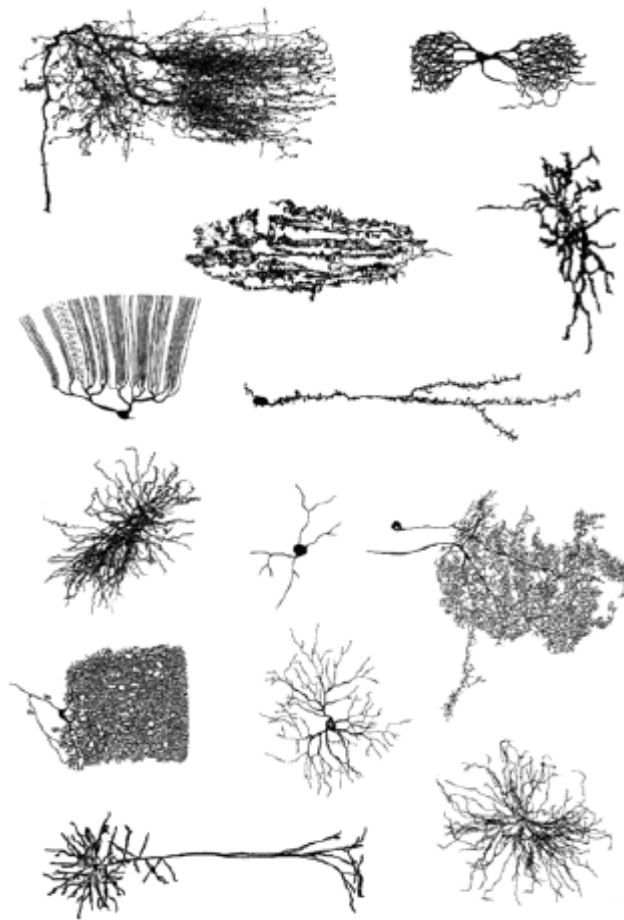


Εικόνα 8: Βιολογικός νευρώνας

Η συμπεριφορά ενός νευρώνα είναι σχετικά απλή: Η εισερχόμενη χημική δραστηριότητα τροφοδοτεί το σώμα (το soma) μέσω των δενδριτών (dendrites), και εάν η χημική δραστηριότητα υπερνικά ένα ορισμένο κατώτατο όριο, έπειτα ο νευρώνας στέλνει μια ηλεκτρική ακίδα κάτω από το νευρίτη (axon). Αυτή η ακίδα προκαλεί τη «πυρκαγιά» (των χημικών) νευροδιαβιβαστών στις συνάψεις (

synapses). Επειδή οι νευροδιαβιβαστές βρίσκονται σε κοντινή απόσταση με άλλους νευρώνες, η απαλλαγή δημιουργεί μια χημική αντίδραση στο επόμενο σύνολο νευρώνων. Το αποτέλεσμα αυτής της σχετικά απλής χημικό-ηλεκτρικής συμπεριφοράς είναι αρμόδιο για τα καταπληκτικά επιτεύγματα της ανθρώπινης φυλής.

Η παραπάνω απεικόνιση είναι μόνο ένα παράδειγμα ενός νευρώνα, και παρακάτω είναι μερικά άλλα παραδείγματα



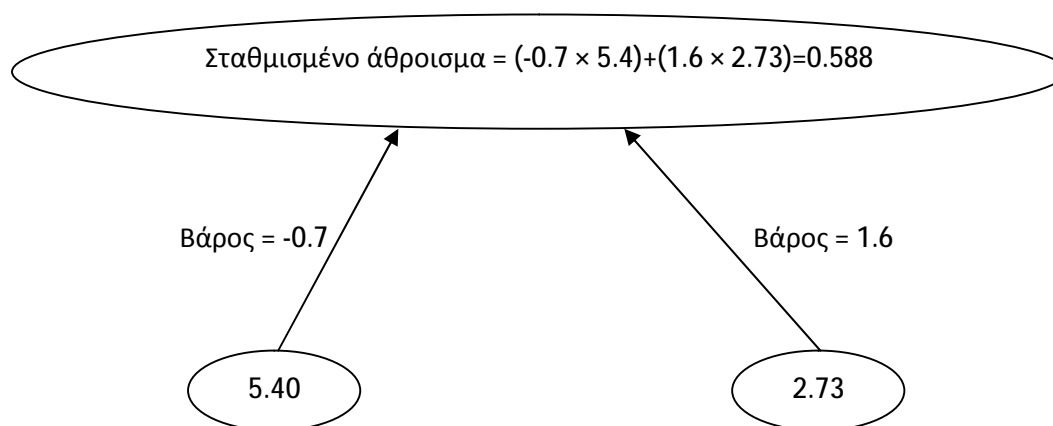
Εικόνα 9: Βιολογικοί νευρώνες

Όλοι αυτοί οι νευρώνες διασυνδέονται κατά τρόπο πολύ σύνθετο. Κατά μέσο όρο, κάθε νευρώνας στον ανθρώπινο εγκέφαλο συνδέεται με 10.000 άλλους νευρώνες. Ως εκ τούτου, ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι ένα περίπλοκο δίκτυο των

νευρώνων με κατά προσέγγιση 10^{18} συνδέσεις²¹. Παρόλα αυτά, εάν διαβάσετε αυτό το κείμενο, κατόπιν το βιολογικό νευρωνικό δίκτυό σας λειτουργεί κατάλληλα και μπορούμε να συνεχίσουμε με τη συζήτησή μας σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

8.2 Εισαγωγή και παραγωγή κόμβων

Όπως αναφέρεται νωρίτερα, οι νευρώνες συσσωρεύουν τη χημική εισαγωγή και δημιουργούν την ηλεκτρική παραγωγή. Προκειμένου να διαμορφωθεί ένας νευρώνας σε έναν υπολογιστή το πρώτο βήμα (συχνότερα) είναι να υπολογιστεί ένα σταθμισμένο ποσό της δραστηριότητας εισαγωγής (δηλ., η δραστηριότητα που προέρχεται από άλλους κόμβους):



Σχήμα 39: Κόμβος δραστηριότητας εισαγωγής

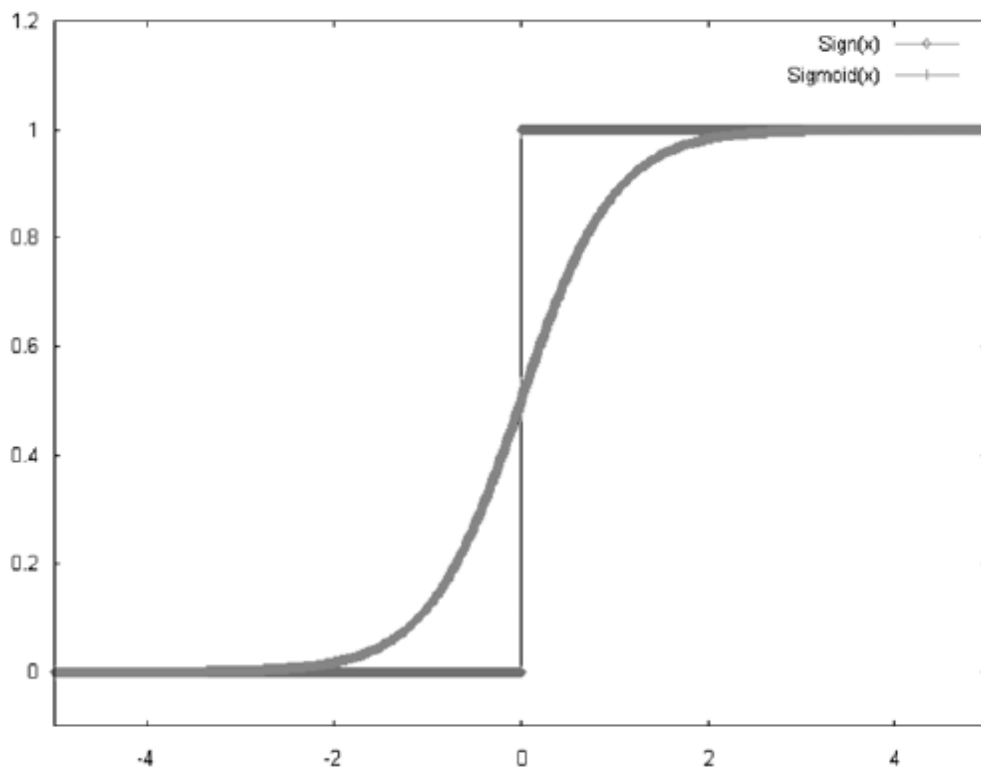
Αυτός ο αριθμός επεξηγεί δύο κόμβους στο κατώτατο σημείο (μικρές ελλείψεις) που περιέχει τις τιμές 5.40 και 2.73, αντίστοιχα. Ο κόμβος στην κορυφή (μεγάλη έλλειψη) υπολογίζει το σταθμισμένο άθροισμα με τον πολλαπλασιασμό των τιμών των κόμβων εισαγωγής με τα σχετικά βάρη σύνδεσης²². Κάθε βέλος δείχνει την κατεύθυνση της σύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων, και τα βάρη είναι floating-point(κινητής-υποδιαστολής) αριθμοί που ορίζουν έναν παράγοντα σημασίας σε κάθε σύνδεση. Τα βάρη μπορούν να είναι θετικά (εκτεθειμένα) ή

²¹ Αρκετά κατά τρόπο ενδιαφέροντα, η πρόσφατη έρευνα έχει δείξει ότι περισσότεροι νευρώνες δεν μας καθιστούν εξυπνότερους., και η επιστήμη έχει πρόβλημα εξηγώντας πώς ο εγκέφαλος μαθαίνει και εκτελεί τη θαυμάσια εργασία του

²² Που είναι παράμετροι που αντιπροσωπεύουν τις δυνάμεις των συνδέσεων μεταξύ των κόμβων.

αρνητικά (ανασταλτικά), τα οποία αόριστα μοιάζουν με τους βιολογικούς νευρώνες και τις συνδέσεις τους.

Μόλις υπολογιστεί το σταθμισμένο άθροισμα, ένας κόμβος πρέπει να αποφασίσει εάν πρέπει να στείλει ένα σήμα παραγωγής. Μια λειτουργία συμπίεσης χρησιμοποιείται συχνά για να κάνει αυτόν τον προσδιορισμό:

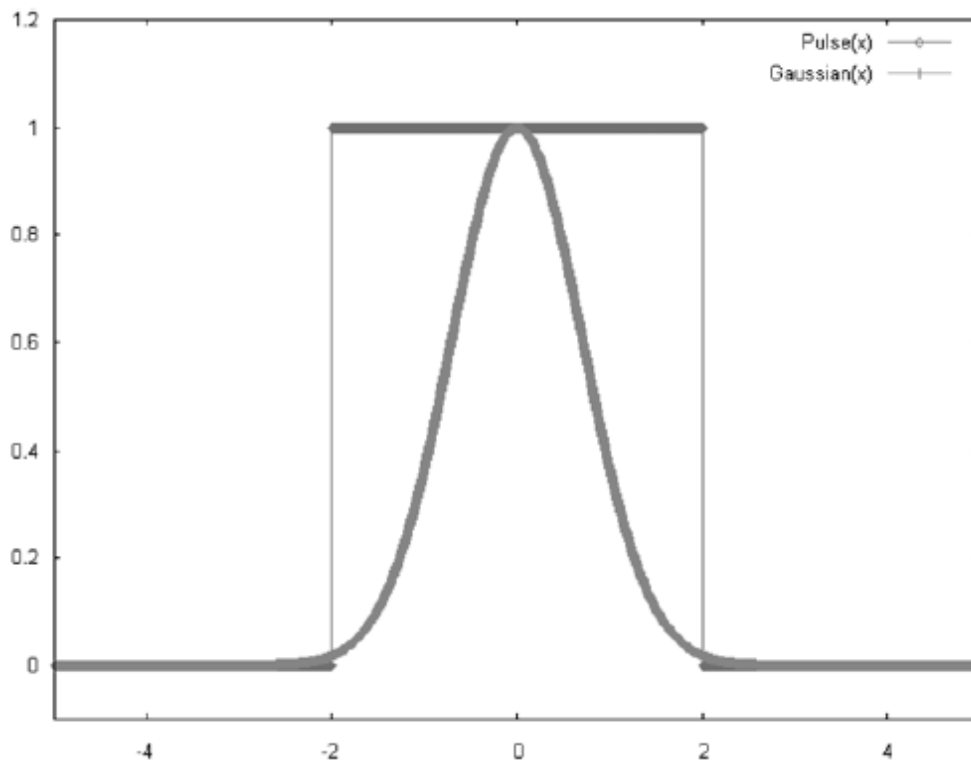


Σχήμα 40: Λειτουργία συμπίεσης

Αυτός ο αριθμός παρουσιάζει το sign(σημείο) και sigmoid (σιγμοειδής) λειτουργίας συμπίεσης. Ο οριζόντιος άξονας επεξηγεί το σταθμισμένο ποσό της εισαγωγής, ενώ ο κάθετος άξονας επεξηγεί την παραγωγή. Όπως παρουσιάζεται, η λειτουργία σημείων παράγει μια παραγωγή όταν διασχίζεται ένα συγκεκριμένο κατώτατο όριο (0 στην παραπάνω απεικόνιση). Με άλλα λόγια, δεν υπάρχει καμία παραγωγή όταν το σταθμισμένο άθροισμα είναι 0 ή λιγότερο, και υπάρχει μια παραγωγή (της δύναμης 1) όταν το σταθμισμένο άθροισμα είναι μεγαλύτερο από 0. Αφ' ενός, η σιγμοειδής λειτουργία είναι ομαλότερη από την ασυνεχή λειτουργία σημείων, και η αξία παραγωγής αυξάνεται αργά προς τη μέγιστη παραγωγή. Σε αυτό το παράδειγμα, οι τιμές παραγωγής της σιγμοειδής λειτουργίας είναι:

- 0 για τις εισαγωγές λιγότερο από -3,
- 0.5 για μια εισαγωγή 0, και
- 1 για τις εισαγωγές 3 ή περισσότερες.

Η σιγμοειδής λειτουργία προτιμάται χαρακτηριστικά από τη λειτουργία σημείων επειδή μπορεί να διαφοροποιηθεί, και μερικές μέθοδοι εκμάθησης απαιτούν τη διαφορετικότητα (θα συζητήσουμε τις μεθόδους εκμάθησης στο 8.4). Εντούτοις, το σημάδι και οι σιγμοειδείς λειτουργίες είναι ακριβώς δύο παραδείγματα για το πώς οι κόμβοι μπορούν να προκαλέσουν την παραγωγή ο ακόλουθος αριθμός επεξηγεί έναν άλλο τύπο ώστε οι κόμβοι να προκαλέσουν τη παραγωγή, όπου μπορούν να δημιουργήσουν μια ακίδα αντί ενός οροπεδίου:



Σχήμα 41: Λειτουργία σφυγμού

Αυτός ο αριθμός επεξηγεί το σφυγμό και τις Gaussians λειτουργίες συμπίεσης. Πάλι, ο οριζόντιος άξονας επεξηγεί το σταθμισμένο άθροισμα της εισαγωγής, και ο κάθετος άξονας επεξηγεί την παραγωγή. Η λειτουργία σφυγμού έχει μια ευδιάκριτη περιοχή όπου καρφώνει (από -2 έως +2 στην ανωτέρω απεικόνιση) την πλήρη παραγωγή 1, και έξω από αυτήν την περιοχή η παραγωγή

είναι 0. Η Gaussian λειτουργία έχει επίσης μια ακίδα, αλλά είναι πολύ ομαλότερη από τη λειτουργία σφυγμού. Στη σύγκριση αυτών των διαφορετικών λειτουργιών συμπίεσης, το σημείο και οι λειτουργίες σφυγμού είναι εννοιολογικά πολύ απλές, επιστρέφοντας είτε 0 (καμία παραγωγή) είτε 1 (πλήρης παραγωγή), αλλά είναι ασυνεχείς και μη διαφορετικές (που μπορούν να αποκλείσουν μερικές μεθόδους εκμάθησης) Οι σιγμοειδείς και Gaussians λειτουργίες, αφ' ενός, είναι πιο σύνθετες, αλλά παρέχουν συνεχείς τιμές παραγωγής..

8.3 Διαφορετικοί τύποι δικτύων

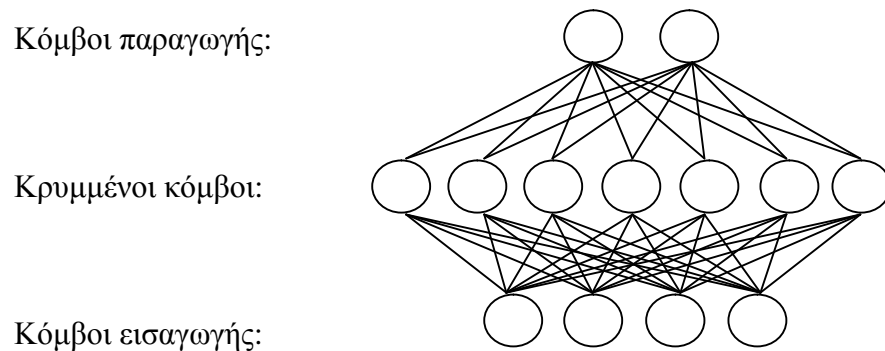
Θεμελιωδώς, υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων:

- Τροφοδότηση προς τα εμπρός(feed forward) νευρωνικού δικτύου. Αυτός ο τύπος νευρωνικού δικτύου δεν έχει καμία επαναλαμβανόμενη σύνδεση μεταξύ των κόμβων (δηλ., τεχνητοί νευρώνες), και έτσι η δραστηριότητα ρέει σε μια κατεύθυνση (δηλ., η δραστηριότητα “ταΐζεται” προς τα εμπρός βαθμιαία από τους κόμβους εισαγωγής προς τους κόμβους παραγωγής). Αυτός ο τύπος νευρωνικού δικτύου συχνότερα χρησιμοποιείται για την προσέγγιση και την ταξινόμηση λειτουργίας.
- Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο. Αυτός ο τύπος νευρωνικού δικτύου αποτελείται από ένα σύνολο διασυνδεμένων κόμβων, όπου οι κύκλοι δραστηριότητας είναι γύρω από το νευρωνικό δίκτυο μέχρι (ίσως) να καθοριστεί. Αυτό μοιάζει με έναν εγκέφαλο διαβίωσης με κάποιους τρόπους (αλλά είναι πολύ απλούστερος), και χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά όταν έρχονται τα δεδομένα σε ένα ρεύμα (π.χ., για την προφορική επεξεργασία γλωσσών, την ανίχνευση απάτης πιστωτικών καρτών, τις προβλέψεις χρονικής σειράς).

Ας ερευνήσουμε αυτούς τους δύο τύπους λεπτομερέστερα.

8.3.1 Τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου

Το ακόλουθο σχήμα επεξηγεί χαρακτηριστικά την τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου, το οποίο δεν έχει οποιεσδήποτε επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων:



Σχήμα 42: Τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου

Σε αυτήν την εικόνα, υπάρχουν τρία στρώματα κόμβων: Το χαμηλότερο στρώμα καλείται στρώμα εισαγωγής, δεδομένου ότι αυτοί οι κόμβοι δέχονται τις τιμές εισαγωγής το μέσο στρώμα καλείται κρυμμένο στρώμα, διότι όλη η δραστηριότητα παραμένει εκεί κρυμμένη και το κορυφαίο στρώμα που καλείται στρώμα παραγωγής, καθώς η δραστηριότητα που μετατοπίζεται και το δίκτυο φθάνει τελικά εδώ. Πολλές διαφορετικές νευρωνικές δικτυακές αρχιτεκτονικές είναι δυνατές, και οι αριθμοί κόμβων στα στρώματα εισαγωγής και παραγωγής καθορίζονται συνήθως από το προσιτό πρόβλημα. Παρόλα αυτά, ο αριθμός των κρυμμένων κόμβων και η συνδεσιμότητα μεταξύ των κόμβων και των γειτονικών στρωμάτων είναι αποφάσεις σχεδίου που μπορούν να ποικίλουν από μια εφαρμογή στην επόμενη. Η απεικόνιση απεικονίζει παραπάνω ένα «πλήρως συνδεδεμένο» νευρωνικό δίκτυο, όπως κάθε κόμβος σε ένα χαμηλότερο στρώμα που συνδέεται με κάθε κόμβο στο επόμενο επίπεδο (αλλά αυτό δεν χρειάζεται να συμβεί). Κάθε μια από αυτές τις συνδέσεις έχει επίσης το βάρος της. Ένα δίκτυο τροφοδότησης προς τα πίσω που συνδέεται πλήρως και έχει ορίσει τα βάρη για όλες τις συνδέσεις «λειτουργεί» με τον ακόλουθο τρόπο:

$$\begin{aligned} \text{Παραγωγή} &= (-33,000 \times (-0,1)) \\ &+ (-10,000 \times \text{σιγμοειδής}(0,00004 \times \chi\lambda\mu + 0,001 \times \text{έτος})) \end{aligned}$$

$$+ (- 18,000 \times \text{σιγμοειδής } (0,2 \times \text{έτος}))$$

Για αυτό το ιδιαίτερο νευρωνικό δίκτυο, ο ακόλουθος πίνακας παρουσιάζει τιμές παραγωγής για τις διαφορετικές εισαγωγές «της απόστασης σε μίλια» και «του έτους»:

Απόσταση σε μίλια	Έτος	Παραγωγή
5000	1	17602.17
50000	1	14293.97
50000	5	11027.74

Όπως ήταν αναμενόμενο, η προβλεφθείσα παραγωγή (δηλ., τιμή πώλησης) μειώνεται σε μια αύξηση της απόστασης σε μίλια και του έτους. Ο καθορισμός των διάφορων βαρών (όπως 0.00004 μεταξύ του κόμβου εισαγωγής «απόστασης σε μίλια» και του κρυμμένου κόμβου) εμφανίζεται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας κατάρτισης, την οποία θα συζητήσουμε στο 8.4. Σημειώστε επίσης ότι καμία σύνδεση δεν υπάρχει μεταξύ του κόμβου εισαγωγής «απόστασης σε μίλια» και του δεξιού κρυμμένου κόμβου. Εδώ μπορούμε να υποθέσουμε ότι υπάρχει μια σύνδεση μεταξύ αυτών των δύο κόμβων, αλλά το ορισμένο βάρος είναι 0.

Αν και αυτό το νευρωνικό δίκτυο έχει μόνο ένα ενιαίο κρυμμένο στρώμα, τις περισσότερες φορές τα πρόσθετα κρυμμένα στρώματα χρησιμοποιούνται για να βελτιώσουν την ακρίβεια της προβλεφθείσας παραγωγής²³. Ο ακριβής αριθμός των κρυμμένων στρωμάτων, των συνδέσεων, και των κρυμμένων κόμβων - καθώς επίσης και της εισόδου-εξόδου λειτουργίας των κόμβων - εξαρτάται από το προσιτό πρόβλημα. Γι' αυτό η δημιουργία ενός επιτυχούς νευρωνικού δικτύου είναι ακόμα μια «μαύρη τέχνη» και απαιτεί ένα μη αμελητέο ποσό εμπειρίας...

Όταν συζητάμε τους διάφορους τύπους νευρωνικών δικτύων, είναι κατάλληλο να διευκρινιστεί η δομή δείχνοντας πώς τα διαφορετικά στρώματα συνδέονται. Παραδείγματος χάριν, η τροφοδότηση του νευρωνικού δικτύου θα είχε την ακόλουθη δομή:

²³ Με τον ίδιο σχεδόν τρόπο οι περισσότεροι κανόνες στην ασαφούς λογική σημαίνουν συνήθως τις ακριβέστερες προβλέψεις



Σχήμα 43: Τροφοδότηση νευρωνικού δικτύου

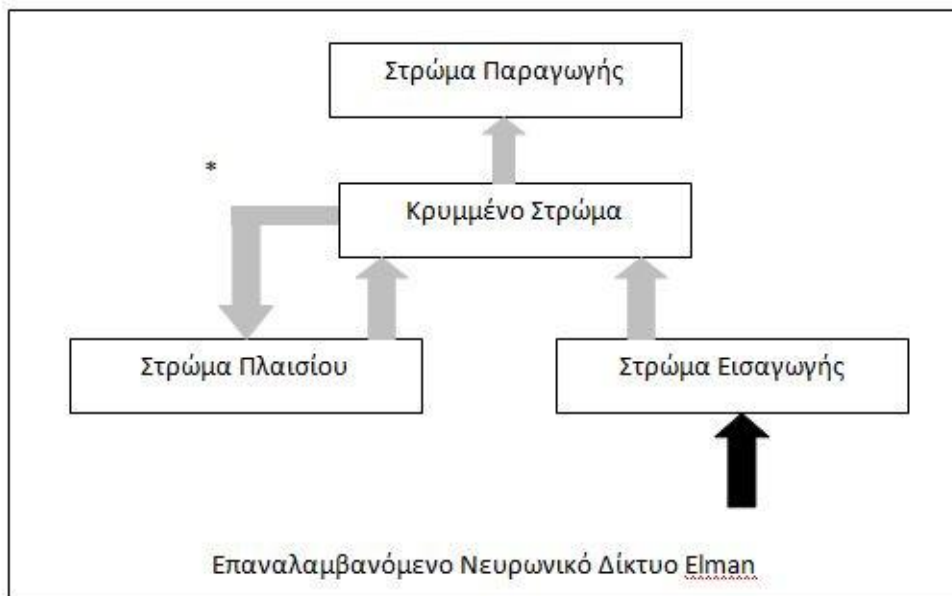
Το κατώτατο βέλος δείχνει ότι οι τιμές εισαγωγής τροφοδοτούνται μέσα στους κόμβους στο στρώμα εισαγωγής. Το μέσο βέλος δείχνει ότι η δραστηριότητα υποβάλλεται σε επεξεργασία μέσω του κρυμμένου στρώματος προς το στρώμα παραγωγής. Μόλις υπολογίσουν οι κόμβοι στο στρώμα παραγωγής τις τελικές τιμές παραγωγής τους, αυτές οι τιμές (συχνότερα) χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη ή την ταξινόμηση.

Ενώ η τροφοδότηση των νευρωνικών δικτύων είναι γρήγορη, ακριβής, και ικανή να γενικευθεί με σωστό τρόπο (generalize well), είναι δύσκολο να το καταλάβουν επειδή τα χαρακτηριστικά γνώρισμα είναι «κρυμμένα» μέσα στα βάρη. Για αυτό το λόγο τα νευρικά δίκτυα αναφέρονται συχνά ως «μαύρα κουτιά,» επειδή κάνουν μια μεγάλη εργασία της παραγωγής των προβλέψεων αλλά κανένας δεν ξέρει ακριβώς πώς αυτές οι προβλέψεις γίνονται. Επιπλέον, επειδή η τροφοδότηση προς τα εμπρός των νευρωνικών δικτύων μπορεί μόνο να επεξεργαστεί ολόκληρη την εισαγωγή, μια εισαγωγή σε έναν χρόνο, δεν έχουν καμία μνήμη των προηγούμενων εισαγωγών, των αποτελεσμάτων, ή των διαδικασιών. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα, εντούτοις, είναι σε θέση να υπερνικήσουν αυτόν τον περιορισμό.

8.3.2 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα έχουν τις επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων, έτσι σημαίνει ότι η δραστηριότητα μπορεί «να κάνει κύκλο.» Ενώ μπορεί να δημιουργήσει αυτό μια κατάσταση όπου η δραστηριότητα δεν εγκαθίσταται ποτέ «κάτω,» ανοίγει επίσης την πόρτα για την έννοια της *μνήμης*. Αυτό το τμήμα επεξηγεί μερικές επαναλαμβανόμενες νευρωνικές δομές δικτύων και εξηγεί πώς λειτουργούν.

Ο ακόλουθος αριθμός επεξηγεί το *επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Elman*:



Σχήμα 44: Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Elman

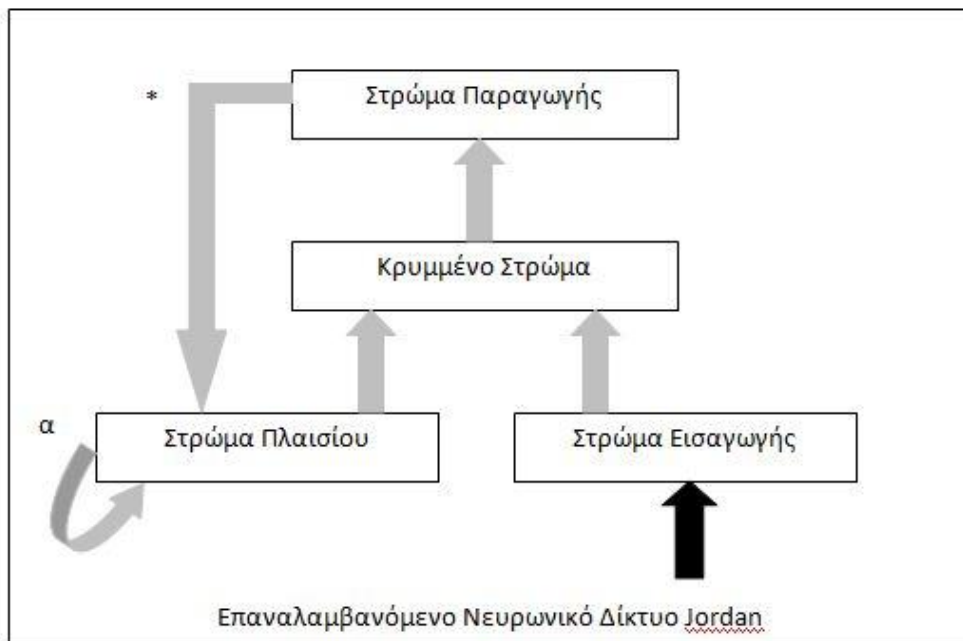
Το επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Elman λειτουργεί με τον ακόλουθο τρόπο:

1. Οι τιμές εισαγωγής τροφοδοτούνται στο στρώμα εισαγωγής.
2. Το κρυμμένο στρώμα υπολογίζει τη δραστηριότητά του χρησιμοποιώντας το στρώμα εισαγωγής και το εσωτερικό στρώμα πλαισίου, το οποίο χρησιμεύει ως μια εσωτερική μνήμη που «θυμάται» τις παλαιές κρυμμένες τιμές στρώματος.

3. Οι τιμές παραγωγής από το κρυμμένο στρώμα αντιγράφονται έπειτα στο στρώμα πλαισίου²⁴. Ο αστερίσκος («*») δίπλα στο γκρίζο βέλος δείχνει ότι οι τιμές παραγωγής του κρυμμένου στρώματος αντιγράφονται στο στρώμα πλαισίου, με αυτόν τον τρόπο αγνοώντας τις παλαιές τιμές.
4. Το στρώμα παραγωγής υπολογίζει τις τελικές τιμές παραγωγής του χρησιμοποιώντας τη δραστηριότητα του κρυμμένου στρώματος.

Το νευρωνικό δίκτυο Elman έχει *μνήμη*, δεδομένου ότι οι πιο πρόσφατες τιμές παραγωγής του κρυμμένου στρώματος είναι διαθέσιμες για την περαιτέρω επεξεργασία όταν παρουσιάζεται το επόμενο σύνολο τιμών εισαγωγής. Εντούτοις, αυτό δημιουργεί μόνο τη μνήμη των τιμών παραγωγής από το κρυμμένο στρώμα, και όχι τις τελικές τιμές παραγωγής από το στρώμα παραγωγής.

Ο ακόλουθος αριθμός επεξηγεί μια άλλη πιθανή δομή ενός επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου, αποκαλούμενο *επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Jordan*:



Σχήμα 45: Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Jordan

Το επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο Jordan λειτουργεί ως εξής:

²⁴ Ως εκ τούτου, το στρώμα πλαισίου είναι ακριβώς το ίδιο μέγεθος ως κρυμμένο στρώμα (δηλ., ο αριθμός κόμβων στα δύο στρώματα είναι ίδιος).

1. Οι τιμές εισαγωγής τροφοδοτούνται στο στρώμα εισαγωγής.
2. Το κρυμμένο στρώμα υπολογίζει τη δραστηριότητά του χρησιμοποιώντας τα στρώματα εισαγωγής και πλαισίου.
3. Το στρώμα παραγωγής υπολογίζει τις τελικές τιμές παραγωγής του χρησιμοποιώντας τη δραστηριότητα του κρυμμένου στρώματος.

Το στρώμα πλαισίου υπολογίζει τις νέες τιμές του με τη χρησιμοποίηση των νέων τελικών τιμών παραγωγής (το ποσοστό αποσύνθεσης α είναι μεταξύ 0 και 1) και τις παλαιές τελικές τιμές παραγωγής που πολλαπλασιάζονται με το ποσοστό αποσύνθεσης α .

Δεδομένου ότι το στρώμα πλαισίου ενημερώνεται χρησιμοποιώντας τις τρέχουσες τελικές τιμές παραγωγής συν τις «αποσυντεθειμένες» τελικές τιμές παραγωγής, το κρυμμένο στρώμα περιέχει αποτελεσματικά όλες τις προηγούμενες (αποσυντεθειμένες) τελικές τιμές παραγωγής. Μια τέτοια εσωτερική μνήμη αποσύνθεσης είναι πολύ χρήσιμη για τα σχέδια στα ρεύματα των στοιχείων.

Πολλές άλλες δομές των επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων μπορούν να δημιουργηθούν χρησιμοποιώντας ένα ή περισσότερα στρώματα πλαισίου. Η μνήμη σε αυτά τα νευρωνικά δίκτυα είναι βασισμένη στην αποσύνθεση των πληροφοριών που χρησιμοποιούν ένα ποσοστό αποσύνθεσης. Αυτή η αποσύνθεση των πληροφοριών επιτρέπει στα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα να συσχετίσουν δύο ή περισσότερα σχέδια που είναι χωρισμένα εγκαίρως (δηλ., ανιχνεύστε και προβλέψτε την παραγωγή βασισμένη σε ένα ρεύμα των δεδομένων εισόδου). Χρησιμοποιώντας τη γνωστή back-propagation (διάδοση προς τα πίσω) μέθοδο εκμάθησης, η κατάρτιση τέτοιων επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων είναι αρκετά γρήγορη.

Τελικά, παρά τη χρησιμοποίηση των στρωμάτων πλαισίου για τη μνήμη, είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν οι κρυμμένοι κόμβοι με τις επαναλαμβανόμενες συνδέσεις που έχουν τα διευθετήσιμα βάρη τους. Εντούτοις, επειδή οι κρυμμένοι κόμβοι και οι επαναλαμβανόμενες συνδέσεις μπορούν να τακτοποιηθούν σχεδόν σε έναν άπειρο αριθμό τρόπων, λίγα είναι γνωστά για το πώς να κτίσουν αποτελεσματικά ή να εκπαιδεύσουν τέτοια επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα.

8.4 Μέθοδοι Εκμάθησης

Ένας μεγάλος αριθμός διαφορετικών μεθόδων κατάρτισης έχει αναπτυχθεί για να εκπαιδεύσει, να ρυθμίσει, και να ενημερώσει τα νευρωνικά πρότυπα δικτύων. Κατά γενική ομολογία, όλες αυτές οι μέθοδοι εμπίπτουν σε δύο σημαντικές κατηγορίες:

- *Εποπτευμένη εκμάθηση.* Εάν έχουμε τα δεδομένα και των δύο τιμών εισαγωγής και παραγωγής (π.χ., τα χαρακτηριστικά των διαφορετικών αυτοκινήτων και των πραγματικών τιμών πώλησής τους), έπειτα μπορούμε να εφαρμόσουμε τις εποπτευμένες μεθόδους εκμάθησης για να εκπαιδεύσουμε (δηλ., να ρυθμίσουμε) το νευρωνικό δίκτυο.
- *Μη επιβλεπόμενη εκμάθηση.* Εάν έχουμε τα δεδομένα χωρίς τις τιμές παραγωγής (π.χ., τα χαρακτηριστικά των διαφορετικών αυτοκινήτων που δεν έχουν πωληθεί ακόμα), κατόπιν μπορούμε να εφαρμόσουμε τις ανεπίβλεπτες μεθόδους εκμάθησης για την ομαδοποίηση και ανάλυση των στοιχείων.

Στα υπόλοιπα μέρη αυτού του τμήματος, θα συζητήσουμε και τους δύο τύπους μεθόδων λεπτομερέστερα.

8.4.1 Εποπτευμένη εκμάθηση

Η εποπτευμένη εκμάθηση χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά όταν περιέχουν τα διαθέσιμα δεδομένα και τις τιμές εισαγωγής και παραγωγής. Για παράδειγμα, ανακαλέστε ότι οι τιμές εισαγωγής για το παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων περιέλαβαν VIN, κατασκευή, διαμόρφωση, μοντέλο, κ.λπ., και η αξία παραγωγής ήταν η τιμή πώλησης. Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα δεδομένα που κατέχουμε για ένα ιδιαίτερο αυτοκίνητο, συν τη θέση περιοχών δημοπρασίας και την ημερομηνία πώλησης, μπορούμε να χτίσουμε ένα νευρωνικό πρότυπο δικτύων για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης. Υποθέστε για μια στιγμή ότι η πραγματική τιμή πώλησης ήταν \$11.020 για ένα ιδιαίτερο αυτοκίνητο ενός ιδιαίτερου τόπου δημοπρασίας κατά μια ιδιαίτερη ημερομηνία, αλλά το νευρωνικό πρότυπο δικτύων μας πρόβλεψε ότι θα ήταν \$7.825. Προφανώς, το πρότυπό μας έκανε ένα

σημαντικό λάθος πρόβλεψης, και έτσι πρέπει να ρυθμιστεί, να εκπαιδευθεί. Αυτό συχνότερα γίνεται χρησιμοποιώντας την τετραγωνική λειτουργία λάθους, δηλ., το λιγότερο σημαίνει τετραγωνικό λάθος(λάθος LMS(Least Mean Square)), έτσι ώστε:

$$\begin{aligned}\text{LMS λάθος} &= 0.5 \times (\text{πραγματική τιμή πώλησης} - \text{προβλεφθείσα τιμή πώλησης})^2 \\ &= 0.5 \times (7,825 - 11,020)^2 \\ &= 5,104,012\end{aligned}$$

Το σημείο της χρησιμοποίησης της λειτουργίας λάθους LMS είναι να ενημερωθούν ελαφρώς τα βάρη έτσι ώστε η προβλεφθείσα τιμή πώλησης να ήταν πιο κοντά στην πραγματική τιμή πώλησης. Αν και η λειτουργία λάθους LMS χρησιμοποιείται συνήθως για να ενημερώσει τα βάρη²⁵ η πιο γνωστή μέθοδος για μια τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου είναι η *back-propagation*(διάδοση προς τα πίσω). Αυτή η μέθοδος εκμάθησης διορθώνει το λάθος σε κάθε στρώμα με τη ρύθμιση των βαρών, την έναρξη στο στρώμα παραγωγής και την κίνηση πίσω προς το στρώμα εισαγωγής²⁶ Η διαδικασία κατάρτισης επαναλαμβάνεται χαρακτηριστικά πολλές φορές, έως ότου το λάθος LMS είναι αρκετά χαμηλό και το νευρωνικό δίκτυο έχει μάθει πώς να προβλέψει ότι η τιμή πώλησης όλων των αυτοκινήτων δημοπρατείται σε όλες τις περιοχές κατά όλες τις πιθανές ημερομηνίες.

Επεξηγήστε αυτήν την *back-propagation* (διάδοση προς τα πίσω) μέθοδο με ένα απλό παράδειγμα. Στο 8.3, επεξηγήσαμε τη χρήση ενός νευρωνικού προτύπου δικτύων για την πρόβλεψη της τιμής πώλησης ενός ιδιαίτερου τύπου/του προτύπου σε έναν ιδιαίτερο τόπο δημοπρασίας. Η τροφοδότηση προς τα εμπρός νευρωνικού δικτύου δέχτηκε δύο μεταβλητές ως εισαγωγή, «απόσταση σε μίλια» και «έτος,» και έξι βάρη ορίστηκαν στις διαφορετικές συνδέσεις μεταξύ των κόμβων:

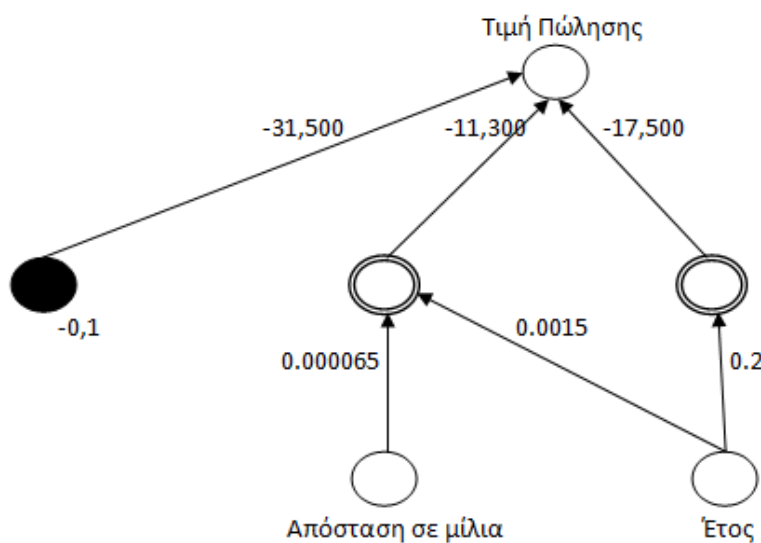
²⁵ Για να εφαρμόσουμε τη λειτουργία λάθους LMS, πρέπει να υπολογίσουμε τη «κλίση» με τη διαφοροποίηση της λειτουργίας συμπίεσης των κόμβων.),

²⁶ Η πρόβλεψη της τιμής πώλησης κινείται από την εισαγωγή προς την παραγωγή, ενώ το λάθος διαδίδει στην αντίστροφη κατεύθυνση.

- Τα τρία βάρη μεταξύ των κόμβων εισαγωγής και των κρυμμένων κόμβων ήταν 0.00004, 0.001, και 0.2.
- Τα τρία βάρη μεταξύ των κρυμμένων κόμβων και του κόμβου παραγωγής: -33.000, -10.000, και -18.000.

Η ερώτηση είναι: Πώς καθορίσαμε αυτά τα βάρη;

Υποθέστε ότι σε κάποιο αρχικό στάδιο της διαδικασίας κατάρτισης (δηλ., κατά τη διάρκεια της *back-propagation* (διάδοση προς τα πίσω) διαδικασίας), το νευρωνικό δίκτυο είχε τις ακόλουθες συνδέσεις και τα βάρη:



Σχήμα 46: Διαδικασία *back-propagation*(διάδοση προς τα πίσω)

Υποθέστε περαιτέρω ότι για μια εισαγωγή (πείτε, «απόσταση σε μίλια» = 50.000 και «έτος» = 5) το πρότυπο πρόβλεψε μια τιμή πώλησης:

$$\begin{aligned}
 \$7,825 &= (-31,500 \times (-0.1)) \\
 &\quad + (-11,300 \times \text{σιγμοειδής} (0.000065 \times \text{απόσταση σε μίλια} + 0.0015 \\
 &\quad \times \text{έτος})) \\
 &\quad + (-17,500 \times \text{σιγμοειδής} (0.2 \times \text{έτος}))
 \end{aligned}$$

και η πραγματική τιμή πώλησης αποδεικνύεται \$11.020. Κατά συνέπεια, το λάθος LMS είναι:

$$\begin{aligned}
5,104,012 &= 0.5 \times (\text{πραγματική τιμή πώλησης} - \text{προβλεφθείσα τιμή πώλησης})^2 \\
&= 0.5 \times (7,825 - 11,020)^2
\end{aligned}$$

Πρέπει τώρα να ενημερώσουμε τα βάρη μεταξύ του κόμβου παραγωγής και των κρυμμένων κόμβων. Ο κόμβος παραγωγής δεν χρησιμοποιεί λειτουργία συμπίεσης, έτσι ο κανόνας αναπροσαρμογών είναι αρκετά απλός:

$$\text{Βάρος}_{\text{νέο}} = \text{Βάρος}_{\text{παλιό}} + \alpha \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή}$$

πού είναι το ποσοστό εκμάθησης²⁷ Έτσι, τα νέα βάρη για τις συνδέσεις μεταξύ του κόμβου παραγωγής και των κρυμμένων κόμβων είναι:

- $-31,500 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = -31,500 + 0.001 \times 5,104,012 \times (-0.1) = -36,603$
- $-11,300 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = -11,300 + 0.001 \times 5,104,012 \times \text{σιγμοειδής} (0.000065 \times \text{απόσταση σε μίλια} + 0.0015 \times \text{έτος}) = -6,386$
- $-17,500 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = -17,500 + 0.001 \times 5,104,012 \times \text{σιγμοειδής} (0.2 \times \text{έτος}) = -13,769$

Για να ενημερώσει τα βάρη των κρυμμένων κόμβων, χρησιμοποιούμε τον ίδιο κανόνα:

$$\text{Βάρος}_{\text{Νέο}} = \text{Βάρος}_{\text{Παλιό}} + \alpha \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή}$$

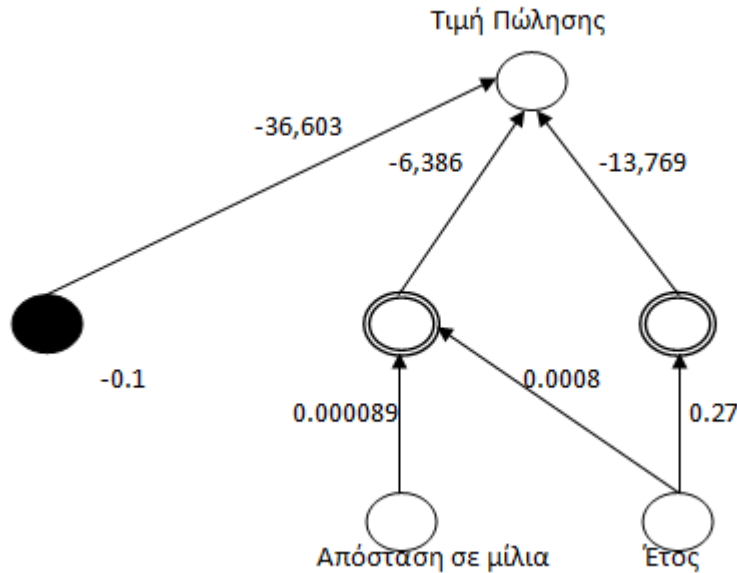
Εντούτοις, το «λάθος» υπολογίζεται διαφορετικά, δεδομένου ότι οι κρυμμένοι κόμβοι περιλαμβάνουν τη συμπίεση των λειτουργιών. Χωρίς μετάβαση στις λεπτομέρειες λειτουργίας για τον υπολογισμό λάθους, για παράδειγμα ότι οι νέες τιμές για αυτά τα βάρη είναι:

- $0.00065 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = 0.000089$
- $0.0015 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = 0.0008$

²⁷ Οι μεγαλύτερες τιμές α θα οδηγούσαν στις μεγαλύτερες ρυθμίσεις των βαρών σε αυτό το παράδειγμα υποθέτουμε $\alpha = 0.001$.

- $0.2 + 0.001 \times \text{λάθος} \times \text{εισαγωγή} = 0.27$

Έτσι, μετά από μια ενιαία επανάληψη (π.χ., μετά την ολοκλήρωση της προσαρμογής για ένα μονό κομμάτι των στοιχείων, όπου η «απόσταση σε μίλια» = 50.000 και «έτος» = 5), το πρότυπο ενημερώθηκε :



Σχήμα 47: Διαδικασία back-propagation

Διάφορα ζητήματα πρέπει να αντιμετωπιστούν για να κάνουν την επεξεργασία κατάρτισης ομαλά. Καταρχήν, πρέπει να εξετάσουμε τη δομή του νευρωνικού δικτύου. Το θεμελιώδες ζήτημα είναι: Τι είδους δομή είναι καλύτερη για ένα δεδομένο πρόβλημα; Αν και υπάρχουν πολλές και ευρετικές μέθοδοι που προσπαθούν να κατασκευάσουν τα νευρωνικά στρώματα και τις συνδέσεις δικτύων, κανένας ικανός τρόπος για τη βέλτιστη δομή δεν είναι γνωστός. Επιπλέον, επειδή η διαδικασία κατάρτισης είναι συνήθως πολύ αργή (ειδικά όταν τα πολλαπλάσια κρυμμένα στρώματα χρησιμοποιούνται), οι περίπλοκες μέθοδοι εκμάθησης έχουν εφευρεθεί για να επιταχύνουν τη διαδικασία.

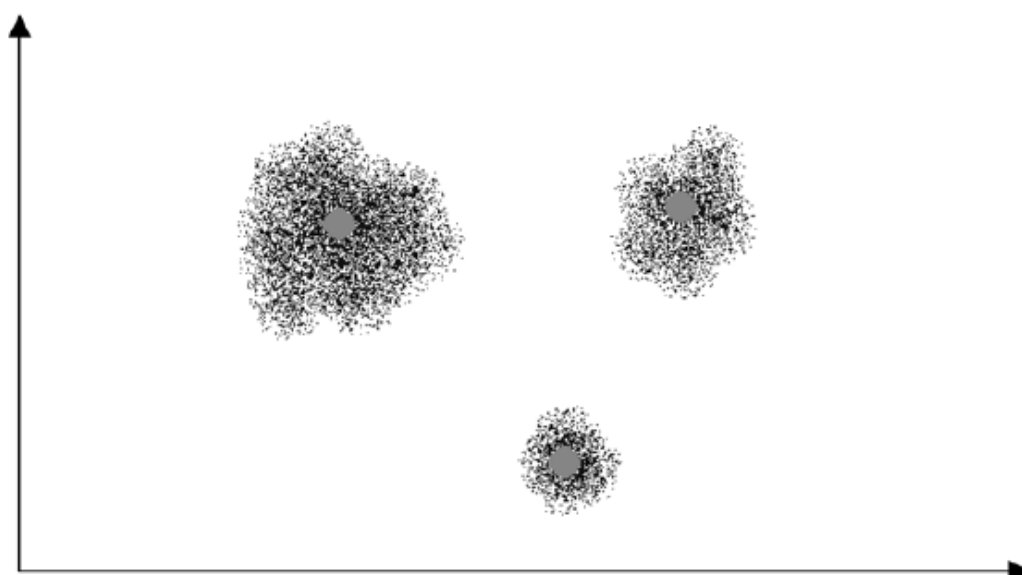
Παρά αυτές τις δυσκολίες, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να κάνουν άριστες προβλέψεις μόλις εκπαιδευθούν κατάλληλα, και μπορούν να επανεκπαιδευθούν εύκολα εάν τα πρόσθετα δεδομένα διατίθενται αργότερα. Τα νευρωνικά δίκτυα υπολογίζουν κατ' εκτίμηση επίσης πολύ καλά, ειδικά εάν δεν

περιέχουν πάρα πολλούς κόμβους²⁸. Τελικά, εάν αρκετά δεδομένα κατάρτισης είναι διαθέσιμα, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν αποτελεσματικά να χειριστούν “το θόρυβο”. Στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, ίσως να συμβεί ότι η πραγματική τιμή πώλησης καταγράφηκε ανακριβώς και το προκύπτον λάθος πρόβλεψης θα αποτελούσε το θόρυβο στα δεδομένα.

8.4.2 Μη Επιβλεπόμενη Εκμάθηση

Η μη επιβλεπόμενη εκμάθηση χρησιμοποιείται στις καταστάσεις όπου μόνο οι τιμές εισαγωγής είναι διαθέσιμες (δηλ., όταν δεν υπάρχει καμία αξία παραγωγής που συνδέεται με τις τιμές εισαγωγής). Όπως αναφέρεται νωρίτερα, ένα παράδειγμα αυτού θα ήταν τα χαρακτηριστικά των διαφορετικών αυτοκινήτων που δεν έχουν πωληθεί ακόμα. Υποθέτοντας ότι καμία τιμή παραγωγής δεν υπάρχει, δεν μπορούμε να προβλέψουμε τις τιμές πώλησης για αυτά τα αυτοκίνητα, αλλά μπορούμε να συγκεντρώσουμε τις τιμές εισαγωγής χρησιμοποιώντας την μη επιβλεπόμενη εκμάθηση.

Φανταστείτε ότι οι τιμές εισαγωγής διανέμονται με τον ακόλουθο τρόπο:



Σχήμα 48: Διανομή τιμών εισαγωγής

²⁸ Που οδηγεί στο over-learning, όπου το νευρωνικό δίκτυο απομνημονεύει απλά τα δεδομένα.

Κάθε σημείο στοιχείων μπορεί να αντιπροσωπεύσει ένα αυτοκίνητο με ορισμένες μεταβλητές (π.χ. «χρώμα» και «απόσταση σε μίλια»). Αυτά τα σημεία στοιχείων διαμορφώνουν τις ομάδες στοιχείων που επιδεικνύουν κάποιο βαθμό ομοιότητας, και οι κύκλοι αντιπροσωπεύουν τα κέντρα των ομάδων. Η μη επιβλεπόμενη εκμάθηση μπορεί να προσδιορίσει αυτά τα κέντρα ομάδων, τα οποία αντιπροσωπεύουν τις «χαρακτηριστικές» τιμές των ομάδων στοιχείων. Η γνώση των χαρακτηριστικών τιμών μας διευκολύνει στο να επισημάνουμε τις άτυπες τιμές (δηλ., ακραίες τιμές) και να κάνουμε τις δηλώσεις όπως «τα περισσότερα αυτοκίνητα της Toyota Camry είναι άσπρα με την απόσταση σε μίλια σε ακτίνα 60.000 έως 72.000, ενώ τα περισσότερα αυτοκίνητα της BMW 528i είναι ασημί με την απόσταση σε μίλια σε ακτίνα 45.000 έως 58.000.» Τέτοιες δηλώσεις είναι πολύ χρήσιμες, δεδομένου ότι μπορούν να μας βοηθήσουν να ταξινομήσουμε τα νέα σημεία στοιχείων είτε ως «χαρακτηριστικά» είτε «άτυπα.»

Η πιο γνωστή μέθοδος για την μη επιβλεπόμενη εκμάθηση είναι η μέθοδος χαρτογράφησης Kohonen, όπου οι ομάδες στοιχείων διαμορφώνονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε αφορούν η μια την άλλη με έναν οργανωμένο τρόπο. Αυτή η μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί γρήγορα αν προσδιορίσουμε τα χαρακτηριστικά σχέδια μέσα στα μεγάλα σύνολα στοιχείων. Κάθε «χαρακτηριστικό σχέδιο» είναι (στους απλούς όρους) ο μέσος όρος των σημείων στοιχείων σε μια ομάδα στοιχείων. Αρχικά, τα χαρακτηριστικά σχέδια κατανέμονται τυχαία, αλλά με την πάροδο διάφορες επαναλήψεις της διαδικασίας εκμάθησης καταλήγουν στο κέντρο των ομάδων στοιχείων. Τα «χαρακτηριστικά σχέδια» είναι πολύ χρήσιμα για τη χαρακτηριστική συμπεριφορά αγοράς αυτοκινήτων, τη χαρακτηριστική πιστωτική χρήση τους, τους χαρακτηριστικούς κινδύνους για την υγεία, κ.λπ. Η μέθοδος Kohonen μοιάζει με τη γνωστή συγκέντρωση των μέσων-k (k-means), αλλά τα νευρωνικά δίκτυα βασισμένα στη μέθοδο Kohonen μαθαίνουν διαφορετικά. Επιπλέον, εμπνέονται από τα βιολογικά δεδομένα σχετικά με το πώς οι άνθρωποι ταξινομούν τα δεδομένα.

Γενικά, η μη επιβλεπόμενη εκμάθηση χρησιμοποιείται σε πολλές διαφορετικές περιοχές, όπως η ανίχνευση απάτης, οι ιατρικές ταξινομήσεις, και η κατηγοριοποίηση της καταναλωτικής συμπεριφοράς. Δεδομένου ότι η μη επιβλεπόμενη εκμάθηση προσδιορίζει τις ομάδες της χαρακτηριστικής αξίας εισαγωγής, μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη συμπίεση σημάτων των εικόνων και άλλων ηλεκτρονικών σημάτων.

8.5 Αντιπροσώπηση Στοιχείων

Τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται μερικές φορές ως *universal approximators*, λόγω της αποδοτικότητάς τους στην εκμάθηση από τα δεδομένα με μια άγνωστη κατανομή. Εντούτοις, προκειμένου να κατασκευαστεί ένα αποδοτικό νευρωνικό δίκτυο, μερικά ζητήματα αντιπροσώπησης στοιχείων πρέπει να επιλυθούν πρώτα.

Για να αρχίσει, η χαρακτηριστική εισαγωγή σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα διάνυσμα των αριθμητικών τιμών (όπως - 5.3425 ή +7.935) και η παραγωγή είναι ένα άλλο διάνυσμα των αριθμητικών τιμών. Σημειώστε ότι η εισαγωγή δεν περιλαμβάνει τις ονομαστικές τιμές²⁹ όπως «Chevrolet,» «κίτρινο,» «σκυλί,» «γάτα,» κ.λπ. Απλά αν ορίσει μια αριθμητική αξία σε κάθε ονομαστική αξία θα ήταν καταστρεπτική, επειδή τα νευρωνικά δίκτυα συγκεντρώνουν τις τιμές που είναι αριθμητικά κοντά από κοινού. Εάν ορίσουμε τυχαία τις αριθμητικές τιμές στις ονομαστικές τιμές στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, κατόπιν θα μπορούσαμε να έχουμε την ακόλουθη κατάσταση: «Chevrolet» = 1, «Accord» = 2, «Porsche» = 3, και ούτω καθεξής. Χρησιμοποιώντας μόνο μια αριθμητική εισαγωγή, θα ήταν πολύ δύσκολο γιατί ένα νευρωνικό δίκτυο για να χωρίσει την διαφορετική κατασκευή του αυτοκινήτου, και, συνεπώς, για να προβλέψει ακριβώς τις τιμές πώλησης τους. Εάν μεταφράσαμε αντ'αυτού τα αυτοκίνητα σε ένα ομοειδές διάνυσμα του Boolean χρησιμοποιώντας τρεις εισαγωγές (όπου 1 είναι αληθινό και 0 είναι ψεύτικο) έπειτα θα μπορούσαμε να εκφράσουμε «Chevrolet» ως «1, 0, 0», «Accord» ως «0, 1, 0,» και «Porsche» σαν «0, 0, 1.» Μια τέτοια μετάφραση του Boolean θα το καθιστούσε σημαντικά ευκολότερο να εκπαιδεύσει ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψει τις τιμές πώλησης, επειδή οι διαφορετικοί κρυμμένοι κόμβοι μπόρεσαν να αλλάξουν ευκολότερα τη διαφορετική κατασκευή του αυτοκινήτου. Το άλλο θέμα είναι αυτό της υψηλής διαστατικότητας της εισαγωγής (δηλ., ένας εξαιρετικά μεγάλος αριθμός εισαγωγών στο νευρωνικό δίκτυο). Εάν θελήσαμε να εκπαιδεύσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο για να αναγνωρίσουμε τα πρόσωπα, παραδείγματος χάριν, να υποθέσουμε ότι ο στόχος θα ήταν εύκολος. Το άλλο θέμα είναι αυτό της *υψηλής διαστατικότητας εισαγωγής* (δηλ., ένας εξαιρετικά μεγάλος αριθμός εισαγωγών στο νευρωνικό δίκτυο). Εάν

²⁹ Οι ονομαστικές τιμές είναι τιμές χωρίς τη διαταγή ή απόσταση μεταξύ τους.

θελήσουμε να εκπαιδύσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο για να αναγνωρίσουμε τα πρόσωπα, παραδείγματος χάριν, ίσως να υποθέσουμε ότι ο στόχος θα ήταν εύκολος. Σε τελευταία ανάλυση, μια υψηλής ποιότητας φωτογραφική μηχανή έχει εκατομμύρια εικονοκυττάρων, και κάθε εικονοκύτταρο θα μπορούσε να αντιπροσωπευθεί με τρεις ακέραιους αριθμούς: ένα που περιγράφει την ένταση του κόκκινου, άλλο για το μπλε, και το τρίτο για το πράσινο. Αλλά εκατομμύρια των εισαγωγών απαιτούν εκατομμύρια των βαρών σύνδεσης, και κάθε βάρος απαιτεί τα δεδομένα για να διακρίνει σωστά τα διαφορετικά παραδείγματα. Αυτό οδηγεί στην ανάγκη για έναν εξαιρετικά μεγάλο αριθμό εικόνων κατάρτισης, ο οποίος δεν είναι εφικτός στην πράξη δεδομένου ότι η διαδικασία κατάρτισης θα έπαιρνε επίσης πολύ. Για αυτό το λόγο, μια πρόσθετη μορφή «συμπίεσης» εφαρμόζεται συχνά για να μειώσει τη διαστατικότητα εισαγωγής³⁰. Αυτή η συμπίεση μειώνει σημαντικά τον αριθμό εισαγωγών στο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο μειώνει στη συνέχεια τον αριθμό βαρών σύνδεσης, ο οποίος στη συνέχεια το καθιστά πιο εφικτό να εκπαιδύσει το νευρωνικό δίκτυο μέσα σε μια λογική προθεσμία.

Για να συνοψίσουμε, πρέπει να λάβουμε τα ακόλουθα πράγματα υπόψη για την εισαγωγή σε ένα νευρωνικό δίκτυο:

- Η εισαγωγή αποτελείται από τις αριθμητικές τιμές.
- Οι αριθμητικές τιμές που είναι «κοντά» μπορούν να θεωρηθούν για «να είναι κοινές.»
- Η διαστατικότητα εισαγωγής πρέπει να μειωθεί σε ένα εύχρηστο μέγεθος.

Εκτός από αυτά τα ζητήματα εισαγωγής, η παραγωγή απαιτεί επίσης κάποια πρόσθετη εκτίμηση - ειδικά για τους στόχους ταξινόμησης. Στο παράδειγμα του προσώπου αναγνώρισης, η παραγωγή αποτελείται από μια αριθμητική αξία. Χρησιμοποιώντας έναν ενιαίο κόμβο, θα μπορούσαμε να ορίσουμε τις συγκεκριμένες τιμές παραγωγής στα συγκεκριμένα πρόσωπα, αλλά αυτό θα δημιουργούσε άπειρες δυσκολίες για ένα νευρωνικό δίκτυο. Αριθμητικά οι κοντινές τιμές θα θεωρούνταν ως «παρόμοια πρόσωπα,» καθιστώντας το δύσκολο

³⁰ Οι εικόνες υψηλής ποιότητας συμπιέζονται με τη μείωση του ψηφίσματος, την εφαρμογή της προεπεξεργασίας αμφιβληστροειδών(η προεπεξεργασία αμφιβληστροειδών μειώνει το αποτελεσματικό ψήφισμα στο νευρωνικό δίκτυο με τον υπολογισμό μέσου όρου των τιμών των γειτονικών εικονοκυττάρων.), ή τη χρησιμοποίηση ενός μετασχηματισμού Fourier (Ένας μετασχηματισμός Fourier δημιουργεί τα κυματοειδή από μια εικόνα που χρησιμοποιούνται ως εισαγωγές στο νευρωνικό δίκτυο.

να προσδιορίσουν σωστά τα διαφορετικά πρόσωπα. Μπορούμε να λύσουμε αυτό το πρόβλημα με τη χρησιμοποίηση μιας διανυσματικής μετάφρασης της παραγωγής του Boolean (δηλ., χρησιμοποιώντας έναν χωριστό κόμβο παραγωγής για κάθε πρόσωπο). Μόλις αφήσουμε όλοι οι κόμβοι να ολοκληρώσουν τους υπολογισμούς τους, θα μπορούσαμε έπειτα να επιλέξουμε τον κόμβο (και ως εκ τούτου το πρόσωπο) που έχει τη μεγαλύτερη αξία παραγωγής «ο νικητής τα παίρνει όλα (winner-takes-all)». Αν και αυτή η προσέγγιση λειτουργεί καλά για έναν περιορισμένο αριθμό προσώπων³¹, προσοχή πρέπει να δοθεί στα άγνωστα πρόσωπα.

Βιβλιογραφία :

Introduction to the Theory of Neural Computation των John Hertz, Anders Krogh, και Richard G. Palmer δίνει μια καλή περιγραφή των διαφορετικών τύπων τεχνητών νευρωνικών δικτύων. The Computational Brain των Patricia S. Churchland και Terrence J. Sejnowski (MIT Press, Cambridge, MA, 1992). The Elements of Statistical Learning των Trevor Hastie, Robert Tibshirani, και Jerome Friedman (Springer, New York, 2001).

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

³¹ Αυτή η προσέγγιση λειτουργεί επίσης πολύ καλά για την αναγνώριση των χειρόγραφων χαρακτήρων και των αριθμών.

9 Άλλες Μέθοδοι Και Τεχνικές

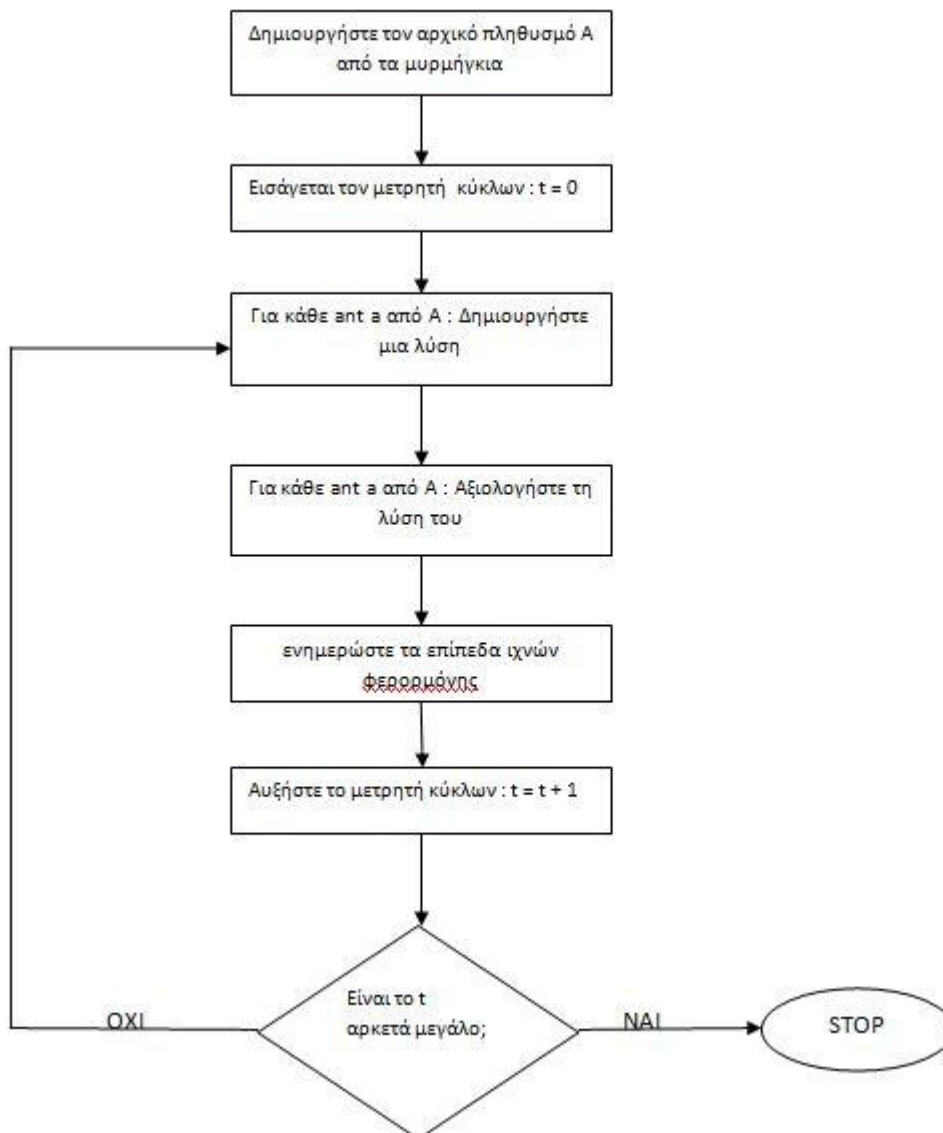
Ως εδώ, έχουμε συζητήσει ποικίλες μεθόδους πρόβλεψης και τεχνικές βελτιστοποίησης που έχουν κυμανθεί από τα δέντρα απόφασης και τους hill climbers, ως τα νευρωνικά δίκτυα και τους εξελικτικούς αλγόριθμους. Θα ολοκληρώσουμε τώρα το μέρος II αυτής της πτυχιακής με μια αναθεώρηση μερικών πρόσθετων μεθόδων και τεχνικών που μπορούν να εφαρμοστούν στα προβλήματα πρόβλεψης και βελτιστοποίησης. Κινήσαμε αυτές τις μεθόδους και τεχνικές σε ένα επόμενο κεφάλαιο επειδή παράγουν τις λύσεις που είναι αρκετά πιο σύνθετες από τα στατικά διανύσματα. Επιπλέον, μερικές από αυτές τις μεθόδους (όπως η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες - διαμεσολαβητές) χρησιμοποιούν μια λειτουργία αξιολόγησης που μετρά τη «συμπεριφορά» μιας λύσης για να καθορίσει το αποτέλεσμα ποιοτικού μέτρου της. Κατά συνέπεια, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μερικές από αυτές τις μεθόδους για να παρατηρήσουμε μια προκύπτουσα συμπεριφορά που θα ήταν δύσκολη (εάν όχι αδύνατη) να προβλέψει τη χρησιμοποίηση άλλων (παραδοσιακότερων) μεθόδων. Αυτή η προκύπτουσα συμπεριφορά είναι ένα από τα θέματα αυτού του κεφαλαίου...

9.1 Ant Systems and Swarm Intelligence

Τα ant systems (συστήματα μυρμηγκιών) (επίσης γνωστά ως βελτιστοποίηση αποικιών μυρμηγκιών) εμπνεύστηκαν από τις αποικίες των πραγματικών μυρμηγκιών, τα οποία καταθέτουν μια χημική ουσία (φερορμόνη) στο έδαφος. Αυτή η ουσία επηρεάζει τη «συμπεριφορά» των μεμονωμένων μυρμηγκιών, όσο μεγαλύτερο το ποσό φερορμόνης που κατατίθεται σε μια ιδιαίτερη πορεία, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα ότι ένα μεμονωμένο μυρμήγκι θα επιλέξει εκείνη την πορεία. Τα τεχνητά μυρμήγκια συμπεριφέρονται με παρόμοιο τρόπο. Εν συντομία, η τεχνική βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών είναι ένα σύστημα πολυ-πρακτόρων, όπου οι χαμηλού επιπέδου αλληλεπιδράσεις μεταξύ

των τεχνητών μυρμηγκιών οδηγούν σε μια σύνθετη συμπεριφορά της ολόκληρης αποικίας μυρμηγκιών.

Τα ant systems είναι μια άλλη βασισμένη στον πληθυσμό τεχνική, σαν τους εξελικτικούς αλγορίθμους. Στους εξελικτικούς αλγορίθμους, οι λύσεις γονέων τροποποιούνται μέσω μερικών χειριστών (π.χ., μεταλλαγές, διασταυρώσεις) για να δημιουργήσουν τις λύσεις απογόνου, στα ant systems, εντούτοις, τα επίπεδα φερομονών επηρεάζουν τη δημιουργία των νέων λύσεων. Η γενική ιδέα πίσω από τα ant systems παρέχεται στο ακόλουθο διάγραμμα ροής :



Σχήμα 49: Διάγραμμα ροής ant system

Τα περισσότερα από τα παράθυρα λειτουργιών είναι αυτεξήγητα: Δημιουργούμε έναν πληθυσμό των μυρμηγκιών, εισάγουμε κάθε μυρμήγκι (δηλ.,

θέτουμε τις διάφορες παραμέτρους του), και θέτουμε έπειτα έναν κύκλο αντίθετα προς την επανάληψη της διαδικασίας αρκετές φορές. Τώρα, στο βρόχο παραπάνω υπάρχει ένα κεντρικό παράθυρο λειτουργιών όπου κάθε μυρμήγκι είναι αρμόδιο για την *δημιουργία* μιας λύσης. Η διαδικασία της λύσης επηρεάζεται συνήθως από δύο παράγοντες: (α) από τη συγκεκριμένη γνώση του προβλήματος, και (β) από τις αποφάσεις που δημιουργούνται κατά τη διάρκεια των προηγούμενων κύκλων (αυτές οι αποφάσεις συνοψίζονται από τα τρέχοντα επίπεδα *φερορμονών*). Μόλις οι νέες λύσεις είναι έτοιμες, μπορούμε να τις αξιολογήσουμε, να ενημερώσουμε τα επίπεδα ιχνών (που συνοψίζουν έτσι τη «δημοτικότητα» των διάφορων αποφάσεων που λαμβάνονται από τα μυρμήγκια), να αυξήσουμε το μετρητή κύκλων, και να επαναλάβουμε έπειτα τη διαδικασία. Μέσω αυτού του βρόχου, τα ενημερωμένα επίπεδα ιχνών θα επηρέαζαν τις μελλοντικές αποφάσεις των μυρμηγκιών, και οι καλύτερες αποφάσεις που λαμβάνονται στους προηγούμενους κύκλους θα ήταν ενισχυμένοι στους μελλοντικούς κύκλους!

Έτσι, τι είναι ένα μυρμήγκι; Στους απλούς όρους, ένα μυρμήγκι είναι ένας υπολογιστής «πράκτορας» αρμόδιος για τη λήψη των αποφάσεων στο στάδιο της δημιουργίας των νέων λύσεων, και κάθε μυρμήγκι μπορεί να έχει μερικές παραμέτρους που επηρεάζουν τις αποφάσεις του. Παραδείγματος χάριν, είναι χαρακτηριστικό για ένα μυρμήγκι να υπάρξουν οι παράμετροι για τον έλεγχο της ανάλογης σημασίας του ίχνους φερορμονών εναντίον της συγκεκριμένης γνώσης του προβλήματος όταν χτίζεται μια νέα λύση. Είναι επίσης κοινό για κάθε μυρμήγκι να υπάρξει μια δομή μνήμης που καταγράφει τις προηγούμενες αποφάσεις. Αυτή η δομή δεδομένων (μερικές φορές αποκαλούμενη λίστα ταμπού) είναι χρήσιμη στην αποφυγή της κατασκευής των ανέφικτων λύσεων.

Αυτή η κατανομή και η ενημέρωση των επιπέδων φερορμονών είναι μια διαδικασία «επικοινωνίας» που είναι ουσιαστική για τη σύγκλιση του ant system: τα μυρμήγκια στον πληθυσμό γίνονται όλο και περισσότερο παρόμοια στη συμπεριφορά τους, καθώς *συρρέουν* προς τη βέλτιστη λύση. Άλλες σχετικές τεχνικές που χρησιμοποιούν επίσης είναι αυτό το φαινόμενο της «συρροής». Παραδείγματος χάριν, η *βελτιστοποίηση συρροής μορίων* εφαρμόζει μερικούς χειριστές παραλλαγής (όπως τη μεταλλαγή και τη διασταύρωση στους εξελικτικούς αλγορίθμους) σε έναν πληθυσμό των πρακτόρων, αλλά χωρίς οποιαδήποτε διαδικασία εκλογής, όπως όλοι οι πράκτορες είναι σε συνεχή κίνηση και «ζουν» για πάντα. Στη βελτιστοποίηση συρροής μορίων, η έννοια «της

παραγωγής» είναι αντικατεστημένη με αυτήν «της επανάληψης.» Μέσα σε μια πολυδιάστατη μήτρα, κάθε μεμονωμένος πράκτορας έχει μια θέση και μια ταχύτητα που ενημερώνεται σύμφωνα με τη σχέση μεταξύ των παραμέτρων του πράκτορα και μερικών άλλων σφαιρικών παραμέτρων (π.χ., η θέση της καλύτερης μεμονωμένης λύσης που βρίσκεται μέχρι τώρα). Η αναζήτηση είναι προκατειλημμένη προς τις καλύτερες περιοχές της μήτρας, με το αποτέλεσμα να είναι είδος «συγκέντρωσης» (δηλ., συρροής) προς ανώτερες λύσεις. Όπως στα ant systems, οι πράκτορες ανταλλάσσουν τις πληροφορίες μέσω κάποιου σφαιρικού μέσου που συλλέγει τις πληροφορίες για τις θέσεις και τις ταχύτητες των μορίων, επεξεργάζεται αυτές τις πληροφορίες (π.χ., επιλέγει τα καλύτερα μόρια στην τρέχουσα επανάληψη, ή επιλέγει τις καλύτερες θέσεις που βρίσκονται μέχρι τώρα), και διαδίδει αυτές τις πληροφορίες σε άλλα μόρια, που επηρεάζουν την επόμενη κατεύθυνση και την ταχύτητά τους.

Γενικά, υπάρχουν όλο και περισσότερες εφαρμογές της «κοινωνικής μεταφοράς εντόμων» για την επίλυση των προβλημάτων. Αυτές οι προσεγγίσεις καλούνται συχνά swarm intelligence systems. Όπως με τα ant systems και τη βελτιστοποίηση συρροής μορίων, τα swarm intelligence systems υποθέτουν την παρουσία διάφορων απλών πρακτόρων (π.χ., μυρμήγκια, μέλισσες, σφήκες, τερμίτες) με τις άμεσες ή έμμεσες αλληλεπιδράσεις/τις επικοινωνίες που επηρεάζουν τη μελλοντική συμπεριφορά τους. Υπάρχουν πολλές πιθανές εφαρμογές swarm intelligence για τα προβλήματα στη κατανομή, τα δίκτυα επικοινωνίας, τη ρομποτική, κ.λπ. Σε όλες αυτές τις περιπτώσεις, η ελλοχεύουσα αρχή είναι η ίδια: Κάθε έντομο είναι «ανεξάρτητο άτομο» εκτελώντας μερικές «μεμονωμένες δραστηριότητες» (συχνά εξειδικευμένες δραστηριότητες), παρόλα αυτά, όλες αυτές οι δραστηριότητες φαίνονται πολύ καλά οργανωμένες, χωρίς οποιοδήποτε εξωτερικό διοργανωτή (ή επόπτη). Αυτή η «μόνη οργανωμένη συμπεριφορά» είναι η ουσία των συστημάτων με βάση τη swarm intelligence.

9.2 Agent-Based Modeling(Μοντελοποίηση Βασισμένη σε Πράκτορες – Διαμεσολαβητές)

Κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας, υπήρχε αυξανόμενο ενδιαφέρον για την μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές. Τα μοντέλα βασισμένα σε πράκτορες διαμεσολαβητές είναι «βασισμένα στη

συμπεριφορά» προγράμματα υπολογιστών που προσπαθούν να μιμηθούν τα σύνθετα φαινόμενα μέσω των εικονικών «πρακτόρων.» Η συμπεριφορά αυτών των πρακτόρων καθορίζεται από τους προγραμματισμένους κανόνες που απεικονίζουν τους περιορισμούς και τους όρους ενός πραγματικού συστήματος. Επειδή η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβήτες έχει τις ρίζες της στη μέθοδο του *Monte Carlo*, η οποία έχει τώρα μια ιστορία 60-ετών, κάντε ένα βήμα πίσω και συζητήστε αυτήν την κλασική μέθοδο πριν κινηθείτε προς την μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες - διαμεσολαβήτες.

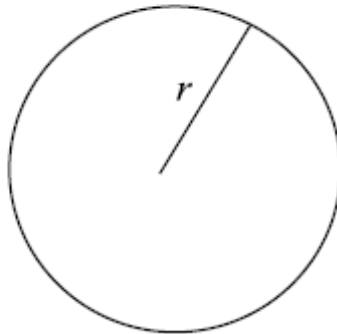
Η ιδέα πίσω από τη μέθοδο του *Monte Carlo* είναι να χρησιμοποιηθεί η στατιστική δειγματοληψία που προσεγγίζει μια λύση για κάποιο ποσοτικό πρόβλημα. Ο όρος «μέθοδος του *Monte Carlo*» είναι αρκετά γενικός και η μέθοδος έχει την καθολική δυνατότητα εφαρμογής σε ποικίλα προβλήματα στα οικονομικά, τις περιβαλλοντικές επιστήμες, την πυρηνική φυσική, τη χημεία, τις διοικητικές μέριμνες, κ.λπ. Ένας άλλος δημοφιλής όρος συνώνυμος με τη μέθοδο του *Monte Carlo* είναι η *προσομοίωση του Monte Carlo*. Γενικά, η λέξη προσομοίωση ορίζεται ως η μιμητική αντιπροσώπευση της λειτουργίας του ενός συστήματος ή η διαδικασία με τη βοήθεια μιας άλλης λειτουργίας (π.χ., μια προσομοίωση υπολογιστών από μια βιομηχανική διαδικασία). Οι προσομοιώσεις είναι χρήσιμες όταν άλλοι τύποι αναλύσεων είναι πάρα πολύ δύσκολοι (π.χ., απαιτούν χιλιάδες διαφορετικές εξισώσεις). Πολλά πρότυπα περιλαμβάνουν τις μεταβλητές που έχουν μια γνωστή σειρά των τιμών, αλλά μια αβέβαιη αξία για οποιοδήποτε ιδιαίτερο χρόνο. Αυτό ισχύει για τη μεγάλη πλειοψηφία των οικονομικών προβλημάτων (π.χ., επιτόκια, τιμές ανταλλαγής νομίσματος, δείκτες μετοχής), των διοικητικών μεριμνών (π.χ., επίπεδα καταλόγων), κ.λπ. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η προσομοίωση του *Monte Carlo* ίσως να είναι μια βοήθεια. Η ιδέα πίσω από την προσομοίωση του *Monte Carlo* είναι αρκετά απλή: Με τη δειγματοληψία των τιμών των μεταβλητών ενός προτύπου από (τις προκαθορισμένες) διανομές πιθανότητάς τους, πολλά σενάρια παράγονται και το αποτέλεσμα υπολογίζεται.

Ο καλύτερος τρόπος να εξηγηθεί αυτή η έννοια είναι μέσω ενός απλού παραδείγματος που περιλαμβάνει μόνο μια μεταβλητή. Πείτε ότι θα επιθυμούσαμε να υπολογίσουμε (με κάποια ακρίβεια) τον αριθμό π (π ορίζεται ως η αναλογία μεταξύ της περιφέρειας ενός κύκλου και της διαμέτρου του, και η κατά προσέγγιση αξία της είναι 3.14159.). Επειδή δεν είναι απλό για να υπολογίσει το ακριβές μήκος της περιφέρειας ενός κύκλου, μπορούμε να προσεγγίσουμε αυτό το

πρόβλημα από μια διαφορετική γωνία. Ξέρουμε ότι η περιοχή A ενός κύκλου εκφράζεται από:

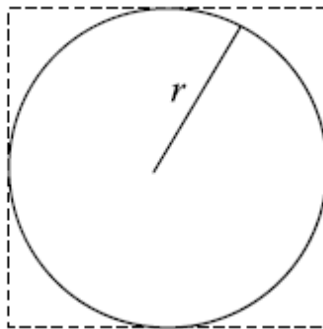
$$A = \pi r^2$$

όπου το r αντιπροσωπεύει τη μισή από τη διάμετρο του κύκλου:



Εικόνα 10: Παράδειγμα κύκλου (1)

Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια προσομοίωση του Monte Carlo για να προσεγγίσουμε την περιοχή A . Περιγράψτε αυτόν τον κύκλο με ένα τετράγωνο:



Εικόνα 11: Παράδειγμα κύκλου (2)

Η περιοχή S αυτού του τετραγώνου είναι:

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

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

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

Τώρα είμαστε έτοιμοι για την προσομοίωση. Φανταστείτε τα βέλη σε έναν τετραγωνικό στόχο με έναν κύκλο μέσα (όπως στον παραπάνω αριθμό). Κάθε βέλος προσγειώνεται κάπου μέσα στο τετράγωνο: οι συντεταγμένες από ένα πέταγμα είναι οι x και y - οι οριζόντιες και κάθετες συντεταγμένες, αντίστοιχα. Εάν το κέντρο του κύκλου τοποθετείται στο σημείο $(0, 0)$, κατόπιν οι συντεταγμένες x και y μπορούν να πάρουν οποιοσδήποτε τιμές από $-r$ σε r . Μπορούμε να μιμηθούμε ένα «πέταγμα» με την παραγωγή δύο τυχαίων αριθμών από αυτήν την σειρά (μια για το x και άλλη για το y), και τότε υπολογίστε πόσα προσγειώνονται μέσα στον κύκλο. Ρίξτε ένα βέλος μέσα στον κύκλο εάν η απόσταση μεταξύ του κέντρου του κύκλου $(0, 0)$ και η θέση του βέλους (x, y) είναι μέσα στην ακτίνα r :

$$x^2 + y^2 \leq r^2$$

Πείτε ότι μιμηθήκαμε 10.000 πετάγματα, και το αποτέλεσμα της προσομοίωσης ήταν ότι 7.854 βέλη προσγειώθηκαν μέσα στον κύκλο, ενώ τα υπόλοιπα 2.146 βέλη προσγειώθηκαν μέσα στο τετράγωνο, αλλά έξω από τον κύκλο. Αυτό ολοκληρώνει την προσομοίωση και είμαστε έτοιμοι να υπολογίσουμε την αξία π . Δεδομένου ότι ο αριθμός 0.7854 (7.854/10.000) προσεγγίζει την αναλογία A/S , και:

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

Τότε π είναι απλά $4 \times 0.7854 = 3.1416$ (μια αρκετά καλή προσέγγιση 3.14159 μετά από 10.000 πετάγματα). Σαφώς, όσο μεγαλύτερος ο αριθμός ρίψεων, τόσο καλύτερη η προσέγγιση. Τώρα που ξέρουμε πώς οι εργασίες προσομοίωσης του Monte Carlo δουλεύουν, μπορούμε εμείς να το χρησιμοποιήσουμε για κάτι πιο χρήσιμο;

Εξετάστε το περιβάλλον των χαρτοπαικτικών λεσχών για μια στιγμή (από όπου η μέθοδος αντλεί το όνομά της), και λέμε ότι κρατάμε έναν άσσο και 6 σε ένα παιχνίδι Blackjack, με τον έμπορο να είναι βασίλισσα. Για να μεγιστοποιήσει τις πιθανότητες να μας κερδίσει το χέρι, θα έπρεπε εμείς «να χτυπήσουμε» ή «να σταθούμε»; Καλά, μπορούμε να προσπαθήσουμε να λύσουμε αυτό το πρόβλημα με το χέρι, αλλά ο αριθμός δυνατοτήτων ίσως να είναι πάρα πολύ μεγάλος (η ανάκληση ότι ο άσσος μπορεί να μετρήσει ως 1 ή ως 10, και εάν χτυπήσουμε και πάρουμε 2 τότε θα πρέπει να λάβουμε μια άλλη απόφαση). Αυτό το πρόβλημα είναι ιδανικό υποψήφιο για την προσομοίωση του Monte Carlo. Μπορούμε να παράγουμε εκατομμύρια διανομών των καρτών (πείτε ότι παίζουμε με έξι τράπουλες, έτσι μπορούμε να εξετάσουμε τις τυχαίες μεταλλαγές $6 \times 52 = 312$ κάρτες), εφαρμόζουμε τους κανόνες του εμπόρου (π.χ., χτύπημα σε 16 ή παρακάτω, μένουμε στο 17 ή υψηλότερα), εφαρμόζουμε τη στρατηγική μας, και υπολογίζουμε τότε τον αριθμό των νικών και των απωλειών. Μόλις τρέξουμε μια τέτοια προσομοίωση, θα διαπιστώσουμε ότι κατά τον κράτημα ενός άσσου και 6 ενάντια ενός εμπόρου 10, πρέπει να χτυπήσουμε! Μπορούμε επίσης να ανακαλύψουμε μερικούς άλλους «κανόνες,» όπως «πάντα να χωρίσουμε δύο 8,» «διπλασιάζουμε σε 11 όταν το χέρι του εμπόρου είναι χαμηλότερο από 10,» και ούτω καθ'εξής.

Στο πρόβλημα διανομής αυτοκινήτων, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο του Monte Carlo για τους κινδύνους μεταφορών. Για να κάνουμε αυτό, μπορούμε να αρχίσουμε με τον υπολογισμό του χρόνου μεταφορών μεταξύ δύο θέσεων ως λειτουργία του καιρού (π.χ., ο άσχημος καιρός επιβραδύνει συνήθως μια μεταφορά). Μπορούμε έπειτα να δημιουργήσουμε έναν πίνακα συμβούλευσης για το χρόνο μεταφορών μεταξύ δύο ιδιαίτερων θέσεων, οι οποίες ίσως να μοιάζουν κάτι σαν:

Καιρικές Συνθήκες	Χρόνος (σε ώρες)
Καλός	36
Πολύ Ζεστός	40
Θυελλώδης	38
Βροχερός	44

Χιόνι	48
Παγος	56

Πίνακας 6: Πίνακας συμβούλευσης

Εάν μπορούμε να υπολογίσουμε τις καιρικές συνθήκες σε μια συγκεκριμένη περιοχή (π.χ., πιθανότητα 10% του πάγου, πιθανότητα 30% του χιονιού, και πιθανότητα 60% μια καλή ημέρα), κατόπιν μπορούμε να μιμηθούμε πολλά σενάρια για το πώς αυτό έχει επιπτώσεις στους χρόνους μεταφορών. Αυτό είναι παρόμοιο με την παραγωγή των διάφορων μεταλλαγών ενός παπουτσιού των καρτών(a shoe of cards):



Εικόνα 12: Shoe of cards

με την κύρια διαφορά που είναι ότι η πιθανότητα κάθε κάρτας που φθάνει σε μια ιδιαίτερη θέση στο παπούτσι είναι η ίδια - με τον καιρό, τα διαφορετικά καιρικά φαινόμενα εμφανίζονται με τις υψηλότερες ή χαμηλότερες πιθανότητες (στις διαφορετικές εποχές), έτσι πρέπει να παράγουμε τα καιρικά φαινόμενα που ακολουθούν τις ίδιες διανομές πιθανότητας. Μπορούμε να υπολογίσουμε το συνολικό χρόνο μεταφορών για κάθε ένα από αυτά τα σενάρια, και να χρησιμοποιήσουμε έπειτα το μέσο όρο στη διαδικασία λήψεων αποφάσεων μας. Αυτός ο μέσος χρόνος μεταφορών είναι αρκετά σημαντικός, καθώς πολλές περιοχές δημοπρασιών τρέχουν τις δημοπρασίες τους μια φορά το δεκαπενθήμερο, και εάν ένα αυτοκίνητο χάνει τη δημοπρασία που θα καθόταν το πολύ (και να υποτιμηθεί) για δύο εβδομάδες περιμένουν την επόμενη δημοπρασία.

Φυσικά, το παραπάνω παράδειγμα εξηγεί μόνο τη γενική ιδέα της εφαρμογής της μεθόδου του Monte Carlo για τους κινδύνους μεταφορών. Στην επικαιρότητα, θα πρέπει να είμαστε ακριβέστεροι και να έχουμε τις απαντήσεις για πολλές πρόσθετες ερωτήσεις, όπως: Τι σημαίνει «πολύ ζεστός» ή «θυελλώδης»; Είναι δυνατό να υπάρξει «βροχή» και «πολύ ζέστη» συγχρόνως; Σε αυτή την περίπτωση, πώς επηρεάζεται ο χρόνος μεταφορών; Επίσης, εάν το ταξίδι διαρκεί

μερικές ημέρες, κατόπιν ίσως να υπάρξουν αρκετές «καλές» ημέρες και ημέρες «βροχής», και έτσι θα έπρεπε να πάρουμε έναν μέσο όρο και των δύο κατηγοριών.

Ας μεταβούμε τώρα από τη μέθοδο του Monte Carlo στην μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές με την ακόλουθη γενική παρατήρηση: Στο κεφ. 5 συζητήσαμε ποικίλες μεθόδους πρόβλεψης που υποθέτουν ότι κάποιο ποσό ιστορικών στοιχείων είναι διαθέσιμο. Μπορούμε να εξετάσουμε τη μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές ως πρόσθετη μέθοδο πρόβλεψης όπου κανένα στοιχείο δεν είναι διαθέσιμο! Παραδείγματος χάριν, το πρόβλημα ίσως είναι να ελαχιστοποιηθεί ο χρόνος εκκένωσης από μια αίθουσα συνδιαλέξεων με την εύρεση της βέλτιστης ρύθμισης των πινάκων και των καρεκλών για 500 ανθρώπους. Σαφώς, δεν μπορούμε να ονειρευτούμε να πάρουμε τέτοια δεδομένα! Δεν μπορούμε να φορτώσουμε το δωμάτιο με 500 ανθρώπους, να βάλουμε στο δωμάτιο πυρκαγιά, να μετρήσουμε το χρόνο που απαιτείται για να εκκενωθεί το δωμάτιο, να αλλάξουμε τις ρυθμίσεις των πινάκων και των καρεκλών, να φορτώσουμε το δωμάτιο με 500 (κατά προτίμηση διαφορετικούς) ανθρώπους, να βάλουμε στο δωμάτιο πυρκαγιά πάλι, και να συνεχίσουμε αυτήν την διαδικασία για μερικές επαναλήψεις για να συλλέξουμε τα ικανοποιητικά δεδομένα! Σε καταστάσεις όπως αυτές, η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές είναι πολύ πιο κατάλληλη.

Τώρα, η σύνδεση μεταξύ της μεθόδου του Monte Carlo και η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές είναι ότι και οι δύο μέθοδοι παράγουν πολλά πιθανά σενάρια σύμφωνα με μερικές πιθανολογικές διανομές των μεταβλητών (π.χ., θυελλώδεις καιρικές συνθήκες) ή με τη χρησιμοποίηση των πρακτόρων που ακολουθούν μερικούς πιθανολογικούς κανόνες. Για να συνεχίσουμε το παράδειγμά μας από την προηγούμενη παράγραφο της ελαχιστοποίησης του χρόνου εκκένωσης, οι ψυχολογικές δοκιμές μπορούν να δείξουν ότι στην πυρκαγιά μια έκτακτη ανάγκη 17% των ανθρώπων τρέχει σε τυχαίες κατευθύνσεις, 38% των ανθρώπων τρέχουν σε μια ευθεία γραμμή στην πιο κοντινή έξοδο χωρίς να δώσουν προσοχή σε άλλους ανθρώπους, 9% των ανθρώπων παραμένουν ακίνητοι και ουρλιάζουν, κ.λπ. Επιπλέον, ο τρόπος που οι άνθρωποι αλληλεπιδρούν ο ένας με τον άλλο κατά τη διάρκεια μιας έκτακτης ανάγκης πυρκαγιάς είναι επίσης σημαντικός (π.χ., όταν συγκρούονται δύο ή περισσότεροι άνθρωποι, ίσως να πέσουν κάτω και να μείνουν ακίνητοι για μερικά δευτερόλεπτα). Τώρα, με την παραγωγή 500 πρακτόρων των οποίων η

συμπεριφορά ακολουθεί τους παραπάνω κανόνες και τις αλληλεπιδράσεις, και την τοποθέτηση τους μαζί σε ένα δωμάτιο που τίθεται σε πυρκαγιά, μπορούμε να τρέξουμε πολλές διαφορετικές προσομοιώσεις και να παρατηρηθεί η προκύπτουσα συμπεριφορά του πληθυσμού.

Η γενική ιδέα πίσω από την μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές είναι ότι οι προσομοιώσεις είναι βασισμένες στις τοπικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των πρακτόρων ενός πληθυσμού. Επιπλέον, κάθε πράκτορας μπορεί να αντιπροσωπεύσει κάποιο αντικείμενο, εάν είναι πρόσωπο σε ένα πλήθος, ένα αυτοκίνητο στην κυκλοφορία, ή ένα ζώο σε ένα οικοσύστημα. Το ολόκληρο πρότυπο περιλαμβάνει ένα περιβάλλον στο οποίο οι αλληλεπιδράσεις εμφανίζονται. Οι πράκτορες μπορούν επίσης να έχουν διαφορετικές ικανότητες, και η συμπεριφορά τους να είναι βασισμένη στους πιθανολογικούς κανόνες που καθορίζουν τις ενέργειές τους. Η αλληλεπίδραση των πρακτόρων (με το περιβάλλον και ένα άλλο) μπορεί να οδηγήσει σε μια προκύπτουσα συμπεριφορά που μπορεί να είναι αδύνατη να προβλέψει (λόγω όλων των περιπλοκών αλληλεπιδράσεων). Ακόμη και ένα απλό σύνολο κανόνων για κάθε πράκτορα μπορεί να οδηγήσει σε ένα πολύ πολυσύνθετο σύστημα.

Μερικά από τα ανωτέρω σημεία πρέπει να ακουστούν γνωστά. Πράγματι, έχουμε εξετάσει ήδη δύο ιδιαίτερες περιπτώσεις πρακτόρων-διαμεσολαβητών συστημάτων: αποικίες μυρμηγκιών και συρροής μορίων. Σε αυτά τα συστήματα, οι τοπικές αλληλεπιδράσεις των πρακτόρων μέσα σε έναν πληθυσμό μπορούν να οδηγήσουν σε μια προκύπτουσα συμπεριφορά ολόκληρου του πληθυσμού. Το πρότυπο - είτε μια αποικία μυρμηγκιών είτε μια συρροή μορίων - περιλαμβάνει ένα περιβάλλον στο οποίο οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των πρακτόρων εμφανίζονται. Σημειώστε, εντούτοις, ότι αυτά τα δύο παραδείγματα αποτελούν μια απλή περίπτωση όπου όλοι οι πράκτορες είναι ομοίμορφοι. Γενικά, αυτό δεν χρειάζεται να συμβεί : οι πράκτορες μπορούν να αντιπροσωπεύσουν ποικίλα σύνθετα (και διαφορετικά) αντικείμενα, και οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των πρακτόρων μπορούν να είναι αρκετά σύνθετες (μπορούν να υπάρξουν κανόνες και για τα τρόφιμα, ανταλλάσσοντας τους πόρους, κ.λπ.).

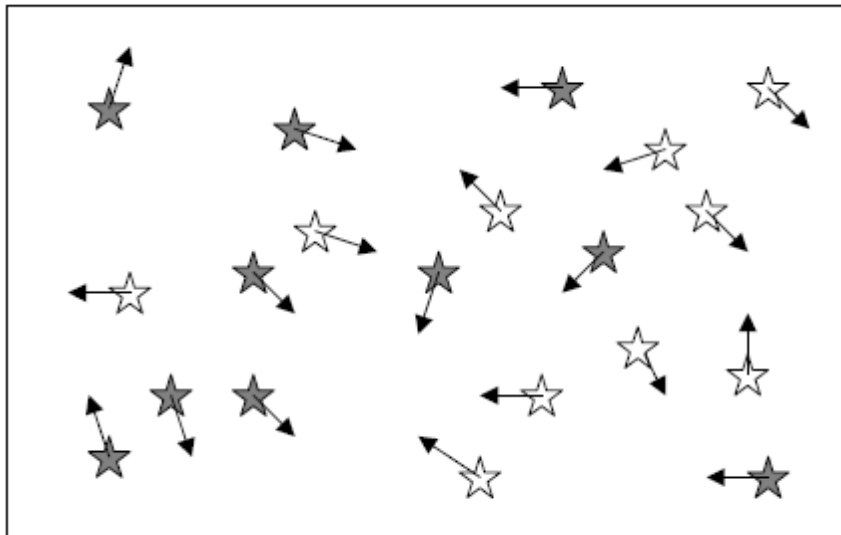
Επεξηγήστε τα κύρια χαρακτηριστικά μιας μοντελοποίησης βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές με τη χρησιμοποίηση ενός κλασικού παραδείγματος. Εξετάστε δύο είδη πουλιών (Α και Β) που πετούν γύρω από την ακολουθία τριών πολύ απλών κανόνων:

Κανόνας 1: Εάν ένα άλλο πουλί των ίδιων ειδών είναι κοντά, κατόπιν πετάζετε προς το άλλο πουλί.

Κανόνας 2: Εάν ένα άλλο πουλί των άλλων ειδών είναι κοντά, κατόπιν πετάζετε μακριά από το άλλο πουλί.

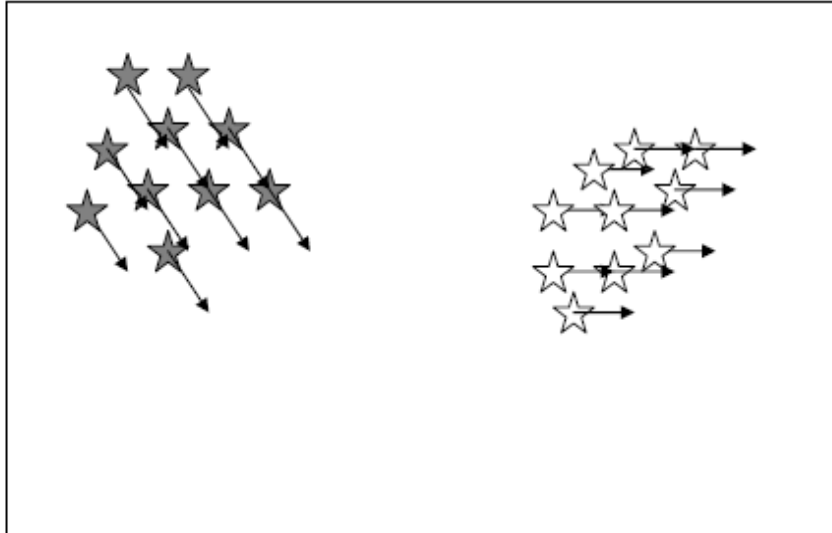
Κανόνας 3: Κρατήστε την ελάχιστη απόσταση μεταξύ οποιωνδήποτε δύο πουλιών.

Σημειώστε ότι ένα τέτοιο πρότυπο είναι εξαιρετικά απλό. Υπάρχουν μόνο δύο είδη πουλιών (με 10 πουλιά σε κάθε είδος) κινούμενα με την ίδια ταχύτητα, και η κατεύθυνσή τους είναι τυχαία στην αρχή. Ο αριθμός επεξηγεί παρακάτω το αρχικό στάδιο:



Σχήμα 50: Παράδειγμα πρακτόρων-διαμεσολαβητών (1)

Παρόλα αυτά, η αλληλεπίδραση μεταξύ αυτών των απλών πουλιών παράγει μια προκύπτουσα συμπεριφορά που είναι σύνθετη, οργανωμένη, και πολύ αληθοφανής. Μετά από μια λίγο, μπορούμε να παρατηρήσουμε ένα φαινόμενο συγκέντρωσης όπου τα πουλιά των ίδιων ειδών πετούν μαζί:



Σχήμα 51: Παράδειγμα πρακτόρων-διαμεσολαβητών (2)

Για να καθορίσουμε τη συμπεριφορά αυτών των πουλιών, μπορούμε να προσθέσουμε πρόσθετους κανόνες στο πρότυπο. Παραδείγματος χάριν, μπορούμε να τροποποιήσουμε την ταχύτητά τους σε μερικές συναντήσεις, εισάγουμε τα εμπόδια στο περιβάλλον, ή δημιουργούμε «τα υποείδη» (που έχουν ελαφρώς διαφορετικούς κανόνες). Μπορούμε επίσης να καταστήσουμε το περιβάλλον πιο σύνθετο και να παρατηρήσουμε έπειτα τη συμπεριφορά τους. Μια από τις ιδιότητες αυτής της συμπεριφοράς είναι η μη προβλεψιμότητα κατά τη διάρκεια των μέτριων χρονικών περιόδων. Παραδείγματος χάριν, αν και τα πουλιά ενός είδους θα μπορούσαν να πάνε κατά κύριο λόγο από τα αριστερά προς τα δεξιά σε μια στιγμή, είναι αδύνατο να προβλεφθεί ποια κατεύθυνση σε έναν πιο κοντινό χρόνο.

Γενικά, ένας πράκτορας μπορεί να έχει πολλούς κανόνες συμπεριφοράς και εσωτερικές καταστάσεις, μερικές από τις οποίες ίσως να σταθεροποιηθούν, ενώ άλλα μπορούν να αλλάξουν. Ένας πράκτορας μπορεί να επεξεργαστεί πολλές αισθητήριες εισαγωγές, να αλλάξει τη συμπεριφορά του σύμφωνα με αυτές τις εισαγωγές, να λάβει υπόψη του τις αλληλεπιδράσεις με άλλους πράκτορες, και να καταστήσει τις αποφάσεις βάση τις διαθέσιμες πληροφορίες. Οι πράκτορες μπορούν επίσης να λειτουργήσουν σε ένα τεχνητό περιβάλλον, το οποίο να είναι ένα κτήριο, πόλη, ένα δίκτυο επικοινωνίας, ή ένα τοπίο που αλλάζει με την πάροδο του χρόνου. Και, όμως, όπως το ανωτέρω παράδειγμα παρουσιάζει, κάθε πράκτορας είναι πολύ απλός σε σύγκριση με τη σύνθετη συμπεριφορά που προκύπτει τελικά.

Έτσι, πώς μπορούμε εμείς να χρησιμοποιήσουμε την μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές ως συστατικό ενός συστήματος προσαρμοζόμενης επιχειρηματικής ευφυΐας; Καλά, υπάρχουν μερικές δυνατότητες. Στο παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, μπορούμε να αναπτύξουμε ένα μοντέλο βασισμένο σε πράκτορες-διαμεσολαβητές για να μιμηθούμε την επίδραση ενός νέου τύπου/μοντέλου που εισάγεται από έναν ανταγωνιστή. Οι αλλαγές στη νέα απαίτηση αυτοκινήτων θα είχαν επιπτώσεις στην αξία μεταπώλησης των αυτοκινήτων off-leasing, έτσι η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να ενισχύσει την αποτελεσματικότητα της ενόησης πρόβλεψης. Η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για να μιμηθεί ποικίλα άλλα σενάρια, όπως η επίδραση των υψηλότερων τιμών βενζίνης στη τιμή πώλησης των χρησιμοποιημένων αυτοκινήτων, ή τον αντίκτυπο του καιρού στον αριθμό αγοραστών που παρευρίσκονται σε μια πώληση δημοπρασίας.

Πέρα από το παράδειγμα διανομής αυτοκινήτων, η μοντελοποίηση βασισμένη σε πράκτορες-διαμεσολαβητές είναι κατάλληλη για τη μελέτη ποικίλων ανθρώπινων κοινωνικών φαινομένων, συμπεριλαμβανομένης της διάδοσης των ασθενειών, των εμπορικών συνηθειών, του σχηματισμού ομάδας (όπως εμφανίζεται στο παραπάνω απλό παράδειγμα των πουλιών που συγκεντρώνονται), των σχεδίων εκκένωσης, και της μετανάστευσης.

Βιβλιογραφία :

Genetic Programming: An Introduction: On the Automatic Evolution of Computer Programs and Its Applications του Wolfgang Banzhaf, Peter Nordin, Robert E. Keller, and Frank D. Francone (Morgan Kaufmann, San Francisco, 1997). Ant Colony Optimization των Marco Dorigo και Thomas Stützle (MIT Press, Cambridge, MA, 2004) παρέχει μια μεγάλη εισαγωγή στα ευρετικά συστήματα μυρμηγκιών.

Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems των Eric Bonabeau, Marco Dorigo, και Guy Theraulaz (Oxford University Press, New York, 1999). Swarm Intelligence των James Kennedy και Russell C. Eberhart (Morgan Kaufmann, San Francisco, 2001).

Introductory Econometrics: Using Monte Carlo Simulation with Microsoft Excel
των Humberto Barreto και Frank Howland (Cambridge University Press, 2006)

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

The Evolution of Cooperation του Robert Axelrod (Basic Books, New York,
1984).

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt,
Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-
32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

10 Υβριδικά συστήματα και προσαρμοστικότητα

Στο δεύτερο μέρος αυτής της πτυχιακής, παρουσιάσαμε μια ποικιλία μεθόδων πρόβλεψης και τεχνικών βελτιστοποίησης που μπορούν να θεωρηθούν ως “σκληρά εργαλεία”, « καθένα από αυτά έχει διαφορετικά χαρακτηριστικά, πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα», και εφαρμογές. Ας διευκρινίσουμε το σημείο αυτό με την ακόλουθη αναλογία: Φανταστείτε ότι έχουμε ένα σφυρί - το οποίο είναι ένα πολύ πρακτικό εργαλείο για την επίλυση προβλημάτων που αφορούν τα καρφιά - αλλά ερχόμαστε σε ένα πρόβλημα που περιλαμβάνει βίδες. Τι πρέπει να κάνουμε; Λοιπόν, αν το σφυρί είναι το μόνο εργαλείο που θα μπορούσαμε να «καρφώσουμε» τις βίδες, αυτή, φυσικά, είναι η λανθασμένη προσέγγιση. Μια πολύ καλύτερη προσέγγιση θα ήταν να βρεθεί ένα καλύτερο εργαλείο (π.χ., ένα κατσαβίδι) για την επίλυση του προβλήματος στο χέρι.

Το νόημα αυτής της αναλογίας είναι ότι η σωστή τεχνική (π.χ. το εργαλείο) θα πρέπει να επιλέγεται για το σωστό πρόβλημα. Δυστυχώς, πολλές τεχνολογικές εταιρείες ειδικεύονται σε μια μόνο τεχνική (π.χ., εξελικτικοί αλγόριθμοι), και εφαρμόζουν την ίδια τεχνική σε κάθε πρόβλημα που συναντούν. Αυτό είναι παρόμοιο με το να έχεις ένα σφυρί ως το μοναδικό εργαλείο και να βλέπεις όλα τα προβλήματα ως καρφιά. Αυτή η προσέγγιση είναι σαφώς λανθασμένη, δεδομένου ότι η τεχνική πρέπει να επιλεγεί για ένα πρόχειρο πρόβλημα, και όχι για κάποιον άλλο τρόπο!

Σε γενικές γραμμές, υπάρχουν αρκετοί περιορισμοί της χρήσης μιας ενιαίας μεθόδου πρόβλεψης ή τεχνικής βελτιστοποίησης. Πρώτον, και πιο προφανές, είναι το γεγονός ότι μπορεί να εκτελέσει άριστα κάποιους ορισμένους τύπους προβλημάτων και παταγωδώς κάποιους άλλους. Δεύτερον, ακόμη και αν περιοριστούμε σε ένα μόνο πρόβλημα, να θυμάστε ότι κάθε είδος προβλήματος περιλαμβάνει δισεκατομμύρια πιθανές "περιπτώσεις προβλήματος." Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, είχαμε να κάνουμε με ένα διαφορετικό παράδειγμα του ίδιου προβλήματος κάθε μέρα, καθώς διαφορετικά αυτοκίνητα πρέπει να διανεμηθούν. Είναι πολύ σημαντικό να κατανοήσουμε τη διάκριση ανάμεσα σε ένα πρόβλημα (όπως το παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων) και ένα συγκεκριμένο παράδειγμα του προβλήματος (π.χ., μια συγκεκριμένη εισαγωγή των αυτοκινήτων που θα διανεμηθούν). Είναι συχνή η περίπτωση όπου οι

διαφορετικές τεχνικές είναι καλύτερες ή χειρότερες για διαφορετικές περιπτώσεις στο ίδιο πρόβλημα. Ωστόσο θα ήταν καλό να εξηγήσουμε ότι μια συγκεκριμένη τεχνική είναι η καλύτερη για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, είναι συνήθως αδύνατο να εγγυηθούμε ότι αυτή η "καλύτερη" τεχνική θα δώσει τα καλύτερα αποτελέσματα σε κάθε περίπτωση του προβλήματος. Τέλος, δεδομένου ότι οι μεταβλητές του προβλήματος (π.χ. καιρός, επιτόκια, συμπεριφορά καταναλωτή) μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου, μια τεχνική που έχει καλή απόδοση στην αρχή μπορεί να χειροτερεύσει με το πέρασμα του χρόνου.

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα συζητήσουμε για το πώς τα όρια της προσέγγισης μιας τεχνικής μπορούν να ξεπεραστούν με το πακετάρισμα διαφόρων τεχνικών μαζί σε ένα υβριδικό σύστημα (δηλαδή, μια ομάδα τεχνικών). Συγκεκριμένα, θα εξετάσουμε υβριδικά συστήματα για πρόβλεψη και βελτιστοποίηση, και στη συνέχεια να κλείσουμε το κεφάλαιο με μια συζήτηση σχετικά με την μονάδα της προσαρμοστικότητας.

10.1 Υβριδικά συστήματα για Πρόβλεψη

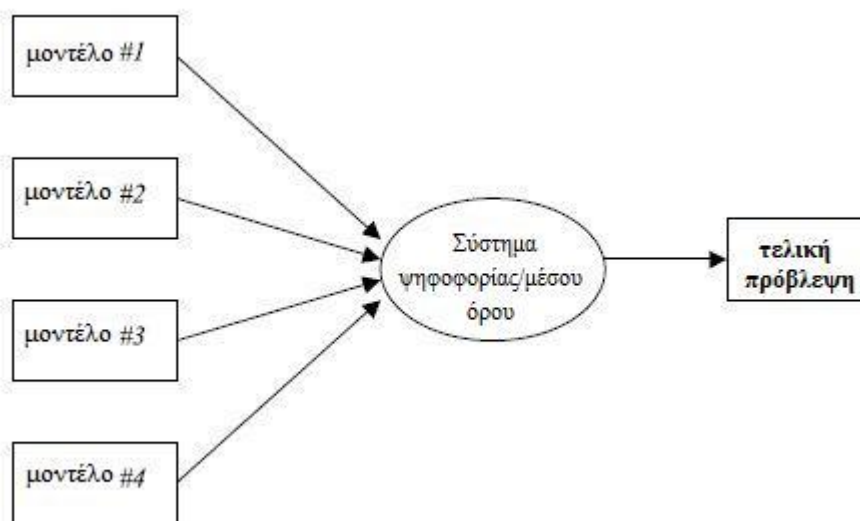
Οι περισσότερες επιχειρήσεις και κυβερνητικοί οργανισμοί λαμβάνουν αποφάσεις που βασίζονται σε προβλέψεις για το μέλλον. Αυτές οι προβλέψεις μπορεί να περιλαμβάνουν τη μελλοντική ζήτηση, τις επιπτώσεις της σε μια εκστρατεία μάρκετινγκ, ενέργειες ανταγωνιστών, και ούτω καθεξής. Ως ένα απλό παράδειγμα, φανταστείτε ότι χρειαζόμαστε μια πρόβλεψη της θερμοκρασίας για μια υπαίθρια εκδήλωση μάρκετινγκ που σχεδιάζει η εταιρεία μας. Για να προβλέψουμε την θερμοκρασία, θα μπορούσαμε να εξετάσουμε τις μετρήσεις της θερμοκρασίας για τις τελευταίες ημέρες και να κάνουμε μια γραμμική προέκταση, να επισκεφθούμε μια ιστοσελίδα για τον καιρό για να αποκτήσουμε μια πρόβλεψη, να δούμε το βραδινό δελτίο καιρού, και ούτω καθεξής. Υπάρχουν πολλοί τρόποι για να κάνουμε μια πρόβλεψη, οπότε το ερώτημα είναι: Ποια μέθοδο θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε για να προβλέψουμε τη θερμοκρασία;

Μία δυνατότητα θα ήταν να χρησιμοποιήσουμε μια πρόβλεψη από το αγαπημένο μας κανάλι καιρού. Ωστόσο, καμία πρόβλεψη δεν είναι τέλεια, και έτσι θα μπορούσαμε να πάρουμε μια ανακριβή πρόβλεψη θερμοκρασίας. Μια άλλη δυνατότητα θα ήταν να υπολογιστεί η μέση αναμενόμενη θερμοκρασία από πολλές διαφορετικές πηγές, ελαχιστοποιώντας έτσι τον αντίκτυπο των σημαντικών λαθών που έγιναν από μια μόνο πηγή. Ωστόσο, ορισμένες πηγές μπορεί να είναι μεροληπτικές (π.χ., πολλά κανάλια μπορεί να προβλέπουν πάντα προς τη μηνιαία μέση θερμοκρασία). Ως εκ τούτου, λαμβάνοντας έναν απλό μέσο όρο όλων των προβλέψεων δεν είναι μερικές φορές η καλύτερη προσέγγιση.

Ο ασφαλέστερος τρόπος για να κάνουμε σταθερά καλές προβλέψεις βασίζεται στην έννοια των υβριδικών συστημάτων. Επειδή ο χρόνος απόκρισης, η αιτιολόγηση, το συμπαγές μοντέλο, κλπ. είναι επίσης σημαντικοί παράγοντες (εκτός από το σφάλμα πρόβλεψης), μπορεί να είναι δύσκολο να επιλέξουμε "την καλύτερη" μέθοδο πρόβλεψης για ένα πρόχειρο πρόβλημα (είτε πρόκειται για μια πρόβλεψη της θερμοκρασίας ή κάτι άλλο). Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν διαφορετικές ιδιότητες, και έτσι μερικά από αυτά μπορεί να αποδίδουν καλύτερα ή χειρότερα, όταν εκπαιδεύονται σε διάφορα σύνολα δεδομένων. Ως εκ τούτου, αντί να χρησιμοποιήσουμε μια ενιαία μέθοδο πρόβλεψης για να φτιάξουμε ένα μόνο μοντέλο, θα ήταν ενδεχομένως χρήσιμο να χρησιμοποιήσουμε μερικές μεθόδους

για να φτιάξουμε μερικά μοντέλα, και στη συνέχεια να χρησιμοποιήσουμε όλα τα μοντέλα για να φτάσουμε σε συναίνεση. Αυτή η συναίνεση μπορεί να επιτευχθεί μέσω της ψήφου ή του μέσου όρου, με την τελική πρόβλεψη να είναι αυτή με τον μεγαλύτερο αριθμό ψήφων (για τα προβλήματα ταξινόμησης) ή κάποιο σταθμισμένο μέσο. Μετά από όλα, αυτό συνήθως γίνεται μέσα σε περισσότερες οργανώσεις, όπου πολλά άτομα σε μια ομάδα εκφράζουν τις απόψεις τους σχετικά με "το τι μπορεί να συμβεί," και στη συνέχεια το αφεντικό παίρνει την τελική απόφαση (δηλαδή, η τελική πρόβλεψη).

Η γενική ιδέα παρουσιάζεται στο διάγραμμα που ακολουθεί:



Σχήμα 52: Μοντέλα παραγωγής πρόβλεψης

Αυτό το διάγραμμα απεικονίζει τέσσερα μοντέλα που παράγουν μια "πρόβλεψη" για κάθε νέα περίπτωση (είτε αναφέροντας μια κατηγορία για προβλήματα ταξινόμησης, ή δημιουργώντας έναν αριθμό). Οι τέσσερις αυτές προβλέψεις στη συνέχεια στέλνονται στο σύστημα ψηφοφορίας / μέσου όρου το οποίο παράγει την τελική πρόβλεψη. Τα βέλη δείχνουν τους συντελεστές στάθμισης για κάθε μοντέλο πρόβλεψης, όπως το σύστημα ψηφοφορίας / μέσου όρου μαθαίνει (κατά τη διάρκεια της προπόνησης) ότι ορισμένα μοντέλα είναι πιο ακριβή από άλλα και δίνουν περισσότερο βάρος στην παραγωγή τους. Πέραν του ότι είναι απλή και κομψή, αυτή η προσέγγιση έχει ένα διαισθητικό πλεονέκτημα σε σχέση με ένα ενιαίο μοντέλο πρόβλεψης: μετά από όλα, "τα δύο κεφάλια είναι καλύτερα από ένα"!`

Υπάρχουν δύο βασικοί τρόποι για την εφαρμογή του παρόντος μοντέλου πολλαπλής προσέγγισης. Ο πρώτος τρόπος είναι να χρησιμοποιήσουμε μοντέλα του ίδιου τύπου (π.χ., γραμμική παλινδρόμηση, απόφαση, δέντρο, νευρωνικό δίκτυο). Αυτά τα μοντέλα, στη συνέχεια, εκπαιδεύονται σε διάφορα σύνολα δεδομένων, με αποτέλεσμα να εξασφαλίζεται ότι κάθε μοντέλο πρόβλεψης είναι μοναδικό. Οι δύο πιο γνωστές τεχνικές για την προσέγγιση αυτή καλούνται bagging και boosting:

- Τεχνική Bagging. Αρκετά μοντέλα πρόβλεψης του ίδιου τύπου χρησιμοποιούνται μαζί, και εφαρμόζεται κάποια ψηφοφορία (ή μέσος όρος). Η τελική πρόβλεψη είναι είτε ένας σταθμισμένος συνδυασμός προβλέψεων, ή η πρόβλεψη με τον μεγαλύτερο αριθμό ψήφων (για προβλήματα ταξινόμησης). Πειραματικές αποδείξεις δείχνουν ότι διάφορα μοντέλα πρόβλεψης φτιάχτηκαν από ένα σύνολο δεδομένων έχουν καλύτερες επιδόσεις από οποιοδήποτε ενιαίο μοντέλο φτιάχτηκε από το ίδιο σύνολο δεδομένων.
- Τεχνική Boosting . Η τεχνική αυτή δημιουργεί πρότυπα μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία που δίνει περισσότερο βάρος στις περιπτώσεις που είναι πιο δύσκολο να προβλεφθούν. Η επανάληψη αυτής της διαδικασίας θα παράγει μια ακολουθία από τα μοντέλα πρόβλεψης, όπου κάθε νέο μοντέλο εστιάζει στις περιπτώσεις που δεν είχαν προβλεφθεί με ακρίβεια στο προηγούμενο μοντέλο. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία είναι η κύρια διαφορά μεταξύ των τεχνικών bagging(όπου όλα τα μοντέλα αναπτύχθηκαν χωριστά) και boosting (όπου κάθε νέο μοντέλο επηρεάζεται από τις επιδόσεις του προηγούμενου μοντέλου). Η τεχνική αυτή μας επιτρέπει να καλύψουμε πολλές "σκληρές" περιπτώσεις, και να αναπτύξουμε πολλά μοντέλα. Όπως και με την τεχνική bagging, αρκετά μοντέλα πρόβλεψης του ίδιου τύπου χρησιμοποιούνται από κοινού.

Ανάκληση από το κεφάλαιο 5.3 ότι η τεχνική εκκίνησης επιλέγει περιπτώσεις για την εκπαίδευση του συνόλου δεδομένων με την επανάληψη. Επιπλέον, η τεχνική εκκίνησης χρησιμοποιεί το σύνολο των δεδομένων για την εκπαίδευση. Αυτό είναι επίσης που συμβαίνει στα πρώτα στάδια της τεχνικής bagging: το μέγεθος του εκπαιδευόμενου συνόλου δεδομένων είναι το ίδιο με το

αρχικό μέγεθος του συνόλου δεδομένων, και η δειγματοληψία γίνεται με την επανάληψη.³²

Για να δείξουμε την τεχνική της bagging, ας υποθέσουμε ότι έχουμε επιλέξει αρκετά εκπαιδευμένα σύνολα δεδομένων του ίδιου μεγέθους και αποφασίζουμε να εφαρμόσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο. Για κάθε εκπαιδευμένο σύνολο δεδομένων, θα έχουμε ένα διαφορετικό μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Αφού έχουμε δημιουργήσει αυτά τα διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων, μπορούμε να τα χρησιμοποιήσουμε σε συνδυασμό με τη λήψη ενός μέσου όρου των προβλέψεών τους (αν είναι προβλέψιμοι αριθμοί) ή με τη μέτρηση του αριθμού των ψήφων που παράγουν (αν ψηφίζουν για μια τάξη σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης). Σημειώστε ότι ο αριθμός των μοντέλων νευρικών δικτύων είναι απεριόριστος - όπως μάλιστα, όσο περισσότεροι "ψηφοφόροι" τόσο το καλύτερο! Επειδή κάθε «ψηφοφόρος» έχει την ίδια «δύναμη» - είναι μια καθαρή δημοκρατία όπου κάθε μοντέλο επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα με το ίδιο βάρος.

Ιδανικά, μια αποτελεσματική ενότητα πρόβλεψης αποτελείται από πολλά συμπληρωματικά μοντέλα που καλύπτουν τη συντριπτική πλειοψηφία όλων των πιθανών περιπτώσεων. Ενώ η τεχνική bagging υποθέτει ότι ο "κατάλληλος" τύπος μοντέλου πρόβλεψης έχει επιλεγεί, η τεχνική boosting διευθετεί αυτό το ζήτημα άμεσα με την αναζήτηση μοντέλων που συμπληρώνουν το ένα το άλλο. Σε αντίθεση με την τεχνική bagging, όπου κάθε μοντέλο έχει αναπτυχθεί ανεξάρτητα από ένα άλλο, η τεχνική boosting παίρνει πλεονέκτημα από προ-υπάρχοντα μοντέλα. Αυτό το καθιστά ευκολότερο να βρούμε ένα μοντέλο που "διευθετεί" περιπτώσεις που προηγούμενα μοντέλα δεν χειρίστηκαν καλά. Αυτό επιτυγχάνεται συνήθως από τον καθορισμό των συντελεστών για τις περιπτώσεις, έτσι ώστε ο εσφαλμένος χαρακτηρισμός μιας υπόθεσης με υψηλό βάρος θα έχει μια πιο σοβαρή συνέπεια απ' ό,τι τον εσφαλμένο χαρακτηρισμό μιας υπόθεσης με χαμηλό βάρος. Έτσι, κάθε νέο μοντέλο πρόβλεψης θα «επικεντρωθεί» στις περιπτώσεις με υψηλότερο βάρος (δηλαδή, στις περιπτώσεις που ήταν πιο δύσκολο να προβλεφθούν).

Κρατώντας αυτό κατά νου, η επαναληπτική διαδικασία της τεχνικής boosting μπορεί να εξηγηθεί ως ακολούθως: Το πρώτο μοντέλο πρόβλεψης είναι

³² Αυτό δεν αποτελεί έκπληξη, as bagging stands για συγκέντρωση εκκίνησης.

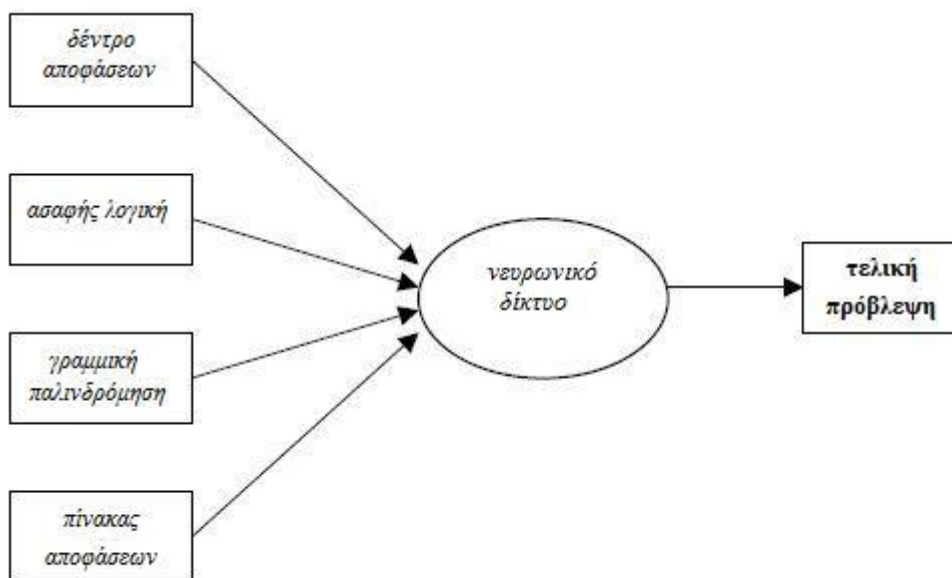
βασισμένο στο αρχικό σύνολο δεδομένων, όπου όλες οι περιπτώσεις έχουν την ίδια βαρύτητα. Στη συνέχεια, οι συντελεστές τροποποιούνται: οι περιπτώσεις που ήταν «εύκολες» (δηλαδή, αυτά που το μοντέλο να ταξινομείται σωστά, ή όταν η αριθμητική πρόβλεψη ήταν ακριβής) θα έχουν το βάρος τους μειωμένο, και οι "σκληρές" περιπτώσεις (δηλαδή, αυτές που το μοντέλο ταξινομείται εσφαλμένα ή όταν η αριθμητική πρόβλεψη είναι ανακριβής) θα έχουν το βάρος τους αυξημένο. Στη συνέχεια, το δεύτερο μοντέλο πρόβλεψης είναι φτιαγμένο χρησιμοποιώντας το αρχικό σύνολο δεδομένων, αλλά οι περιπτώσεις τώρα έχουν τροποποιηθεί έτσι ώστε το νέο μοντέλο θα επικεντρωθεί στις πιο δύσκολες περιπτώσεις. Σημειώστε ότι τα βάρη προσαρμόζονται στο τέλος κάθε επανάληψης, έτσι ώστε κάθε επόμενη επανάληψη να παράγει ένα μοντέλο πρόβλεψης που "επικεντρώνεται" στις πιο δύσκολες περιπτώσεις.

Αν και υπάρχουν πολλές ομοιότητες μεταξύ των τεχνικών bagging και boosting - καθώς και οι δύο τεχνικές απαιτούν μοντέλα πρόβλεψης του ίδιου τύπου, και οι δύο τεχνικές χρησιμοποιούν ψήφους ή μέσο όρο – η τεχνική bagging δημιουργεί δημοκρατία των «ίσων» ψηφοφόρων, ενώ η τεχνική boosting χρησιμοποιεί τα βάρη για να επηρεάσουν τις επιδόσεις του μοντέλου. Αυτό είναι ένα σημαντικό σημείο της διαφοροποίησης μεταξύ των δύο τεχνικών, και ένα που έχει ιδιαίτερη σημασία στην συζήτησή μας σχετικά με την προσαρμοστικότητα.

Ο δεύτερος τρόπος εφαρμογής των πολλαπλών μοντέλων προσέγγισης είναι η χρήση διαφορετικών τύπων μοντέλων. Μία πολύ γνωστή τεχνική για αυτό είναι η στοίβαξη, όπου το μοντέλο πρόβλεψης χρησιμοποιεί τις εξόδους (δηλαδή, προβλέψεις) από διάφορα άλλα μοντέλα για να καταλήξει στην τελική πρόβλεψη. Το καλύτερο παράδειγμα της στοίβαξης, είναι αυτό όπου τα αποτελέσματα από αρκετά μοντέλα πρόβλεψης συνιστούν την εισαγωγή ενός μοντέλου νευρωνικού δικτύου, το οποίο μετά παράγει την τελική πρόβλεψη. Σημειώστε ότι αυτή η τελική πρόβλεψη δεν είναι το αποτέλεσμα μιας ψηφοφορίας ή ενός μέσου όρου (όπως συμβαίνει στις τεχνικές bagging και στο boosting), αντιθέτως ενός «υψηλότερου επιπέδου» μοντέλου πρόβλεψης που θα λαμβάνει το αποτέλεσμα του "χαμηλότερου επιπέδου" μοντέλων πρόβλεψης ως εισαγωγές! Ως εκ τούτου, αυτό το υψηλότερου επιπέδου μοντέλο πρόβλεψης κάνει την τελική πρόβλεψη, με βάση τα προεισαγωγικά, χαμηλότερου επιπέδου μοντέλα πρόγνωσης.

Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης, θα προσπαθήσουν να προβλέψουν τις τιμές πώλησης των off-leasing

αυτοκινήτων που πρέπει να πωληθούν σε δημοπρασία. Κάθε ένα από τα διάφορα μοντέλα θα μπορούσαν να βασίζονται σε μια διαφορετική μέθοδο πρόβλεψης, όπως γραμμική παλινδρόμηση, δέντρα απόφασης, ασαφούς λογική, κλπ. Το «υψηλού επιπέδου» μοντέλο πρόβλεψης (π.χ., ένα νευρωνικό δίκτυο) θα λάβει όλες αυτές τις προβλεπόμενες τιμές πώλησης και θα παράγει την τελική πρόβλεψη. Ένα τέτοιο υβριδικό σύστημα που βασίζεται στην στοίβαξη μπορεί να απεικονιστεί στο παρακάτω σχήμα, όπου τέσσερα διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης ανεξάρτητα προβλέπουν τις τιμές πώλησης για τα αυτοκίνητα που θα πωληθούν σε δημοπρασία σε κάποιο σημείο στο μέλλον. Αυτές οι προβλέψεις, καθώς και τα αρχικά δεδομένα εισόδου για τα αυτοκίνητα, στη συνέχεια διοχετεύονται στο νευρικό μοντέλο δικτύου για την τελική επεξεργασία:



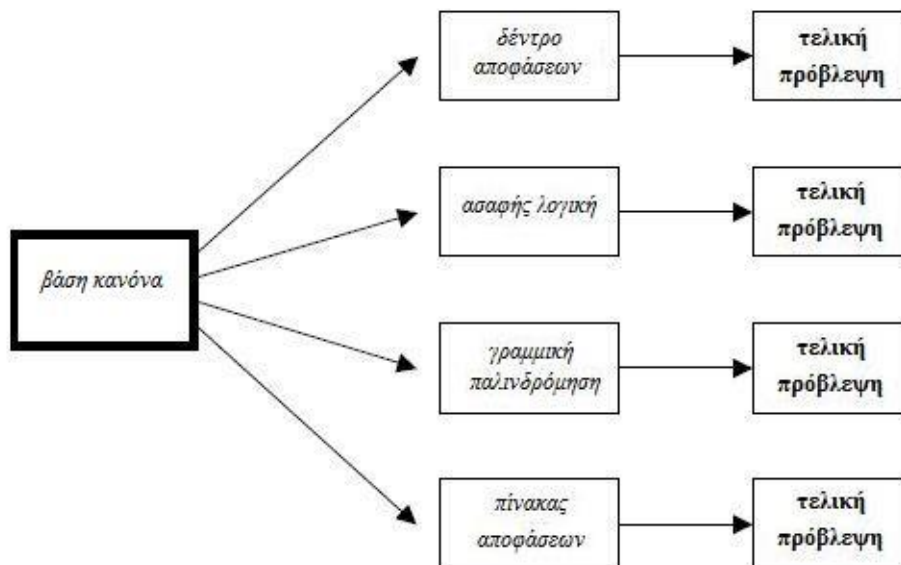
Σχήμα 53: Τεχνική στοίβαξη

Κατά την εφαρμογή της τεχνικής στοίβαξης, υπάρχουν πολλά θέματα προς εξέταση. Αυτά περιλαμβάνουν:

- Επιλογή των καταλληλότερων μεθόδων πρόβλεψης.

- Διαίρεση των δεδομένων εκπαίδευσης σε υποσύνολα για τα χαμηλότερου επιπέδου μοντέλα πρόβλεψης και το κεντρικό, υψηλότερου επιπέδου μοντέλο πρόβλεψης.
- Εκτέλεση διασταυρωμένης επικύρωσης για τα χαμηλότερου επιπέδου μοντέλα πρόγνωσης.

Εκτός από την στοίβαξη, μια άλλη δημοφιλής τεχνική για τον συνδυασμό διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης είναι η δίοδος. Σε αυτή τη μέθοδο, μια γρήγορη, εκ των προτέρων απόφαση σχετικά με την οποία είναι μεμονωμένη η πλέον κατάλληλη για την επεξεργασία των δεδομένων εισόδου και για την παραγωγή της τελικής πρόβλεψης. Το βασικό πλεονέκτημα της τεχνικής δίοδου είναι η ταχύτητα της επεξεργασίας, καθώς μόνο το επιλεγμένο μοντέλο χρησιμοποιείται για την επεξεργασία δεδομένου εισόδου και τα υπόλοιπα μοντέλα παραμένουν ανενεργά. Το παρακάτω σχήμα δείχνει ένα βασικό κανόνα που λειτουργεί ως δίοδος:



Σχήμα 54: Λειτουργία δίοδου

Με βάση τους κανόνες στη βάση κανόνα, το δέντρο απόφασης, το σύστημα ασαφούς λογικής, το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, ή ο πίνακας απόφασης

χρησιμοποιούνται για να παρθεί η τελική απόφαση. Αναλογιστείτε το σύστημα ανίχνευσης για ενδεχόμενο απάτης μιας πιστωτικής κάρτας όπου πρέπει να αποφασίσει εάν μια συναλλαγή είναι δόλια ή όχι μέσα σε ένα κλάσμα του δευτερολέπτου. Δεδομένου ότι οι μεγάλες τράπεζες έχουν δεκάδες χιλιάδες σχεδόν ταυτόχρονες συναλλαγές, το σύστημα πρέπει να παράγει μια πρόβλεψη σχεδόν αμέσως. Σε τέτοιες καταστάσεις, η μέθοδος της διόδου θα ήταν πολύ ιδανική.

Στην πράξη, η απόδοση ενός υβριδικού συστήματος είναι συνήθως καλύτερη από οποιαδήποτε μεμονωμένη τεχνική που χρησιμοποιείται. Επιπλέον, η χρήση των υβριδικών συστημάτων έχει γίνει πιο ελκυστική με την προσέλευση των προσιτών πολλαπλών servers επεξεργαστών, όπως τα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να λειτουργούν παράλληλα με διαφορετικούς επεξεργαστές. Αυτό θα παρέχει όλα τα οφέλη ενός υβριδικού συστήματος (συμπεριλαμβανομένης της βελτιωμένης ακρίβειας πρόβλεψης) σε σχεδόν χωρίς επιπλέον χρόνο υπολογισμού (όπως όλα τα μοντέλα πρόγνωσης θα εκτελέσουν τους υπολογισμούς παράλληλα).

10.2 Υβριδικά Συστήματα για Βελτιστοποίηση

Προς στιγμήν, ας εξετάσουμε ένα πρόβλημα που απαιτεί μια βέλτιστη απόφαση κάθε ημέρα. Αυτό το πρόβλημα θα μπορούσε να περιλαμβάνει τον καθημερινό προγραμματισμό των εργασιών, την κατανομή των περιουσιακών στοιχείων, τη διαχείριση των αποθεμάτων, τη δημιουργία των σχεδίων μεταφοράς, κλπ. Σημειώστε ότι διαφορετικές περιπτώσεις αυτού του προβλήματος πρέπει να λύνονται κάθε μέρα, όπως ένα σχέδιο μεταφοράς για τη Δευτέρα μπορεί να είναι πολύ διαφορετικό από ένα σχέδιο μεταφοράς για την Τρίτη, λόγω των διαφορετικών απαιτήσεων, τη διαθεσιμότητα των φορτηγών και των οδηγών, τις καιρικές συνθήκες, και ούτω καθεξής.

Το παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων είναι ένα τέτοιο πρόβλημα, καθώς κάθε μέρα παρουσιάζει μια νέα πρόκληση. Τη Δευτέρα, για παράδειγμα, τα περισσότερα από τα 3.000 off-leasing αυτοκίνητα μπορεί να είναι μοντέλα Ford Taurus που είναι λευκά, γκρι, και μαύρα επειδή μία μεγάλη κυβερνητική οργάνωση επέστρεψε αυτά τα αυτοκίνητα στο τέλος της μίσθωσης του στόλου της. Επιπλέον, τα περισσότερα από αυτά τα αυτοκίνητα επέστρεψαν σε δύο κύρια μέρη: Arlington, Βιρτζίνια, και Ατλάντα, Georgia. Την επόμενη μέρα, το σύνολο

των 3.000 off-leasing αυτοκινήτων μπορεί να είναι πολύ διαφορετικό, καθώς πολλοί μεμονωμένοι καταναλωτές μπορούν να επιστρέφουν διαφορετικές μάρκες / μοντέλα σε διάφορες τοποθεσίες σε ολόκληρη τη χώρα. Για το λόγο αυτό, κάθε ημερήσιο παράδειγμα του προβλήματος διανομής αυτοκινήτων μπορεί να είναι διαφορετικό, επειδή η κατανομή των μαρκών / μοντέλων και η θέση τους θα μπορούσε να είναι διαφορετική από τη μια μέρα στην άλλη. Συν τοις άλλοις, το πρόβλημα βρίσκεται σε ένα μη στάσιμο περιβάλλον, όπου τα πράγματα στην αγορά μπορεί να αλλάξουν σε καθημερινή βάση (π.χ., ένας κατασκευαστής αυτοκινήτων θα μπορούσε να προσφέρει περιφερειακά κίνητρα για ορισμένες μάρκες / μοντέλα, τα οποία θα επηρεάσουν τη χονδρική τιμή αυτών των μαρκών / μοντέλων σε ορισμένες περιοχές της χώρας).

Το ερώτημα είναι: Ποια τεχνική βελτιστοποίησης θα πρέπει να χρησιμοποιείται για να παρέχει καλύτερη διανομή των αυτοκινήτων σε μια συγκεκριμένη ημέρα; Υπάρχει κάποια τεχνική που να μπορεί να μας παρέχει την καλύτερη σύσταση σε όλες τις πιθανές περιπτώσεις; Ή, μάλλον, είναι μια τεχνική καλύτερη για ορισμένες περιπτώσεις, ενώ μια άλλη τεχνική είναι καλύτερη για άλλες περιπτώσεις;

Για να απαντήσουμε στο ερώτημα αυτό, ας αναλογιστούμε το εξής πείραμα: Πείτε ότι έχουμε επτά συγκεκριμένες περιπτώσεις του προβλήματος της διανομής αυτοκινήτων (δηλαδή, έχουμε επτά σύνολα περίπου 3.000 off-leasing αυτοκινήτων για επτά συνεχόμενες ημέρες). Υποθέστε επίσης, ότι έχουμε στη διάθεσή μας επτά διαφορετικές τεχνικές βελτιστοποίησης που συζητήθηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια. Κάθε τεχνική που παίρνει μια είσοδο των 3.000 αυτοκινήτων παράγει την καλύτερη δυνατή διανομή αυτών των αυτοκινήτων στις διάφορες τοποθεσίες δημοπρασιών. Μπορούμε έπειτα να μετρήσουμε την απόδοση της κάθε τεχνικής για κάθε συγκεκριμένη μέρα με την αξιολόγηση του «καθαρού κέρδους» για κάθε συνιστώμενη διανομή.

Ας υποθέσουμε ακόμη ότι ο ακόλουθος πίνακας συνοψίζει τα αποτελέσματα αυτών των επτά διαφορετικών τεχνικών βελτιστοποίησης³³ πάνω από επτά συναπτές ημέρες³⁴:

³³ Οι παρακάτω συντομογραφίες χρησιμοποιούνται: AS, ant systems, ES, evolution strategies, EP, evolutionary programming, GA, genetic algorithms, SA, simulated annealing, SI, swarm intelligence, TS, tabu search.

	AS	ES	EP	GA	SA	SI	TS
Ημέρα 1	\$99	\$129	\$131	\$139	\$102	\$110	\$122
Ημέρα 2	\$97	\$89	\$103	\$91	\$95	\$91	\$92
Ημέρα 3	\$119	\$104	\$97	\$101	\$108	\$93	\$105
Ημέρα 4	\$112	\$94	\$104	\$109	\$113	\$129	\$120
Ημέρα 5	\$120	\$126	\$116	\$119	\$109	\$110	\$101
Ημέρα 6	\$90	\$101	\$98	\$102	\$96	\$95	\$108
Ημέρα 7	\$96	\$102	\$106	\$105	\$113	\$92	\$101
Μέσος όρος	\$105	\$106	\$108	\$109	\$105	\$103	\$107

Πίνακας 7 : Αποτελέσματα δημοπρασιών

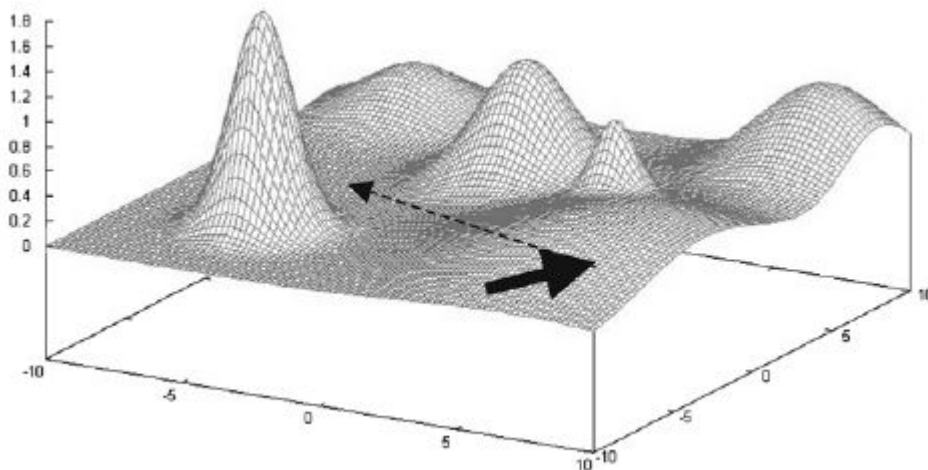
Αυτός ο πίνακας δείχνει μερικά πολύ ενδιαφέροντα σημεία. Πρώτα απ' όλα, είναι προφανές ότι καμία μεμονωμένη τεχνική δεν είχε τις καλύτερες επιδόσεις κάθε μέρα. Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, κάθε μέρα είναι διαφορετική και μια διαφορετική τεχνική μπορεί να παρέχει την καλύτερη λύση για την συγκεκριμένη περίπτωση του προβλήματος. Για παράδειγμα, την ημέρα 1, οι γενετικοί αλγόριθμοι παράγουν το υψηλότερο καθαρό κέρδος των \$ 139 ανά αυτοκίνητο, ενώ την ημέρα 6 ήταν αναζήτηση ταμπού με καθαρό κέρδος των \$ 108 ανά αυτοκίνητο. Επιπλέον, αν είχαμε πρόσβαση σε μια χαρτορίχτρα και ήξερε ότι κατά μέσο όρο ο γενετικός αλγόριθμος θα εκτελεστεί καλύτερα την επόμενη εβδομάδα, τότε θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε μόνο την τεχνική αυτή και να επιτευχθεί μέσο κέρδος των \$ 109 ανά αυτοκίνητο (η τελευταία γραμμή του πίνακα δείχνει το μέσο καθαρό κέρδος για κάθε τεχνική). Ωστόσο, εφαρμόζοντας όλες τις τεχνικές, παράλληλα, ένα υβριδικό σύστημα βελτιστοποίησης θα δημιουργήσει μια μέση αύξηση των σχεδόν \$ 120 ανά αυτοκίνητο (ο μέσος όρος των καλύτερων αποτελεσμάτων πάνω από επτά ημέρες), η οποία είναι περίπου 10% καλύτερη από τη χρήση μιας καλύτερης επίδοσης τεχνική! Και στην περίπτωση της διανομής 3.000 off-leasing αυτοκινήτων, αυτή η 10% επιπλέον βελτίωση αντιστοιχεί σε επιπλέον αύξηση κατά \$ 33.000 την ημέρα.

Όπως και με τα υβριδικά συστήματα πρόβλεψης, μπορούμε να τρέξουμε διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης παράλληλα και στη συνέχεια να επιλέξουμε το καλύτερο αποτέλεσμα. Έτσι, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης μπορούν να

³⁴ Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον πίνακα αυτό βασίζονται σε ένα πραγματικό πείραμα. Ωστόσο, έχουμε αλλάξει τους αριθμούς ελαφρώς, καθώς και τη σειρά που παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι.

ανταγωνιστούν μεταξύ τους και το καλύτερο αποτέλεσμα είναι σε εφαρμογή. Μπορούμε επίσης, να "ενισχύσουμε" αυτόν τον ανταγωνισμό ελέγχοντας τον χρόνο εκτέλεσης που επιτρέπεται για κάθε τεχνική βελτιστοποίησης, έτσι ώστε η τεχνική με το καλύτερο ποσοστό προόδου (δηλαδή, βελτίωση σε σχέση με την καλύτερη λύση που βρέθηκε μέχρι τώρα) παίρνει περισσότερους κύκλους εκτέλεσης.

Τα υβριδικά συστήματα βελτιστοποίησης προσφέρουν επίσης μερικές πρόσθετες δυνατότητες. Για παράδειγμα, με τη θέσπιση μηχανισμών για την ανταλλαγή πληροφοριών, και οι διαφορετικές τεχνικές βελτιστοποίησης μπορούν να συνεργαστούν μεταξύ τους για τον προσδιορισμό της βέλτιστης λύσης στο συντομότερο δυνατό χρόνο. Ως εκ τούτου, το τελικό κέρδος είναι συχνά πολύ υψηλότερο από ότι με την απλή λειτουργία όλων των τεχνικών, παράλληλα ή διαδοχικά.



Σχήμα 55: Λειτουργία δύο αλγορίθμων βελτιστοποίησης

Η παραπάνω εικόνα δείχνει πώς δύο αλγόριθμοι βελτιστοποίησης θα μπορούσαν να συνεργαστούν ο ένας με τον άλλον. Το γράφημα απεικονίζει ένα σκορ μέτρησης της ποιότητας του τοπίου (όπως συζητήθηκε στο Κεφάλαιο 6.2) όπου ο στόχος είναι να ψάξουμε για την υψηλότερη κορυφή (που βρίσκεται στην αριστερή πλευρά του τοπίου). Το παχύ βέλος δείχνει πώς μια τεχνική (π.χ., προσομοιωμένης απόπτωσης) κάνει αναζητήσεις μέχρι το λόφο προς τα δεξιά. Εν τω μεταξύ, μια άλλη τεχνική (π.χ., γενετικοί αλγόριθμοι), επίσης, αναζητούν την υψηλότερη κορυφή προς τα αριστερά. Αν οι γενετικοί αλγόριθμοι βρουν μια

καλύτερη λύση σε κάποια άλλη πολλά υποσχόμενη περιοχή του χώρου αναζήτησης τότε η κατάλληλη "πληροφορία" είναι να περάσει τις ανταγωνιστικές τεχνικές (δηλαδή, προσομοιωμένη ανόπτηση), η οποία μπορεί να "πηδήξει" προς τη νέα περιοχή για να συνεχίσει την αναζήτησή της.

Φυσικά, αυτή η ανταλλαγή πληροφοριών μπορεί να συμβεί ανάμεσα σε οποιονδήποτε αριθμό διαφορετικών τεχνικών βελτιστοποίησης, και αυτή είναι η βασική δύναμη της συνεργασίας: Χάρη αυτής της ανταλλαγής πληροφοριών αναζήτησης, περισσότερες τεχνικές βελτιστοποίησης μπορούν να εξερευνήσουν τις πιο ελπιδοφόρες περιοχές του χώρου αναζήτησης. Κατά συνέπεια, τα υβριδικά συστήματα βελτιστοποίησης επιτρέπουν τον ανταγωνισμό και τη συνεργασία την ίδια στιγμή: τον ανταγωνισμό, δεδομένου ότι κάθε τεχνική προσπαθεί να είναι "η καλύτερη" βρίσκοντας την καλύτερη λύση, και η συνεργασία, δεδομένου ότι όλες οι τεχνικές συνεργάζονται ανταλλάσσοντας πληροφορίες της αναζήτησής τους. Τέτοια υβριδικά συστήματα βελτιστοποίησης συχνά ξεπερνούν οποιαδήποτε ενιαία τεχνική βελτιστοποίησης (ειδικά όταν το σύνολο των περιπτώσεων του προβλήματος είναι αρκετά διαφορετικό) και, αν εφαρμοστούν σωστά, αυτό εξασφαλίζει ότι το υβριδικό σύστημα ποτέ δεν εκτελεί χειρότερα από οποιαδήποτε ενιαία τεχνική.

Αν και η μονάδα προσαρμογής (που συζητείται στο επόμενο τμήμα) είναι υπεύθυνη για την προσαρμογή της μονάδας πρόβλεψης σε ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί επίσης να περιέχει τα δικά της χαρακτηριστικά προσαρμοστικότητας. Εξετάστε το γεγονός ότι οι περισσότερες τεχνικές βελτιστοποίησης έχουν πολλές παραμέτρους. Για παράδειγμα:

- Στους γενετικούς αλγόριθμους, οι παράμετροι περιλαμβάνουν το μέγεθος του πληθυσμού, την πιθανότητα των φορέων(διασταύρωσης και μεταβολής), και την επιλογή των πιέσεων αντικατάστασης.
- Στην προσομοιωμένη ανόπτηση, οι παράμετροι περιλαμβάνουν το μέγεθος της γειτονιάς και την ταχύτητα του ψυκτικού σχεδίου.
- Στα συστήματα μυρμηγκιών, οι παράμετροι περιλαμβάνουν τον αριθμό των μυρμηγκιών, και την ισορροπία μεταξύ της ελκυστικότητας και των επιπέδων φερομόνης.

Συνήθως, μια τεχνική βελτιστοποίησης έχει επιλεγεί για ένα πρόχειρο πρόβλημα, και τότε οι παράμετροί της είναι συντονισμένοι πειραματιζόμενοι με μια ποικιλία από τις εμφανίσεις του ίδιου προβλήματος. Το ερώτημα είναι: Πώς μπορούμε να συντονίσουμε τις παραμέτρους του αλγορίθμου για να πάρουμε την καλύτερη απόδοση σε ένα ευρύ φάσμα των διαφόρων περιπτώσεων; Μια επιλογή μπορεί να είναι η προσαρμογή των τιμών των παραμέτρων κατά τη διεξαγωγή της βελτιστοποίησης (και όχι μεταξύ της διεξαγωγής). Για παράδειγμα, σε κάποια στάδια της διαδικασίας βελτιστοποίησης ένας μικρός πληθυσμός λύσεων μπορεί να έχει καλύτερες επιδόσεις, ενώ σε κάποια άλλα στάδια ενός μεγαλύτερου πληθυσμού μπορεί να είναι καλά. Έτσι, αλλάζοντας το μέγεθος του πληθυσμού κατά τη διάρκεια της διεξαγωγής μπορεί να είναι ωφέλιμη, ως η καλύτερη λύση που θα μπορούσε να βρεθεί σε μικρότερο χρονικό διάστημα.

Πώς μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τις παραμέτρους που αλλάζουν τις τιμές στην πάροδο του χρόνου; Λοιπόν, οι μέθοδοι για την αλλαγή των τιμών των παραμέτρων μπορούν συνήθως να ταξινομηθούν σε τρεις κατηγορίες:

- Ο ντετερμινιστικός έλεγχος παραμέτρων χρησιμοποιεί ντετερμινιστικούς κανόνες για να αλλάξει την τιμή μιας στρατηγικής παραμέτρου (δηλαδή, μια παράμετρος που ελέγχει τον τρόπο που γίνεται η αναζήτηση). Αυτός ο κανόνας τροποποιεί την στρατηγική παράμετρο ντετερμινιστικά χωρίς τη χρήση οποιασδήποτε ανατροφοδότησης από την αναζήτηση. Ένα χρονικά μεταβαλλόμενο πρόγραμμα χρησιμοποιείται συχνά, όταν ένας κανόνας εφαρμόζεται όταν ένας συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων έχει παρέλθει από την τελευταία φορά που ενεργοποιήθηκε ο κανόνας.
- Ο Προσαρμοζόμενος έλεγχος παραμέτρων χρησιμοποιεί πληροφορίες από την έρευνα για τον προσδιορισμό της διεύθυνσης και / ή το μέγεθος της αλλαγής σε μια τιμή στρατηγικής παραμέτρου. Σε γενικές γραμμές, οι νέες τιμές έχουν ανατεθεί με βάση την τρέχουσα κατάσταση της αναζήτησης.
- Ο Αυτό-προσαρμοζόμενος έλεγχος παραμέτρων χρησιμοποιεί την «εξέλιξη» για να καθορίσει τις τιμές για τις στρατηγικές παραμέτρους. Οι παράμετροι κωδικοποιούνται στη βάση δεδομένων των εξατομικευμένων λύσεων και υποβάλλεται παραλλαγή (μεταλλαγή και διασταύρωση). Η "καλύτερες" τιμές αυτών των κωδικοποιημένων παραμέτρων οδηγούν σε «καλύτερες» λύσεις,

οι οποίες με τη σειρά τους έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν και να παράγουν απόγονες λύσεις, και ως εκ τούτου διαδίδουν αυτές τις «καλύτερες» τιμές των παραμέτρων.

Εν ολίγοις, υπάρχουν πολλοί τρόποι να προσαρμόσουμε τις παραμέτρους της κάθε επιμέρους τεχνικής. Στην περίπτωση της χρήσης πολλαπλών τεχνικών στο πλαίσιο της ενότητας βελτιστοποίησης (δηλαδή, η υβριδική προσέγγιση του συστήματος), ορισμένες πρόσθετες παράμετροι μπορούν να υποστούν προσαρμογή κατά τη διεξαγωγή της. Οι παράμετροι αυτοί περιλαμβάνουν:

- Παράμετροι για τον έλεγχο του είδους των πληροφοριών που ανταλλάσσονται μεταξύ των τεχνικών. (Για παράδειγμα: Θα μπορούσαν οι τεχνικές βελτιστοποίησης να ανταλλάξουν ολοκληρωμένες λύσεις ή μόνο μερικές λύσεις;)
- Παράμετροι για τον έλεγχο της συχνότητας της ανταλλαγής πληροφοριών.
- Παράμετροι για τον έλεγχο της μετάδοσης των πληροφοριών. (Για παράδειγμα: Εάν οι πληροφορίες αυτές μεταδίδονται «σε όλους τους τομείς» σε όλες τις τεχνικές, ή μόνο σε μερικές τεχνικές;
- Παράμετροι για τον έλεγχο του πώς χρησιμοποιούνται οι πληροφορίες που αποστέλλονται από τη μια τεχνική σε μία άλλη. (Για παράδειγμα: Στην περίπτωση που η υπάρχουσα λύση πρέπει να αντικατασταθεί ή ανασυσταθεί με μια υπάρχουσα λύση;)
- Παράμετροι για τον έλεγχο του χρόνου εκτέλεσης που διατίθενται για κάθε τεχνική κατά τη διάρκεια της διεξαγωγής.

Ενώ όλα αυτά τα θέματα μπορούν να παραμετροποιηθούν και να προσαρμοστούν στη διάρκεια μιας περιόδου, τα περισσότερα υβριδικά συστήματα για τη βελτιστοποίηση χρησιμοποιούν τόσο προσαρμοζόμενες, όσο και στατικές ρυθμίσεις: Προσαρμοζόμενες ρυθμίσεις για τις τεχνικές παραμέτρους (π.χ., το μέγεθος του πληθυσμού, πιθανότητα φορέων) και στατικές ρυθμίσεις για τις παραμέτρους υβριδικού συστήματος (π.χ., το είδος και η συχνότητα της ανταλλαγής πληροφοριών, τον τρόπο που μια νέα λύση μεταφέρεται και χρησιμοποιείται από άλλη τεχνική βελτιστοποίησης, χρόνος λειτουργίας, κ.α.).

10.3 Προσαρμοστικότητα

Νέα δεδομένα εισάγονται συνεχώς στα πληροφοριακά συστήματα σχεδόν όλων των οργανώσεων. Στο παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων, τα δεδομένα αυτά θα λάβουν τη μορφή των νέων περιπτώσεων που περιέχουν την τιμή πώλησης, την μάρκα, το μοντέλο, το στυλ του αυτοκινήτου, κ.λπ. για κάθε αυτοκίνητο που πωλείται σε δημοπρασία. Σημειώστε ότι η μονάδα πρόβλεψης (που αποτελείται από ένα ή περισσότερα μοντέλα) έχει ήδη προβλέψει την τιμή πώλησης για τα αυτοκίνητα αυτά, και τώρα παίρνουμε πίσω τις πραγματικές τιμές πώλησης! Τα στοιχεία αυτά θα μας πουν το ποσοστό λάθους της ενόθητας πρόβλεψής μας, και κατά πόσον ή όχι το υποκείμενο μοντέλο πρόβλεψης απαιτεί κάποια προσαρμογή. Επειδή είναι αναπόφευκτο ότι ορισμένες προσαρμογές θα απαιτηθούν κατά την πάροδο του χρόνου (μετά από όλα αυτά, η αγορά αλλάζει συνεχώς), μπορούμε να κάνουμε ένα από τα δύο πράγματα:

- Να επαναλάβουμε τη διαδικασία ενημέρωσης της μονάδας πρόβλεψης σε τακτά χρονικά διαστήματα. Για παράδειγμα, θα μπορούσαμε να ενημερώσουμε τις παραμέτρους του υποκείμενου μοντέλου πρόβλεψης (ή μοντέλων) κάθε τρεις έως έξι μήνες. Ωστόσο, η διαδικασία της ανάλυσης των νέων δεδομένων και της ενημέρωσης των παραμέτρων αναλόγως μπορεί να είναι ακριβή, οπότε υπάρχει ένα κίνητρο για να επαναλάβουμε τη διαδικασία σε μεγαλύτερα διαστήματα (π.χ. μία φορά το χρόνο, αντί για κάθε τρίμηνο). Αυτή η προσέγγιση προκαλεί συχνά μια προβληματική αντίστροφη σχέση, όπως τα μικρότερα χρονικά διαστήματα θα ήταν καλύτερα από την άποψη της πρόβλεψης, αλλά χειρότερα από μια σκοπιά κόστους.
- Να αναπτύξουμε μία μονάδα προσαρμοστικότητας που είναι υπεύθυνη για την ενημέρωση των παραμέτρων του μοντέλου πρόβλεψης για να προσαρμόσει τα νέα δεδομένα. Με την αυτοματοποίηση αυτής της διαδικασίας, τα νέα στοιχεία μπορούν να τροφοδοτηθούν αρκετά συχνά (δηλαδή, στο τέλος κάθε εργάσιμης ημέρας). Εάν ένα νέο μοτίβο αναδύεται, ένα ενημερωμένο μοντέλο μπορεί να το συλλάβει σχεδόν αμέσως.

Σαφώς, υπάρχουν πολλά ισχυρά πλεονεκτήματα αυτής της νέας προσέγγισης (π.χ., την ανάπτυξη μιας μονάδας προσαρμοστικότητας):

Δεν υπάρχει χρονική καθυστέρηση που συνδέονται με την κατασκευή και την εφαρμογή νέων μοντέλων μέσα στη μονάδα πρόβλεψης.

- Η διαδικασία είναι αυτόματη.
- Η συχνότητα των ενημερώσεων μπορεί να είναι πολύ υψηλότερη.
- Είναι μια καλή ευκαιρία να ανακαλύψουμε ένα νέο, αναδυόμενο μοτίβο σχεδόν αμέσως.

Πιθανώς το πιο σημαντικό στοιχείο εδώ είναι ότι η μονάδα βελτιστοποίησης στηρίζεται σε ακριβείς προβλέψεις. Συνεπώς, αν οι προβλέψεις δεν είναι ακριβείς, τότε η διαδικασία βελτιστοποίησης μπορεί να κάνει περισσότερο κακό παρά καλό! Για παράδειγμα, λένε ότι η μονάδα βελτιστοποίησης προβαίνει σε μία σύσταση για την αποστολή ενός αυτοκινήτου σε μια περιοχή δημοπρασίας χιλιάδες μίλια μακριά (π.χ. από τη Νέα Υόρκη μέχρι την Καλιφόρνια), επειδή το προβλεπόμενο κέρδος από αυτό το αυτοκίνητο (μετά την αφαίρεση του κόστους μεταφοράς, αποσβέσεων, κ.λπ.) είναι υψηλότερο στην Καλιφόρνια. Ωστόσο, εάν η πραγματική τιμή πώλησης καταλήγει να είναι σημαντικά μικρότερη από την προβλεπόμενη τιμή, τότε η συνολική ζημία μπορεί να είναι εκατοντάδες δολάρια (εκτός αν λάβει μία χαμηλή τιμή για το αυτοκίνητο, προκύπτουν επιπλέον δαπάνες για μεταφορές και αποσβέσεις). Ποιος φταίει; Μια ανεπαρκής μονάδα πρόβλεψης ...

Δεδομένης της σημασίας της διατήρησης της τρέχουσας ενότητας πρόβλεψης, η ανάπτυξη μιας μονάδας προσαρμοστικότητας που μπορεί να ενημερώνει αυτόματα τις παραμέτρους του μοντέλου είναι σαφώς η προτιμώμενη προσέγγιση. Στην περίπτωση μιας μονάδας πρόβλεψης που βασίζεται σε πολλαπλά μοντέλα πρόβλεψης, είναι συνήθως εφικτό να ενημερώνει τόσο τις παραμέτρους των επιμέρους μοντέλων και το σύστημα ψηφοφορίας / μέσου όρου. Ωστόσο, ας συζητήσουμε πρώτα μια μονάδα πρόβλεψης που βασίζεται σε ένα ενιαίο μοντέλο.

Για παράδειγμα, στο Κεφάλαιο 5.2.1 καλύψαμε τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης (οι οποίες γενικεύουν τη μέθοδο κινητού μέσου όρου, όπου ο μέσος όρος των τελευταίων παρατηρήσεων k χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη). Σημειώστε ότι όλες οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης αναθέτουν βάρη σε παρελθοντικές παρατηρήσεις με τέτοιο τρόπο ώστε στις πρόσφατες παρατηρήσεις να δίνουν περισσότερο βάρος από παλιότερες παρατηρήσεις. Απαιτούν, επίσης, τουλάχιστον

μία παράμετρο a , η οποία παίζει σημαντικό ρόλο. Μια πρόβλεψη για το χρονικό διάστημα $t + 1$ υπολογίζεται ως εξής:

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

που σημαίνει απλά ότι η πρόβλεψη για την επόμενη (μελλοντική) περίπτωση υπολογίζεται στο σύνολο δύο τιμών: την τελευταία πραγματική περίπτωση (Πραγματική (t)) με το βάρος a , και η τελευταία πρόβλεψη (Πρόβλεψη (t)), με το βάρος $1-a$. Η απόδοση ενός μοντέλου πρόβλεψης βασισόμενη σε αυτή τη μέθοδο εξαρτάται από την επιλογή της παραμέτρου a , όπως η πρόβλεψη θα είναι πάντα η τελευταία πραγματική αξία αν $a = 1$. Επειδή διαφορετικές τιμές του a μπορεί να απαιτούνται σε διαφορετικές χρονικές στιγμές, θα ήταν λογικό να αναπτυχθεί μια μονάδα προσαρμοστικότητας που θα είναι υπεύθυνη για τη ρύθμιση αυτής της παραμέτρου. Με άλλα λόγια, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα άλλαζε συστηματικά τις τιμές των παραμέτρων a από διάστημα σε διάστημα για να καταστούν δυνατές οι αλλαγές στα δεδομένα. Η σταθερή παράμετρος a θα αντικατασταθεί από μία $a(t)$ και η μονάδα προσαρμοστικότητας θα αναθέσει μια νέα τιμή για την $a(t)$ σε κάθε διάστημα t (π.χ., χρησιμοποιώντας μια λειτουργία που βασίζεται στα πλέον πρόσφατα λάθη προβλέψεων).

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, αναπτύσσοντας μια μονάδα προσαρμοστικότητας που συστηματικά αλλάζει τις τιμές των παραμέτρων a έχει τα ακόλουθα πλεονεκτήματα: (1) είναι αυτόματη, έτσι η διοικητική επιβάρυνση που συνδέεται με συχνές προσαρμογές είναι μειωμένη, (2) ακόμα και αν η απόδοση είναι ελαφρά χαμηλότερη από τη "βέλτιστη" σταθερή τιμή για την παράμετρο a μειώνει τον κίνδυνο σοβαρών λαθών, και (3) δεν είναι ανάγκη να καθορίσουμε την αρχική τιμή της παραμέτρου a - ακόμη και αν χρειάζεται μερικά διαστήματα για $a(t)$ για να καλύψουν τις αλλαγές στα δεδομένα, τελικά θα το κάνει.

Ας δούμε ένα άλλο παράδειγμα που βασίζεται σε ένα ενιαίο μοντέλο πρόβλεψης, αλλά αυτή τη φορά για ένα πρόβλημα ταξινόμησης. Η μονάδα προσαρμοστικότητας θα μπορούσε να παρατηρήσει και να καταγράψει τις επιδόσεις του μοντέλου πρόβλεψης κατά την πάροδο του χρόνου. Όπως οι περιπτώσεις μη ορθής ταξινόμησης είναι αποφασισμένες, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα τις αποθηκεύσει (μαζί με τη σωστή απάντηση) για την τελική επεξεργασία. Μόλις μια κρίσιμη μάζα των ανακριβών ταξινομήσεων έχει

αποθηκευτεί, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα "κλωνοποιήσει" και τροποποιήσει το μοντέλο πρόβλεψης, έτσι ώστε να κάνει καλύτερη δουλειά από τον χειρισμό αυτών των λανθασμένα ταξινομημένων περιπτώσεων. Η μονάδα προσαρμοστικότητας θα εξετάσει, στη συνέχεια την πρόβλεψη του αποσυνδεδεμένου μοντέλου για να εξασφαλιστεί ότι παρέχει ένα πλεονέκτημα σε σχέση με το υπάρχον μοντέλο. Μόλις η μονάδα προσαρμοστικότητας έχει δοκιμαστεί επαρκώς και επαληθεύσει τις επιδόσεις του νέου μοντέλου, θα αναπτυχθεί (ουσιαστικά αντικαθιστώντας το υπάρχον μοντέλο).

Ανεξάρτητα από το αν χρησιμοποιούμε εκθετική εξομάλυνση ή κάποια άλλη μέθοδο πρόβλεψης (όπως η ασαφής λογική), μπορούμε να αναπτύξουμε μια μονάδα προσαρμοστικότητας που χρησιμοποιεί μια τεχνική βελτιστοποίησης για την αναζήτηση καλύτερων παραμέτρων τιμών. Ο στόχος της τεχνικής βελτιστοποίησης θα ήταν να ψάξει για τις τιμές των παραμέτρων που ελαχιστοποιούν το σφάλμα πρόβλεψης. Αφού κάνει μια ενημέρωση, η μονάδα προσαρμοστικότητας μπορεί να μετρήσει το σφάλμα πρόβλεψης με τη σύγκριση της προβλεπόμενης τιμής πώλησης των αυτοκινήτων που πωλήθηκαν πρόσφατα με την πραγματική τιμή πώλησης. Αν πάρουμε καλύτερες προβλέψεις, στη συνέχεια η ενημέρωσή μας ήταν καλή, διαφορετικά, η μονάδα προσαρμοστικότητας θα αναιρέσει τις αλλαγές.

Για μια μονάδα πρόβλεψης που βασίζεται σε ένα ενιαίο μοντέλο πρόβλεψης, η ανάπτυξη της μονάδας προσαρμοστικότητας που αλλάζει τις παραμέτρους του μοντέλου συνήθως λειτουργεί καλά στις περισσότερες περιπτώσεις. Ωστόσο, είναι σημαντικό να επισημάνουμε ότι οι πολύ μεγάλες αλλαγές της αγοράς ενδέχεται να απαιτήσουν την αναμόρφωση του μοντέλου υποκείμενης πρόβλεψης, όπως κάθε ρύθμιση του μοντέλου θα μπορούσε πιθανότατα να είναι ανεπαρκής. Η ανάγκη για τέτοια μαζική προσαρμογή δείχνει συχνά σε μια ξαφνική και σημαντική αύξηση του σφάλματος πρόβλεψης, η οποία δεν μπορεί να μειωθεί με την απλή ενημέρωση των παραμέτρων. Ωστόσο, αυτό είναι αρκετά σπάνιο, δεδομένου ότι οι περισσότερες αλλαγές θα είναι σταδιακές. Επιπλέον, στην πράξη η μονάδα προσαρμοστικότητας θα έχει ένα όριο το οποίο καθορίζει τι σφάλμα πρόβλεψης είναι αποδεκτό.³⁵

³⁵ Αν το σφάλμα πρόβλεψης υπερβαίνει αυτό το όριο, τότε η μονάδα προσαρμοστικότητας θα έδειχνε ότι απαιτείται η αναμόρφωση του μοντέλου πρόβλεψης.

Στην περίπτωση μιας μονάδας πρόβλεψης που βασίζεται σε πολλά μοντέλα (δηλαδή, ένα υβριδικό σύστημα), η μονάδα προσαρμοστικότητας θα μπορούσε:

- Να ενημερώσει κάθε μοντέλο πρόβλεψης.
- Να ενημερώσει το σύστημα ψηφοφορίας / μέσου όρου.
- Να ενημερώσει ταυτόχρονα τα συγκεκριμένα μοντέλα και το σύστημα ψηφοφορίας / μέσου όρου.

Η προσαρμογή κάθε μοντέλου πρόβλεψης συνήθως περιλαμβάνει την ενημέρωση των παραμέτρων της, διατηρώντας παράλληλα τη συνολική δομή αμετάβλητη. Για παράδειγμα, φανταστείτε την ενημέρωση ενός νευρωνικού δικτύου. Όπως συζητήθηκε στο Κεφ.. 8, ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από κόμβους εισόδου, κρυμμένους κόμβους, κόμβους εξόδου, και βάρη σύνδεσης μεταξύ τους. Για να ενημερώσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο, μια μονάδα προσαρμοστικότητας θα μπορούσε απλά να προσθέσει νέα δεδομένα στο σύνολο εκπαίδευσης και στη συνέχεια να ενημερώσει τα βάρη, χωρίς να αλλάξει τη συνολική δομή του δικτύου (δηλαδή, χωρίς την προσθήκη ή την αφαίρεση τυχόν κόμβων). Αν αναλογιστούμε ότι υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα σε σύντομα χρονικά διαστήματα και το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας λειτουργεί σε ένα δυναμικό περιβάλλον, τότε το σύνολο δεδομένων κατάρτισης συχνά είναι σαν ένα συρόμενο παράθυρο (π.χ., θα απορρίψουμε τα παλιά δεδομένα, και θα χρησιμοποιούμε μόνο τα πιο πρόσφατα δεδομένα για να ενημερώσουμε το νευρωνικό δίκτυο).

Μια άλλη δυνατότητα είναι η ενημέρωση του συστήματος ψηφοφορίας / μέσου όρου, αφήνοντας τα μεμονωμένα μοντέλα πρόβλεψης αμετάβλητα. Αυτό είναι συνήθως απλό, δεδομένου ότι απαιτεί την επιβράβευση (δηλαδή, αύξηση του βάρους) των πιο ακριβών μοντέλων, και την τιμωρία (δηλαδή, μείωση του βάρους) από τα λιγότερο ακριβή μοντέλα. Με άλλα λόγια, έχουμε δώσει μεγαλύτερη προσοχή στα μοντέλα που παράγουν τις πιο ακριβείς προβλέψεις για τη δεδομένη χρονική περίοδο. Για παράδειγμα, σκεφτείτε ένα υβριδικό σύστημα που βασίζεται στην τεχνική bagging, όπου κάθε μοντέλο πρόγνωσης έχει ένα βάρος που συνδέεται με αυτό (δηλαδή, κάθε μοντέλο πρόγνωσης είναι σταθμισμένο περισσότερο ή λιγότερο). Αυτά τα βάρη μπορούν να ενημερωθούν με βάση τα νέα δεδομένα (πρόσφατα), όπως ακριβώς και τα βάρη ενός νευρωνικού δικτύου με κάποιο κρυφό στρώμα.

Η τρίτη δυνατότητα είναι η ενημέρωση τόσο των συγκεκριμένων μοντέλων, όσο και του συστήματος ψηφοφορίας / μέσου όρου, δηλαδή, ενημέρωση όλου του υβριδικού συστήματος. Συνήθως αυτό γίνεται σε δύο στάδια. Πρώτον τα ατομικά μοντέλα πρόβλεψης ενημερώθηκαν, τα βάρη που το υβριδικό σύστημα δίνει τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης στη συνέχεια τροποποιούνται με βάση τα πρόσφατα δεδομένα. Φυσικά, είναι πάντα δυνατό να αποκατασταθεί το σύνολο του υβριδικού συστήματος, αλλά αυτό είναι πέρα από το πεδίο εφαρμογής της μονάδας προσαρμοστικότητας.

Σαφώς, υπάρχουν πολλές δυνατότητες για την ανάπτυξη μιας μονάδας προσαρμοστικότητας για ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Ωστόσο, πολλές αποφάσεις σχετικά με την προσαρμοστικότητα (π.χ., τι και πότε θα προσαρμοστεί) είναι συγκεκριμένο πρόβλημα, και μπορεί να προσδιοριστεί μόνο εφόσον τα συναλλαζόμενα αρχεία δεδομένων εξετάστηκαν προσεκτικά.

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

11 Εφαρμόζοντας την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα

Το παράδειγμα της διανομής αυτοκινήτων που έχουμε χρησιμοποιήσει σε όλη αυτή τη πτυχιακή έχει υπηρετήσει τον σκοπό, υπογραμμίζοντας τη σημασία της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Χωρίς αμφιβολία τα συστήματα λογισμικού που μπορούν να πάρουν αποφάσεις και να προσαρμοστούν στις αλλαγές τις αγορές, είναι το μέλλον του κλάδου της επιχειρηματικής ευφυΐας. Όπως συζητήθηκε στο Κεφάλαιο 2, πολλά πραγματικά προβλήματα των επιχειρήσεων έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά με το πρόβλημα της διανομής των αυτοκινήτων: έναν τεράστιο αριθμό από πιθανές λύσεις, πολλά σύνθετα προβλήματα, και ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Ως εκ τούτου, θα συζητήσουμε διάφορα άλλα προβλήματα των επιχειρήσεων σε αυτό το κεφάλαιο που κυμαίνονται από την παραγωγή- γραμμική βελτιστοποίηση στον εντοπισμό της απάτης- και να εξετάσουμε τις πιθανές λύσεις από τη άποψη της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

11.1 Εκστρατείες Μάρκετινγκ

Πολλές μεγάλες εταιρείες ξοδεύουν εκατομμύρια δολάρια κάθε χρόνο στην διαφήμιση των προϊόντων και υπηρεσιών τους σε διαφορετικά τηλεοπτικά κανάλια. Ωστόσο, αντί να αγοράζουν χρόνο εκπομπής απευθείας από τα κανάλια μέσω μαζικής ενημέρωσης, οι περισσότερες από αυτές τις εταιρείες χρησιμοποιούν εξειδικευμένες εταιρείες διαφήμισης για να χειριστούν τις εκστρατείες Μάρκετινγκ. Οι εκστρατείες αυτές πρέπει να επιτύχουν διάφορους στόχους, ο σημαντικότερος των οποίων είναι να επιτευχθεί ο στόχος της αγοράς με ταυτόχρονη τήρηση προκαθορισμένων επιχειρηματικών κανόνων και περιορισμών³⁶. Επειδή οι εταιρείες διαφήμισης πρώτα αγοράζουν χρόνο εκπομπής από τα κανάλια μέσω μαζικής ενημέρωσης και στη συνέχεια διαθέτουν αυτόν τον

³⁶ Παραδείγματα τέτοιων κανόνων και περιορισμών που μπορεί να περιλαμβάνουν περιορισμούς του προϋπολογισμού, ή περιορισμών στη χρήση των διαφημίσεων μέσα σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα.

χρόνο για διάφορες μάρκες (πελάτες), που αντιμετωπίζουν ένα σημαντικό πρόβλημα βελτιστοποίησης: Πώς να διαθέσουν τον αγορασμένο χρόνο εκπομπής μεταξύ των διαφόρων εμπορικών σημάτων; Αυτό το έργο βελτιστοποίησης (κατανομής αγορασμένου χρόνου εκπομπής μεταξύ των διαφόρων εμπορικών σημάτων) έχει δύο στόχους: Ο πρώτος είναι να μεγιστοποιήσει τον αριθμό των σημείων στόχου διαβάθμισης για τον κύριο στόχο, και ο δεύτερος στόχος είναι να μεγιστοποιήσει την προσέγγιση του κοινού.

Πριν ερευνήσουμε αυτό το πρόβλημα, ας ορίσουμε κατ' αρχάς ποια είναι τα σημεία του στόχου διαβάθμισης και να επιτεύξουμε τον στόχο του κοινού, στο πλαίσιο της "επίτευξης του κοινού στόχου" :

- Τα σημεία του στόχου διαβάθμισης είναι το ποσοστό του κοινού στόχου που είναι η παρακολούθηση ενός συγκεκριμένου προγράμματος σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Ας πούμε ότι ο πρωταρχικός στόχος κοινού είναι " 22 έως 29 χρονών άντρες" , το οποίο αποτελείται από 607.500 ανθρώπους³⁷. Εάν το διαφημιστικό μήνυμα κατά τη διάρκεια του προγράμματος Α παρακολουθείται από 12.000 αυτών των ανθρώπων, τότε το πρόγραμμα Α είναι τα σημεία στόχου διαβάθμισης ($12.000 / 607.500 = 2\%$).
- Η προσέγγιση του κοινού είναι το ποσοστό του κοινού στόχου που θα δει το διαφημιστικό μήνυμα τουλάχιστον μία φορά. Για παράδειγμα, εάν η διαφήμιση προβάλλεται κατά τη διάρκεια του προγράμματος Α δύο φορές, τότε ο συνολικός αριθμός των σημείων διαβάθμισης στόχου θα είναι 4. Ωστόσο αυτό δεν σημαίνει ότι θα πρέπει να παρακολουθείται κατά 4% από τον κοινό στόχο, καθώς είναι πολύ πιθανό μερικοί άνθρωποι να δουν τη διαφήμιση δύο φορές. Αν ο κοινός στόχος είναι 607.500 άνθρωποι και το πρόγραμμα Α παρακολουθείται από 12.000 αυτών των ανθρώπων , στη συνέχεια 5.000 άτομα θα μπορούσαν να δουν τη διαφήμιση δύο φορές,

³⁷ Το κοινό είναι ο αριθμός των ατόμων που μπορούν να δουν τη διαφήμιση. Για παράδειγμα, αν μία διαφήμιση μεταδίδεται σε πέντε πληρωμένα κανάλια, και αυτά τα κανάλια έχουν εγγεγραμμένα 4.500.000 νοικοκυριά με μέσο όρο 2,7 άτομα ανά νοικοκυριό, τότε το κοινό είναι 12.150.000 άτομα ($4.500.000 \times 2,7$). Εάν το κοινό στόχος είναι "22 έως 29 χρονών άντρες" και αποτελούν το 5% του συνολικού κοινού, τότε το μέγεθος του κοινού στόχου είναι $= 607.500$ άνθρωποι ($12.150.000 \times 5\%$).

7.000 μπορεί να δουν την πρώτη μετάδοση, αλλά όχι τη δεύτερη, ενώ τα υπόλοιπα 7.000 θα μπορούσαν να χάσουν την πρώτη μετάδοση, αλλά να δουν τη δεύτερη. Στην περίπτωση αυτή, του κοινού στόχου που θα δει το διαφημιστικό μήνυμα τουλάχιστον 3,13% ($5.000 + 7.000 + 7.000 = 19.000 / 607.500$), έτσι ώστε η προσέγγιση του κοινού³⁸ είναι 3,13.

Τα σημεία διαβάθμισης στόχου για κάθε πρόγραμμα λαμβάνονται με την έρευνα της δημοτικότητας των διαφόρων προγραμμάτων μεταξύ των διαφόρων ομάδων καταναλωτών. Τα σημεία διαβάθμισης στόχου είναι άμεσα διαθέσιμα για τα προγράμματα που προβλήθηκαν στο παρελθόν. Ωστόσο, επειδή το έργο της κατανομής του χρόνου της εκπομπής γίνεται πριν από την προβολή των προγραμμάτων, είναι απαραίτητο να προβλέψουμε τα σημεία διαβάθμισης στόχου. Αυτή είναι η ευθύνη της μονάδας πρόβλεψης του συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

Η μονάδα πρόβλεψης πρέπει να λάβει υπόψη όλους τους παράγοντες που επηρεάζουν τα σημεία διαβάθμισης στόχου για διάφορα προγράμματα. Η εποχικότητα είναι ένας σημαντικός παράγοντας (μεταξύ άλλων), επειδή ο αριθμός των σημείων διαβάθμισης στόχου παράγεται από ένα πρόγραμμα κατά την διάρκεια των Χριστουγέννων μπορεί να είναι πολύ διαφορετικός από τον αριθμό των σημείων που δημιουργούνται κατά τη διάρκεια μιας τυπικής εβδομάδας του Σεπτεμβρίου. Για να προσδιορίσουμε την επίδραση των παραγόντων όπως η εποχικότητα σε διαφορετικά προγράμματα, είναι απαραίτητο να αναλύσουμε τα διαθέσιμα στοιχεία (δηλαδή, η συμπεριφορά κάποιας δραστηριότητας ανάσυρσης δεδομένων). Κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας, τα προγράμματα κατατάσσονται σε ομάδες που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, και οι κατάλληλες προσαρμογές υπολογίζονται για κάθε ημέρα του έτους. Επιπλέον πράγματα που εξετάζονται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ανάσυρσης δεδομένων περιλαμβάνουν τις τάσεις του προγράμματος (π.χ. ορισμένα που σταδιακά κερδίζουν ή χάνουν δημοτικότητα στην πάροδο του χρόνου) και το ημερολόγιο των εκδηλώσεων (π.χ. Super Bowl Κυριακή, ημέρα των εκλογών). Σε τέτοιες

³⁸ Πολλές θεωρίες Μάρκετινγκ και διαφήμισης πρέπει να είναι ορατές από το κοινό στόχο αρκετές φορές για να είναι αποτελεσματικές.

περιπτώσεις, τα προβλεπόμενα σημεία διαβάθμισης στόχου θα απαιτήσουν περαιτέρω προσαρμογή.

Σημειώστε ότι η πρόβλεψη των σημείων διαβάθμισης στόχου είναι ένα τυπικό πρόβλημα χρονολογικής σειράς (βλέπε κεφάλαιο 5.2.1.). Το πρόβλημα θα μπορούσε να εκφραστεί ως εξής :

Δεδομένου $v[1], v[2], \dots, v[t]$, προβλέπει την τιμή κατά $v[t+1]$

όπου v είναι τα σημεία διαβάθμισης στόχου και t είναι ο χρόνος από τα πιο πρόσφατα στοιχεία έρευνας αγοράς. Σημειώστε επίσης ότι επειδή οι άλλες μεταβλητές είναι διαθέσιμες (για παράδειγμα, το ημερολόγιο των εκδηλώσεων) εκτός από τα σημεία διαβάθμισης στόχου από τα προηγούμενα χρονικά διαστήματα, μιλάμε για ένα σύνθετο μοντέλο πρόβλεψης, το οποίο αποτελείται από παλαιές χρονολογικές σειρές, μεταβλητές του παρελθόντος και σφάλματα του παρελθόντος.

Όπως και με τις άλλες εφαρμογές της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μια μονάδα προσαρμοστικότητας απαιτείται για να γίνει το σύστημα ικανό να μαθαίνει και να αναγνωρίζει τις νέες τάσεις της αγοράς. Αυτή η μονάδα είναι υπεύθυνη για την προσαρμογή των παραμέτρων της μονάδας πρόβλεψης. Κάθε μέρα φέρνει μία νέα σειρά αξιολογήσεων του προγράμματος για πρόσφατα προβληθέντες εκπομπές και αυτές οι αξιολογήσεις πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τη λήψη μελλοντικών προβλέψεων. Έτσι, η μονάδα προσαρμοστικότητας ρυθμίζει τους κατάλληλους συντελεστές στο μοντέλο για να φιλοξενήσει τα νέα δεδομένα, έτσι οι μελλοντικές προβλέψεις είναι πιο ακριβείς.

Πριν στρέψουμε την προσοχή μας στη διαδικασία βελτιστοποίησης, σημειώστε ότι κάθε μέρα πολλά προγράμματα μεταδίδονται σε ένα πλήθος διαφορετικών καναλιών. Εάν υπάρχουν μερικές δεκάδες μάρκες που διαφημίζονται κατά τη διάρκεια των διαφόρων προγραμμάτων σε διαφορετικά κανάλια, τότε ο αριθμός των πιθανών προγραμμάτων διαφήμισης μπορεί να είναι εξαιρετικά μεγάλος. Ένα τυπικό σενάριο μπορεί να περιλαμβάνει 5.000 χρονικές περιόδους που πρέπει να συμπληρωθούν από διαφημίσεις 50 εμπορικών σημάτων (έτσι κάθε μάρκα θα απαιτούσε 100 περιόδους διαφήμισης κατά μέσο όρο). Σε αυτήν την περίπτωση, υπάρχουν πάνω από 10^{200} τρόποι να διαθέσουν 100 χρονικές

περιόδους μόνο η μία μάρκα. Ο αριθμός αυτός είναι ήδη πολύ μεγαλύτερος από τον εκτιμώμενο αριθμό των ατόμων στο Σύμπαν, έτσι για 50 μάρκες ο αριθμός των πιθανών κατανομών είναι πραγματικά εντυπωσιακός!

Για να βρούμε την καλύτερη κατανομή του χρόνου εκπομπής για τα διαφορετικά εμπορικά σήματα, η μονάδα βελτιστοποίησης λαμβάνει υπόψη τα προβλεπόμενα σημεία διαβάθμισης στόχου για κάθε πρόγραμμα, καθώς και διάφορες εταιρείες – ειδικοί περιορισμοί. Το πιο σημαντικό από αυτά είναι ο περιορισμός του προϋπολογισμού διαφημιστικής εκστρατείας που δεν πρέπει να υπερβαίνει κάθε μάρκα. Ένας άλλος σημαντικός περιορισμός είναι ότι μερικές (ανταγωνιστικές) μάρκες που δεν θα πρέπει να προβληθούν πολύ κοντά η μία στην άλλη (π.χ. προβολή μιας διαφήμισης της Coca Cola και στη συνέχεια μία διαφήμιση της Pepsi στο ίδιο κανάλι). Ορισμένες εταιρείες μπορεί να επιβάλουν πρόσθετες απαιτήσεις που θα γίνουν περιορισμοί για τις συγκεκριμένες μάρκες τους. Για παράδειγμα, μπορεί να απαιτήσουν ότι ένα μέρος της διαφημιστικής καμπάνιας τους να προβάλλεται σε ορισμένες καθημερινές και Σαββατοκύριακα, ή κατά τη διάρκεια της υψηλής τηλεθέασης.

Πριν αρχίσει η διαδικασία βελτιστοποίησης, η μονάδα βελτιστοποίησης φορτώνει διάφορα αρχεία δεδομένων εισόδου, τα οποία συνοψίζονται στις ακόλουθες οθόνες διαμόρφωσης. Η πρώτη οθόνη διαμόρφωσης (που παρουσιάζεται στην οθόνη δείγματος παρακάτω) παρέχει πληροφορίες στα αγορασμένα χρονικά διαστήματα:

Marketing Campaign Optimizer

File Edit View Optimization Service Reports Help

Optimization Configuration

Configuration

- Programs
 - Channel CBN
 - Channel PBS**
 - Channel CTN
 - Channel TNT
- Brands
- Competing Brands

Channel PBS - Programs

Day	Time	Slots Purchased	Cost per 15 sec.
Tue, 7 Jun 2005	23:00-23:30	0	\$10,100.00
Tue, 7 Jun 2005	23:30-00:00	1	\$8,200.00
Tue, 7 Jun 2005	00:00-00:30	0	\$8,000.00
Tue, 7 Jun 2005	00:30-01:00	1	\$8,600.00
Tue, 7 Jun 2005	01:00-01:30	2	\$7,200.00
Tue, 7 Jun 2005	01:30-02:00	1	\$6,900.00
Tue, 7 Jun 2005	02:00-02:30	1	\$6,100.00
Tue, 7 Jun 2005	02:30-03:00	1	\$4,700.00
Tue, 7 Jun 2005	03:00-03:30	1	\$3,700.00
Tue, 7 Jun 2005	03:30-04:00	0	\$2,700.00
Tue, 7 Jun 2005	04:00-04:30	1	\$1,900.00
Tue, 7 Jun 2005	04:30-05:00	1	\$2,000.00
Tue, 7 Jun 2005	05:00-05:30	0	\$2,100.00
Tue, 7 Jun 2005	05:30-06:00	0	\$3,000.00
Tue, 7 Jun 2005	06:00-06:30	1	\$5,200.00
Tue, 7 Jun 2005	06:30-07:00	1	\$6,800.00
Tue, 7 Jun 2005	07:00-07:30	1	\$8,900.00
Tue, 7 Jun 2005	07:30-08:00	1	\$9,600.00
Wed, 8 Jun 2005	08:00-08:30	1	\$11,400.00
Wed, 8 Jun 2005	08:30-09:00	1	\$12,500.00
Wed, 8 Jun 2005	09:00-09:30	1	\$12,600.00
Wed, 8 Jun 2005	09:30-10:00	0	\$13,000.00
Wed, 8 Jun 2005	10:00-10:30	1	\$8,500.00
Wed, 8 Jun 2005	10:30-11:00	1	\$7,900.00
Wed, 8 Jun 2005	11:00-11:30	1	\$6,800.00
Wed, 8 Jun 2005	11:30-12:00	1	\$8,200.00

Rating Points: Wed, 8 Jun 2005 08:30-09:00

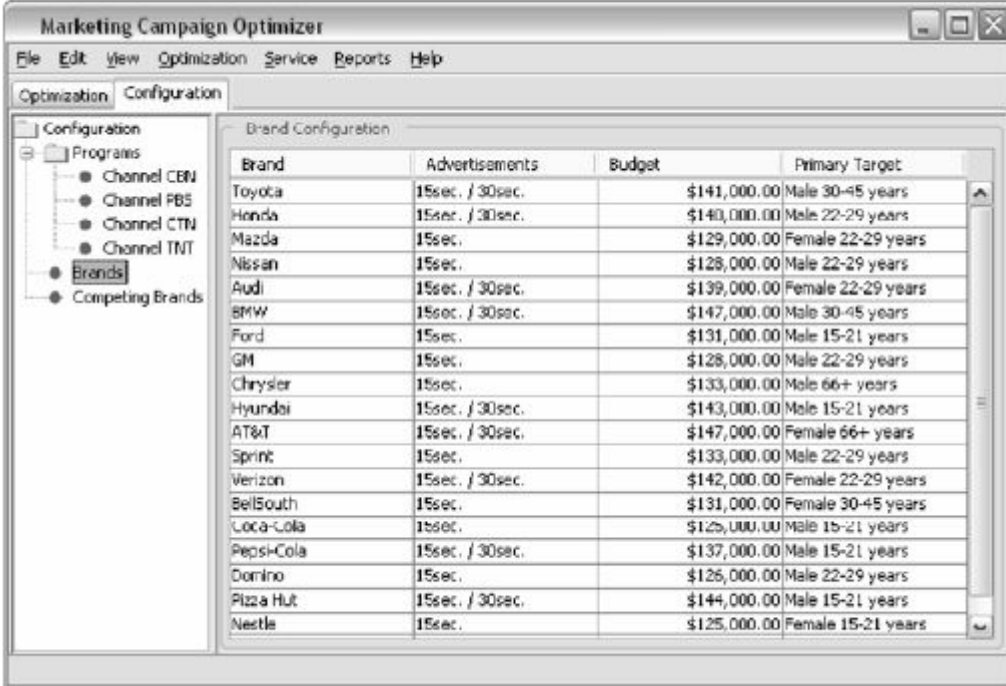
Target Group	Rating Points
Male 15-21 years	1.5
Female 15-21 years	1.5
Male 22-29 years	3.5
Female 22-29 years	3.7
Male 30-45 years	2.8
Female 30-45 years	2.9
Male 46-65 years	1.2
Female 46-65 years	1.2
Male 65+ years	0.9

Εικόνα 13: Οθόνη διαμόρφωσης (1)

Για κάθε κανάλι στην αριστερή πλευρά αυτής της οθόνης, είναι δυνατό να καθοριστούν τα διαθέσιμα προγράμματα και τα αντίστοιχα σημεία διαβάθμισης στόχων τους. Η οθόνη εμφανίζει τον αριθμό των αγορασθέντων χρονικών περιόδων και το κόστος τους για το κανάλι PBS. Οι στόχοι σημείων διαβάθμισης στόχοι που ορίζονται για κάθε πρόγραμμα και κάθε ομάδα στόχο. Για παράδειγμα, το πρόγραμμα που προβάλλεται από τις 8:30 π.μ. μέχρι τις 9:00 π.μ. (highlighted) κοστίζει 12.500 δολάρια ανά 15 δευτερόλεπτα χρονικής περιόδου και προσκομίζει 1,5 σημείο διαβάθμισης στόχου για άντρες από 15 έως 21 χρονών, 3,5 σημεία διαβάθμισης στόχου για άντρες από 22 έως 29 χρονών, και ούτω καθεξής. Αυτά τα

σημεία διαβάθμισης στόχου για κάθε ομάδα στόχο παράγονται από την μονάδα πρόβλεψης.

Η δεύτερη οθόνη διαμόρφωσης (παρουσιάζεται παρακάτω) συνοψίζει τις πληροφορίες που σχετίζονται με διαφορετικά εμπορικά σήματα:



The screenshot shows the 'Marketing Campaign Optimizer' application window. The 'Configuration' tab is active, and the 'Brand Configuration' table is displayed. The table lists various brands with their respective advertisement durations, budgets, and primary target demographics.

Brand	Advertisements	Budget	Primary Target
Toyota	15sec. / 30sec.	\$141,000.00	Male 30-45 years
Honda	15sec. / 30sec.	\$140,000.00	Male 22-29 years
Mazda	15sec.	\$129,000.00	Female 22-29 years
Nissan	15sec.	\$128,000.00	Male 22-29 years
Audi	15sec. / 30sec.	\$139,000.00	Female 22-29 years
BMW	15sec. / 30sec.	\$147,000.00	Male 30-45 years
Ford	15sec.	\$131,000.00	Male 15-21 years
GM	15sec.	\$128,000.00	Male 22-29 years
Chrysler	15sec.	\$133,000.00	Male 66+ years
Hyundai	15sec. / 30sec.	\$143,000.00	Male 15-21 years
AT&T	15sec. / 30sec.	\$147,000.00	Female 66+ years
Sprint	15sec.	\$133,000.00	Male 22-29 years
Verizon	15sec. / 30sec.	\$142,000.00	Female 22-29 years
BellSouth	15sec.	\$131,000.00	Female 30-45 years
Coca-Cola	15sec.	\$125,000.00	Male 15-21 years
Pepsi-Cola	15sec. / 30sec.	\$137,000.00	Male 15-21 years
Domino	15sec.	\$126,000.00	Male 22-29 years
Pizza Hut	15sec. / 30sec.	\$144,000.00	Male 15-21 years
Nestle	15sec.	\$125,000.00	Female 15-21 years

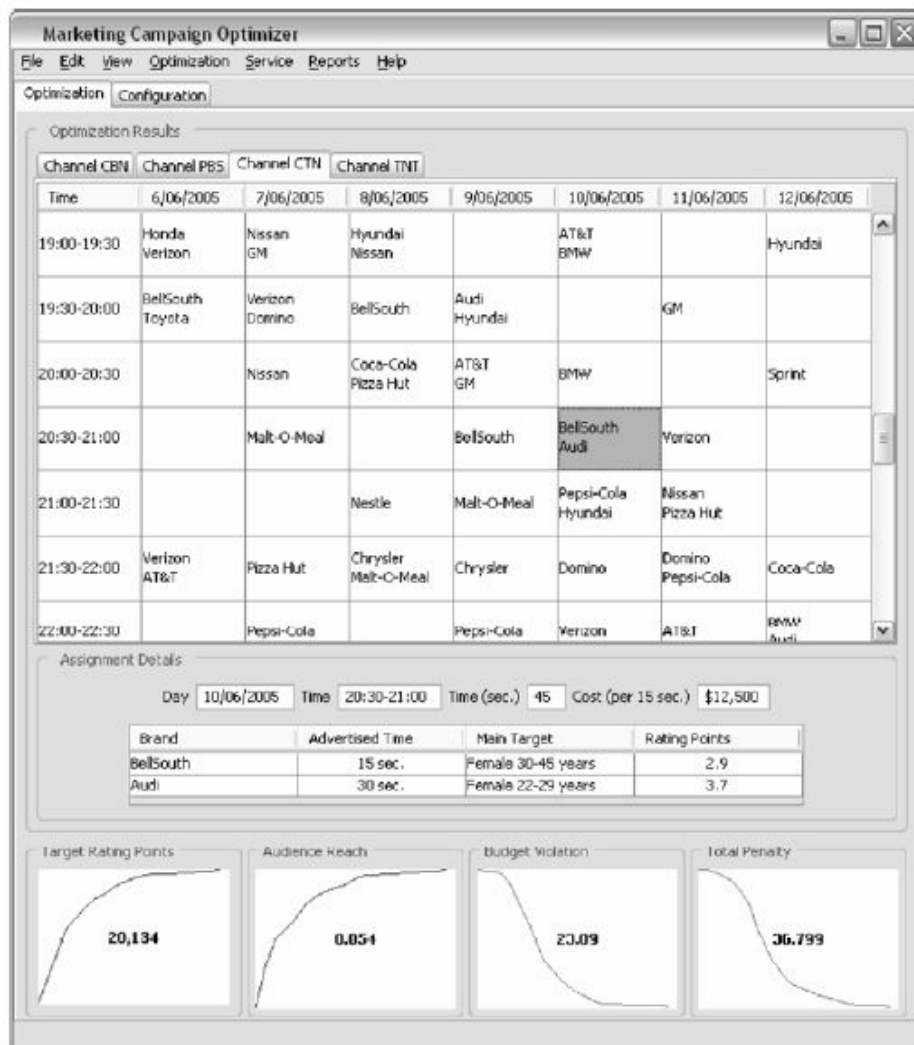
Εικόνα 14: Οθόνη διαμόρφωσης (2)

Ο συνολικός προϋπολογισμός, η κύρια ομάδα στόχος και η διάρκεια του χρόνου εκπομπής (15 δευτερόλεπτα μόνο, 30 δευτερόλεπτα μόνο, ή και τα δύο) ορίζονται για κάθε μάρκα. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, η Honda έχει συνολικό προϋπολογισμό 140.000 δολάρια, χρησιμοποιεί και τις δύο χρονικές περιόδους 15 και 30 δευτερολέπτων και η κύρια ομάδα στόχος είναι οι άντρες ηλικίας 22 έως 29 χρονών.

Τέλος είμαστε έτοιμοι για την βελτιστοποίηση. Μια λύση σε αυτό το πρόβλημα του Μάρκετινγκ θα μπορούσε να παρουσιαστεί ως ένας πολυδιάστατος πίνακας όπου η πρώτη διάσταση αντιπροσωπεύει τα δυνατά κανάλια, η δεύτερη διάσταση αντιπροσωπεύει τα διαθέσιμα προγράμματα και η τρίτη διάσταση αντιπροσωπεύει όλες τις ημέρες του μήνα. Πολλές διαφορετικές τεχνικές βελτιστοποίησης μπορούν να εφαρμοστούν σε αυτό το πρόβλημα (π.χ. εξελικτικοί αλγόριθμοι, προσομοιωμένη απόκτηση, αναζήτηση ταμπού), και μερικά από τα

προβλήματα ειδικών περιορισμών μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα με τη χρήση ενός αποκωδικοποιητή (ένα είδος αλγόριθμου επισκευής, ο οποίος θα “επιδιορθώσει” την τρέχουσα λύση έτσι ώστε να είναι εφικτή). Επιπλέον ένας αναρριχητής λόφου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βελτιώσει την τρέχουσα λύση με την έρευνα της γειτονιάς.

Η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει μια πιθανή λύση:



Εικόνα 15: Οθόνη δείγματος (1)

Σε αυτή την οθόνη δείγματος, υπάρχουν τέσσερις καρτέλες που αντιστοιχούν στα τέσσερα διαφορετικά κανάλια (που αντιπροσωπεύουν την πρώτη διάσταση της λύσης). Ο πίνακας στη μέση της οθόνης δείχνει την κατανομή του χρόνου προβολής για τα διαφορετικά εμπορικά σήματα, και οι γραμμές και οι στήλες του πίνακα αντιπροσωπεύουν τη δεύτερη και την τρίτη διάσταση της

λύσης. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, συνιστάται να μεταδίδουν διαφημίσεις BellSouth και Audi στις 10 Ιουνίου από τις 20:30 έως 21:30. Συνολικά, 45 δευτερόλεπτα από τον χρόνο διαφήμισης θα πρέπει να χορηγηθούν για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο, με κόστος 12.500 δολάρια ανά 15 δευτερόλεπτα. Η διαφήμιση BellSouth έχει 2,9 σημεία διαβάθμισης στόχου για γυναίκες από 30 έως 45 χρονών, ενώ η διαφήμιση Audi έχει 3,7 σημεία διαβάθμισης στόχου για γυναίκες από 22 έως 29 χρονών.

Τα τέσσερα γραφήματα στο κάτω μέρος της οθόνης δείχνουν την πρόοδο των στόχων της βελτιστοποίησης κατά τη διεξαγωγή της βελτιστοποίησης. Η τρέχουσα αξία του κάθε γραφήματος εμφανίζεται στο αντίστοιχο παράθυρο:

- Το παράθυρο σημείων διαβάθμισης στόχου δείχνει τον συνολικό αριθμό των σημείων διαβάθμισης στόχου που έχουν συγκεντρωθεί για όλες τις μάρκες. Η μεγιστοποίηση του αριθμού αυτού αποτελεί σημαντικό στόχο της μονάδας βελτιστοποίησης.
- Το παράθυρο προσέγγισης του κοινού δείχνει σε ποιο ποσοστό του κοινού-στόχου κατέληξε η εκστρατεία Μάρκετινγκ. Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, αυτός είναι ένας άλλος σημαντικός στόχος της διαδικασίας βελτιστοποίησης και η τιμή του 85,4% επιτυγχάνεται σε αυτό το συγκεκριμένο παράδειγμα.
- Το παράθυρο παραβίασης του προϋπολογισμού δείχνει αν η τρέχουσα κατανομή υπερβαίνει τον επιτρεπόμενο προϋπολογισμό (και κατά πόσο, σε χιλιάδες δολάρια). Ένας άλλος στόχος της μονάδας βελτιστοποίησης είναι να ελαχιστοποιηθεί αυτός ο αριθμός, το οποίο το σύστημα μπορεί να δει ως ένα μαλακό εμπόδιο.
- Το παράθυρο συνολικής ποινής δείχνει το “γενικό επίπεδο” περιορισμού παράβασης. Αυτός ο αριθμός περιλαμβάνει τις κυρώσεις παράβασης του προϋπολογισμού καθώς και τις κυρώσεις για την παραβίαση άλλων εμπορικών σημάτων-ειδικοί περιορισμοί.

Αυτά τα τέσσερα διαγράμματα δείχνουν την μονάδα βελτιστοποίησης σε δράση, επιτρέποντας στον διευθυντή της επιχείρησης να παρατηρεί την πρόοδο που σημειώθηκε κατά τη διεξαγωγή της (αυξήσεις των σημείων διαβάθμισης στόχου, αυξήσεις στην προσέγγιση του κοινού, κλπ.)

Χρησιμοποιώντας το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας για την βελτιστοποίηση των εκστρατειών Μάρκετινγκ μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερες προβλέψεις και καλύτερη κατανομή του τηλεοπτικού χρόνου. Τα οφέλη αυτά μεταφράζονται σε μείωση των δαπανών μάρκετινγκ, όπως οι ίδιοι στόχοι μπορούν να επιτευχθούν με μικρότερο προϋπολογισμό. Οι εταιρείες που δεν αναθέτουν τις εκστρατείες Μάρκετινγκ θα μπορούσαν επίσης την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα για να αποφασίσουν τι τηλεοπτικό χρόνο να αγοράσουν, από ποιόν τηλεοπτικό σταθμό, το οποίο είναι ένα άλλο πρόβλημα (σχέση) πρόβλεψης και βελτιστοποίησης.

11.2 Μεταποίηση

Η βελτιστοποίηση των γραμμών παραγωγής είναι ένα πολύ δύσκολο πρόβλημα της μεταποίησης, το οποίο περιλαμβάνει στοιχεία της πρόβλεψης της ζήτησης, τον προγραμματισμό της εργασίας, και την αλληλουχία των παραγγελιών παραγωγής. Αν και η διαδικασία παραγωγής σε πολλές εταιρείες παραγωγής μπορεί να είναι εννοιολογικά απλή, περιέχει πολλές λεπτομέρειες που κάνουν τον προγραμματισμό αρκετά σύνθετο. Για παράδειγμα, ένα χυτήριο σιδήρου που λειτουργεί αρκετούς φούρνους και γραμμές παραγωγής έχει να προγραμματίσει πολλές ανεξάρτητες διαδικασίες, όπως η προετοιμασία των πυρήνων και των καλουπιών, ρίχνει τα καλούπια, τελειώνει την χύτευση, και ούτω καθεξής. Επιπλέον, υπάρχουν σχέσεις μεταξύ των “βαθμών ποιότητας” και των βαθμών μετάλλου, καθώς και οι χρόνοι μετάβασης για την αλλαγή της διαδικασίας τήξης (σε φούρνο) από μία σιδερένια βάση ποιότητας σε μία άλλη. Εξαιτίας αυτών των περιπλοκών, ο αποτελεσματικός συντονισμός της συνολικής λειτουργίας μπορεί να είναι αρκετά δύσκολος.

Χρησιμοποιώντας το χυτήριο σιδήρου ως παράδειγμα, πολλοί περιορισμοί στην παραγωγή πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τη διαδικασία κατάρτισης δρομολογίου. Μερικοί από αυτούς τους περιορισμούς αντιπροσωπεύουν φυσικούς περιορισμούς (π.χ., χρόνος τήξης, χωρητικότητα του κάθε κλίβανου), ενώ άλλοι μπορεί να αντιπροσωπεύουν λειτουργικούς/επιχειρηματικούς κανόνες. Το σύνολο των περιορισμών και των επιχειρηματικών κανόνων μπορεί να περιλαμβάνουν:

1. Γραμμές παραγωγής που λειτουργούν μόνο σε συγκεκριμένες ημέρες της εβδομάδας (π.χ., από το πρωί της Δευτέρας έως την Πέμπτη το βράδυ).
2. Τα προϊόντα που μπορεί να παραχθούν μόνο κατά τη διάρκεια της ημέρας ή τη νυχτερινή βάρδια.
3. Προθεσμίες παραγωγής που πρέπει να πληρούνται.³⁹
4. Η πιο παλιά "ημερομηνία έναρξης" για κάθε παραγγελία (π.χ. οι πυρήνες και τα καλούπια πρέπει να είναι προετοιμασμένα πριν παραχθεί η παραγγελία).
5. Προϊόντα που δεν μπορούν να παράγονται παράλληλα (π.χ., μερικά προϊόντα είναι παρόμοια στην εμφάνιση, γεγονός που καθιστά δύσκολο να διαχωριστούν, στο τέλος της διαδικασίας παραγωγής).
6. Τα όρια παραγωγής, όπως τόνους ανά ώρα κλίβανου, min/max τόνους ανά ώρα κλίβανου, καλούπια ανά ώρα ανά γραμμή παραγωγής, κ.λπ.
7. Κάποιοι επιπλέον επιχειρηματικοί κανόνες μπορούν επίσης να περιλαμβάνουν την αποφυγή υπερπαραγωγής (για ορισμένες παραγγελίες ενδέχεται να είναι αναγκαία η υπερπαραγωγή), η αποφυγή της απόκλισης από την γραμμή παραγωγής, συστάσεις για την επεξεργασία "βαρέων" εργασιών, και ούτω καθεξής.

Κατά την εφαρμογή της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας σε αυτό το πρόβλημα, η μονάδα πρόβλεψης είναι υπεύθυνη για την ακριβή πρόβλεψη των παραγγελιών παραγωγής. Η μονάδα πρόβλεψης βασίζεται σε διάφορα μοντέλα του ίδιου τύπου (π.χ. νευρωνικά δίκτυα) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν,⁴⁰ με την τελική πρόβλεψη που είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος των επιμέρους μοντέλων. Όπως και με τα άλλα προβλήματα των επιχειρήσεων που συζητήσαμε, κάθε μέρα φέρνει ένα νέο σύνολο δεδομένων που πρέπει να ληφθούν υπόψη για τη λήψη μελλοντικών προβλέψεων. Και πάλι, η

³⁹ Παρόλο που η προθεσμία παραγωγής θεωρείται συχνά ως ο στόχος, στην πραγματικότητα είναι ένας περιορισμός που δεν πρέπει να παραβιάζεται.

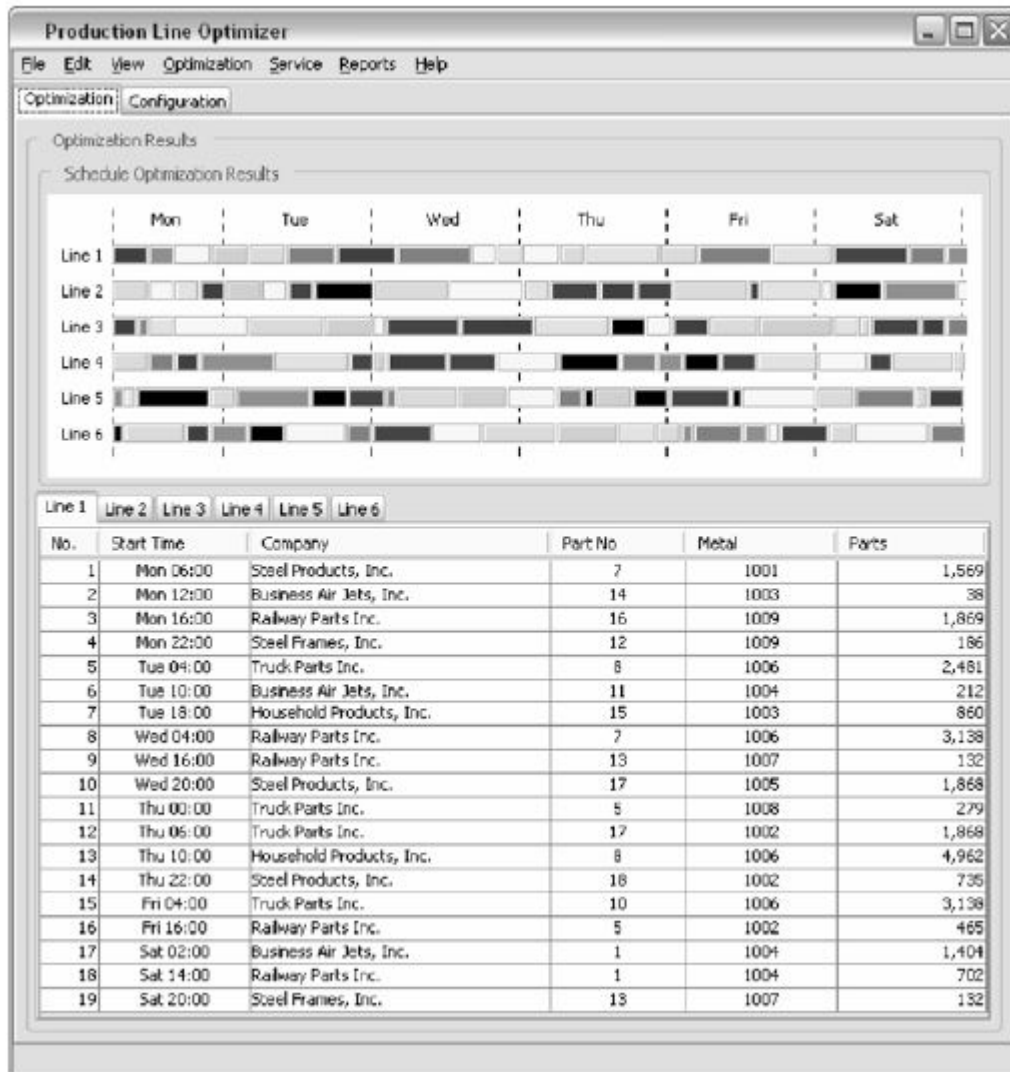
⁴⁰ Με άλλα λόγια χρησιμοποιείται η τεχνική bagging.

μονάδα προσαρμοστικότητας είναι υπεύθυνη για την προσαρμογή των παραμέτρων (βάρη) της μονάδας πρόβλεψης.

Ενώ η μονάδα πρόβλεψης λειτουργεί για την πρόβλεψη νέων παραγγελιών, η μονάδα βελτιστοποίησης είναι υπεύθυνη για την βελτιστοποίηση της αλληλεπίδρασης μεταξύ των κλιβάνων και των γραμμών παραγωγής. Μετά από όλα, αυτή η αλληλεπίδραση αντιπροσωπεύει το ζήτημα προγραμματισμού του πυρήνα. Ο πρωταρχικός στόχος είναι η βελτιστοποίηση – όσον αφορά τη χρήση κλιβάνων και τη δυναμικότητα των γραμμών παραγωγής – τη διανομή των παραγγελιών παραγωγής πάνω από κάποιο χρονικό διάστημα. Επειδή οι κλίβανοι και οι γραμμές παραγωγής δουλεύουν μαζί κατά την διαδικασία παραγωγής, η μεγιστοποίηση της αξιοποίησης κλιβάνου και της γραμμής παραγωγής, πρέπει να εξεταστούν από κοινού. Οι δευτερεύοντες στόχοι θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν τη μεγιστοποίηση της απόδοσης, ή την ελαχιστοποίηση του κόστους εργασίας, το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας, το κόστος αποθήκευσης, την διαδικασία φινιρίσματος, κλπ.

Η προσέγγιση για τον χειρισμό των περιορισμών μπορεί να βασιστεί σε αποκωδικοποιητές, οι οποίοι ξεχωρίζουν μεταξύ στόχων και περιορισμών. Χρησιμοποιώντας αυτή την προσέγγιση, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί να χρησιμοποιήσει τους περιορισμούς για να “οδηγήσει” τη διαδικασία βελτιστοποίησης προς εφικτές λύσεις υψηλής ποιότητας. Αυτή η προσέγγιση περιορισμού χειρισμού επιτρέπει επίσης την εύκολη και “κατά βούληση” τροποποίηση των περιορισμών για να χωρέσει τη σημερινή κατάσταση. Επιπλέον, για να παράγουν έγκυρες λύσεις προγραμματισμού από την αρχή της διαδρομής, η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί να χρησιμοποιήσει έναν συνδυασμό εξελικτικών αλγορίθμων και προσομοιωμένης ανόπτησης (συν έναν αποκωδικοποιητή υπεύθυνο για την δημιουργία εφικτών λύσεων). Αν και η λύση προγραμματισμού θα αυξηθεί σε ποιότητα καθώς προχωρά η διαδικασία βελτιστοποίησης, ο διευθυντής επιχείρησης μπορεί να σταματήσει την διαδικασία ανά πάσα στιγμή και να χρησιμοποιήσει την καλύτερη διαθέσιμη λύση παρά να περιμένει μέχρι το τέλος. Αυτό επιτρέπει στον διευθυντή των επιχειρήσεων απόλυτο έλεγχο της διαδικασίας βελτιστοποίησης.

Η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει μια λύση προγραμματισμού για μια συγκεκριμένη εβδομάδα:



Εικόνα 16: Οθόνη δείγματος (2)

Κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει μία εντολή παραγωγής, και στο κάτω μέρος της οθόνης μπορούμε να δούμε τις λεπτομέρειες της κάθε παραγγελίας. Οι ξεχωριστές οθόνες απεικονίζουν τους διαφορετικούς κλιβάνους και την βάση ποιότητας. Προφανώς, κάθε βάση ποιότητας είναι ευθυγραμμισμένη με τις εντολές παραγωγής.

Αν και υπάρχουν πολλά πλεονεκτήματα αυτού του γραφικού περιβάλλοντος χρήστη, το πιο σημαντικό είναι ότι επιτρέπει σε έναν διευθυντή των επιχειρήσεων να πραγματοποιήσει πολλά "what if" σενάρια, μεταξύ των οποίων :

- Εξετάζει την επίδραση της κίνησης μιας εντολής παραγωγής προς τα εμπρός ή προς τα πίσω στο χρόνο, ή από τη μία γραμμή παραγωγής σε άλλη.

- Δημιουργεί διάσπαση μιας εντολής παραγωγής σε μικρότερα κομμάτια και εξετάζει την επίδραση μιας τέτοιας τροποποίησης
- Εξετάζει την επίδραση ορισμένων περιοριστικών παραγγελιών έτσι δεν μπορούν να λειτουργούν παράλληλα.
- Εξετάζει οπτικά ποια είναι η επίδραση των αλλαγών στο ημερολόγιο παραγωγής, στους κλίβανους, και στις γραμμές παραγωγής.

Το τελικό αποτέλεσμα του συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας είναι μία διατεταγμένη λίστα από εντολές παραγωγής που υποβάλλονται σε επεξεργασία κάθε ημέρα σε κάθε γραμμή παραγωγής. Το πρόγραμμα μπορεί να περιλαμβάνει και την επιβεβαίωση και τις προβλεπόμενες παραγγελίες, όπως καθορίζεται από τη μονάδα πρόβλεψης, που έχει προγραμματιστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να μεγιστοποιηθεί η αξιοποίηση και η απόδοση των γραμμών παραγωγής. Μερικές πρόσθετες εκθέσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εμφάνιση διαφόρων δεικτών αξιοποίησης, διακίνησης, και άλλους βασικούς δείκτες απόδοσης σε γραφική ή /και αριθμητική μορφή. Τέτοιες αναφορές επιτρέπουν στον διευθυντή της επιχείρησης να αξιολογεί τις επιδόσεις των προγραμμάτων παραγωγής.

11.3 Στρατηγικές επένδυσης

Οι περισσότεροι διαχειριστές κεφαλαίων οι οποίοι επιβλέπουν τη μεγάλη συγκέντρωση χρήματος (όπως τα συνταξιοδοτικά ταμεία, τα αμοιβαία κεφάλαια, αμοιβαία κεφάλαια υψηλού κινδύνου, κλπ) χρησιμοποιούν ένα σύστημα κατάταξης αποθεμάτων με βάση τη θεμελιώδη ανάλυση για να αποφασίσουν τι να αγοράσουν. Εκτελούν τις εντολές τους για μία περίοδο δύο- τριών ημερών, ανάλογα με το μέγεθος της παραγγελίας και τη ρευστότητα του αποθέματος. Παρά το γεγονός ότι ο γενικός στόχος είναι να μεγιστοποιήσει το κέρδος, υπάρχουν συνήθως πολλοί επιχειρηματικοί κανόνες που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τη λήψη αγοράς/πώλησης αποφάσεων. Εκτός από διάφορους παράγοντες κινδύνου

που πρέπει να ληφθούν υπόψη, υπάρχουν επίσης ανώτατα και κατώτατα όρια για το ποσό που μπορεί να επενδύεται σε οποιονδήποτε τομέα ή χώρα, ο κύκλος εργασιών για κάποιο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, κλπ.

Σε αυτή τη ρύθμιση ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας θα μπορούσε να παρέχει ένα συμπληρωματικό τεχνικό κανόνα συναλλαγών που συνιστάται για την θεμελιώδη ανάλυση, βοηθώντας έτσι να διαπιστωθεί αν υπάρχουν τεχνικά “εμπορικά σήματα” για την αγορά ή την πώληση ειδικών αποθεμάτων. Όπως και με τα άλλα συστήματα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας που έχουν συζητηθεί σε αυτό το κεφάλαιο ο γενικός στόχος είναι να αναπτυχθεί ένα δυναμικό και προσαρμοστικό σύστημα που μπορεί να εξετάσει το ενδεχόμενο αλλαγής των συνθηκών της αγοράς (και όχι απλώς ένα στατικό περιβάλλον). Έτσι, σε αυτό το συγκεκριμένο πρόβλημα, το σύστημα πρέπει να προσαρμόζει συνεχώς βραχυπρόθεσμους και μεσοπρόθεσμους κανόνες συναλλαγών με τις μεταβολές της αγοράς.

Χρησιμοποιώντας χρηματιστηριακά δεδομένα του παρελθόντος, η μονάδα πρόβλεψης βασίζεται σε ασαφείς κανόνες εμπορίας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Για κάθε γλωσσική μεταβλητή (π.χ. μεταβολή της τιμής, μεταβολή του όγκου, καθώς και πολλές επιπλέον τάσεις, και δείκτες δυναμικής) μπορούμε να ορίσουμε επτά ασαφείς λογικές λειτουργίες: Εξαιρετικά χαμηλή, πολύ χαμηλή, χαμηλή, μέση, υψηλή, πολύ υψηλή, και εξαιρετικά υψηλή. Η μονάδα πρόβλεψης υπολογίζει αυτόματα τις λειτουργίες μέλη οι οποίες είναι προσαρμοστικές, με την έννοια ότι κάθε λειτουργία καλύπτει τον ίδιο αριθμό των δεδομένων εισόδου (έτσι το σχήμα κάθε λειτουργίας μέλους αλλάζει ελαφρώς κατά την άφιξη των νέων στοιχείων).

Ο ασαφής κανόνας βάσης αποτελείται από έναν μεταβλητό αριθμό των κανόνων εμπορίας, ο οποίος είναι βελτιστοποιημένος από την μονάδα βελτιστοποίησης. Για παράδειγμα, μία από τις αρχικές λύσεις (δηλαδή μία βάση κανόνα, η οποία είναι μέλος του αρχικού πληθυσμού των λύσεων) θα μπορούσε να είναι:

- Αν η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης σήματος είναι εξαιρετικά χαμηλός, τότε η βαθμολογία είναι = 0,7.
- Αν η μεταβολή του όγκου είναι μεσαία και η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι εξαιρετικά χαμηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,9.

- Αν η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή και η αλλαγή του όγκου είναι πολύ υψηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,4.
- Αν η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή και η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι πολύ χαμηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,6.
- Αν η μεταβολή της τιμής είναι ιδιαίτερα υψηλή, και η μεταβολή του όγκου είναι πολύ υψηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,3.
- Αν η μεταβολή της τιμής είναι μεσαία και η αλλαγή του όγκου είναι εξαιρετικά υψηλή και η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι μεσαία, τότε η βαθμολογία είναι = 0,5.

Ο πληθυσμός αυτών των κανόνων βάσης ⁴¹ υποβάλλεται σε εξελικτική διαδικασία (όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 6). Κατά τη διάρκεια κάθε γενιάς, όλες οι λύσεις (βάσεις κανόνα) αξιολογούνται με βάση κάποια ιστορικά χρονικά διαστήματα (για παράδειγμα, τα τελευταία 3 χρόνια). Στην αναζήτηση για βέλτιστους κανόνες εμπορίας, οι διάφορες λειτουργίες αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται (όπως η υπερβάλλουσα απόδοση ή ο κίνδυνος απόδοσης), ενώ το κόστος των συναλλαγών και ο αντίκτυπος στην αγορά χρησιμεύει ως περιορισμός. Όταν κάθε βάση κανόνα εκτιμάται, τα πρότυπα βήματα του εξελικτικού αλγορίθμου εκτελούνται (π.χ. διασταύρωση, μετάλλαξη). Μετά από κάποιες γενιές η καλύτερη βάση κανόνα του πληθυσμού μπορεί να είναι:

- Αν η μεταβολή του όγκου είναι μεσαία και η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι εξαιρετικά χαμηλός, τότε η βαθμολογία είναι = 0,9.
- Αν η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι εξαιρετικά χαμηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,6.
- Αν η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,2.
- Αν η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή και η μεταβολή του όγκου είναι χαμηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,4.

⁴¹ Σημειώστε ότι κάθε βάση κανόνα μπορεί να έχει διαφορετικό αριθμό κανόνων, και κάθε κανόνας μπορεί να έχει μια διαφορετική σειρά προϋποθέσεων.

- Αν η αγορά ενιαίου μέσου όρου μετακίνησης είναι χαμηλή και η αγορά ενιαίου μέσου όρου είναι μέση, τότε η βαθμολογία είναι = 0,3.
- Αν η μεταβολή του όγκου είναι υψηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,3.

Η προκύπτουσα βάση κανόνα χρησιμοποιείται στη συνέχεια από τη μονάδα πρόβλεψης για τη δημιουργία μιας τεχνικής κατάταξης, η οποία είναι το τελικό αποτέλεσμα του συστήματος. Κάθε τέλος του τεχνικού καταλόγου κατάταξης αντιπροσωπεύει τα αποθέματα με τα ισχυρότερα σήματα αγοράς και πώλησης, και ο κατάλογος αυτός μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με τη θεμελιώδη ανάλυση για να αγοράσει/πουλήσει αποφάσεις. Για να δημιουργήσουμε μία κατάταξη από τη βάση του κανόνα, τα αποθέματα είναι βαθμολογημένα με βάση τους κανόνες της καλύτερης βάσης κανόνα. Σημειώστε ότι κάθε κανόνας αποδίδει πιστοληπτικά για όλα τα αποθέματα που ικανοποιούν το μέρος του κανόνα “αν”. Για παράδειγμα ο κανόνας

Αν η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή, τότε η βαθμολογία είναι = 0,2.

θα αναθέσει μία βαθμολογία 0,2 σε όλα τα αποθέματα για τα οποία η μεταβολή της τιμής είναι υψηλή. Ο defuzzifier (βλέπε Κεφ.7.4) μετά αναθέτει την τελική βαθμολογία για κάθε απόθεμα, δημιουργώντας ένα σταθμισμένο μέσο όρο όλων των προτεινόμενων βαθμολογιών για κάθε απόθεμα (τα βάρη αντιστοιχούν στον “βαθμό” με τον οποίο το μέρος του κανόνα “αν” είναι ικανοποιημένο), διαιρείται με το σύνολο όλων των βαρών. Τέλος, αυτοί οι αριθμοί αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία μιας τεχνικής κατάταξης του συνόλου των αποθεμάτων.

Γι’ αυτό το συγκεκριμένο πρόβλημα, η μονάδα βελτιστοποίησης είναι υπεύθυνη για την εξέλιξη των βέλτιστων συνολικών τεχνικών κανόνων διαπραγμάτευσης (δηλαδή, τον κανόνα βάσης). Ένας τρόπος για να επιταχυνθεί η διαδικασία βελτιστοποίησης είναι να προετοιμαστεί ο πληθυσμός με μερικούς κλασικούς κανόνες εμπορίας, ο οποίος θα μπορούσε να βασίζεται στην ώρα πρόβλεψης στις χρονικές σειρές πρόβλεψης, στην τιμή/ δυναμική του όγκου, κτλ. Αν και οι πραγματικοί κανόνες εμπορίας που έχουν εξελιχθεί θα ήταν πολύ

διαφορετικοί, αυτοί οι αρχικοί κανόνες επιτρέπουν στην μονάδα βελτιστοποίησης για να αρχίσουν με “κάτι” (δηλαδή, δοκιμασμένοι κανόνες) αντί για το “τίποτα” (δηλαδή εντελώς στο σκοτάδι).

Τέλος, η μονάδα προσαρμοστικότητας είναι αρμόδια για τη λήψη νέων πληροφοριών και τη συνεχή επαναξιολόγηση των κανόνων. Το χρονικό παράθυρο των πληροφοριών είναι ενεργά διαχειριζόμενο, έτσι ώστε οι ξεπερασμένες πληροφορίες απορρίπτονται και οι κρίσιμες πληροφορίες τηρούνται (τα νέα καθεστώτα είναι εγγεγραμμένα, αλλά τα επαναλαμβανόμενα προηγούμενα καθεστώτα αναγνωρίζονται επίσης). Η μονάδα προσαρμογής μπορεί επίσης να παραταθεί με την ικανότητα να παράγουν και να δοκιμάσουν νέους δείκτες αγοράς για να δούμε τι είδους αντίκτυπο θα έχει για τους ισχύοντες κανόνες εμπορίας. Οι δείκτες αυτοί μπορούν να εισαχθούν στις βάσεις κανόνων κατά τη διάρκεια της διαδικασίας βελτιστοποίησης.

Το αποτέλεσμα της συνδυασμένης θεμελιώδους ανάλυσης και οι τεχνικές συστάσεις αγοράς/ πώλησης πραγματοποιούνται από το σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας και αναφέρονται σε μία σειρά οθονών κέρδους/ζημιάς. Για παράδειγμα, η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει τα κέρδη/ τις ζημιές ως αποτέλεσμα για μία συγκεκριμένη χρονική περίοδο:

Investment Optimizer

File Edit View Optimization Help

Results | Graphs | Input Data

Remaining Budget: \$7,318.50 Portfolio Amount: \$666,907,734.54 Total Amount: \$666,905,000.04

Results per Stock Results by Date

Investment Optimization Results by Date

No	Date	Paid for Portfolio	Remaining Budget	Portfolio Value	Total Amount	Sell Amount	Buy Amount	Open "Short" Position Amount	Close "Short" Position Amount	Realized Profit	Compound Realized Profit
146	12/02/2001	\$363,383,742	\$99	\$686,039,389	\$686,035,467	\$20,587,869	\$20,606,312	\$58,633,269	\$65,868,112	\$6,400,945	\$267,380,641
146	3/01/2002	\$661,416,777	\$69	\$776,216,780	\$776,216,780	\$60,812,707	\$61,092,611	\$67,900,719	\$66,779,622	\$6,066,999	\$321,446,035
147	7/05/2001	\$365,573,311	\$27	\$663,546,407	\$663,546,435	\$19,816,272	\$17,309,459	\$56,356,825	\$59,777,568	\$4,132,903	\$268,523,519
148	4/06/2001	\$376,577,058	\$24	\$666,126,042	\$666,126,076	\$21,261,513	\$20,122,327	\$60,375,521	\$57,495,005	\$1,110,326	\$276,677,102
149	2/07/2001	\$391,406,763	\$24	\$699,514,445	\$699,514,469	\$20,912,039	\$20,159,660	\$59,965,101	\$58,127,711	\$1,470,626	\$291,406,793
150	30/07/2001	\$392,395,735	\$28	\$675,271,705	\$675,271,733	\$18,426,281	\$20,524,952	\$57,533,991	\$57,863,425	\$682,971	\$292,289,263
151	27/08/2001	\$406,393,352	\$33	\$634,362,899	\$634,362,924	\$22,276,212	\$22,999,200	\$63,662,116	\$67,418,998	\$1,488,622	\$306,329,386
152	24/09/2001	\$418,565,087	\$26	\$544,271,089	\$544,271,118	\$18,645,100	\$30,143,858	\$54,433,042	\$51,763,370	\$1,338,705	\$311,565,056
153	22/10/2001	\$406,307,089	\$9,073,423	\$663,901,171	\$663,904,294	\$15,778,030	\$0	\$61,303,499	\$61,143,677	\$14,521,977	\$316,141,112
154	19/11/2001	\$424,237,579	\$25	\$649,327,858	\$649,327,443	\$22,579,495	\$27,026,168	\$64,664,332	\$65,938,204	\$6,096,524	\$324,237,613
155	17/12/2001	\$436,345,668	\$6	\$659,099,896	\$659,099,923	\$23,888,344	\$22,793,374	\$65,744,402	\$65,884,531	\$12,700,000	\$336,945,675
156	14/01/2002	\$434,316,000	\$59	\$671,105,815	\$671,105,075	\$23,568,400	\$21,515,784	\$66,882,102	\$67,796,969	\$12,000,000	\$348,945,655
157	11/02/2002	\$431,361,224	\$55	\$681,954,373	\$681,954,338	\$24,236,400	\$23,962,905	\$68,695,367	\$67,153,604	\$12,900,787	\$361,846,442
158	11/03/2002	\$423,360,933	\$23	\$675,652,195	\$675,652,218	\$23,888,945	\$19,424,445	\$67,558,038	\$73,679,798	\$12,944,323	\$375,790,958
159	8/04/2002	\$439,796,644	\$591,265	\$718,673,211	\$717,064,794	\$25,123,110	\$24,236,400	\$71,715,403	\$68,659,506	\$1,473,958	\$387,264,914
160	6/05/2002	\$454,323,980	\$21	\$750,724,849	\$750,724,871	\$26,291,581	\$25,089,976	\$74,477,639	\$72,368,252	\$1,473,087	\$398,738,001
161	3/06/2002	\$468,322,541	\$28	\$785,189,298	\$785,189,425	\$24,678,264	\$25,022,131	\$70,525,914	\$74,133,773	\$1,308,967	\$398,022,567
162	1/07/2002	\$483,414,749	\$24	\$881,414,072	\$881,414,102	\$23,899,449	\$26,245,168	\$68,156,000	\$65,989,178	\$1,539,206	\$380,411,273

Transaction Details - 17/12/2001

No	Transaction Date	Transaction Type	Stock Code	Company Name	Transaction Shares	Transaction Price	Transaction Amount	Transaction Profit	Compound Profit	Shares in Portfolio	Price per Share	Portfolio Amount
1	17/12/2001	SHORT_CLOSE	069445	TELEWEST CO...	645,879	\$0.67	\$432,939	\$118,067	\$118,067	0	\$0.62	\$695,667,074
2	17/12/2001	SHORT_CLOSE	888670	TESCO	217,742	\$2.40	\$522,913	\$1,844	\$119,815	0	\$2.38	\$695,667,074
3	17/12/2001	SHORT_CLOSE	999711	TF1 - TF FINAN...	15,351	\$28.64	\$439,693	\$84,063	\$203,970	0	\$28.50	\$695,667,074
4	17/12/2001	SHORT_CLOSE	416579	TRIALES	13,563	\$38.53	\$522,665	\$1,143	\$205,130	0	\$38.34	\$695,667,074
5	17/12/2001	SHORT_CLOSE	998893	THOMPSON SA	18,482	\$32.88	\$608,793	\$14,983	\$203,084	0	\$32.70	\$695,667,074
6	17/12/2001	SHORT_CLOSE	563692	THYSENKRUPP...	33,613	\$16.53	\$555,699	\$1,953	\$185,135	0	\$16.45	\$695,667,074
7	17/12/2001	SHORT_CLOSE	547970	TEFCENAT CR...	17,783	\$30.15	\$536,157	\$12,413	\$175,720	0	\$30.00	\$695,667,074
8	17/12/2001	SHORT_CLOSE	998382	FISCAL SPA	49,333	\$10.80	\$532,681	\$9,233	\$186,490	0	\$10.79	\$695,667,074
9	17/12/2001	SHORT_CLOSE	808827	TITAN CEMENT...	26,385	\$19.39	\$511,512	\$12,237	\$175,727	0	\$19.29	\$695,667,074
10	17/12/2001	SHORT_CLOSE	548355	TNT NV	22,886	\$23.47	\$537,066	\$13,314	\$185,413	0	\$23.39	\$695,667,074

Optimization completed.

Εικόνα 17: Οθόνη δείγματος (3)

Στην έκθεση αυτή, οι στήλες του πίνακα παρουσιάζουν:

- Υπολειπόμενος προϋπολογισμός: Το χρήμα δεν χρησιμοποιήθηκε για την αγορά αποθεμάτων.
- Συνολικό ποσό: Το σύνολο της αξίας του χαρτοφυλακίου και το υπόλοιπο του προϋπολογισμού.
- Πώληση / Αγορά: Το ποσό που πωλείται ή αγοράζεται σε μια συγκεκριμένη ημερομηνία.
- Άνοιγμα "σύντομης" θέσης: Το ποσό που χρησιμοποιείται για να ανοίξει μία σύντομη θέση.
- Κλείσιμο "σύντομης" θέσης: Το κέρδος ή η ζημιά που υλοποιήθηκε με το κλείσιμο της σύντομης θέσης.
- Πραγματοποιηθέν κέρδος: Το συνολικό καθαρό κέρδος που πραγματοποιήθηκε σε μια συγκεκριμένη ημέρα (συμπεριλαμβανομένων των εξόδων συναλλαγών).

- Σύνθετο πραγματοποιηθέν κέρδος: Το συσσωρευμένο καθαρό κέρδος από την έναρξη του ταμείου.

Ο πίνακας λεπτομερειών συναλλαγής στο κάτω μέρος της οθόνης δείχνει τι πωλήθηκε / αγοράστηκε κοντά στην επιλεγμένη ημερομηνία (τονίζεται στο πάνω μέρος της οθόνης).

Αρκετές πρόσθετες εκθέσεις, όπως η παρακάτω οθόνη δείγματος, η οποία χρησιμοποιείται για να συνοψιστεί το κέρδος και το αποτέλεσμα της απώλειας για συγκεκριμένα αποθέματα:

The screenshot shows the 'Investment Optimizer' software interface. At the top, it displays 'Remaining Budget: \$57,319.50', 'Portfolio Amount: \$66,907,734.54', and 'Total Amount: \$66,965,053.04'. Below this, there are tabs for 'Results per Stock' and 'Results by Date'. The main table, titled 'Investment Optimization Results per Stock', lists various stocks with columns for No, Stock Code, Company Name, Country Code, Country Name, Sector Code, Sector Name, Number of shares, Price per share, Total share cost, Profit from selling, Profit from shorting, Portfolio appreciation, and Total Profit. Below this table is a section for 'Transaction Details - 432541 BAYER HYPO-VEERS', which includes columns for No, Transaction Date, Transaction Type, Transaction Shares, Transaction Price, Transaction Amount, Transaction Profit, Compound Profit, Shares in Portfolio, Price per Share, and Portfolio Amount. The interface also shows 'Optimization completed.' at the bottom.

Εικόνα 18: Οθόνη δείγματος (4)

Σε αυτή την οθόνη, το πάνω μέρος του πίνακα περιέχει πληροφορίες για κάθε απόθεμα, όπως η χώρα, ο τομέας, ο αριθμός των μετοχών που κατέχουν, η τιμή που καταβάλλεται ανά μετοχή, το ποσό που αγοράστηκαν ή πωλήθηκαν, και το συνολικό κέρδος. Το κάτω μέρος του πίνακα δείχνει το λεπτομερές ιστορικό των συναλλαγών για το τονισμένο απόθεμα στο πάνω μέρος του πίνακα.

Εν ολίγοις, είναι σημαντικό να επισημάνουμε ότι ένα τέτοιο σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας δεν βασίζεται σε ένα σταθερό σύνολο των τεχνικών κανόνων εμπορίας. Αντίθετα, η μονάδα προσαρμοστικότητας

ενημερώνει αυτούς τους κανόνες ως διατεθειμένες νέες πληροφορίες. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η έξοδος του συστήματος Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας είναι μια τεχνική κατάταξη των αποθεμάτων, με κάθε άκρο της λίστας που αντιπροσωπεύει τα αποθέματα με τα ισχυρότερα αγορασθέντα και πωληθέντα σήματα. Όταν χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με τη θεμελιώδη ανάλυση, ένα τέτοιο σύστημα βελτιστοποίησης των επενδύσεων θα μπορούσε να παρέχει διαχειριστές αμοιβαίων κεφαλαίων με την μια άκρη στην απόδοση.

11.4 Υπηρεσίες Εκτάκτου Ανάγκης

Η υπηρεσία έκτακτης ανάγκης σε οποιαδήποτε μεγάλη πόλη έχει μία σειρά από ασθενοφόρα και αστυνομικά αυτοκίνητα που ανταποκρίνονται στις κλήσεις. Το πρόβλημα που αντιμετωπίζουν οι οργανώσεις αυτές είναι “που θα πρέπει τα αυτοκίνητα να είναι τοποθετημένα έτσι ώστε ο χρόνος απόκρισης να είναι ο ελάχιστος δυνατός;”. Τα ασθενοφόρα συνήθως παραμένουν και περιμένουν για μία κλήση, ενώ τα αυτοκίνητα της αστυνομίας περιπολούν κάποια προκαθορισμένη ζώνη.

Ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μπορεί να εφαρμοστεί σε αυτό το πρόβλημα, ως πρόβλεψη, βελτιστοποίηση, και προσαρμοστικότητα. Αυτά είναι όλα τα απαιτούμενα στοιχεία.

Η μονάδα πρόβλεψης για το πρόβλημα αυτό βασίζεται σε τρεις ομάδες ιστορικών δεδομένων:

1. Οι συχνότητες και τα είδη των καταστάσεων έκτακτης ανάγκης και οι θέσεις τους.
2. Το ημερολόγιο (καθημερινές, Σαββατοκύριακα, εθνικές και τοπικές αργίες, κ.λπ.).
3. Οι καιρικές συνθήκες.

Αναλύοντας αυτά τα σύνολα δεδομένων για μια συγκεκριμένη πόλη, θα μπορούσαμε να ανακαλύψουμε ότι έχουμε περισσότερα περιστατικά έκτακτης ανάγκης καθημερινά παρά τα Σαββατοκύριακα, ή ότι περισσότερες καταστάσεις

εκτάκτου ανάγκης εμφανίζονται σε κατοικημένες περιοχές κατά τη διάρκεια του Σαββατοκύριακου. Επίσης, λαμβάνοντας υπόψη τις καιρικές συνθήκες, θα μπορούσαμε επίσης να ανακαλύψουμε ότι περισσότερα τροχαία ατυχήματα συμβαίνουν σε περιόδους βροχής, χιονιού και πάγου. Αυτή η γνώση χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη μιας μονάδας πρόβλεψης σε θέση να εντοπίσουν τις θέσεις (και τις συχνότητες) εκεί όπου τα περιστατικά έκτακτης ανάγκης είναι πιο πιθανό να εμφανιστούν.

Για να κάνουμε την εργασία πρόβλεψης πιο εύκολη, μπορούμε να χωρίσουμε την πόλη σε έναν αριθμό ζωνών, με το μέγεθος και το σχήμα της κάθε ζώνης, ανάλογα με τη γεωγραφική τοπολογία και κάποιους περιορισμούς. Ένας περιορισμός, για παράδειγμα, μπορεί να είναι ότι ο χρόνος ταξιδιού μεταξύ δύο εσωτερικών σημείων μιας ζώνης δεν μπορεί να υπερβαίνει τα 15 λεπτά. Έτσι, οι ζώνες θα είναι μικρότερες σε αστικές περιοχές και μεγαλύτερες στις αγροτικές περιοχές (ειδικά με την παρουσία των αυτοκινητόδρομων που τέμνουν τις ζώνες). Είναι επίσης πιθανό να έχουν διαφορετικές ζώνες για διαφορετικές ημέρες της εβδομάδας, την ώρα της ημέρας (π.χ. κατά τη διάρκεια των ωρών αιχμής), και τις καιρικές συνθήκες.

Γι' αυτό το είδος του προβλήματος, η μονάδα πρόβλεψης μπορεί να βασίζεται σε δύο μοντέλα:

1. Το πρώτο μοντέλο είναι υπεύθυνο για την πρόβλεψη του συνολικού αριθμού των καταστάσεων έκτακτης ανάγκης κατά τη διάρκεια οποιασδήποτε χρονικής περιόδου.
2. Το δεύτερο μοντέλο είναι υπεύθυνο για την πρόβλεψη της κατανομής αυτών των καταστάσεων έκτακτης ανάγκης στις διάφορες ζώνες.

Για παράδειγμα, ένα μοντέλο πρόβλεψης βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που μπορούν να υπολογίσουν τον συνολικό αριθμό των καταστάσεων έκτακτης ανάγκης (μαζί με τον τύπο τους) για την Παρασκευή το πρωί μέχρι τις 6 μ.μ. και το μεσημέρι σε μία βροχερή μέρα, και ένα δεύτερο μοντέλο που βασίζεται σε εμπειρικούς κανόνες που θα μπορούσαν να προβλέψουν εάν αυτές οι περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης θα εμφανιστούν (δηλαδή, σε ποια ζώνη). Με τον συνδυασμό των σταθμισμένων "συστάσεων" των ατομικών κανόνων κατά το δεύτερο μοντέλο, η βάση του κανόνα θα μπορούσε να λειτουργήσει ως ένα

σύστημα ψηφοφορίας. Το τελικό αποτέλεσμα της μονάδας πρόβλεψης είναι ο προβλεπόμενος αριθμός έκτακτης ανάγκης σε κάθε ζώνη κατά τη διάρκεια έξι ωρών.

Σημειώστε, ωστόσο, ότι ανεξάρτητα από το αποτέλεσμα του τμήματος της πρόβλεψης, θα πρέπει να πληρούν συνήθως έναν περιορισμό «μέγιστου χρόνου απόκρισης" : Για παράδειγμα, η διανομή των αυτοκινήτων έκτακτης ανάγκης θα πρέπει να είναι τέτοια ώστε κάθε ατύχημα να μπορεί να επιτευχθεί μέσα σε 15 λεπτά. Επίσης, σημειώστε ότι κάθε μέρα φέρνει μια νέα σειρά περιπτώσεων, και ορισμένοι κανόνες μπορεί να κερδίσουν ή να χάσουν την ακρίβεια στην πάροδο του χρόνου. Κατά συνέπεια, η μονάδα προσαρμοστικότητας πρέπει να λαμβάνει υπόψη τα νέα δεδομένα με αναπροσαρμογή των βαρών των επιμέρους κανόνων.

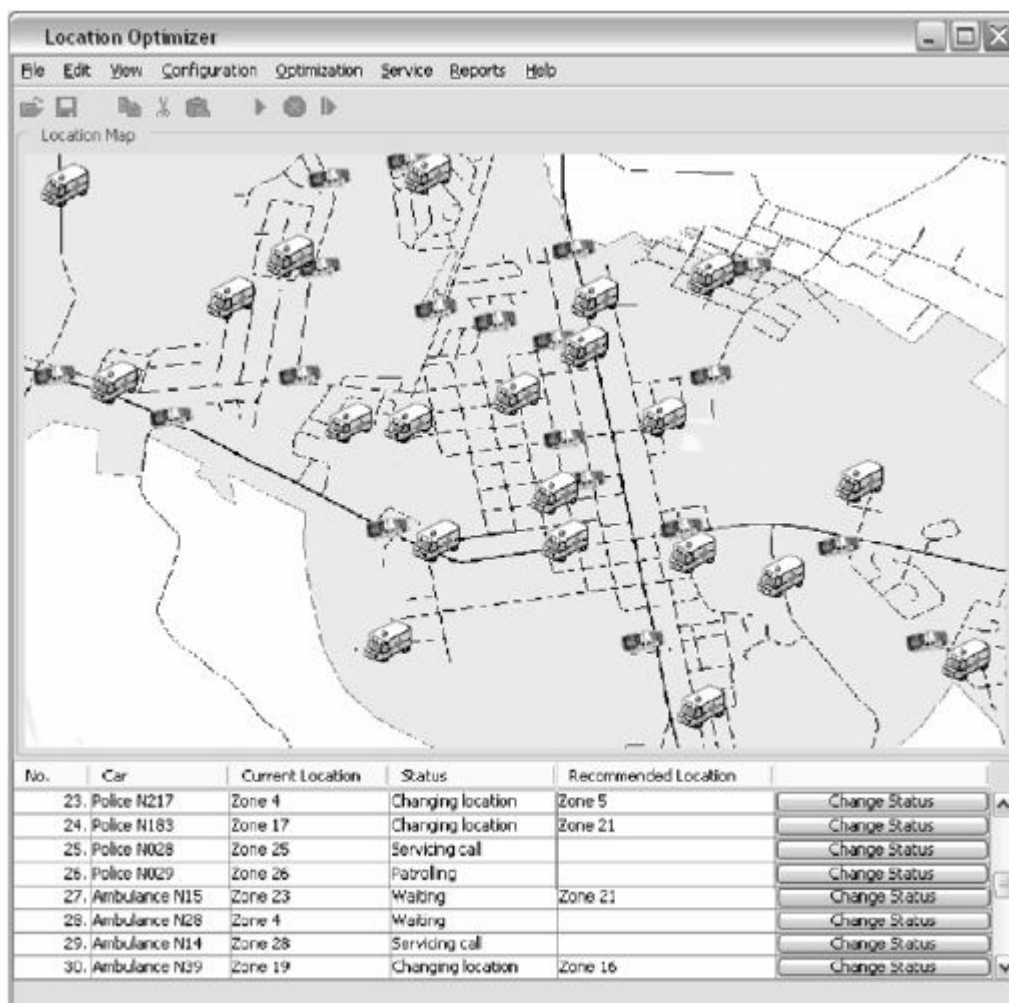
Η μονάδα βελτιστοποίησης για το πρόβλημα αυτό είναι υπεύθυνο για τη σύσταση των καλύτερων τοποθεσιών για τα αυτοκίνητα αντιμετώπισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης. Η σύσταση αυτή γίνεται με βάση τον αριθμό των διαθέσιμων αυτοκινήτων, τις τρέχουσες θέσεις τους, και η έξοδος της μονάδας πρόβλεψης (δηλαδή, τον αριθμό και την κατανομή των προβλεπόμενων περιστατικών έκτακτης ανάγκης). Θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε ένα διάγραμμα ακέραιων για την εκπροσώπηση λύση, με κάθε ακέραιο αριθμό που αντιπροσωπεύει μια ζώνη για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο (δηλαδή, ο πρώτος αριθμός αντιπροσωπεύει μια ζώνη για ένα συγκεκριμένο αυτοκίνητο (δηλαδή, ο πρώτος αριθμός αντιπροσωπεύει τη ζώνη για το πρώτο αυτοκίνητο, ο δεύτερος αριθμός αντιπροσωπεύει τη ζώνη για το δεύτερο αυτοκίνητο, και ούτω καθεξής). Για παράδειγμα, το διάγραμμα:

32	14	9	...	91	57
----	----	---	-----	----	----

αντιπροσωπεύει μία λύση όπου το πρώτο ασθενοφόρο έχει ανατεθεί στην ζώνη 32, το δεύτερο ασθενοφόρο έχει ανατεθεί στην ζώνη 14, και ούτω καθ' εξής, με τα δύο τελευταία ασθενοφόρα να έχουν ανατεθεί για τις ζώνες 91 και 57 αντίστοιχα. Ένας παρόμοιος φορέας μπορεί να αντιπροσωπεύει την εκχώρηση των

αυτοκινήτων της αστυνομίας. Με τη χρήση εξελικτικών αλγορίθμων (που συζητήθηκε στο Κεφάλαιο 6), η μονάδα βελτιστοποίησης μπορεί να εξελίξει λύσεις που βρίσκουν ολοένα και καλύτερα σημεία για τα αυτοκίνητα έκτακτης ανάγκης. Για να αξιολογήσουμε το διάλυμα μιας λύσης, το έργο της αξιολόγησης πρέπει να λαμβάνει υπόψη τον μέσο χρόνο απόκρισης, τον μέγιστο χρόνο απόκρισης, κλπ.

Η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει την τρέχουσα θέση αρκετών αυτοκινήτων έκτακτης ανάγκης. Ο πίνακας στο κάτω μέρος της οθόνης περιέχει την κατάσταση και τις συνιστώμενες ζώνες του κάθε αυτοκινήτου:



Εικόνα 19: Οθόνη δείγματος (5)

Σε αυτή την οθόνη, το αστυνομικό αυτοκίνητο N217 αλλάζει θέση από την ζώνη 4 στην ζώνη 5. Μόλις αυτό το αυτοκίνητο φτάσει στην ζώνη 5, η κατάστασή του θα αλλάξει σε “περιπολικό”. Το αστυνομικό αυτοκίνητο N028 εξυπηρετεί μία

κλήση. Μόλις η κλήση εξυπηρετηθεί, το σύστημα θα συστήσει την καλύτερη ζώνη για περιπολία.

Μία άλλη σημαντική εργασία για το σύστημα είναι να συστήσει τον ελάχιστο αριθμό των ασθενοφόρων και των αυτοκινήτων της αστυνομίας που απαιτούνται για την κάλυψη κάποιων κριτηρίων σε επίπεδο υπηρεσιών. Ο χρήστης καθορίζει τον επιθυμητό χρόνο απόκρισης για διάφορα είδη έκτακτης ανάγκης, και το σύστημα βρίσκει τον ελάχιστο αριθμό των αυτοκινήτων που θα πρέπει να διατηρούνται σε υπηρεσία για την επίτευξη αυτού του κριτηρίου. Στην οθόνη δείγματος παρακάτω, το σύστημα προτείνει τον ελάχιστο αριθμό των αυτοκινήτων για μια συγκεκριμένη ημέρα:

The screenshot shows a window titled "Location Optimizer" with a toolbar containing icons for file operations. The main content area displays the following table:

Optimal Location System - Recommended number of cars on duty										
24 May 2005										
Day	24:00-06:00		06:00-12:00		12:00-18:00		18:00-24:00		Max	
	Police	Ambulance	Police	Ambulance	Police	Ambulance	Police	Ambulance	Police	Ambulance
Monday	32	25	27	22	29	23	36	23	36	25
Tuesday	30	24	25	23	29	24	35	23	35	24
Wednesday	32	25	26	22	31	25	33	25	33	25
Thursday	30	26	25	20	27	21	32	28	32	28
Friday	28	24	23	17	34	24	37	26	37	26
Saturday	37	29	28	23	36	27	39	28	39	29
Sunday	32	28	25	18	29	21	33	22	33	28
Holidays	35	30	26	18	34	28	38	27	38	30
Max	37	30	28	23	36	28	39	28	39	30

Εικόνα 20: Οθόνη δείγματος (6)

Στην έκθεση αυτή, ο μέγιστος αριθμός των αυτοκινήτων της αστυνομίας που απαιτείται για κάθε έξι ώρες είναι 39, ενώ ο μέγιστος αριθμός των ασθενοφόρων είναι 30 (από τις 6 μ.μ.-μεσάνυχτα απαιτούνται 39 αυτοκίνητα της αστυνομίας, και από τα μεσάνυχτα-6 π.μ. απαιτούνται 30 ασθενοφόρα).

Σημειώστε ότι αυτό το πρόβλημα της βελτιστοποίησης περιοχής βρίσκεται σε ένα δυναμικό περιβάλλον, όπου διαφορετικά είδη αλλαγών εμφανίζονται με διαφορετικούς ρυθμούς. Μερικές από τις πιο προβλέψιμες και “κανονικές”

αλλαγές μπορούν να συμβούν σε ωριαία ή εβδομαδιαία βάση (π.χ. αλλαγές στην μορφή κυκλοφορίας λόγω ώρας αιχμής ή αργίας), ενώ οι λιγότερο προβλέψιμες αλλαγές μπορεί να περιλαμβάνουν τις δυσμενείς καιρικές συνθήκες ή τα οδικά έργα. Μερικές αλλαγές μπορεί επίσης να είναι το αποτέλεσμα της τρέχουσας λειτουργίας: Για παράδειγμα, μερικά αυτοκίνητα που εξυπηρετούν ένα συγκεκριμένο περιστατικό μπορεί να αφήσουν κάποιες άλλες ζώνες της πόλης εκτεθειμένες. Επιπλέον, όπως μία πόλη μεγαλώνει - με ορισμένες περιοχές να μεγαλώνουν γρηγορότερα από τις άλλες - η διανομή και η συχνότητα των καταστάσεων έκτακτης ανάγκης αναπόφευκτα θα αλλάξει.

Συνιστώντας με τις καλύτερες τοποθεσίες για αυτοκίνητα αντιμετώπισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης και την διατήρηση του αριθμού τους στο ελάχιστο, ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μπορεί να παρέχει σημαντική εξοικονόμηση.

11.5 Απάτη πιστωτικών καρτών

Ο σκοπός των συστημάτων ανίχνευσης απάτης είναι η αξιολόγηση και ταξινόμηση των χρηματοοικονομικών συναλλαγών. Στην περίπτωση των πιστωτικών και χρεωστικών καρτών, δημιουργήθηκε ένα σύστημα για τον έλεγχο χιλιάδων συναλλαγών ανά δευτερόλεπτο και τη σημαία εκείνων που ενδεχομένως αποσκοπούν στην εξαπάτηση. Σημειώστε ότι ένα σύνολο δοκιμασμένων συναλλαγών μπορεί να χωριστεί σε τέσσερις ομάδες:

1. Αληθή – θετικά. Οι συναλλαγές που ήταν απάτη και που το σύστημα σωστά χαρακτήρισε ως απάτη.
2. Ψευδή – θετικά. Οι συναλλαγές που ήταν νόμιμες, αλλά τις οποίες το σύστημα λανθασμένα χαρακτήρισε ως απάτη.
3. Αληθή – αρνητικά. Οι συναλλαγές που ήταν νόμιμες, αλλά τις οποίες το σύστημα σωστά χαρακτήρισε ως νόμιμες.

4. Ψευδή – αρνητικά. Οι συναλλαγές που ήταν απάτη, αλλά το σύστημα λανθασμένα χαρακτήρισε ως νόμιμα.

Με άλλα λόγια, μια συναλλαγή που έχει χαρακτηριστεί ως απάτη, ονομάζεται θετική, ενώ μια συναλλαγή που έχει χαρακτηριστεί ως νόμιμη είναι αρνητική. Εάν ο χαρακτηρισμός είναι σωστός τότε η συναλλαγή θα είναι αληθής (δηλαδή, σωστά ταξινομημένη), και αν ο χαρακτηρισμός αυτός είναι λάθος, η συναλλαγή θα είναι ψευδής (δηλαδή, λάθος ταξινομημένη). Ο πίνακας που ακολουθεί συνοψίζει τα αποτελέσματα της κατάταξης:

		Δοκιμασμένες συναλλαγές	
		Δόλιο (Θετικό)	Νόμιμο (Αρνητικό)
Δόλιο		Σωστό-θετικό	Λάθος-αρνητικό
Νόμιμο		Λάθος-θετικό	Σωστό-αρνητικό

Πίνακας 8: Αποτελέσματα κατάταξης

Η αποδοτικότητα ενός συστήματος ανίχνευσης της απάτης μπορεί να μετρηθεί με τον αριθμό των σωστών ταξινομήσεων. Είναι σαφές ότι μια τράπεζα θα ήθελε να ελαχιστοποιήσει τον αριθμό των ψευδών θετικών και ψευδών αρνητικών αποτελεσμάτων, ωστόσο τα δύο αυτά μέτρα πολύ συχνά εργάζονται το ένα εναντίον του άλλου. Για παράδειγμα, μπορούμε να μειώσουμε τον αριθμό των ψευδών αρνητικών κάνοντας ένα σύστημα πιο “ύποπτο” (δηλαδή, χαρακτηρίζοντας περισσότερες συναλλαγές ως απάτη), αλλά η αύξηση των σημαιών στις συναλλαγές θα αυξήσει τον αριθμό των ψευδών θετικών (καθώς πολλές από αυτές τις συναλλαγές θα είναι νόμιμες). Επιπλέον, οποιαδήποτε αλλαγή σε αυτά τα δύο μέτρα θα μπορούσε να έχει σημαντικές συνέπειες για μια τράπεζα.

Για να φανεί αυτό το σημείο, ας εξετάσουμε το ακόλουθο παράδειγμα: Μια τράπεζα που χρησιμοποιεί ένα σύστημα ανίχνευσης απάτης που επισημαίνει τις συναλλαγές ως “ύποπτες”, και αργότερα, ένα υποσύνολο αυτών των συναλλαγών έχει χαρακτηριστεί ως απάτη. Τώρα, η τράπεζα μπορεί να μειώσει δραστικά την

απάτη από την επισήμανση όλων των ύποπτων συναλλαγών (δηλαδή, μείωση του αριθμού των ψευδών αρνητικών), αλλά αυτό δεν είναι εφικτό για δύο λόγους:

1. Θα χρειαστεί ένα τάγμα αξιωματικών για την πρόληψη της απάτης για να επανεξετάσει όλες τις συναλλαγές με σημαία.
2. Η τράπεζα θα ενοχλήσει τους πελάτες της, αποκλείοντας πολλές νόμιμες συναλλαγές (δηλαδή, αυξάνοντας τον αριθμό των ψευδώς αρνητικών, καθώς δεν είναι όλες οι συναλλαγές ύποπτες για να γίνουν απάτες.

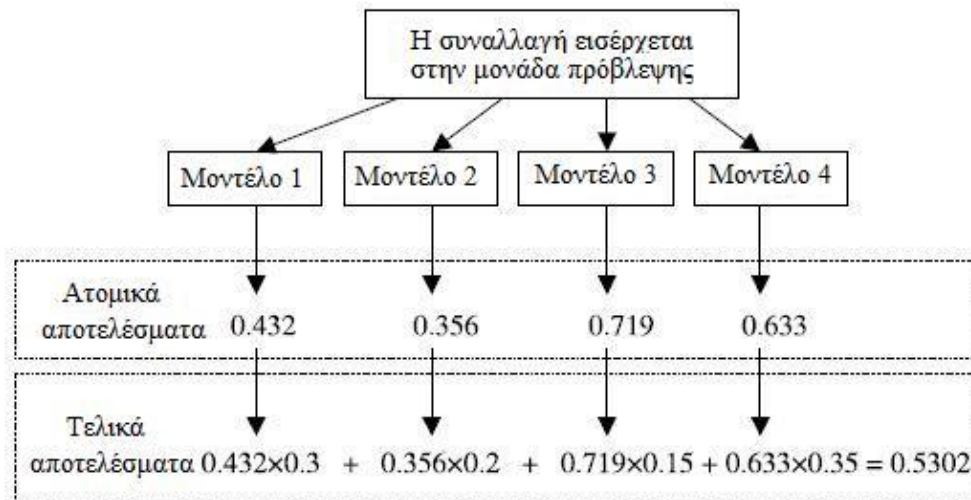
Ως εκ τούτου, το “όριο υποψίας” δεν μπορεί να είναι πολύ υψηλό. Ωστόσο, αν και θα υπάρχουν λιγότερες συναλλαγές για την αναθεώρηση και λιγότερη αναστάτωση για τους πελάτες, όταν το όριο μειώνεται, αυτό μπορεί να οδηγήσει σε αυξημένο αριθμό των ψευδώς αρνητικών (το οποίο θα αυξήσει τις οικονομικές απώλειες της τράπεζας). Το πρόβλημα αυτό επιδεινώνεται από το γεγονός ότι πολλές νέες μορφές απάτης προκύπτουν κάθε χρόνο, και μια τράπεζα δεν μπορεί να τα αναγνωρίσει έως ότου η απάτη συμβεί. Αυτό το πρόβλημα ελαχιστοποίησης του αριθμού των πιστωτικών και χρεωστικών συναλλαγών με κάρτες συναλλαγών που εντοπίστηκαν (σε ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον), είναι ιδανικό για ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας.

Σαφώς, η καρδιά του συστήματος είναι μία μονάδα πρόβλεψης που αποδίδει μία “βαθμολογία υποψίας” σε κάθε συναλλαγή. Γι’ αυτό το περίπλοκο έργο ταξινόμησης, θα ήταν ίσως συνετό να οικοδομήσουμε και να εκπαιδύσουμε πολλά μοντέλα πρόβλεψης και στη συνέχεια να τα συνδυάσουμε μαζί σε μία μονάδα (όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 10.1). Ας ρίξουμε μία πιο προσεκτική ματιά στον πιθανό σχεδιασμό μιας τέτοιας μονάδας πρόβλεψης.

Για να πάρουμε μια απόφαση, η μονάδα πρόβλεψης μπορεί να χρησιμοποιήσει διάφορα μοντέλα που βασίζονται σε διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης. Κάθε μοντέλο αποδίδει μια βαθμολογία υποψίας στο εύρος μεταξύ 0 και 1: όσο υψηλότερη είναι η βαθμολογία, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα ότι η συναλλαγή είναι απάτη. Όταν ένα από τα μοντέλα παράγει μία βαθμολογία για τη συναλλαγή, η ενότητα πρόβλεψης συνδυάζει τότε το σκορ. Κάθε μοντέλο έχει ένα βάρος που αντιπροσωπεύει τη σημασία της πρόβλεψης του, και το άθροισμα όλων των συντελεστών στάθμισης ισούται με 1, επομένως, η συνδυασμένη βαθμολογία υποψίας είναι, επίσης, στην περιοχή μεταξύ 0 και 1. Η τελική

απόφαση της ‘‘απάτης’’ εναντίον ‘‘νόμιμης’’ βασίζεται στο κατά πόσο το σταθμισμένο σκορ είναι μεγαλύτερο από την παράμετρο του ‘‘ορίου υποψίας’’ στο σύστημα.

Το παρακάτω διάγραμμα δίνει ένα παράδειγμα της διαδικασίας πρόβλεψης, η οποία βασίζεται σε τέσσερα μοντέλα και ένα σύστημα ψηφοφορίας (κατά μέσο όρο των βαθμολογιών):



Πίνακας 9: Διαδικασία πρόβλεψης με 4 μοντέλα

Σε αυτό το παράδειγμα, τα τέσσερα μοντέλα έχουν βάρος ίσο με 0.3, 0.2, 0.15, και 0.35, αντίστοιχα. Οι επιμέρους βαθμολογίες συνδυάζονται για να επανέλθουν με την τελική βαθμολογία υποψίας, η οποία είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος.

Τώρα, η μονάδα πρόβλεψης μπορεί να έχει διαφορετικά όρια υποψίας που ορίζουν κατά πόσο μια συναλλαγή πρέπει να υποβάλλεται σε επεξεργασία. Για παράδειγμα, τα όρια μπορεί να είναι:

- Όχι μεγαλύτερη από 0,6 – χορήγηση της άδειας λειτουργίας.
- Μεγαλύτερο από 0.6, αλλά όχι μεγαλύτερο από 0.9 - έγκριση επιχορήγησης, αλλά τη σημαία της συναλλαγής για την πιο πρόσφατη αναθεώρηση από έναν αξιωματικό πρόληψης της απάτης.
- Μεγαλύτερο από 0.9 - άρνηση χορήγησης της άδειας και των πελατών κλήσης.

Η οθόνη δείγματος παρακάτω δείχνει μια λίστα όλων των ύποπτων συναλλαγών (δηλαδή, οι συναλλαγές με το τελικό σκορ μεγαλύτερο από 0.6)⁴² που έχουν ανατεθεί σε αξιωματικό πρόληψης της απάτης για επανεξέταση. Οι ύποπτες συναλλαγές ταξινομημένες κατά φθίνουσα τελική βαθμολογία:

No	Account	Transaction Place	Date	Time	Amount	Score	Description
1.	5246670457029362	Boston, MA	24 May 2005	19:34	\$35.72	982	Mail Order/Telephone Order
2.	3072343087235234	New York, NY	24 May 2005	18:53	\$412.00	974	Point of sale transaction
3.	1385562094204693	Washington, DC	24 May 2005	17:59	\$210.55	973	Mail Order/Telephone Order
4.	0136392934729301	Raleigh, NC	24 May 2005	18:14	\$500.0	964	Cash advance
5.	0865268426496230	Detroit, MI	24 May 2005	18:29	\$29.99	930	Point of sale transaction
6.	6246138628947348	Hampton, MN	24 May 2005	18:21	\$129.95	929	Mail Order/Telephone Order
7.	6023233402347934	Kent, CT	24 May 2005	18:42	\$914.00	912	Point of sale transaction
8.	6396043610403384	Clifton, NJ	24 May 2005	18:12	\$400.0	909	Cash advance
9.	2033423402364923	Pigeon, WV	24 May 2005	19:52	\$82.53	894	Mail Order/Telephone Order
10.	1038423429374920	Linden, IN	24 May 2005	18:28	\$124.31	892	Mail Order/Telephone Order
11.	2093652042394859	Canton, MA	24 May 2005	19:18	\$92.88	840	Point of sale transaction
12.	2347013742094096	Cherokee, AL	24 May 2005	18:05	\$200.00	832	Cash advance
13.	1250503494264239	Eagle, CO	24 May 2005	18:25	\$93.49	812	Mail Order/Telephone Order
14.	2950301994293469	Albuquerque, ...	24 May 2005	18:52	\$122.21	809	Mail Order/Telephone Order
15.	2205423943740623	Bronx, NY	24 May 2005	19:15	\$514.00	805	Point of sale transaction
16.	0236350242984728	Greensboro, NC	24 May 2005	18:36	\$83.29	804	Mail Order/Telephone Order
17.	3104760343949402	Milwaukee, WI	24 May 2005	18:46	\$300.00	802	Cash advance
18.	6013498237402348	Spokane, WA	24 May 2005	18:11	\$38.43	799	Mail Order/Telephone Order
19.	8123652334023603	Davenport, IA	24 May 2005	18:09	\$41.12	793	Point of sale transaction
20.	2016502432494703	Detroit, MI	24 May 2005	18:22	\$83.35	791	Mail Order/Telephone Order
21.	5621299042304904	Buffalo, NY	24 May 2005	18:28	\$80.00	789	Cash advance
22.	0156234997492347	Cincinnati, OH	24 May 2005	19:12	\$35.88	785	Mail Order/Telephone Order
23.	4560134850150994	Tulsa, OK	24 May 2005	18:53	\$82.00	782	Point of sale transaction
24.	3565603492346034	Houston, TX	24 May 2005	18:52	\$76.00	780	Mail Order/Telephone Order
25.	0139926902394834	Austin, TX	24 May 2005	19:12	\$300.00	779	Cash advance
26.	5604293487293560	Arlington, VA	24 May 2005	19:06	\$49.99	770	Point of sale transaction
27.	0650126349218434	Springfield, MA	24 May 2005	19:01	\$500.00	765	Mail Order/Telephone Order

Εικόνα 21: Οθόνη δείγματος (7)

Για τη μέτρηση της αποτελεσματικότητας της μονάδας πρόβλεψης για κάποιο χρονικό διάστημα, το σύστημα μπορεί να υπολογίσει διάφορες αναλογίες απόδοσης με βάση τα μέτρα που συζητήσαμε ωρίτερα σε αυτή την ενότητα:

- Αληθής – θετική αναλογία: Ορθά ταξινομημένες δόλιες συναλλαγές / συνολικό αριθμό των δόλιων συναλλαγών.
- Αληθής – αρνητική αναλογία: Ορθά ταξινομημένες νόμιμες συναλλαγές / συνολικός αριθμός νόμιμων συναλλαγών.

⁴² Η οθόνη εμφανίζει μόνο δεκαδικά ψηφία, έτσι ώστε η βαθμολογία 0.982 εμφανίζεται ως 982.

- Ψευδής – θετική αναλογία: Η λανθασμένη ταξινόμηση νόμιμων συναλλαγών / συνολικός αριθμός των νόμιμων συναλλαγών.
- Ψευδής – αρνητική αναλογία: Η λανθασμένη ταξινόμηση δόλιων συναλλαγών / συνολικός αριθμός δόλιων συναλλαγών.

Η έκθεση του δείγματος παρακάτω δείχνει αυτές τις αναλογίες (μαζί με απόλυτους αριθμούς) για το πρώτο τρίμηνο του έτους:

Month	Fraudulent Transactions	Legitimate Transactions	True Positive		True Negative		False Positive		False Negative	
			Number	Ratio	Number	Ratio	Number	Ratio	Number	Ratio
Jan.	5,276	2,363,893	2,375	45.02%	2,353,805	99.57%	10,088	0.43%	2,901	54.98%
Feb.	5,128	2,263,725	2,788	54.37%	2,251,430	99.46%	12,295	0.54%	2,340	45.63%
Mar.	4,962	2,427,582	2,490	50.18%	2,415,800	99.51%	11,782	0.49%	2,472	49.82%

Εικόνα 22: Παράδειγμα τριμήνου

Αυτή η έκθεση δείχνει ότι η αληθής – θετική αναλογία για τον Ιανουάριο ήταν 45.02%, η οποία σημαίνει ότι κατά τον μήνα Ιανουάριο του συστήματος ταξινομούνται σωστά 45.02% των απατών (2.375 δόλιες συναλλαγές ήταν σωστά ταξινομημένες από έναν συνολικό αριθμό 5.276). Κατά την ίδια χρονική περίοδο, η ψευδής - θετική αναλογία ήταν 0.43%, πράγμα που σημαίνει ότι το σύστημα που ταξινομεί λανθασμένα 0.43% των νόμιμων συναλλαγών κατά το μήνα Ιανουάριο (10.088 νόμιμες συναλλαγές με εσφαλμένους χαρακτηρισμούς από έναν συνολικό αριθμό 2.363.893).

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, μπορεί να είναι επιθυμητό να χρησιμοποιήσει διάφορες μεθόδους πρόβλεψης για το πρόβλημα της ανίχνευσης δόλιων συναλλαγών. Μία από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται για αυτόν τον τύπο προβλήματος βασίζεται σε κανόνες, οι οποίοι ορίζονται και διατηρούνται για την ταξινόμηση των νέων συναλλαγών. Μερικές άλλες ευρέως χρησιμοποιούμενες μέθοδοι για την ανίχνευση της απάτης

περιλαμβάνουν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ασαφή λογική και δέντρα αποφάσεων - τα οποία έχουν όλα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους. Ως ένα τέτοιο παράδειγμα, μια σημαντική ανεπάρκεια των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η αδυναμία τους να παρέχουν μια λογική εξήγηση για το γιατί μια συναλλαγή έχει χαρακτηριστεί ως απάτη. Ωστόσο, τα μοντέλα που βασίζονται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά πολύ γρήγορα, και έτσι η πρόβλεψή τους γίνεται σε ένα κλάσμα του δευτερολέπτου.

Επειδή τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό παράνομων συναλλαγών είναι εκπαιδευμένα και δοκιμασμένα σε ιστορικά δεδομένα, η απόδοση αυτών των μοντέλων πρόβλεψης εξαρτάται από την ποιότητα και την ποσότητα των διαθέσιμων στοιχείων. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο πρόβλεψης που βασίζεται σε δεδομένα των συναλλαγών με πιστωτική κάρτα θα ανιχνεύσει την απάτη κοιτάζοντας το ποσό, τη συχνότητα και τη θέση των συναλλαγών. Αν είχαμε, επίσης, τα πρόσθετα στοιχεία του κατόχου της κάρτας, όπως οι πρόσφατες αλλαγές της διεύθυνσης, η ηλικία, κλπ, τότε θα μπορούσαμε να βελτιώσουμε τις επιδόσεις του μοντέλου.

Για να μπορεί η μονάδα πρόβλεψης να μαθαίνει και να αναγνωρίζει τις νέες μορφές απάτης, όπως αυτές εκτελούνται, μια μονάδα προσαρμοστικότητας είναι απαραίτητη. Για παράδειγμα, ο κανόνας βάσης μπορεί να μεταβληθεί σε τακτά χρονικά διαστήματα (δηλαδή, προσαρμογή των βαρών για μεμονωμένους κανόνες, πτώση των υφιστάμενων κανόνων, την προσθήκη νέων κανόνων), έτσι ώστε ο αριθμός των ψευδών θετικών και ψευδών αρνητικών μειώνεται. Η μονάδα προσαρμοστικότητας είναι επίσης υπεύθυνη για τη διαρκή αναπροσαρμογή των σταθμίσεων των ατομικών προγνωστικών μοντέλων, εξασφαλίζοντας έτσι ώστε τα πιο χρήσιμα (δηλαδή, ακριβή) μοντέλα να ασκούν μεγαλύτερη επιρροή στην τελική πρόβλεψη. Στο προηγούμενο παράδειγμα, τα βάρη αυτά ήταν ίσα προς 0.3, 0.2, 0.15, και 0.35, αντίστοιχα.

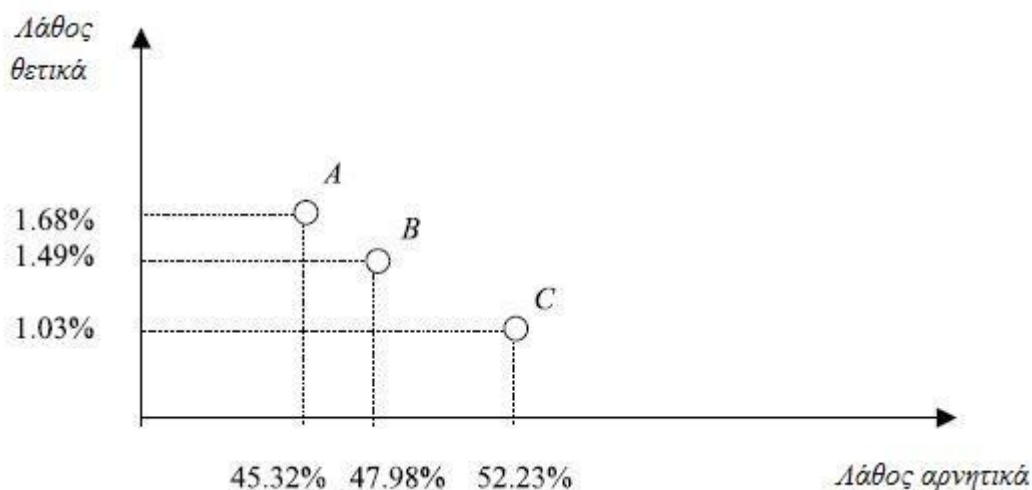
Για το πρόβλημα της ανίχνευσης παράνομων συναλλαγών, η μονάδα βελτιστοποίησης είναι υπεύθυνη να προτείνει τα καλύτερα όρια υποψίας. Θυμηθείτε ότι η μονάδα πρόβλεψης έχει διαφορετικά όρια για το τελικό αποτέλεσμα υποψίας, τα οποία καθορίζουν διάφορες μορφές δράσης:

- Αν το σκορ δεν είναι μεγαλύτερο από α - χορηγούν την άδεια λειτουργίας.

- Αν η βαθμολογία είναι μεγαλύτερη από α , αλλά όχι μεγαλύτερη από β - χορηγούν την άδεια λειτουργίας, αλλά επισημαίνουν την συναλλαγή για μεταγενέστερη αναθεώρηση από έναν αξιωματικό πρόληψης της απάτης.
- Αν η βαθμολογία είναι μεγαλύτερη από β - άρνηση χορήγησης άδειας των πελατών.

Τώρα, ποια είναι τα "καλύτερα" κατώτατα όρια υποψίας; Λοιπόν, αυτό δεν είναι τόσο απλό, καθώς πολλά θέματα θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη. Είναι σημαντικό να ελαχιστοποιηθούν οι απώλειες (ελαχιστοποιώντας έτσι τον αριθμό των ψευδών αρνητικών), αλλά είναι επίσης πολύ σημαντικό να ληφθεί υπόψη η ικανοποίηση του πελάτη (ελαχιστοποιώντας έτσι τον αριθμό των ψευδών θετικών). Όπως αναφέραμε στο Κεφάλαιο 2.4, είναι αρκετά ασυνήθιστο για κάθε πραγματικό παγκόσμιο πρόβλημα των επιχειρήσεων να έχουν μόνο ένα στόχο. Αυτή ακριβώς είναι η περίπτωση εδώ, και έτσι η ανίχνευση της απάτης μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πολύστοχο πρόβλημα βελτιστοποίησης. Ως εκ τούτου, η μονάδα βελτιστοποίησης θα πρέπει να βρει τις βέλτιστες τιμές των α και β (υποθέτοντας δύο όρια στην διαδικασία λήψης αποφάσεων) για την ελαχιστοποίηση ψευδών αρνητικών και ψευδών θετικών αποτελεσμάτων.

Το έργο της μονάδας βελτιστοποίησης είναι να προσδιορίζει ένα σύνολο μη κυριαρχούμενων λύσεων ⁴³ όπως A, B, και C πιο κάτω:



Σχήμα 56: Διάγραμμα μη κυριαρχούμενων λύσεων

⁴³ Για μία συζήτηση σχετικά με τις μη κυριαρχούμενες λύσεις, βλέπε Κεφάλαιο 2.4.

Κάθε μία από αυτές τις λύσεις παράγει κάποιο ποσοστό των ψευδών θετικών και ψευδών αρνητικών αποτελεσμάτων για οριακές τιμές των α και β . Το διάλυμα A παράγει τον χαμηλότερο αριθμό των ψευδών αρνητικών (45,32% έναντι 47,98% και 52,23% για τις λύσεις B και Γ, αντίστοιχα), ενώ η λύση Γ παράγει τον χαμηλότερο αριθμό των ψευδών θετικών αποτελεσμάτων (1,03% έναντι 1,68% και 1,49% για λύσεις A και B, αντίστοιχα). Με βάση τις προτεραιότητες της διοίκησης για την ικανοποίηση του πελάτη και την πρόληψη των ζημιών, η εφαρμογή της λύσης θα καθορίσει τα όρια για α και β .

Χρησιμοποιώντας ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας για την ανίχνευση της απάτης μπορεί να παράγει σημαντική εξοικονόμηση πάνω από ένα στατικό σύστημα βασισμένο σε κανόνες. Η εξοικονόμηση αυτή μπορεί να αποδοθεί στην ικανότητα του συστήματος να προτείνει τα καλύτερα όρια υποψίας για την επισήμανση των συναλλαγών, καθώς και την ικανότητά της να προσαρμόζεται στο συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

Βιβλιογραφία:

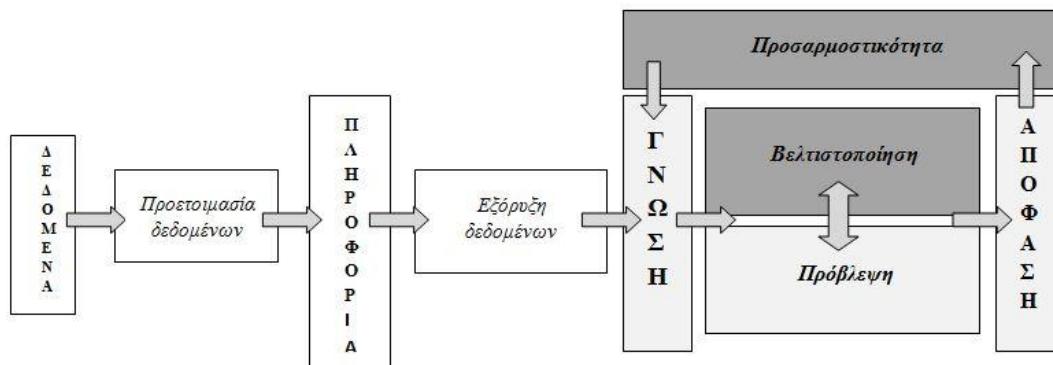
Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.

12 Συμπεράσματα

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, οι οργανισμοί προσπάθησαν να βελτιώσουν την ικανότητα λήψης αποφάσεων τους με τη συλλογή και την αποθήκευση περισσότερων δεδομένων. Η ανάγκη για τη μετατροπή αυτή των αρχικών δεδομένων σε γνώσεις αξιοποιήσιμες έχει τροφοδοτήσει την ανάπτυξη του κλάδου της επιχειρηματικής ευφυΐας, ο οποίος παρέχει εργαλεία λογισμικού για την ανάκτηση, συνοψίζοντας, και την ερμηνεία δεδομένων για τους τελικούς χρήστες. Τα περισσότερα από αυτά τα συστήματα επιχειρηματικής ευφυΐας μπορούν να: (α) έχουν πρόσβαση σε δεδομένα από διάφορες πηγές, (β) να διευκολύνουν τη μετατροπή των δεδομένων σε γνώση, και (γ) την εμφάνιση αυτής της γνώσης μέσα από μια ποικιλία γραφικών εκθέσεων. Αλλά αυτό είναι αρκετό;

Αν και ο κύριος στόχος της επιχειρηματικής ευφυΐας είναι να βοηθήσει τους διαχειριστές να πάρουν πιο γρήγορες και πιο έξυπνες αποφάσεις, οι οργανώσεις τώρα συνειδητοποιούν ότι υπάρχει ένα τεράστιο χάσμα μεταξύ του να έχεις το “δικαίωμα γνώσης” και να καταστεί η “σωστή απόφαση”. Για να απαντήσουμε σε ερωτήματα όπως “Τι πρέπει να γίνει για να αυξήσουν τα κέρδη τους; να μειωθεί το κόστος; και να αυξηθεί το μερίδιο αγοράς;” οι διευθυντές των επιχειρήσεων χρειάζονται κάτι περισσότερο από γραφήματα, διαγράμματα, και αριθμητικές αναφορές. Χρειάζονται συστήματα που να μπορούν να προβλέψουν το μέλλον και να προτείνουν την καλύτερη πορεία δράσης. Για τον λόγο αυτό, το μέλλον του κλάδου των επιχειρηματικών πληροφοριών έγκειται σε συστήματα που μπορούν να προβλέψουν, να βελτιστοποιήσουν, και να προσαρμόσουν - με άλλα λόγια, το μέλλον της βιομηχανίας βρίσκεται στην Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα.

Το παρακάτω διάγραμμα (αντιγραφή από το κεφάλαιο 1) απεικονίζει αυτή την έννοια:



Η δύναμη και η έκκληση των συστημάτων Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας κατοικούν στην ικανότητά τους να απαντήσουν στα δύο θεμελιώδη ερωτήματα πίσω από όλες τις επιχειρηματικές αποφάσεις: Τι είναι πιθανό να συμβεί στο μέλλον; Και ποια είναι η καλύτερη απόφαση αυτή τη στιγμή; Χωρίς αμφιβολία, οι οργανισμοί που μπορούν να απαντήσουν με ακρίβεια σε αυτές τις ερωτήσεις σε σταθερή βάση θα έχουν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα έναντι αυτών που δεν μπορούν. Με τον συνδυασμό πρόβλεψης (Τι είναι πιθανό να συμβεί στο μέλλον;) και βελτιστοποίησης (Ποια είναι η απόφαση αυτή τη στιγμή;) σε ένα σύστημα, οι διευθυντές των επιχειρήσεων μπορούν να φτάσουν σε νέα ύψη στην διαδικασία αποτελεσματικής λήψης αποφάσεων.

Εκτός από την πρόβλεψη και την βελτιστοποίηση, η έννοια της προσαρμοστικότητας είναι επίσης στο επίκεντρο της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Όπως συζητήσαμε στο Κεφ. 1, η προσαρμοστικότητα έχει ήδη εισαχθεί σε πολλά καταναλωτικά προϊόντα, όπως τα κιβώτια αυτοκινήτων, οι τηλεοράσεις, και τα παπούτσια για τρέξιμο. Επειδή αυτά τα προϊόντα μαζικής παραγωγής μπορούν να προσαρμοστούν στις προτιμήσεις του κάθε μοναδικού ιδιοκτήτη, που κερδίζουν γρήγορα τη δημοτικότητα με τους καταναλωτές σε όλο τον κόσμο. Η λογική επέκταση αυτής της τάσης είναι προσαρμοζόμενο λογισμικό: φανταστείτε μια μαζική παραγωγή του συστήματος λογισμικού που μπορεί να προσαρμοστεί στην καθημερινή λειτουργία του κάθε οργανισμού!

Σημειώστε ότι η όλη ιδέα της Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας μιμείται επίσης τον ανθρώπινο εγκέφαλο, γεγονός που καθιστά συνεχώς μια ποικιλία από προβλέψεις (π.χ., "η τιμή της τεχνολογίας σχετίζεται με τα αποθέματα

που θα αυξηθούν" ή "θα υπάρχει λιγότερη κίνηση στους δρόμους σήμερα"), οι αποφάσεις (π.χ., "εγώ θα αγοράσω 10.000 μετοχές μιας εταιρείας τεχνολογίας XYZ" ή "θα κάνω τα ψώνια μου σήμερα"), και αργότερα τροποποιήσεις (π.χ., "αγόρασα πολλές μετοχές της εταιρείας τεχνολογίας Α" ή "θα έπρεπε να είχα κάνει τα ψώνια μου το πρωί, αντί για το απόγευμα"). Έτσι, η Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα αντιμετωπίζει τον πυρήνα του θέματος της Τεχνητής Νοημοσύνης, η οποία είναι πώς να κάνουμε τους υπολογιστές πιο χρήσιμους και έξυπνους.

Σε αυτή τη πτυχιακή, συζητήσαμε με λεπτομέρεια τις μονάδες πρόβλεψης, βελτιστοποίησης, και προσαρμοστικότητας, και είδαμε πως μπορούν να ενσωματωθούν για να δημιουργήσουμε ένα σύστημα Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Πέραν της εξήγησης των αρχών εργασίας πίσω από την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα, αυτή η πτυχιακή χρησιμεύει και ως ένας "υψηλού επιπέδου" οδηγός για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων των επιχειρήσεων. Για το σκοπό αυτό, καλύπτει μια ποικιλία μεθόδων πρόβλεψης και σύγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης (π.χ., εξελικτικοί αλγόριθμοι, προσομοιωμένη ανόπτηση, αναζήτηση ταμπού, ant systems), και εξηγεί πώς μπορούμε να συνδυάσουμε αυτές τις μεθόδους και τεχνικές σε ένα σύστημα. Αν και η λειτουργικότητα των συστημάτων Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας θα εξελιχθεί με την πάροδο του χρόνου, ο στόχος των συστημάτων αυτών θα παραμείνει ο ίδιος: η επίλυση των πραγματικών προβλημάτων των επιχειρήσεων που έχουν σύνθετους περιορισμούς, πολλαπλούς (πιθανόν αντικρουόμενους) στόχους, έναν τεράστιο αριθμό πιθανών λύσεων, και οι οποίες ορίζονται σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Κατά συνέπεια, τα συστήματα αυτά θα εξαρτώνται πάντα από μονάδες για την πρόβλεψη, την βελτιστοποίηση, και την προσαρμοστικότητα.

Λοιπόν, τι μπορούμε να περιμένουμε να δούμε κατά τη διάρκεια της επόμενης δεκαετίας;

Πρώτα απ' όλα, η γνώση που στηρίζει την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα θα γίνει "πρότυπο". Διευθυντές επιχειρήσεων, IT επαγγελματίες, και οι μαθητές θα πρέπει να κατανοήσουν τις μεθόδους και τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία συστημάτων Προσαρμοζόμενης Επιχειρηματικής Ευφυΐας. Πολλά πανεπιστήμια θα θεσπίσουν μαθήματα σχετικά με την Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα, καλύπτοντας θέματα όπως η

ανάσυρσης δεδομένων, οι μέθοδοι πρόβλεψης, οι τεχνικές βελτιστοποίησης, και οι σύγχρονες ευρετικές μέθοδοι.

Στα επόμενα χρόνια, όλο και περισσότερες ερευνητικές εργασίες θα δημοσιευθούν στα περιορισμένα και πολλαπλών στόχων προβλήματα βελτιστοποίησης, και για τα προβλήματα βελτιστοποίησης σε δυναμικά περιβάλλοντα. Αυτό είναι σημαντικό, καθώς τα περισσότερα (αν όχι όλα) πραγματικά προβλήματα των επιχειρήσεων, περιορίζονται πολλαπλοί στόχοι, και στεγάζεται σε ένα χρονικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

Χωρίς καμία αμφιβολία, η επόμενη δεκαετία θα φέρει πολλές προόδους στην Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα και στους συναφείς κλάδους της. Οι προκαταβολές αυτές θα πρέπει να αναφέρονται (με λεπτομέρειες) στα μελλοντικά πρακτικά διεθνών συνεδρίων με Προσαρμοζόμενη Επιχειρηματική Ευφυΐα.

Βιβλιογραφία:

Adaptive Business Intelligence από τους Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt, Matthew Michalewicz και Constantin Chiriac, εκδόσεις Springer ISBN-10 3-540-32928-5, ISBN-13 978-3-540-32928-2, Verlag Berlin Heidelberg 2007.