

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους ανθρώπους που χωρίς τη βοήθεια και τη στήριξη τους δεν ήταν δυνατό να ολοκληρώσω την διπλωματική μου εργασία. Φυσικά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, τον κύριο Δημήτριο Μανωλάκο για την αμέριστη στήριξή του και τον διδάκτορα (συγχαρητήρια Γιώργο!) κύριο Γιώργο Κούζιλο που ήταν δίπλα μου και έκανε ό,τι του ήταν δυνατόν για να με βοηθήσει όπου και όποτε παρουσιαζόταν πρόβλημα. Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς και τους φίλους μου για τη βοήθειά που ασυνείδητα μου προσέφεραν.

*Ευχαριστώ
Χρήστος Ρίζος
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ*

Σύντομη Περίληψη

Η εκβολή αποτελεί μια από τις ευρύτερα χρησιμοποιούμενες τεχνικές, τόσο για τη μορφοποίηση όσο και για την ανάμειξη πολυμερών. Κύριο τμήμα της γραμμής παραγωγής προϊόντων με τη μέθοδο της εκβολής είναι η μήτρα του εκβολέα. Το στόμιο εξόδου της μήτρας εκβολής είναι κυλινδρικό με συμπαγή άξονα στο κέντρο του και ακτινικά στηρίγματα (“αράχνες”) ανάμεσα στην περιφέρεια και τον άξονα. Η ύπαρξη των στηριγμάτων προκαλεί διαχωρισμό του ρευστού και σε συνδυασμό με τις διαφορές ταχύτητας δημιουργούνται ανωμαλίες στο τελικό προϊόν, που έχουν ως αποτέλεσμα μηχανικά αδύναμες περιοχές και συνέπειες στις μηχανικές ιδιότητες του προϊόντος.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι ο βέλτιστος σχεδιασμός της μήτρας για την παραγωγή σωλήνα από πολυαιθυλένιο υψηλής πυκνότητας (HDPE), ώστε να επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ομοιομορφία στην ταχύτητα εξόδου και, συνεπώς, αυξημένη μηχανική αντοχή του πλαστικού σωλήνα.

Ως μεταβλητή εξόδου βελτιστοποίησης της ροής (αντικειμενική συνάρτηση), λαμβάνεται η ταχύτητα του πολυμερικού ρευστού στην έξοδο της μήτρας και επιδιώκεται η μεγιστοποίηση της. Ως παράμετροι βελτιστοποίησης, επιλέγονται συγκεκριμένα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της μήτρας εκβολής. Συνολικά επιλέγονται έξι παράμετροι βελτιστοποίησης, οποίες είναι: το μήκος εξόδου της μήτρας, το μήκος της spline κατά τον X άξονα (X), το μέγιστο ύψος της spline (Y), η θέση του μέγιστου σαν ποσοστό του X (f), η γωνία εκκίνησης της spline a και η γωνία τερματισμού της spline b. Με δεδομένο ότι οι αρχικές και οι οριακές συνθήκες της ροής ποικίλουν κατά την παραγωγική διαδικασία (κατεργαζόμενο υλικό, συνθήκες περιβάλλοντος, πίεση εισόδου στην μήτρα κ.α.), εξετάζονται οι βασικότερες μεταβλητές που αφορούν στην γεωμετρία της μήτρας και επηρεάζουν τη ροή.

Στην εργασία αυτή αρχικά γίνεται μια αναφορά στις σχέσεις που διέπουν τη συμπεριφορά του ρευστού, βάσει των αρχών της Μηχανικής Ρευστών, ύστερα αναφέρονται τα κατασκευαστικά στοιχεία της διάταξης εκβολής και εξηγούνται οι αρχές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και των γενετικών αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται. Η βελτιστοποίηση πραγματοποιείται με χρησιμοποίηση μεθόδων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και Γενετικών Αλγορίθμων.

Τελικά, εξάγονται τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα της διαδικασίας αυτής και παρουσιάζεται η βιβλιογραφία που βοήθησε στο να δημιουργηθεί αυτή η εργασία.

Περιεχόμενα

1. Εισαγωγή	11
1.1. Πολυμερή	11
1.2. Εκβολή	14
1.3. Διάταξη του εκβολέα	15
1.4. Εξοπλισμός του εκβολέα	17
1.4.1. Κοχλίας	17
I. Τύποι Κοχλιών	21
II. Διαστάσεις Κοχλία	25
III. Ανάλυση Ροής σε Μονοκόχλιο Εκβολέα	28
1.4.2. Κύλινδρος του εκβολέα	29
I. Ζώνη Κυλίνδρου με Αυλακώσεις	30
1.4.3. Κινητήρας	30
1.4.4. Κιβώτιο ταχυτήτων	31
1.4.5. Πινάκας ελέγχου	31
1.5. Ο Εκβολέας του Εργαστηρίου	32
1.5.1. Εισαγωγή	32
1.5.2 Ο Εξοπλισμός της Διάταξης	34
I. Τεχνικά χαρακτηριστικά κοχλία	37
1.6. Μήτρα εκβολής με κεφαλή αράχνης	40
1.6.1. Ροή υλικού μέσα από τη μήτρα	44
1.6.2. Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα	45
1.6.3. Αρχές σχεδιασμού κεφαλής με αράχνη	46
1.6.4. Κριτήρια σωστού σχεδιασμού και υλικά για κεφαλές εκβολής	48
Βιβλιογραφία 1 ^{ου} Κεφαλαίου	50

2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	51
2.1. Περιγραφή	51
2.1.1. Γενικά	51
2.1.2. Ο Νευρώνας	52
2.1.3. Πως λειτουργεί ο Βιολογικός Νευρώνας	53
2.1.4. Το μοντέλο McCulloch - Pitts	54
2.1.5. Άλλα διαδεδομένα μοντέλα	56
2.1.6. Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	57
2.1.7. Ταξινόμηση νευρωνικών αλγορίθμων	60
2.2. Λογισμικό Ανάπτυξης Νευρωνικών Δικτύων	61
2.3. Επιλογή νευρώνων	71
2.4. Overfitting	72
2.5. Επεξεργασία αριθμητικών δεδομένων με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	74
2.5.1. Εξαγωγή αριθμητικών δεδομένων	74
2.5.2. Δημιουργία Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου	82
2.5.3. Εξαγωγή επιπλέον τιμών με χρήση Νευρωνικού Δικτύου	85
Βιβλιογραφία 2 ^{ου} Κεφαλαίου	90

3. Γενετικοί Αλγόριθμοι	92
3.1. Βελτιστοποίηση	92
I. Ορισμοί	93
II. Τοπική βελτιστοποίηση	94
III. Καθολική βελτιστοποίηση	95
3.1.1. Θεωρία εξέλιξης των ειδών	98
3.1.2. Πλεονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων	101
3.1.3. Περιοχές εφαρμογής	103
3.2. Κωδικοποίηση	105
3.2.1. Δυαδική κωδικοποίηση	105
I. Μετατροπή ακεραίων	106
II. Προβλήματα	106
3.2.2. Κωδικοποίηση Gray	107
3.2.3. Αναπαράσταση ακεραίων	109
3.2.4. Δεκαδική αναπαράσταση	110
I. Δυαδική κωδικοποίηση	110
II. Άμεση κωδικοποίηση	111
3.2.5. Αλφαβητική αναπαράσταση	112
3.3. Γενετικοί τελεστές	113
3.3.1. Συνάρτηση καταλληλότητας	113
I. Μέγιστος αριθμός μεταβάσεων	114
II. Το πρόβλημα TSP (travelling salesman problem)	114
3.3.2. Επιλογή	116
I. Επιλογή ρουλέτας	116
II. Προβλήματα επιλογής με την χρήση ρουλέτας	116
III. Τεχνικές κλιμάκωσης της καταλληλότητας	117
IV. Επιλογή Tournament	119
V. Ελιτίστικη επιλογή	119

3.3.3. Διασταύρωση	120
I. Πιθανότητα διασταύρωσης	120
II. Διασταύρωση ενός σημείου	121
III. Διασταύρωση δύο σημείων	121
IV. Ομοιόμορφη διασταύρωση	122
V. Δεκαδική διασταύρωση	122
3.3.4. Μετάλλαξη	123
I. Διαδικασία μεταλλάξεως	123
II. Δεκαδική μετάλλαξη	124
3.3.5. Κριτήρια τερματισμού	125
I. Αριθμός επαναλήψεων	126
II. Προσέγγιση στόχου	126
III. Κριτήριο ομοιότητας	127
IV. Διάφορα καλύτερου - χειρότερου	127
3.4. Εύρεση Αντικειμενικής Συνάρτησης	129
3.4.1. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση	129
3.4.2. Polyfitn	130
3.5. Λογισμικό Επεξεργασίας Γενετικών Αλγορίθμων	131
3.5.1. Βελτιστοποίηση Αντικειμενικής Συνάρτησης	135
I. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση	135
II. Polyfitn	135
Βιβλιογραφία 3 ^{ου} Κεφαλαίου	137
4. Συμπεράσματα	139
5. Βιβλιογραφία	141
Παράρτημα Α. MATLAB Code	144
A.1. Δημιουργία, εκπαίδευση και προσομοίωση Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου	144
A.2. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση	149
A.3. Polyfitn	165

1. Εισαγωγή

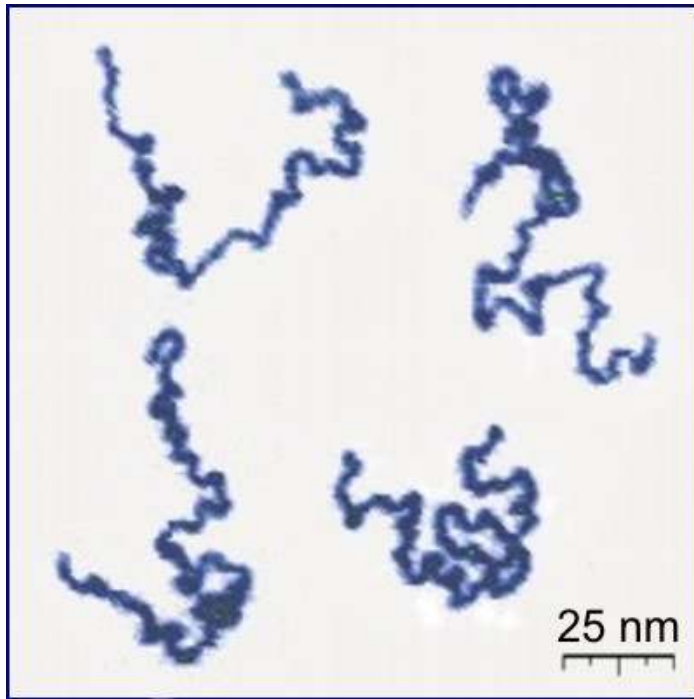
1.1. Πολυμερή

Τα πολυμερή που απαντώνται στη φύση είναι αυτά που προέρχονται από φυτά και ζώα. Τα υλικά αυτά περιλαμβάνουν το ξύλο, το καουτσούκ, το βαμβάκι, το μαλλί, το δέρμα και το μετάξι. Άλλα φυσικά πολυμερή όπως οι πρωτεΐνες, τα ένζυμα, το άμυλο και η κυτταρίνη (κελουλόζη), είναι σημαντικά στις βιολογικές και φυσιολογικές διεργασίες στα φυτά και τα ζώα. Σύγχρονα επιστημονικά ερευνητικά εργαλεία έχουν κάνει δυνατή την εξακρίβωση της μοριακής δομής αυτής της ομάδας υλικών και την ανάπτυξη πολυαρίθμων πολυμερών, τα οποία συντίθενται από μικρά οργανικά μόρια. Στην πραγματικότητα, από τη λήξη του Δευτέρου Παγκοσμίου Πολέμου, στο πεδίο των υλικών έχει ουσιαστικά σημειωθεί επανάσταση με την άφιξη των συνθετικών πολυμερών. Τα συνθετικά, μπορούν να παραχθούν φθηνά, και οι ιδιότητες τους είναι εύκολο να ελεγχθούν σε βαθμό που πολλά να είναι ανώτερα από τα αντίστοιχα φυσικά. Σε πολλές εφαρμογές εξαρτήματα από μέταλλο και ξύλο έχουν αντικατασταθεί από πλαστικά, τα οποία έχουν ικανοποιητικές ιδιότητες και μπορούν να παραχθούν με χαμηλό κόστος. Όπως με τα μέταλλα και τα κεραμικά, οι ιδιότητες των πολυμερών είναι περίπλοκα συνδεδεμένες με τα δομικά στοιχεία του υλικού.

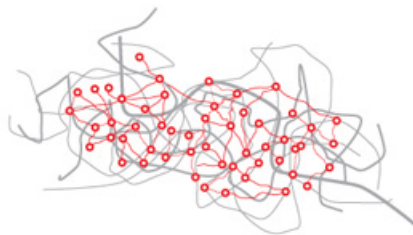
Τα περισσότερα πολυμερή αποτελούνται από πολύ μεγάλα μόρια - αλυσίδες ατόμων άνθρακα, στα οποία συνδέονται διάφορα άτομα ή ρίζες. Τα μακρομόρια αυτά μπορεί να γίνει αντιληπτό ότι αποτελούνται από ομάδες μονομερών, μικρότερες δομικές μονάδες, οι οποίες επαναλαμβάνονται κατά μήκος της αλυσίδας. Κάποια από τα χημικώς απλούστερα πολυμερή είναι το πολυαιθυλένιο, το πολυβινυλοχλωρίδιο και το πολυπροπυλένιο.

Τα μοριακά βάρη των πολυμερών μπορούν να ξεπερνούν το ένα εκατομμύριο. Εφόσον όλα τα πολυμερή δεν είναι όλα του ίδιου μεγέθους, υπάρχει μια κατανομή μοριακών βαρών. Το μήκος των αλυσίδων μπορεί επίσης να διευκρινιστεί με το βαθμό πολυμερισμού, τον αριθμό ομάδων μονομερών ανά μέσο μόριο.

Αρκετά μοριακά χαρακτηριστικά έχουν επίδραση στις ιδιότητες των πολυμερών. Η μοριακή διαπλοκή συμβαίνει όταν οι αλυσίδες λαμβάνουν συνεστραμμένα, περιελιγμένα, ή έκκεντρα σχήματα ή περιγράμματα (contours). Αναφορικά με τη μοριακή δομή, πλέον των υποτακτικών, συντακτικών και τακτικών στερεοϊσομερών και των *cis*- και *trans*- γεωμετρικών ισομερών, είναι δυνατές οι γραμμικές, διακλαδωμένες, διασταυρωμένες, και δικτυωμένες δομές. Στα είδη πολυμερών περιλαμβάνονται τα τυχαίας δομής και τα εναλλασσόμενης δομής, τα μπλοκ και τα συμπολυμερή εμβολιασμού.



Σχήμα 1.1. Μοριακή αλυσίδα πολυμερούς όπως φωτογραφήθηκε από AFM (Atomic Force Microscope)



Σχήμα 1.2. Θερμοσκληρυνόμενο



Σχήμα 1.3. Θερμοπλαστικό

Όταν η συσσώρευση (πακετάρισμα) των μοριακών αλυσίδων είναι τέτοια ώστε να παράγει μια τακτική ατομική διαμόρφωση, λέμε ότι υπάρχει η συνθήκη της κρυσταλλικότητας. Εκτός από τα πλήρως άμορφα, τα πολυμερή μπορούν να εμφανίζουν ουσιαστικά πλήρη και μερική κρυσταλλικότητα. Στη δεύτερη περίπτωση, οι κρυσταλλικές περιοχές διασπείρονται μεταξύ των άμορφων περιοχών. Η κρυσταλλικότητα διευκολύνεται στα απλά από χημικής πλευράς πολυμερή που έχουν κανονική και συμμετρική δομή αλυσίδας. Οι μονοκρυσταλλοί πολυμερών μπορούν να αναπτύσσονται από αραιά διαλύματα σαν λεπτά πλακίδια που έχουν δομή αναδιπλωμένης αλυσίδας. Πολλά ημικρυσταλλικά πολυμερή σχηματίζουν σφαιρουλίτες. Κάθε σφαιρουλίτης αποτελείται από ένα σύνολο κρυσταλλιτών που σχηματίζουν ταινιοειδείς φυλλώδεις δομές αναδιπλωμένης αλυσίδας, οι οποίες αναπτύσσονται ακτινωτά από το κέντρο προς τα έξω. Τα πολυμερή ανάλογα με τον τρόπο μορφοποίησής τους διακρίνονται σε:

- Θερμοπλαστικά ή πλαστομερή ή πλαστικά (thermoplastics)

Αποτελούνται συνήθως από γραμμικά μακρομόρια. Με θέρμανση μαλακώνουν και μετατρέπονται σε ρευστά (χαλάρωση των μοριακών δεσμών), διατηρούν δε την κατάσταση αυτή όσο χρόνο διαρκεί η επίδραση της θερμότητας και στη συνέχεια μπορούν εύκολα να μορφοποιηθούν με άσκηση υψηλών πιέσεων. Η ακολουθούσα απόψυξη αποδίδει στέρεο υλικό. Η όλη διεργασία είναι αντιστρεπτή. Τα θερμοπλαστικά διατίθενται σε υγρή ή στέρεα μορφή. Είναι ευαίσθητα στη θερμοκρασία και τους διαλυτές και παράγονται με πολυμερισμό προσθήκης ή συμπύκνωσης. Τυπικά θερμοπλαστικά πολυμερή είναι: Το πολυαιθυλένιο (PP), το πολυστυρένιο (PS), τα πολυαμιδία (Nylon), τα φθοροπολυμερή κα.

- Θερμοσκληρυνόμενα ή θερμοσταθερά (thermosettings)

Αποτελούνται από μη γραμμικά και σχετικά μικρά μακρομόρια. Με θέρμανση ή υπό πίεση αρχικά μαλακώνουν και μορφοποιούνται, αλλά με περαιτέρω κατεργασία αποκτούν πυκνή δικτυωτή δομή και μετατρέπονται σε σκληρά στέρεα κατά τρόπο μη αντιστρεπτό. Τα θερμοσκληρυνόμενα πλαστικά είναι άμορφα σκληρά στέρεα, άτηκτα και δεν επιδέχονται περαιτέρω κατεργασία, παράγονται δε με πολυμερισμό συμπύκνωσης. Στα εν λόγω πολυμερή συχνά παρατηρείται το φαινόμενο της διόγκωσης (swell).

- Τυπικά θερμοσκληρυνόμενα πολυμερή

Είναι τα φαινολικά πολυμερή (φαινοπλάστες ή βακελίτες), οι ρητίνες κα.

- Ελαστομερή ή ελαστικά (elastomers ή rubbers)

Είναι συνήθως γραμμικά πολυμερή με διακλαδισμένες αλυσίδες. Εμφανίζουν την ιδιότητα της υπερπλαστικότητας, δηλαδή κατά τον εφελκυσμό επιδέχονται πολύ μεγάλη επιμήκυνση και κατά την αποφόρτιση ταχυστάτη πλήρη επαναφορά. Σε πολλά ελαστομερή η διατήρηση της υπερελαστικής συμπεριφοράς διατηρείται σε ευρεία γκάμα αλλαγών θερμοκρασίας και συνθηκών περιβάλλοντος. Τυπικά ελαστικά είναι τα ελαστικά κόμμι, το συνθετικό και φυτικό καουτσούκ, το συνθετικό πολυϊσοπροπένιο, οι σιλικόνες κλπ.

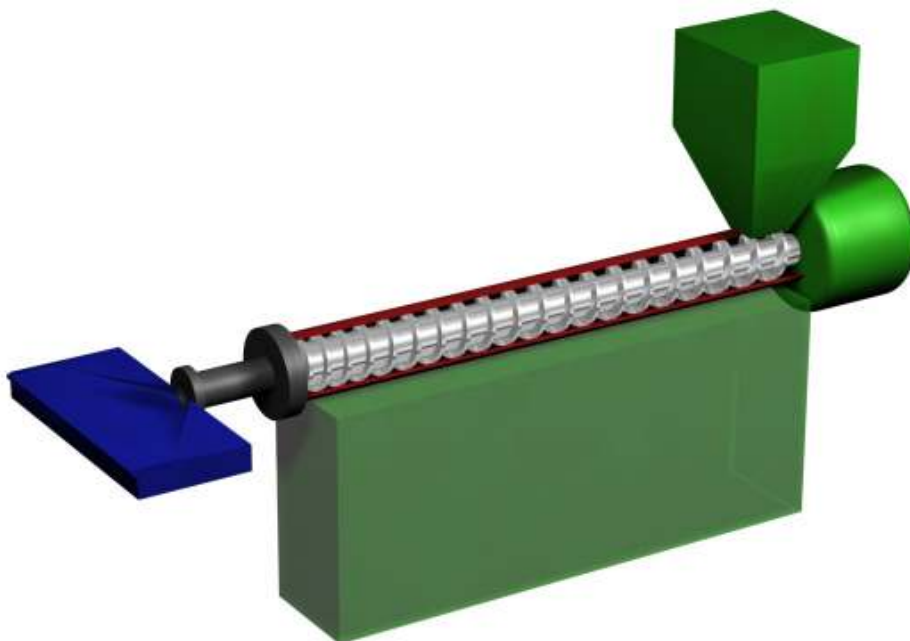
1.2. Εκβολή



Σχήμα 1.4. Γραμμή παραγωγής πλαστικού σωλήνα με την μέθοδο της εκβολής υλικού

Η εκβολή αποτελεί μια από τις ευρύτερα χρησιμοποιούμενες τεχνικές τόσο για τη μορφοποίηση όσο και για την ανάμειξη πολυμερών. Περίπου το 60% των πλαστικών παγκοσμίως μορφοποιούνται με τη μέθοδο αυτή. Στα προϊόντα που μορφοποιούνται με εκβολή ανήκουν οι σωλήνες, ράβδοι, προφίλ (όπως πλαίσια σε παράθυρα), φιλμ, ίνες, μονωμένα καλώδια για ηλεκτρικές εφαρμογές.

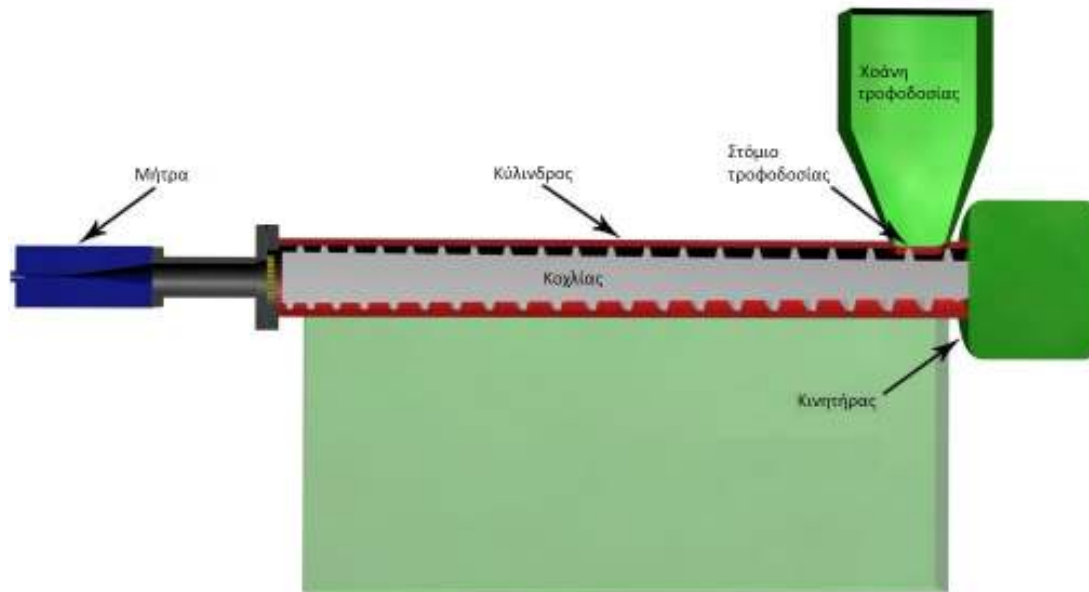
Η λειτουργία ενός εκβολέα συνίσταται στη μετατροπή των στερεών κόκκων του πολυμερούς τροφοδοσίας σε ομογενές τήγμα το οποίο στη συνέχεια προωθείται με ομοιόμορφο ρυθμό σε μια μήτρα. Διακρίνουμε συστήματα εκβολής ενός κοχλία και δύο κοχλίων.



Σχήμα 1.5. Εκβολέας

1.3. Διάταξη του εκβολέα

Ο εκβολέας είναι η μονάδα παροχής τήγματος στη διαδικασία της εκβολής. Παρέχει τήγμα του πολυμερούς σε ομοιόμορφη θερμοκρασία και σύσταση με έναν σταθερό και ελεγχόμενο ρυθμό. Οι μηχανές αυτές εξελιχθήκαν, από τις πρώτες διατάξεις που κάποτε μετέτρεπαν τους εκβολείς ελαστικών, στις συνθέτες μονάδες παραγωγής τήγματος που χρησιμοποιούνται τώρα. Οι περισσότεροι εκβολείς που είναι σε χρήση είναι μονοκοχλιοί (single screw extruders). Οι μηχανές με δυο (twin screw) ή πολλαπλούς κοχλίες (multiple screw) είναι η πιο πρόσφατη εξέλιξη.



Σχήμα 1.6. Διάταξη του εκβολέα

Επίσης υπάρχουν εκβολείς για πιο ειδικές εφαρμογές όπως ο εκβολέας ελαστικού τήγματος (elastic melt extruder) και η γριναζωτή αντλία (gear pump).

Η λειτουργία των περισσότερων εκβολέων γίνεται με την κάθοδο των πολυμερών υπό μορφή κόκκων, σκόνης ή φολιδίων από τη χοάνη τροφοδοσίας στο άνοιγμα μεταξύ του περιστρεφόμενου κοχλία (screw) και του θερμαινόμενου κυλίνδρου (barrel). Το πολυμερές μεταφέρεται προς τα εμπρός, συμπιέζεται και τήκεται και τελικά υπό μορφή τήγματος περνά μέσα από τη μήτρα εκβολής όπου παίρνει το κατάλληλο σχήμα προτού εξέλθει και στερεοποιηθεί με ψύξη στην ατμόσφαιρα.

Ο κοχλίας περιστρέφεται από το σύστημα μετάδοσης κίνησης που αποτελείται από ένα κινητήρα (motor) και ένα κιβώτιο ταχυτήτων (gear box) για τον έλεγχο των στρόφων του κοχλία. Το σύστημα μετάδοσης κίνησης εξασφαλίζει τις απαιτήσεις της διάταξης σε μηχανική ενέργεια.

Η απαιτούμενη μηχανική ενέργεια μιας διάταξης εκβολής αυξάνεται όταν:

- Αυξάνεται η ογκομετρική παροχή εξόδου
- Αυξάνεται η διάμετρος του κυλινδρικού σώματος
- Αυξάνεται το μήκος του κοχλίου και
- Απαιτείται υψηλή ογκομετρική παροχή εξόδου σε υψηλές θερμοκρασίες.

Οι απαιτήσεις σε μηχανική ενέργεια επίσης εξαρτώνται από τον τύπο της πολυμερικής ρητίνης και το σχεδιασμό της μήτρας. Το σύστημα μεταφοράς θερμότητας αποτελείται από θερμαντικά στοιχεία ηλεκτρικής αντίστασης (heating elements), σύστημα ψύξης στην περιοχή της τροφοδοσίας και έναν αριθμό θερμοστοιχείων. Τα θερμοστοιχεία είναι συνδεδεμένα με τους ρυθμιστές θερμοκρασίας οι οποίοι ενεργοποιούν τα θερμαντικά ή ψυκτικά στοιχεία ώστε να διατηρηθεί το επιθυμητό θερμοκρασιακό προφίλ του εκβολέα. Κατά την περιστροφή του ο κοχλίας δέχεται μια ώθηση από το πολυμερικό τήγμα προς το πίσω μέρος του εκβολέα. Για το λόγο αυτό υπάρχουν τα έδρανα αντιθλιψης (thrust bearing) που λειτουργούν για την απόσβεση αυτής της δράσης. Το κύριο σώμα της διάταξης εκβολής αποτελείται από τον κύλινδρο (barrel) και τον κοχλία (screw).

Ο κύλινδρος είναι κατασκευασμένος από ανοξείδωτο χάλυβα και η εσωτερική επιφάνεια είναι ειδικά επεξεργασμένη για να έχει αντίσταση στην τριβή και στη διάβρωση. Η εσωτερική διάμετρος του κυλίνδρου είναι μια σημαντική παράμετρος που καθορίζει το μέγεθος και τη δυναμικότητα του εκβολέα. Με τη βοήθεια του ηλεκτροκινητήρα (motor) ο κοχλίας περιστρέφεται αξονικά μέσα στον κύλινδρο, προωθώντας το πολυμερές που τροφοδοτείται μέσω της χοάνης τροφοδοσίας (hopper).

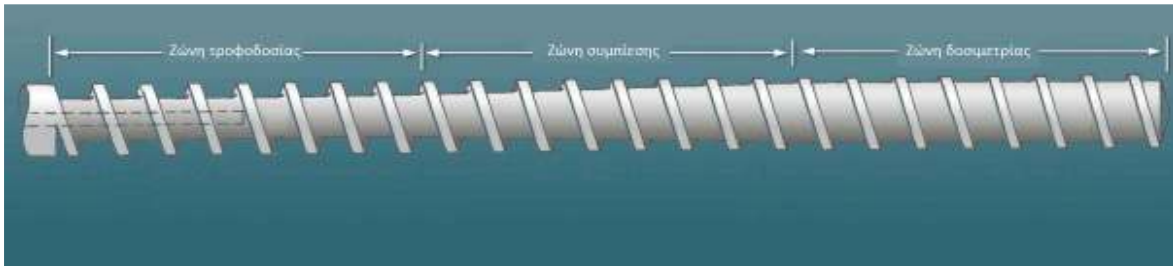
Κατά τη διαδρομή προς την έξοδο το προϊόν τήκεται. Το τήγμα οδηγείται σε μια πλακά όπου βρίσκονται στερεωμένα μεταλλικά δισκία με διάφορα ανοίγματα, που παίζουν το ρόλο του φίλτρου. Συγκρατούν δηλαδή ακαθαρσίες και ξένα σώματα που μπορεί να βρίσκονται μέσα στο πολυμερές. Μετά το φίλτρο, το τήγμα του πολυμερούς οδηγείται στην κεφαλή του εκβολέα και στη συνέχεια βγαίνει από τη μήτρα (die), έχοντας πάρει τη μορφή που επιθυμούμε να κατασκευάσουμε. Πρέπει να σημειωθεί ότι, μετά την έξοδο από τον εκβολέα, το μορφοποιημένο τήγμα του πολυμερούς πρέπει να σταθεροποιηθεί.

Η τήξη συντελείται από τους ακόλουθους μηχανισμούς:

- Με τη μεταφορά θερμότητας από τα θερμαντικά στοιχεία
- Με την διάτμηση η οποία προκαλείται από την κίνηση του κοχλίου

1.4. Εξοπλισμός του εκβολέα

1.4.1. Κοχλίας



Σχήμα 1.7. Κοχλίας εκβολέα

Ο κοχλίας εκτελεί σημαντικές λειτουργίες όπως:

- Μεταφορά ρητίνης μέσα στον εκβολέα
- Μετάδοση της μηχανικής ενέργειας η οποία αποτελεί τμήμα της διαδικασίας τήξης
- Αναμειξη των διαφορετικών πρώτων υλών
- Ανάπτυξη πίεσης στον εκβολέα έτσι ώστε η ρητίνη να εξωθηθεί στη μήτρα

Η διάμετρος του σώματος σημειώνεται σαν D . Η γωνία που σχηματίζει η ελίκωση με έναν άξονα κάθετο προς τον κοχλία ονομάζεται γωνία ελίκωσης (ϕ). Σε πολλούς κοχλίες η ελίκωση προχωρεί σε μια στροφή κατά μήκος ίσο προς τη διάμετρο του “τετραγωνικού βήματος” (squared pitched screw). Αυτό αντιστοιχεί σε γωνία ελίκωσης ίση προς 17.65° . Το διάστημα κατά το οποίο προχωρεί η ελίκωση σε μια πλήρη περιστροφή ονομάζεται "βήμα" (t). Το πέλμα της ελίκωσης είναι η επιφάνεια της που είναι στραμμένη προς το σώμα του συστήματος εκβολής. Το πλάτος του πέλματος και του διάκενου μεταξύ πέλματος και σώματος συμβολίζονται σαν e και δ αντίστοιχα. Το δ είναι τόσο μικρό ώστε οι διάμετροι σώματος και κοχλία μπορούν να θεωρηθούν ότι ταυτίζονται στις περισσότερες εφαρμογές. Το διάκενο που υπάρχει μεταξύ των σπειρών της ελίκωσης ονομάζεται αύλακα. Το πλάτος της αύλακας παρίσταται με w ενώ το ύψος με h . Μια σημαντική παράμετρος η οποία συνδέεται με τον κοχλία είναι ο αδιάστατος λόγος L/D , όπου L το μήκος του κοχλία και D η διάμετρός του. Για τα θερμοπλαστικά ο λόγος αυτός κυμαίνεται συνήθως από 16:1 μέχρι 32:1, ενώ για τα ελαστομερή είναι πολύ μικρότερος και κυμαίνεται μεταξύ 4:1 μέχρι 7:1. Η διάμετρος του κοχλία ποικίλει, με τις τιμές κάτω των 20 mm για τους εργαστηριακούς εκβολείς, ενώ στους βιομηχανικούς εκβολείς η διάμετρος φθάνει τα 750mm. Γενικά όσο αυξάνει το μήκος του κοχλία τόσο αυξάνει η απόδοση της εγκατάστασης ανά μονάδα καταναλισκόμενης ισχύος, καθώς και η ομοιομορφία του τήγματος και η ακρίβεια των διαστάσεων του εξερχόμενου προϊόντος.

Η διάμετρος του κυλίνδρου D_b είναι σταθερή σε όλο το μήκος του εκβολέα ενώ για τη διάμετρο του κοχλίου ισχύει:

$$D_s = D_b - 2\delta$$

Το διάκενο είναι τόσο μικρό ώστε η διάμετρος του κυλίνδρου και η διάμετρος του κοχλίου μπορεί να θεωρηθεί ότι στις περισσότερες περιπτώσεις ταυτίζονται.

$$D_s = D_b = D$$

Στο δοσιμετρικό κοχλίο ενός εκβολέα διακρίνουμε τρία τμήματα: το τμήμα τροφοδοσίας (feed section), το τμήμα συμπίεσης ή τήξης (compression section) και το τμήμα δοσιμετρίας (metering section). Η ακριβής λειτουργία των τμημάτων αυτών αναλύεται παρακάτω.

- Τμήμα Τροφοδοσίας

Η λειτουργία του τμήματος αυτού έχει ως σκοπό την προθέρμανση του πολυμερούς και την μεταφορά του στο επόμενο τμήμα. Το τμήμα τροφοδοσίας χαρακτηρίζεται από σταθερό και σχετικά μεγάλο βάθος αύλακος. Προσοχή πρέπει να δοθεί ώστε το υλικό να μην υπερθερμανθεί πολύ γρήγορα γιατί στην περίπτωση αυτή η ρητίνη θα κολλήσει στον κοχλίο και απλώς θα περιστρέφεται χωρίς να μεταφέρεται στο επόμενο τμήμα. Το τμήμα αυτό σχεδιάζεται με τέτοιο τρόπο ώστε να έχει τη μεγαλύτερη δυνατότητα μεταφοράς στα επόμενα τμήματα του κοχλίου και να μην παρουσιασθεί έλλειψη του υλικού.

- Τμήμα Συμπίεσης ή Τήξης

Κατά μήκος του τμήματος αυτού το βάθος της αύλακος του κοχλίου μειώνεται βαθμιαία με αποτέλεσμα το τμήμα να συμπιέζεται και να εξαναγκάζεται ο εγκλωβισμένος από το πλαστικό αέρας και άλλες πτητικές ουσίες να εξέλθουν από το πολυμερές.

- Τμήμα Δοσιμετρίας

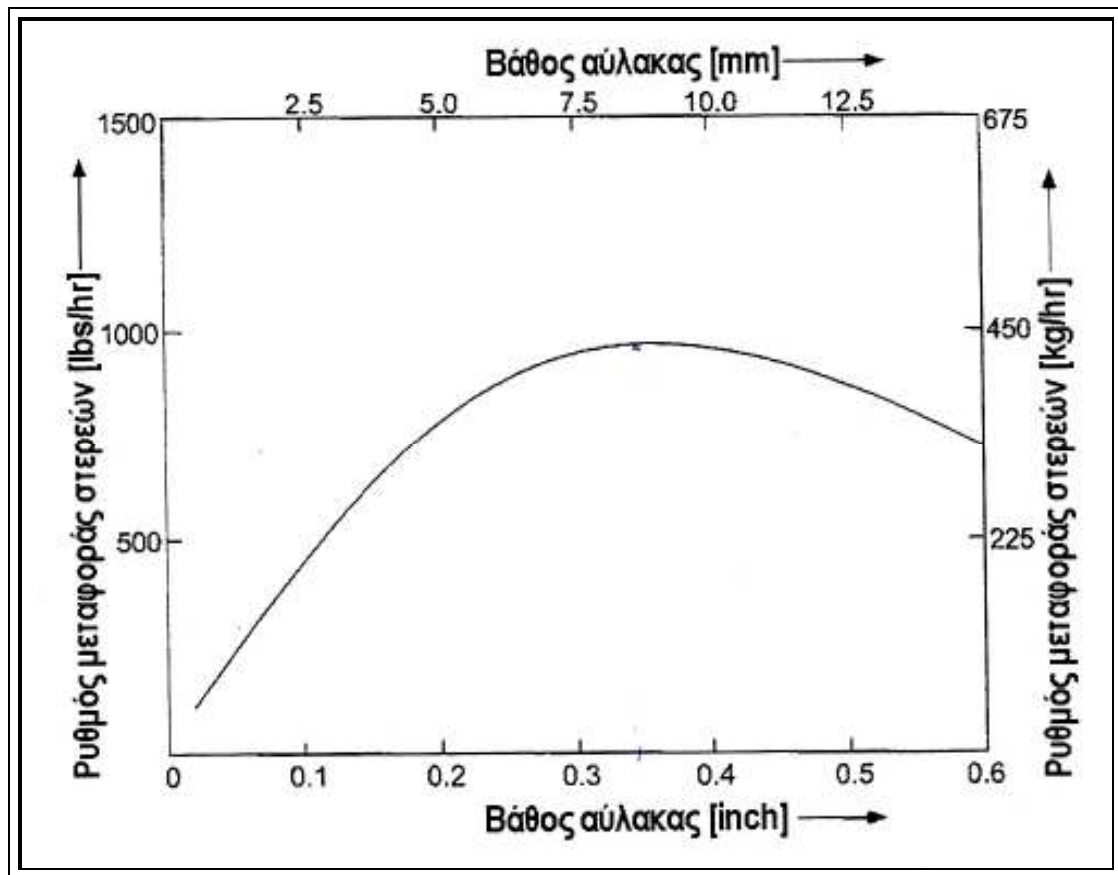
Στο τμήμα αυτό ο κοχλίας χαρακτηρίζεται από σταθερό και πολύ μικρό βάθος αύλακος. Το μικρό βάθος αύλακος επιφέρει την ανάπτυξη υψηλών διατμητικών τάσεων στην ρητίνη με αποτέλεσμα την ολοκλήρωση της τήξης του πολυμερούς. Η ανάπτυξη υψηλών διατμητικών τάσεων στο τμήμα αυτό οδηγεί στην ανάπτυξη πίεσης στο πολυμερικό τήγμα ούτως ώστε να εξωθηθεί προς την έξοδο του εκβολέα. Το τήγμα ομογενοποιείται και με ομοιόμορφη σύσταση, θερμοκρασία και πίεση οδηγείται με σταθερή παροχή στην μήτρα εκβολής. Η συμπίεση του πολυμερούς οφείλεται στην προοδευτική μείωση στο βάθος αύλακος του κοχλίου κατά μήκος του εκβολέα. Μια σημαντική παράμετρος ένας συστήματος εκβολής είναι ο λόγος συμπίεσης (compression ratio) που ορίζεται ως ο λόγος του βάθους της αύλακος στο τμήμα τροφοδοσίας προς το βάθος της αύλακος στο τμήμα δοσιμετρίας.

Βασική απαίτηση για ένα σωστά σχεδιασμένο κοχλία, είναι η διατήρηση σταθερού ρυθμού εξόδου του υλικού, εφόσον και ο χαρακτηρισμός του είναι "δοσιμετρικός κοχλίας".

Η δύναμη τριβής με τα τοιχώματα του κυλίνδρου προστατεύει τα σωματίδια από την ελεύθερη περιστροφή τους με την περιστροφή του κοχλία και επομένως αποτελεί δύναμη προώθησης των στερεών σωματιδίων προς την έξοδο. Η δύναμη τριβής με την επιφάνεια του κοχλία ευνοεί την περιστροφή των σωματιδίων και κατά συνέπεια αποτελεί επιβραδυντική δύναμη στην αξονική μετακίνηση των σωματιδίων. Επομένως στην περίπτωση που η δύναμη τριβής στην επιφάνεια του κυλίνδρου είναι μηδενική, δεν συμβαίνει αξονική μετατόπιση του υλικού προς την έξοδο του εκβολέα. Αντίθετα όταν η δύναμη τριβής στον κοχλία είναι μηδενική έχουμε τη μέγιστη αξονική μετατόπιση των σωματιδίων. Για το λόγο αυτό οι κοχλίες έχουν γυαλισμένες επιφάνειες ενώ τα τοιχώματα των κυλίνδρων φέρουν αυλακώσεις για την σκόπιμη αύξηση της τραχύτητας.

Τέλος, έχει αποδειχθεί ότι ο ρυθμός μεταφοράς των στερεών σωματιδίων εξαρτάται από το βάθος της αύλακος του κοχλία. Για την περιοχή μικρών τιμών, ο ρυθμός μεταφοράς των σωματιδίων αυξάνει με την αύξηση του βάθους αύλακος. Εντούτοις, με περαιτέρω αύξηση του βάθους ο ρυθμός μεταφοράς φτάνει σε μια μέγιστη τιμή. Αναλυτικότερα, αν αυξηθεί το βάθος της αύλακος θα αυξηθούν οι δυνάμεις τριβής στον κοχλία ενώ δεν θα επηρεασθούν οι δυνάμεις που αναπτύσσονται στην επιφάνεια του κυλίνδρου.

Επομένως η δύναμη επιβράδυνσης θα αυξηθεί ενώ η δύναμη προώθησης μένει ίδια, γεγονός που οδηγεί στη μείωση του ρυθμού μεταφοράς των στερεών. Ο συντελεστής τριβής επηρεάζεται από τη θερμοκρασία και επομένως οποιαδήποτε θερμοκρασιακή αλλαγή στον κοχλία ή στον κύλινδρο θα επηρεάσει αντίστοιχα και τις τιμές του συντελεστή τριβής.



Σχήμα 1.8. Μεταφορά στερεών συναρτήσει του βάθους αύλακος για εκβολέα μήκους 75mm και ταχύτητα περιστροφής 100rpm

Έχουν προταθεί εξισώσεις που περιγράφουν την τροφοδοσία στερεών κόκκων σε κοχλίες εκβολέων, απ' όπου εξάγονται τα ακόλουθα υψίστης σημασίας συμπεράσματα:

- Όσο μικρότερη είναι η τριβή μεταξύ κοχλία και κόκκων τόσο ταχύτερη είναι η προώθηση τους
- Όσο μεγαλύτερη είναι η τριβή μεταξύ κόκκων και σώματος του εκβολέα τόσο ταχύτερη είναι η μεταφορά τους
- Η αύξηση στο βάθος αύλακος αυξάνει την εγκάρσια επιφάνεια της και επιφέρει αύξηση στο ρυθμό μεταφοράς των σωματιδίων

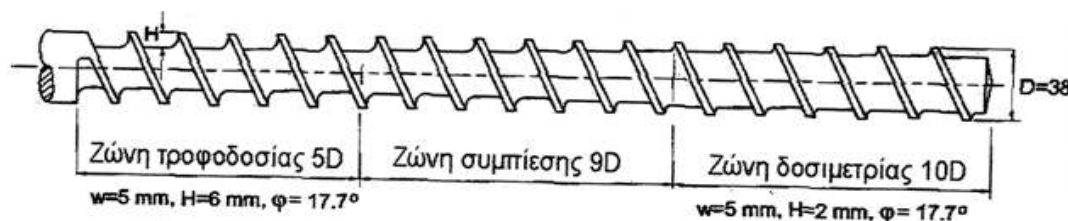
Ο κοχλίας συνήθως κατασκευάζεται άπα κραματομένο χάλυβα (πχ. SAE 4140), με μεγάλη σκληρότητα στις θερμοκρασίες τήξης του υλικού. Οι άκρες των ελικώσεων του κοχλία συνήθως καλύπτονται με κάποιο σκληρό κράμα, για να βελτιωθεί η αντοχή σε φθορά. Ο σχεδιασμός του κοχλία καθορίζεται από τον ρυθμό παραγωγής που απαιτείται και από το εκβαλλόμενο πολυμερές.

I. Τύποι Κοχλιών

Μια επιτυχημένη διαδικασία εκβολής εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το σχεδιασμό του κοχλία. Τα γενικά χαρακτηριστικά ενός τυπικού κοχλία είναι τα εξής:

Συνολικό Μήκος	20D - 30D
Μήκος Τμήματος Τροφοδοσίας	4D - 8D
Μήκος Τμήματος Δοσιμετρίας	6D - 10D
Αριθμός Παράλληλων Ελικώσεων	1
Βήμα Κοχλία	1d (Γωνία Ελίκωσης $\phi = 17.66^\circ$)
Πλάτος Αύλακος	0.1D
Βάθος Αύλακος Τμήματος Τροφοδοσίας	0.15D - 0.2D
Λόγος Βάθους Αύλακος	2 - 4

Σχήμα 1.9. Χαρακτηριστικά τυπικού κοχλία

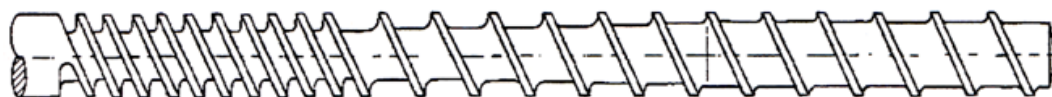


Σχήμα 1.10. Τυπικός κοχλίας εκβολέα

Ο τυπικός κοχλίας έχει αναπτυχθεί τις τελευταίες δεκαετίες κυρίως με εμπειρικό τρόπο και έχει διαπιστωθεί ότι λειτουργεί πολύ καλά με πολλούς και διαφορετικούς τύπους πολυμερών. Για να ικανοποιούνται όσο το δυνατόν πληρέστερα οι συγκεκριμένες απαιτήσεις κάθε διεργασίας εκβολής έχουν γίνει μια σειρά από τροποποιήσεις στο σχεδιασμό της γεωμετρίας του κοχλία.

α. Κοχλίας με Πρόσθετη Έλικά

Στο σχήμα που ακολουθεί παρουσιάζεται ο τυπικός κοχλίας με μια επιπλέον έλικά στη ζώνη τροφοδοσίας. Η πρόσθετη έλικά έχει ως σκοπό να εξομαλύνει τη διακύμανση στην πίεση που προκαλείται από τη διακοπή στην ελεύθερη ροή του υλικού που εισάγεται από τη χοάνη τροφοδοσίας σε κάθε περιστροφή του κοχλία.



Σχήμα 1.11. Τυπικός κοχλίας με επιπλέον έλικά στη ζώνη τροφοδοσίας

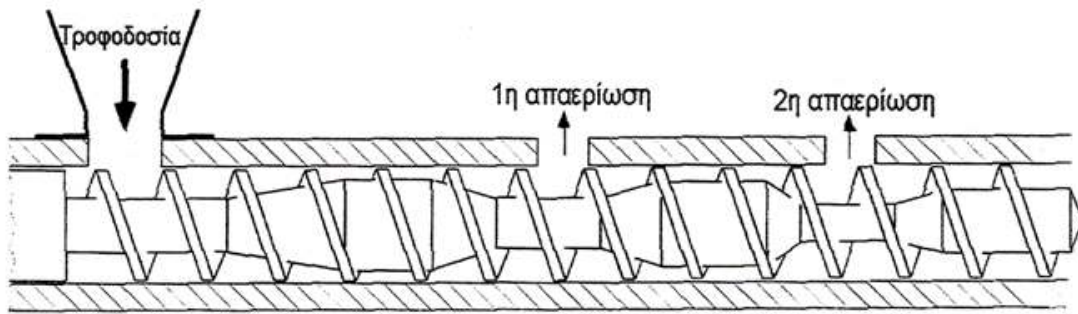
Ένα επιπλέον πλεονέκτημα στη γεωμετρία της διπλής έλικας είναι ότι εξισορροπούνται καλύτερα οι δυνάμεις που ασκούνται στον κοχλία, με αποτέλεσμα να αποφεύγεται η πιθανότητα εκτροπής του κοχλία. Από την άλλη μεριά όμως η επιπλέον έλικα μειώνει την εγκάρσια επιφάνεια της αύλακας ενώ αυξάνει την επιφάνεια επαφής μεταξύ της κλίνης των στερεών σωματιδίων του πολυμερούς και του κοχλία. Σε πολλές περιπτώσεις παρατηρείται διαφοροποίηση στο βήμα της έλικας γεγονός που δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιείται για κάθε ζώνη η βέλτιστη γωνία ελικώσης του κοχλία. Η συνεχής μείωση στο βήμα του κοχλία επιφέρει εγκάρσια συμπίεση στο υλικό μέσα στην αύλακα. Πρέπει να αναφερθεί ότι ο κοχλίας μεταβλητού ελλατούμενου βήματος δεν αποτελεί κοχλία υψηλών αποδόσεων.

B. Απαεριούμενος Κοχλίας

Ο απαεριούμενος κοχλίας είναι μια διάταξη που επιτρέπει τη συνεχή απαερίωση του τήγματος πριν την εξώθησή του στη μήτρα. Η απαερίωση είναι πολύ σημαντική ιδιαίτερα στις περιπτώσεις των υγροσκοπικών πολυμερών καθώς και στις ακόλουθες εφαρμογές:

- Απομάκρυνση ολιγομερών και μονομερών κατά την παραγωγή πολυμερών (PS, HOPE κ.α.)
- Απομάκρυνση παραπροϊόντων αντιδράσεων πολυσυμπύκνωσης (νερό, μεθανόλη) και ολιγομερών από πολυεστέρες και νάιλον
- Απομάκρυνση του αέρα από τα ενισχυμένα πολυμερή
- Απομάκρυνση από το μέσο διασποράς σε πολυμερισμούς διαλύματος, αιωρήματος και γαλακτώματος
- Απομάκρυνση πτητικών ουσιών κατά την ανάμιξη πολυμερών - πρόσθετων

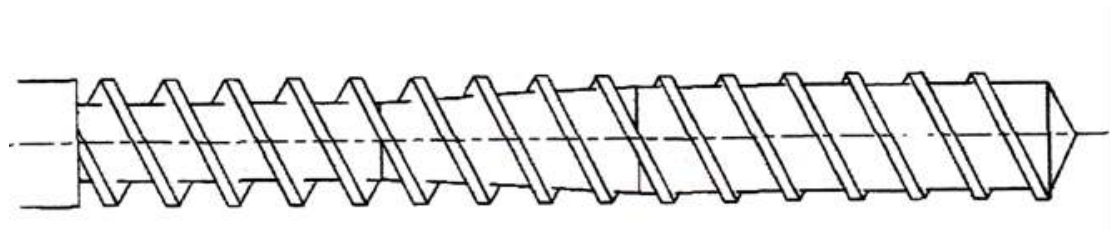
Ο απαεριούμενος κοχλίας αποτελείται από δύο βαθμίδες η οποίες χωρίζονται από την περιοχή απαερίωσης. Στην πρώτη βαθμίδα το πολυμερές παραλαμβάνεται από τη ζώνη τροφοδοσίας, τήκεται, συμπιέζεται και ομογενοποιείται. Στη συνέχεια το πολυμερές περνά από τη ζώνη αποσυμπίεσης όπου η πίεση μειώνεται στην ατμοσφαιρική. Η αποσυμπίεση επιτρέπει και την απομάκρυνση των πτητικών απαερίων μέσω μιας ειδικής εξόδου απαερίωσης που υπάρχει στον κύλινδρο. Το απαεριωμένο τήγμα στη συνέχεια προωθείται προς τη δεύτερη βαθμίδα όπου υπάρχει δεύτερη ζώνη συμπίεσης και ακολουθεί δεύτερη ζώνη δοσιμετρίας όπου το τήγμα ομογενοποιείται και εξωθείται στη μήτρα εκβολής.



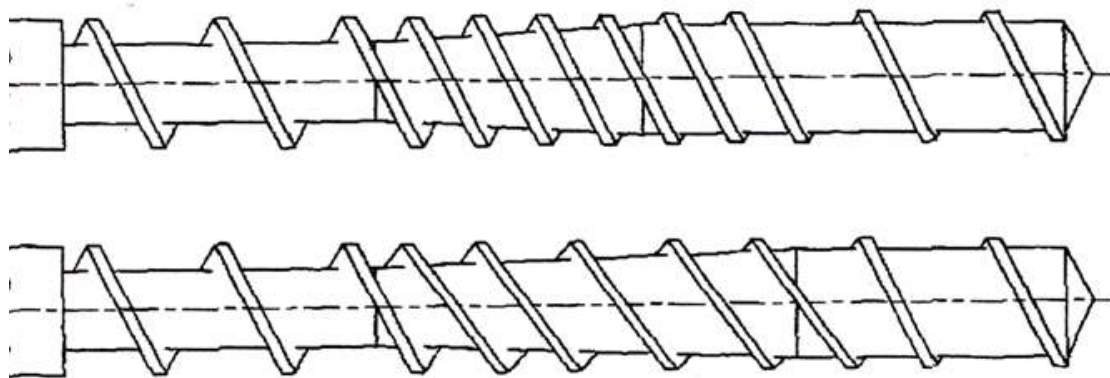
Σχήμα 1.12. Εκβολέας με πολλαπλές ζώνες απαερίωσης

Γ. Κοιλίας Πολλαπλής Έλικας

Υπάρχει πλειάδα γεωμετρικών κοιλιών πολλαπλής έλικας. Όταν η επιπρόσθετη έλικα είναι ίδια με την κύρια έλικα, η γεωμετρία αυτή αναφέρεται ως συμβατικός κοιλίας πολλαπλής έλικας. Η γεωμετρία πολλαπλής έλικας έχει διαφορετική επίδραση στη μεταφορά των στερεών σωματιδίων και στη μεταφορά τήγματος του πολυμερούς. Με την προϋπόθεση ότι η γεωμετρία έλικας είναι αρκετά μεγάλη, η γεωμετρία αυτή βελτιώνει σημαντικά την απόδοση της διαδικασίας τήξης.



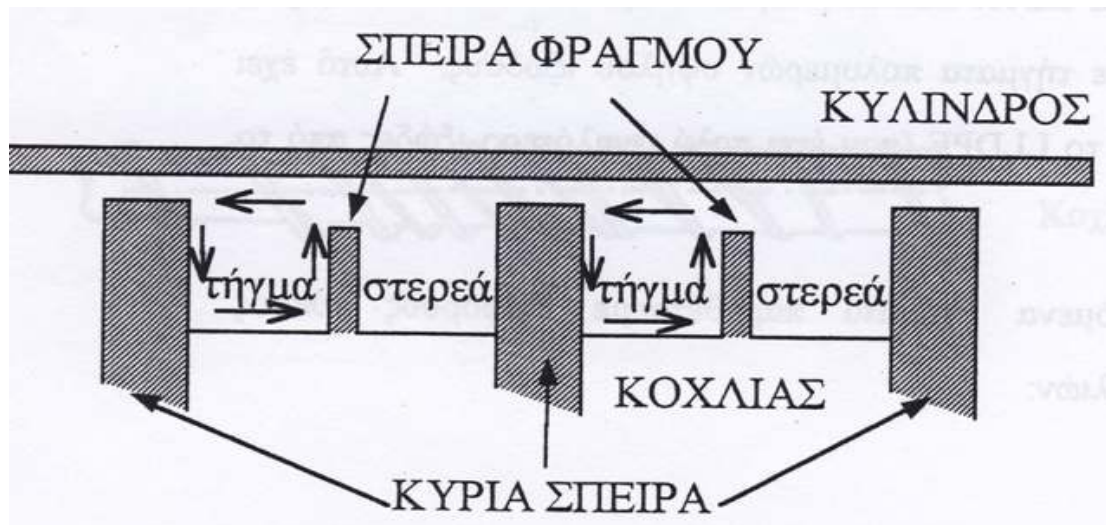
Σχήμα 1.13. Συμβατικός κοιλίας πολλαπλής έλικας



Σχήμα 1.14. Κοιλίες πολλαπλής έλικας για βελτιωμένη τήξη

Γ. Κοχλίας Φραγμού

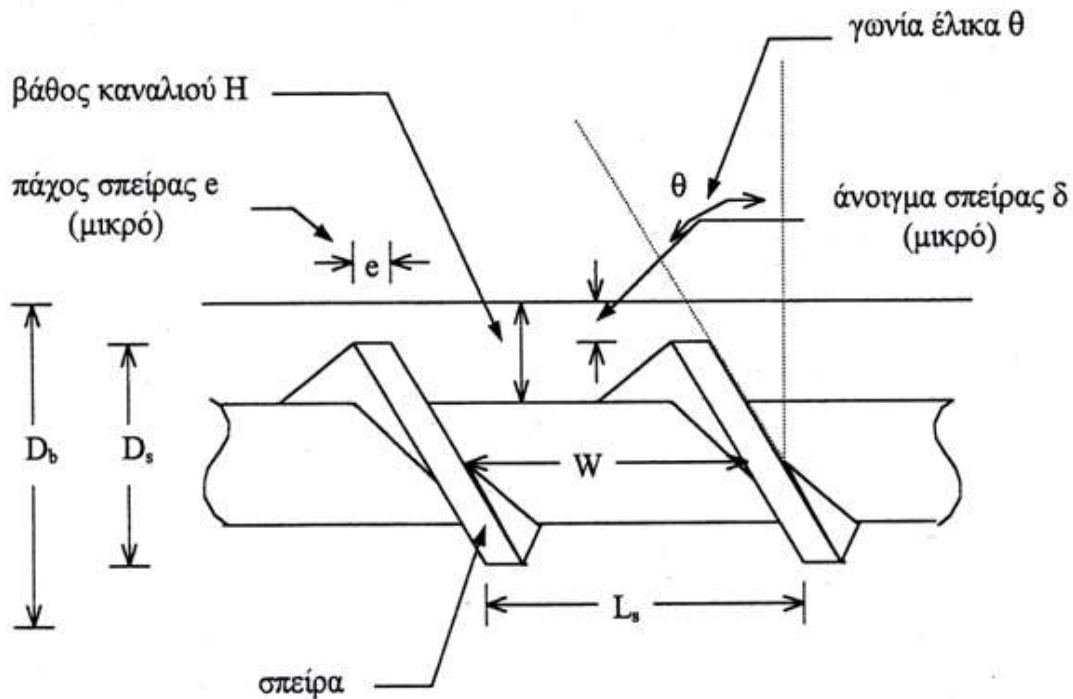
Στην περίπτωση της κατηγορία αυτής η κλίνη στερεών και το τήγμα χωρίζονται από τη σπείρα φραγμού.



Σχήμα 1.15. Κοχλίας Φραγμού

Οι πρώτοι κοχλίες φραγμού χρησιμοποιήθηκαν από την αμερικανική εταιρία UNIROYAL για καουτσούκ και από την ελβετική MAILLEFER για πλαστικά. Λειτουργούσαν με την αρχή της συνεχούς μείωσης του πλάτους των στερεών. Η λειτουργία αυτή οδηγεί σε αυξημένη παροχή τήγματος και καλύτερη ποιότητα αλλά επίσης και σε προβλήματα ευστάθειας. Έχουν αναπτυχθεί διάφορες ευρεσιτεχνίες κοχλίων φραγμού όπως για παράδειγμα ο κοχλίας φραγμού HARTIG BARR όπου το πλάτος της κλίνης των στερεών παραμένει σταθερό, αλλά μειώνεται το βάθος της πριν την έξοδο ενώ αυξάνει το βάθος του καναλιού τήγματος.

II. Διαστάσεις Κοχλία



D_s =διάμετρος κοχλία (στο χείλος της σπείρας)

D_b =διάμετρος κυλίνδρου= $D_s+2\delta$

L_s =βήμα κοχλία ($L_s=\pi D_s \tan\theta$)

W =πλάτος καναλιού ($W=L_s \cos\theta - e = \pi D_s \tan\theta \cos\theta$)

Σχήμα 1.16. Χαρακτηριστικές διαστάσεις κοχλία

D_s = διάμετρος κοχλία

D_d = διάμετρος κυλίνδρου

L_s = βήμα κοχλία ($L_s = \pi D_s \tan\varphi$)

w = πλάτος καναλιού ($W = L_s \cos\varphi - e = \pi D_s \tan\varphi \cos\varphi$)

Συχνά ισχύει $D_s = L_s$ οπότε πρόκειται για τον επονομαζόμενο κοχλία τετραγωνικού βήματος. Τότε $\varphi = 17,65^\circ$ ($\tan\varphi = 1 / \pi$). Έστω αμελητέο άνοιγμα σπείρας δ οπότε

$$D_b = D_s = D$$

Έστω επίσης ότι ο κοχλίας είναι στατικός και ο κύλινδρος περιστρέφεται με ταχύτητα

$$V_b = \pi D N$$

όπου N η γωνιακή ταχύτητα περιστροφής του κοιλία (σε rpm) και Z η κάτω κατεύθυνση του καναλιού. Η συνιστώσα της ταχύτητας στην κάτω κατεύθυνση του καναλιού θα δίνεται από τη σχέση

$$V_{bz} = V_b \cos\phi = \pi D N \cos\phi$$

Η απόσταση z σχετίζεται με την αξονική L από τη σχέση

$$z = L / \sin\phi$$

Για το βήμα t του κοιλία ισχύει

$$t = \pi D \tan\phi$$

Το πλάτος της αύλακος, δηλαδή η κάθετη απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών ελικώσεων δίνεται από τη σχέση

$$W = t \cos\phi - e = t \cos\phi$$

Και με αντικατάσταση έχουμε

$$W = t \cos\phi - e = t \cos\phi = \pi D \sin\phi - e = \pi D \sin\phi$$

ενώ ισχύει

$$z = L / \sin\phi$$

Η ροή λόγω οπισθέλκουσας ισούται με

$$Q_d = \frac{1}{2} V_z H W$$

και η ροή λόγω πίεσης με

$$Q_p = \frac{H^3 W \Delta P \sin\phi}{12 \mu L}$$

οπότε η απλουστευμένη έκφραση για τη ροή του εκβολέα είναι η ακόλουθη

$$Q = \frac{1}{2} \pi^2 D^2 H N \sin\phi \cos\phi - \frac{\pi D H^3 \sin^2\phi \Delta P}{12 \mu L}$$

όπου ΔP η διαφορά πίεσης που αναπτύσσεται στη ζώνη δοσιμετρίας. Στην τελευταία εξίσωση δεν λαμβάνεται υπόψιν το πλάτος του πέλματος της έλικας e το οποίο θεωρείται πολύ μικρό σε σχέση με το πλάτος της αύλακος.

Εάν το άνοιγμα δ μεταξύ σπείρας του κοχλίου και του κυλίνδρου δεν είναι αμελητέο, πρέπει να αφαιρέσουμε το ποσό της παροχής διαφυγής (leakage flow) που εύκολα αποδεικνύεται ότι είναι

$$Q_L = \frac{\pi D^2 \delta^3 \tan \theta \Delta P}{12 \mu e L}$$

Επομένως η εξίσωση παροχής γράφεται τελικά

$$Q = \frac{1}{2} \pi^2 D^2 H N \sin \theta \cos \theta - \frac{\pi D H^3 \sin^2 \theta \Delta P}{12 \mu L} - \frac{\pi D \delta^3 \tan \theta \Delta P}{12 \mu L}$$

Φυσικά τα πολυμερικά τήγματα είναι ρευστά διατμητικής λέπτυνσης, επομένως πρέπει να χρησιμοποιήσουμε κάποιο ισοδύναμο νευτωνικό ιξώδες για την εκτέλεση των υπολογισμών. Στην πράξη όμως μετά τον εκβολέα ακολουθεί η μήτρα μορφοποίησης. Άρα η εκροή από τον εκβολέα είναι εισροή για τη μήτρα. Δηλαδή

$$Q_{\text{εκβολέα}} = Q_{\text{μήτρας}}$$

Σε μήτρα κυκλικής διατομής ακτίνας R και μήκους L_d για νευτωνικό ρευστό και ισοθερμοκρασιακές συνθήκες, η ογκομετρική παροχή και η πτώση πίεσης δίνονται από την εξίσωση Haagen - Poiseuille

$$Q = \frac{\pi R^4 \Delta P}{8 \mu L_d}$$

Στην περίπτωση μήτρας με μορφή σχισμής η ογκομετρική παροχή δίνεται από την σχέση

$$Q = \frac{w h^3 \Delta P}{8 \mu L_d}$$

όπου w το πλάτος και h το άνοιγμα της μήτρας. Η σχισμή μπορεί να είναι ευθεία (παραγωγή επίπεδων φύλλων) ή κυκλική (παραγωγή σωλήνων). Στην τελευταία περίπτωση αντί για το πλάτος της μήτρας w , χρησιμοποιείται μια μέση περιφέρεια.

III. Ανάλυση Ροής σε Μονοκόχλιο Εκβολέα

Στην κλασική μηχανική των ρευστών, οι επονομαζόμενες στροφοδυναμικές (φυγόκεντρες) αντλίες δημιουργούν πίεση μετατρέποντας την κινητική ενέργεια του περιστρεφόμενου στροφείου. Οι αντλίες αυτές δεν λειτουργούν με ρευστά υψηλού ιξώδους όπως τα τήγματα πολυμερών. Η αρχή του Bernoulli ($V^2 / 2g + P / \rho g = ct$) δεν ισχύει για ρευστά υψηλού ιξώδους επειδή η κινητική ενέργεια είναι αμελητέα. Σε ροή τηγμάτων πολυμερών έχουμε ισορροπία δυνάμεων πίεσης και ιξωδών τάσεων. Θα προσπαθήσουμε λοιπόν να παράγουμε πίεση από τάσεις. Το ρευστό σε οπισθέλκουσα ροή σύρεται από την κινούμενη πλάκα και αν το ένα άκρο είναι μερικά κλειστό τότε κάποια ποσότητα ρευστού θα συνεχίσει να κινείται οπότε θα έχουμε παραγωγή πίεσης. Η παραγωγή πίεσης μας παραπέμπει σε αντλία όπου η πλάκα άπειρου πλάτους θεωρητικά αποτελεί τον κυλινδρικό αγωγό και το "ρηχό" κανάλι με τον ελιγμό και την στροφή του παίζει το ρόλο του κοχλίου, οπότε έχουμε εκβολέα τήγματος τύπου κοχλίου.

1.4.2. Κύλινδρος του εκβολέα

Η εσωτερική κυλινδρική επιφάνεια του σώματος ενός εκβολέα αποτελεί αφενός μια επιφάνεια για ανάπτυξη διάτμησης και αφετέρου για μετάδοση θερμότητας. Ο λόγος του μήκους προς τη διάμετρο (L/D) είναι μια σημαντική παράμετρος σχεδιασμού. Σαν μήκος θεωρείται το ενεργό, δηλαδή η απόσταση από το χωνί τροφοδοσίας μέχρι το φίλτρο, ενώ σαν διάμετρος θεωρείται η εσωτερική διάμετρος του κυλίνδρου. Ο λόγος L/D είναι ενδεικτικός της διατιθέμενης επιφάνειας για εναλλαγή θερμότητας και ανάμειξης που πρέπει να υποστεί το πολυμερές. Οι συνηθισμένοι λόγοι L/D σε εκβολείς για θερμοπλαστικά υλικά κυμαίνονται από 16/1 μέχρι 24/1. Το σώμα ενός εκβολέα μπορεί να θερμαίνεται με ηλεκτρικές αντιστάσεις ή με επαγωγικό ρεύμα, είναι όμως δυνατόν να θερμαίνεται και μέσω κελύφους που κυκλοφορεί λαδί ή άλλο θερμαντικό ρευστό. Η ηλεκτρική θέρμανση έχει το πλεονέκτημα της γρήγορης απόκρισης, του θερμοκρασιακού ελέγχου κατά ζώνες και δεν συνεπάγεται περιορισμούς ως προς το ύψος της επιθυμητής θερμοκρασίας όπως συμβαίνει με το ρευστό. Επιπλέον τα ηλεκτρικά στοιχεία θέρμανσης μπορούν να κατασκευαστούν σε μεγάλη ποικιλία μεγθών, σχημάτων και ηλεκτρικής ισχύος.

Οι εκβολείς που θερμαίνονται με ηλεκτρικά στοιχεία μπορούν να ψύχονται με κυκλοφορία αέρα ή νερού. Η απομάκρυνση θερμότητας είναι βασική απαίτηση, όταν υπάρχουν κίνδυνοι από την υπερθέρμανση της ρητίνης λόγω τριβών. Οι μηχανές με μεγαλύτερο μήκος έχουν και μεγαλύτερη επιφάνεια ανταλλαγής θερμότητας και προτιμώνται για πιο δύστηκτα πολυμερή. Στους περισσότερους κυλίνδρους ανοίγονται κάθετες οπές για θερμοστοιχεία (thermocouples) που ανιχνεύουν και ελέγχουν τη θερμοκρασία τους. Οι κύλινδροι σχεδιάζονται για ελάχιστη διαστολή στη μέγιστη πίεση λειτουργίας τους, η οποία είναι 5000psi (34,45MPa), και έχουν ελαχιστη πίεση θραύσης 10000psi (68,9MPa). Οι φλάντζες μπορούν να προσαρμοστούν στον κύλινδρο με βίδες ή με shrink and wedge συνδέσμους σχεδιασμένους να παραλαμβάνουν την εσωτερική πίεση των κυλίνδρων. Οι κύλινδροι κατασκευάζονται από χοντρό κραματωμένο χάλυβα. Είναι πλέον καθιερωμένο ο κύλινδρος να επενδύεται με σκληρό κράμα με βάση το κοβάλτιο, για να τον κάνει ανθεκτικό στην τριβή και στις χημικές αντιδράσεις. Υπάρχουν μερικοί κύλινδροι που φτιάχνονται από χάλυβα που μπορεί να σκληρυνθεί με νιτριδίωση (εναζώτωση). Οι νιτριδιωμένοι κύλινδροι έχουν μικρότερη διάρκεια ζωής από τους επιμεταλλωμένους. Μερικά υλικά είναι πολύ διαβρωτικά και απαιτούν κυλίνδρους από ειδικά κράματα όπως Hastelloy ή Z-nickel. Οι απαιτήσεις ακρίβειας του κυλίνδρου είναι ότι το ολικό σφάλμα ευθυγράμμισης μετά από όλες τις μηχανουργικές κατεργασίες πρέπει να είναι μικρότερο από το μισό της απόστασης κυλίνδρου - κοχλία. Αυτό κυμαίνεται από 0,002 για μηχανές 2 ιντσών (5,08 cm) έως 0,01 για μηχανές 6 ιντσών (15,24 cm). Στις σύγχρονες μηχανές οι κύλινδροι είναι εξοπλισμένοι με έναν αεραγωγό για να εξαερίζεται το πολυμερές. Ο αεραγωγός μπορεί να ταπώνεται όταν ο εξαερισμός δεν είναι απαραίτητος.

I. Ζώνη Κυλίνδρου με Αυλακώσεις

Όπως αναφέρθηκε η μεταφορά των στερεών σωματιδίων μπορεί να βελτιωθεί με την αύξηση της τραχύτητας της εσωτερικής επιφάνειας του κυλίνδρου. Η απαίτηση για μεγάλο συντελεστή τριβής οδήγησε στη δημιουργία αυλακώσεων, με κατάλληλη μηχανουργική κατεργασία στα τοιχώματα του κυλίνδρου. Διαπιστώθηκε δε ότι η δημιουργία αυλακώσεων στα τοιχώματα του κυλίνδρου:

- Βελτιώνει την ογκομετρική παροχή εξόδου του εκβολέα
- Βελτιώνει τη σταθερότητα της διεργασίας εκβολής
- Μειώνει την ευαισθησία της ογκομετρικής παροχής στις μεταβολές της πίεσης
- Συνδράμει στην επεξεργασία πολυμερών υψηλού μοριακού βάρους

Το μήκος του κυλίνδρου που φέρει αυλακώσεις εκτείνεται από 3D - 5D από την είσοδο της τροφοδοσίας. Το βάθος των αυλακώσεων μειώνεται γραμμικά και μηδενίζεται στο τέλος της ζώνης. Για να αποφευχθεί η απότομη ανάπτυξη θερμότητας λόγω τριβής στη ζώνη αυτή είναι απαραίτητο να υπάρχει στην επιφάνεια του κυλίνδρου σύστημα ψύξης. Τέλος, στα μειονεκτήματα της χρήσης κυλίνδρων με αυλακώσεις συγκαταλέγονται η ανάπτυξη υψηλών τάσεων και φθοράς λόγω τριβής όπως επίσης και η συσσώρευση υλικού στις αυλακώσεις.

1.4.3. Κινητήρας

Ένας εκβολέας πρέπει να περιλαμβάνει έναν κινητήρα ρυθμιζόμενης ταχύτητας περιστροφής, εφ' όσον απαιτείται λειτουργία με διαφορετικούς ρυθμούς παραγωγής και πολυμερή διαφόρων χαρακτηριστικών επεξεργασίας. Για την ρύθμιση της ταχύτητας εφαρμόζονται τόσο μηχανικά όσο και ηλεκτρικά συστήματα.

- Μηχανικά: Για μηχανική ρύθμιση μπορούν να χρησιμοποιηθούν συστήματα τροχαλίας - ιμάντα. Η μηχανική ρύθμιση εφαρμόζεται σε εκβολείς που απαιτούν ισχύ κινητήρα άνω των 25HP.
- Ηλεκτρικά: Υπάρχουν δύο τρόποι ηλεκτρικής ρύθμισης της ταχύτητας. Ο ένας εφαρμόζει κινητήρα συνεχούς ρεύματος μεταβλητής ταχύτητας και ο άλλος κινητήρας εναλλασσομένου σε συνδυασμό με μια μαγνητική αρπαγή.

Και οι δύο παραπάνω τρόποι δίνουν ακρίβεια στη ρύθμιση για μεγαλύτερο εύρος ταχυτήτων απ' ότι οι μηχανικά ρυθμιζόμενοι κινητήρες.

1.4.4. Κιβώτιο ταχυτήτων

Τα κιβώτια ταχυτήτων που χρησιμοποιούνται στους μονοκοχλιους εκβολεις είναι εδώ και πολλά χρονιά, σχεδόν αποκλειστικά, μονάδες άμεσης μετάδοσης (direct drive units) πάρα μειωτήρες ατέρμονα κοχλία (wormgear reducers). Τα γρανάζια έχουν είτε ελικοειδή οδόντωση, είτε τύπου ψαροκόκαλου (herringbone type) για ελαχίστη φθορά κατά τη μέγιστη μεταφορά ροπής. Τα κιβώτια ταχυτήτων είναι σταθερά ρυθμισμένα καθώς οι εκβολεις λειτουργούν γενικά για εβδομάδες χωρίς διακοπή. Οι σχέσεις μετάδοσης των κιβωτίων κυμαίνονται από 6:1 έως 12:1 ανάλογα και με τη βασική ταχύτητα του κινητήρα και τις απαιτήσεις ροπής για το κατεργαζόμενο πολυμερές. Τυπικές κλίμακες ταχύτητας του κοχλία είναι 2-35rpm, 10-90rpm, 15-150rpm, ενώ υπάρχουν και άλλες για ειδικές περιπτώσεις. Μηχανές που είναι σχεδιασμένες για να λειτουργούν με ποικιλία πολυμερών έχουν εναλλάξιμα κιβώτια ταχυτήτων. Αλλάζοντας θέση ή αντικαθιστώντας τα γρανάζια, η σχέση μετάδοσης μπορεί να αλλάξει από μια τιμή που παρέχει υψηλή ταχύτητα και μέτρια ροπή σε μια που δίνει χαμηλή ταχύτητα και υψηλή ροπή. Είναι πάντα ευνοϊκότερο να χρησιμοποιείται το κιβώτιο ταχυτήτων στην κλίμακα όπου ο κινητήρας λειτουργεί σε υψηλότερες ταχύτητες, τόσο για καλύτερο έλεγχο, όσο και για πιο αποδοτική λειτουργία του κινητήρα.

1.4.5. Πινάκας ελέγχου

Τα όργανα ελέγχου για τον κινητήρα και για τη θερμοκρασία του κυλίνδρου είναι τοποθετημένα σε μια καμπίνα (control cabinet). Μερικές φορές η καμπίνα είναι ανεξάρτητη μονάδα τοποθετημένη κοντά στον εκβολέα, αλλά τελευταία συνηθίζεται να προσαρμόζεται στην ίδια βάση με τον εκβολέα. Τα χειριστήρια ελέγχου της θερμοκρασίας μπορούν να επιλεχτούν ανάμεσα σε διάφορους τύπους ανάλογα με τις ανάγκες της μηχανής και τον βαθμό πολυπλοκότητας της εγκατάστασης παραγωγής.

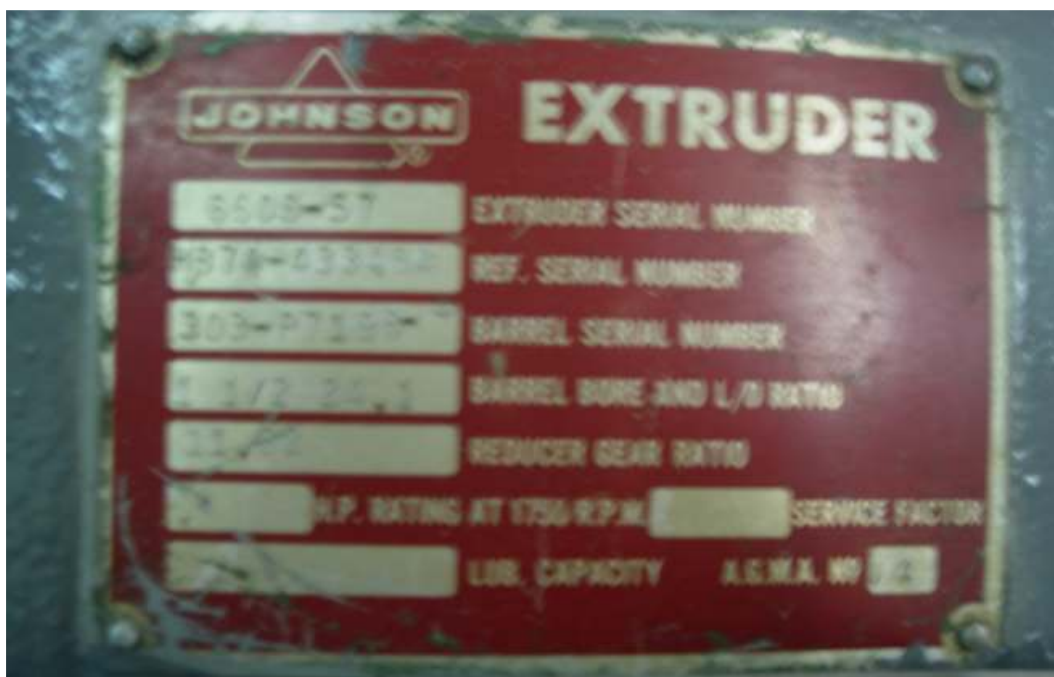
1.5. Ο Εκβολέας του Εργαστηρίου

1.5.1. Εισαγωγή

Ο εκβολέας που χρησιμοποιείται στο εργαστήριο του τομέα Τεχνολογίας των Κατεργασιών είναι ένας μονοκόχλιος εκβολέας της εταιρίας Johnson Plastics Machinery.



Σχήμα 1.17. Εταιρία κατασκευής εκβολέα



Σχήμα 1.18. Χαρακτηριστικά Εκβολέα Εργαστηρίου

EXTRUDER SERIAL NUMBER	6606 - 57
REF. SERIAL NUMBER	HB74 - 43348A
BARREL SERIAL NUMBER	303 - P7196 - 4
BARREL BORE AND L/D RATIO	1 ½ 24.1
REDUCER GEAR	11.32

Σχήμα 1.19. Τα τεχνικά χαρακτηριστικά του εκβολέα του εργαστηρίου



Σχήμα 1.20. - 1.21. Ο εκβολέας του εργαστηρίου

1.5.2 Ο Εξοπλισμός της Διάταξης

Η διάταξη του εκβολέα απαρτίζεται από το κύριο σώμα του εκβολέα και τον κεντρικό πίνακα ελέγχου. Ο κεντρικός πίνακας ελέγχου φέρει τον κεντρικό διακόπτη του ρεύματος, καθώς επίσης ένα στροφόμετρο και ένα αμπερόμετρο τα οποία μετρούν τις στροφές και το ρεύμα του ηλεκτροκινητήρα του εκβολέα αντίστοιχα. Διαιρώντας την ένδειξη του στροφόμετρου με την τελική σχέση μετάδοσης υπολογίζονται οι στροφές του κοχλία. Η ένδειξη του αμπερομέτρου χρησιμεύει κυρίως για λόγους πρόληψης και προστασίας έναντι εργατικών ατυχημάτων και βλαβών του ηλεκτροκινητήρα.



Σχήμα 1.22. Πίνακας ελέγχου του εκβολέα

Επίσης υπάρχουν πέντε θερμομέτρα, οι ενδείξεις των οποίων (σε βαθμούς °F) επιτρέπουν τη ρύθμιση της θερμοκρασίας συγκεκριμένων τμημάτων του εκβολέα κατά τη διάρκεια της παραγωγής του θερμοπλαστικού πολυμερούς. Με τα θερμομέτρα αυτά ρυθμίζεται η επιθυμητή θερμοκρασία που πρέπει να έχουν συγκεκριμένες περιοχές του εκβολέα κατά τη διάρκεια της παραγωγικής διαδικασίας. Κατά μήκος του εκβολέα υπάρχουν επίσης τέσσερις ηλεκτρικές αντιστάσεις, τρεις στο σώμα και μία στη μήτρα. Σε κάθε αντίσταση είναι ενσωματωμένο ένα θερμοστοιχείο που οδηγεί το σήμα σε καθένα από αυτά τα θερμομέτρα. Όταν η μετρούμενη θερμοκρασία γίνει ίση με την επιθυμητή, τότε σταματάει αυτόματα το ρεύμα προς τις αντιστάσεις και έτσι επιτυγχάνεται ο έλεγχος της θερμοκρασίας κατά την παραγωγική διαδικασία. Όταν ο εκβολέας είναι σε κατάσταση αναμονής όλα τα θερμομέτρα πρέπει να έχουν ένδειξη 100°F. Κάτω από κάθε θερμομέτρο υπάρχει ένας δείκτης που δείχνει κατά πόσο η αντίσταση έχει την επιθυμητή θερμοκρασία (αν η ένδειξη είναι μηδέν τότε ο η αντίσταση έχει την σωστή θερμοκρασία). Οι στροφές του κοχλία ρυθμίζονται σύμφωνα με την ένδειξη ενός μανόμετρου. Η μέγιστη ένδειξη στο μανόμετρο είναι 5000 ενώ κατά την εκκίνηση του εκβολέα δεν πρέπει η ένδειξη

να ξεπεράσει τις 2500 κι αυτό γιατί πρέπει κατά την εκκίνηση και το σταμάτημα του εκβολέα να έχουμε φροντίσει ο κοχλίας να στρέφεται με λίγες στροφές. Στο τέλος της διεργασίας, ένα άλλο πιο μαλακό, ειδικό πλαστικό χρησιμοποιείται για τον καθαρισμό του εκβολέα, χωρίς βέβαια αυτό να εξασφαλίζει την μη ύπαρξη ενός λεπτού στρώματος πλαστικού στις επιφάνειες του εκβολέα. Ο εκβολέας του εργαστηρίου έχει δύο κυκλώματα ψύξης που χρησιμοποιούν φιλτραρισμένο νερό από το δίκτυο. Η τροφοδοσία αρχικού υλικού, υπό τη μορφή κόκκων, στον εκβολέα γίνεται μέσω ενός χωνιού.



Σχήμα 1.23. Οι κόκκοι του αρχικού υλικού

Η υπάρχουσα μήτρα του εκβολέα έχει την δυνατότητα παραγωγής ράβδου ενώ με τη νέα μήτρα θα υπάρχει δυνατότητα παραγωγής σωλήνων HDPE DN32. Τέλος, στην είσοδο του καλουπιού υπάρχει μανόμετρο ώστε να έχουμε τις απαραίτητες ενδείξεις πίεσης κατά την παραγωγή των σωλήνων.



Σχήμα 1.24. Η μορφή του παραγόμενου προϊόντος



Σχήμα 1.25. Η υπάρχουσα κεφαλή του εκβολέα

I. Τεχνικά χαρακτηριστικά κοχλία

Εξωτερική διάμετρος: 37.5mm

Βήμα: 37.5mm

Εσωτερική διάμετρος κυλίνδρου (σώματος): 38mm

Λόγος μήκους / Εσωτερική διάμετρος κυλίνδρου (σώματος): 24.1

Μήκος ζώνης τροφοδοσίας: 255mm

Μήκος μεταβατικής ζώνης: 304mm

Μήκος ζώνης ρύθμισης: 343mm

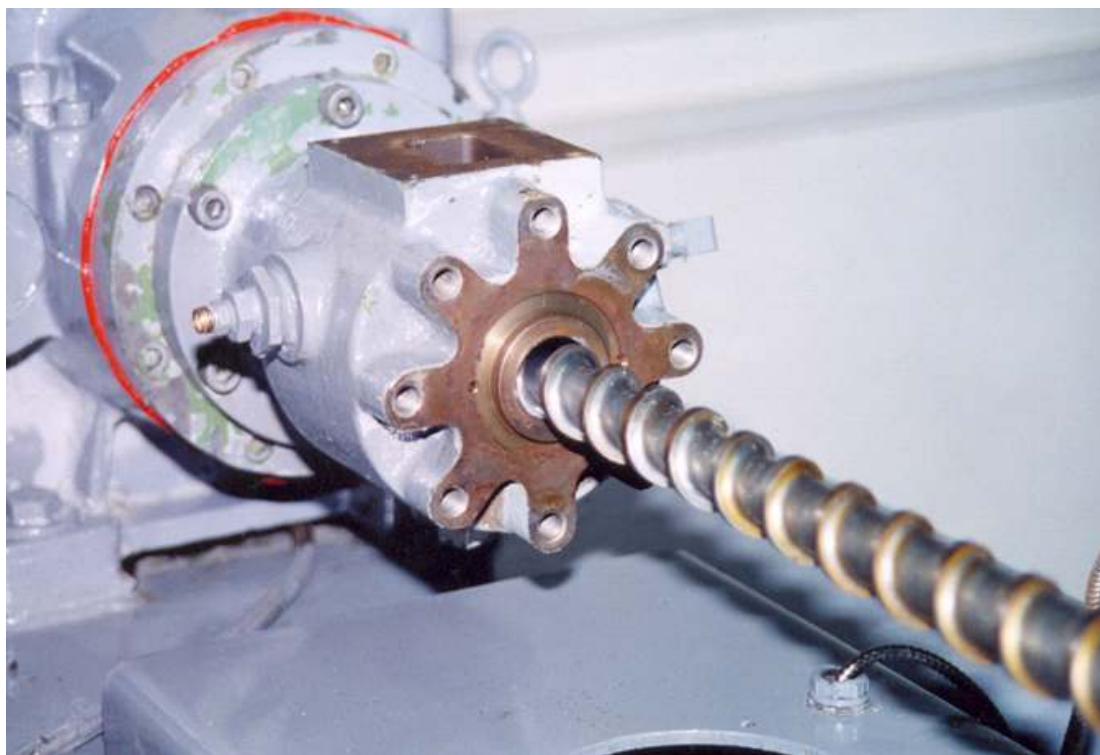
Βάθος καναλιού στη ζώνη τροφοδοσίας: 6,3mm

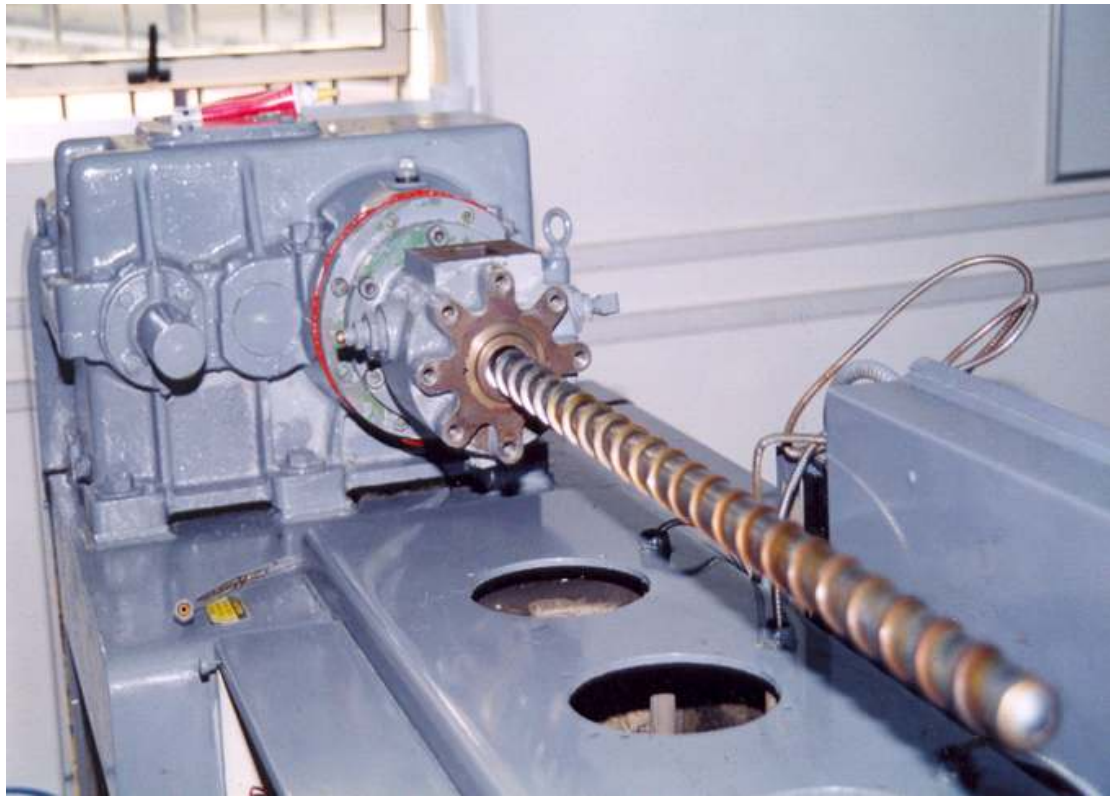
Βάθος καναλιού στη ζώνη ρύθμισης: 2,3mm

Λόγος συμπίεσης: $6,3 / 2,3 = 2,75$

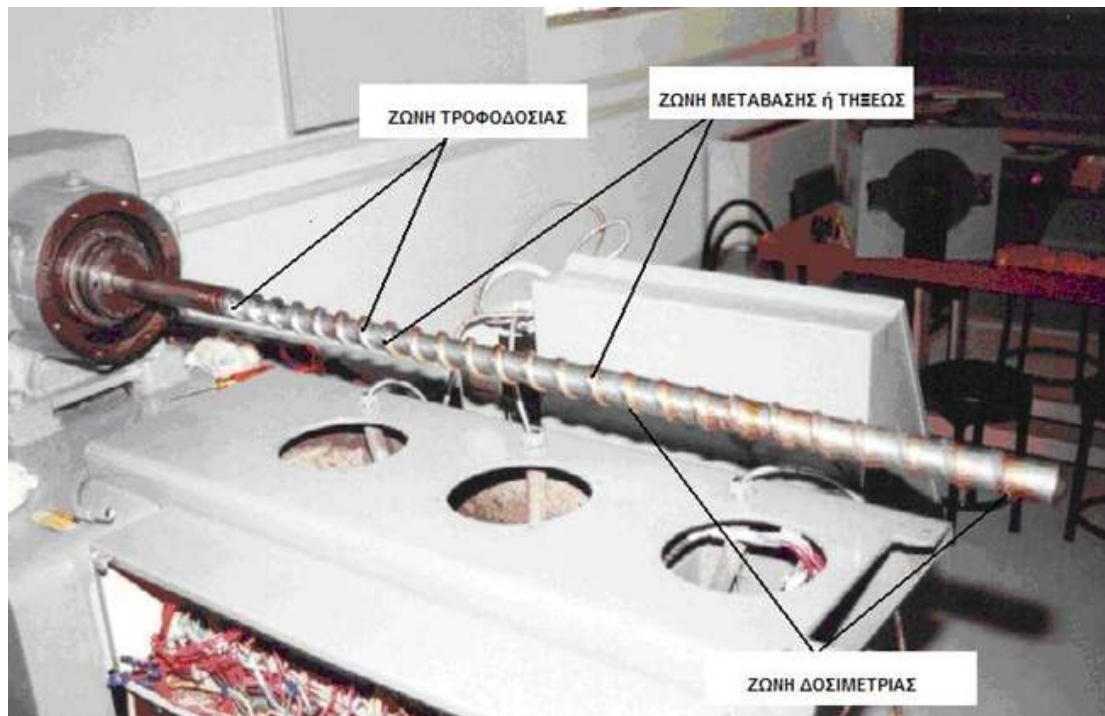
Ολικό μήκος κοχλία: 1195mm

Επειδή η εξωτερική διάμετρος του κοχλία ισούται με το βήμα του, ο κοχλίας σύμφωνα με τα προηγούμενα εδάφια της θεωρίας θεωρείται τετράγωνου βήματος, οπότε η γωνία ελίκωσης προκύπτει $17,65^\circ$. Επισημαίνεται επίσης ότι οι ανωτέρω διαστάσεις είναι κατά τι διαφοροποιημένες λόγω της φθοράς των εξαρτημάτων του εκβολέα από τον χρόνο και τη χρήση και κατά συνέπεια ενδεικτικά και μόνον μπορούν να χρησιμοποιηθούν.





Σχήμα 1.26. - 1.27. - 1.28. Ο δοσιμετρικός κοχλίας του εκβολέα του εργαστηρίου



Σχήμα 1.29. Οι τρεις ζώνες του δοσιμετρικού κοχλία του εκβολέα του εργαστηρίου

1.6. Μήτρα εκβολής με κεφαλή αράχνης



Σχήμα 1.30. Μονή κεφαλή αράχνης



Σχήμα 1.31. Διπλή κεφαλή αράχνης



Σχήμα 1.32. Διάφορα μεγέθη και είδη κεφαλών αράχνης



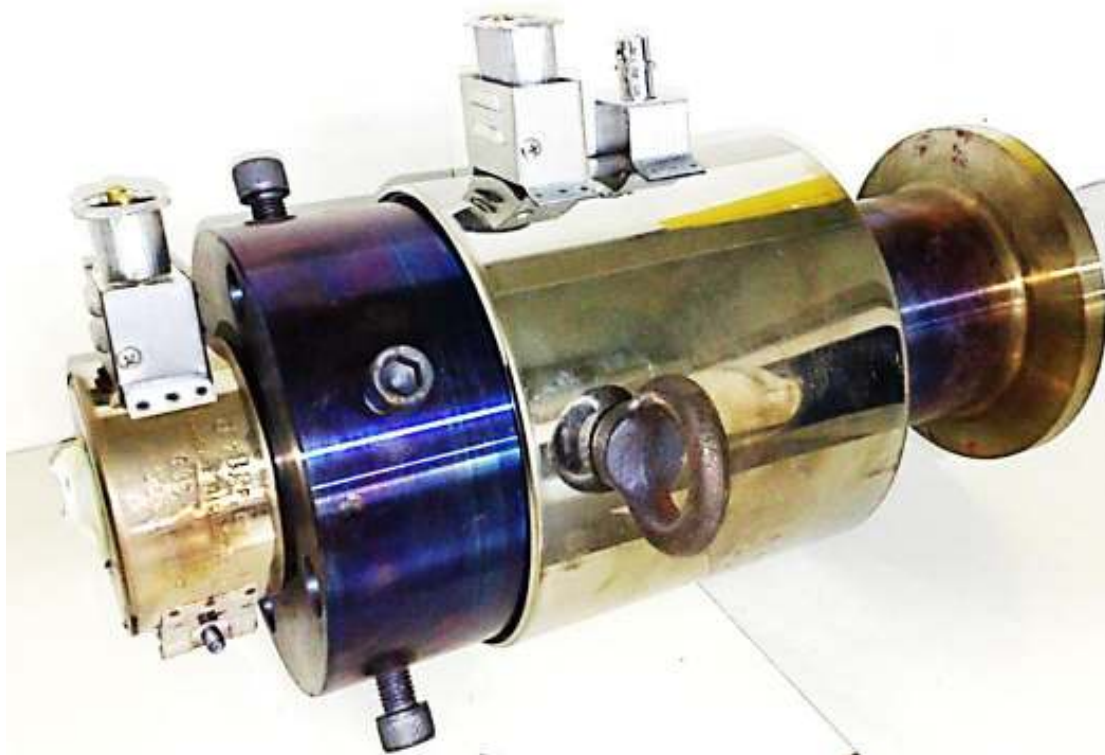
Σχήμα 1.33. Διπλή κεφαλή αράχνης

Στην βιομηχανία παραγωγής πλαστικών σωλήνων συναντάμε πολλούς τύπους κεφαλών αράχνης. Τα χαρακτηριστικά που καθορίζουν τον τύπο της κεφαλής αναφέρονται κυρίως στα πόδια της αράχνης και έχουν να κάνουν με:

- Την γεωμετρία των ποδιών
- Τον αριθμο των ποδιών
- Τον αριθμό των δακτυλίων που βρίσκονται τα πόδια
- Το μέγεθος των δακτυλίων της αράχνης

Επίσης, ποικίλουν τα μεγέθη και η γεωμετρία της ίδιας της μήτρας. Αυτό συμβαίνει κυρίως για δυο λόγους:

- Έχουμε διαφορετικές απαιτήσεις κάθε φορά στο μέγεθος και την ποιότητα του παραγόμενου προϊόντος.
- Προσπάθεια αντιμετώπισης των προβλημάτων που προκύπτουν κατά την παραγωγική διαδικασία. Αυτά έχουν να κάνουν κυρίως με την αντοχή της μήτρας και με τις ατέλειες που προκύπτουν στο παραγόμενο προϊόν λόγω της ύπαρξης της κεφαλής αράχνης



Σχήμα 1.34. Εγκατάσταση εκβολέα εργαστηρίου

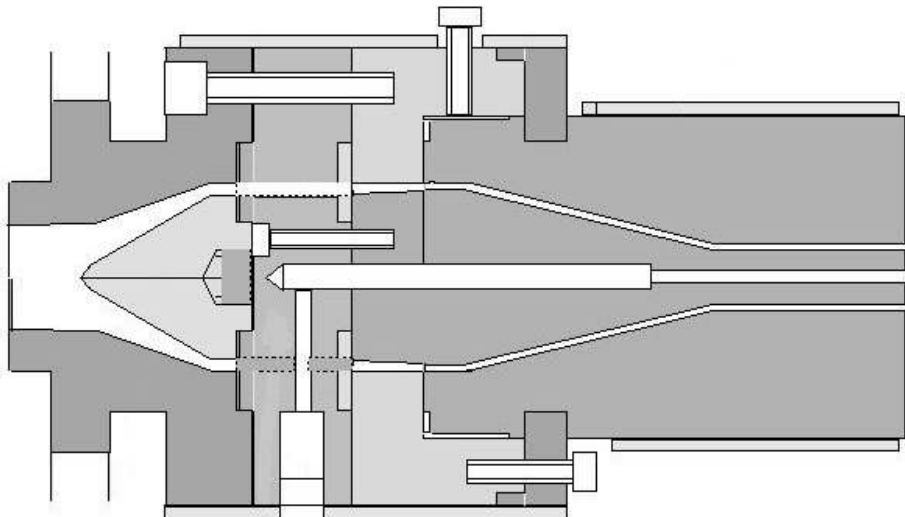


Σχήμα 1.35. Κεφαλή αράχνης εργαστηρίου

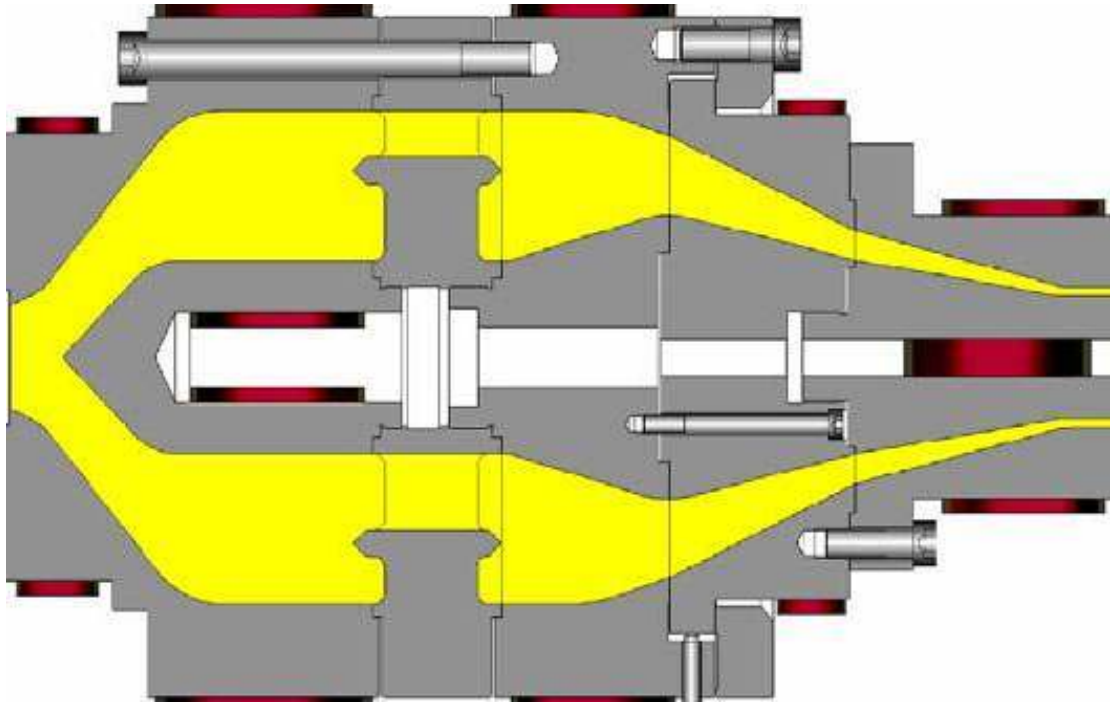
1.6.1. Ροή υλικού μέσα από τη μήτρα

Το ρεύμα του τήγματος που παρέχει ο εκβολέας σε ένα κυλινδρικό κανάλι ροής, μετασχηματίζεται σε μια δακτυλιοειδή ροή. Το τήγμα εκτρέπεται στη ζώνη της αράχνης σε ξεχωριστά ρεύματα και ρέει γύρω από τα ποδιά της αράχνης. Ακολουθεί η συγκλίνουσα περιοχή του πυρήνα στην οποία τα ξεχωριστά ρεύματα ενώνονται. Στο τέλος βρίσκεται η μήτρα με τα παράλληλα τοιχώματα. Ο λόγος της διαμέτρου της αράχνης προς τη διάμετρο εξόδου για κεφαλές σωλήνων είναι συνήθως 1.4 - 1.6 για PVC και 2 για PE, ωστόσο αυτές οι τιμές εξαρτώνται και από τη διάμετρο της μήτρας.

Τα βασικά τμήματα της κεφαλής, όπως η στήριξη της αράχνης και ο δακτύλιος εξόδου είναι γενικά εναλλάξιμα ώστε μια κεφαλή να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για διαφορές γεωμετρίας. Προκειμένου να εξασφαλιστεί ομοιόμορφη ροή στη μήτρα, αυτή μπορεί να μετακινηθεί ακτινικά με τη βοήθεια κοχλιών κεντραρίσματος που είναι τοποθετημένοι περιφερειακά. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ένας δακτύλιος στήριξης της μήτρας.



Σχήμα 1.36. Σκαρίφημα τυπικής κεφαλής αράχνης



Σχήμα 1.37. Σκαρίφημα κεφαλής αράχνης όπου με κίτρινο εμφανίζεται η ροή του πολυμερούς στο εσωτερικό της

1.6.2. Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Οι κεφαλές με αράχνη ήταν οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες στο παρελθόν επειδή λόγω της κεντρικής τροφοδοσίας τους επιτρέπουν μια καλή διανομή του τήγματος ανεξάρτητα από τις συνθήκες λειτουργίας.

Ωστόσο έχουν το μειονέκτημα ότι τα ποδιά της αράχνης αφήνουν σημάδια ροής. Αυτά δεν είναι πάντα εμφανή όπως τοπικές στενώσεις και ίχνη αλλά εξακολουθούν να υπάρχουν στη δομή του προϊόντος δημιουργώντας μηχανικά αδύναμες περιοχές.

Ο υψηλός βαθμός προσανατολισμού του τήγματος στην περιοχή των ποδιών της αράχνης είναι μεταξύ άλλων ένας λόγος για τη δημιουργία σημαδιών ροής. Ο προσανατολισμός δημιουργείται από τις υψηλές κλίσεις της ταχύτητας όταν το τήγμα προσκολλάται στα τοιχώματα και ειδικά λόγω της μεγάλης επέκτασης μέρους του τήγματος κοντά στο τέλος των ποδιών της αράχνης.

Διαφορές στη πυκνότητα λόγω διαφορών στη θερμοκρασία του τήγματος και της αράχνης μπορούν επίσης να παίξουν έναν ρόλο. Προκειμένου να μειώσουμε το σημάδια ροής, τα οποία είναι αναπόφευκτα με τη χρήση κεφαλών με αράχνη, υπάρχουν διαφορές τεχνικές.

- Αύξηση της θερμοκρασίας ή του χρόνου παραμονής της μάζας του υλικού στην κεφαλή.
- Ομοιόμορφη θερμοκρασιακή κατανομή στη ζώνη της αράχνης
- Δημιουργώντας μια ομοιόμορφη δομή σε ολόκληρη την περιφέρεια της κεφαλής προσανατολίζοντας τα μόρια κατά μήκος και ανάμεσα στα ποδιά της αράχνης.
- Αλλαγή της γεωμετρίας των ποδιών της αράχνης.

Για να επιτευχθεί αυτό εφαρμόζονται διαφορές λύσεις, στην πράξη όμως, αυτό που γίνεται σχεδόν πάντα, είναι ο εξαναγκασμός του τήγματος να ακολουθήσει μια έντονα συγκλίνουσα ροή μετά από τα ποδιά της αράχνης. Οι κεντρικά τροφοδοτούμενες κεφαλές με αράχνη πρέπει να αντέχουν σε πιέσεις άνω των 600bar διότι τα πολυμερικά τήγματα κάτω από κατάλληλες συνθήκες μπορούν να αναπτύξουν πιέσεις αυτής της τάξεως. Γι' αυτό τα ποδιά της αράχνης πρέπει να διαστασιολογούνται έτσι ώστε να αντέχουν με ασφάλεια στις δυνάμεις που προκύπτουν από τις υψηλές πιέσεις. Από πλευράς μηχανικής αντοχής οι εξωτερικές διαμέτροι των κεφαλών με αράχνη δεν πρέπει να ξεπερνούν τα 700mm.

1.6.3. Αρχές σχεδιασμού κεφαλής με αράχνη

Στις κεφαλές με αράχνη υπάρχουν τέσσερις διαφορετικές ζώνες οι οποίες πρέπει να ληφθούν υπόψιν κατά τον σχεδιασμό του καναλιού ροής της κεφαλής:

- Η ζώνη εκτροπής, στην οποία το τήγμα που εξέρχεται από τον εκβολέα, εκτρέπεται από τον άξονα εκβολής και διανέμεται μέσω μιας δακτυλιοειδούς διατομής.
- Η ζώνη της αράχνης, στην οποία το αρσενικό της μήτρας συγκρατείται από τα ποδιά της αράχνης.
- Η ζώνη χαλάρωσης, όπου η ροή γίνεται ομοιόμορφη κατά μήκος του καναλιού ροής.
- Η παράλληλη ζώνη της μήτρας, όπου το εκβαλλόμενο προϊόν διαμορφώνεται στις επιθυμητές διαστάσεις.

Η επιλογή των βασικών διαστάσεων της κεφαλής και της μήτρας εξαρτάται από το υλικό της κατεργασίας και από τις επιθυμητές διαστάσεις του τελικού προϊόντος.

Η ζώνη εκτροπής του τήγματος περιλαμβάνει τον λαιμό της κεφαλής και τον κώνο του αρσενικού της κεφαλής. Πριν από τον κώνο το τήγμα διέρχεται από μια ευθύγραμμη περιοχή κυκλικής διατομής στον λαιμό της κεφαλής όπου του προσδίδεται θερμότητα, και οδηγείται ομαλά στον κώνο. Τέλος, στην άλλη άκρη της κεφαλής υπάρχει ένα κωνικό τμήμα που αποτελεί την είσοδο της κεφαλής.

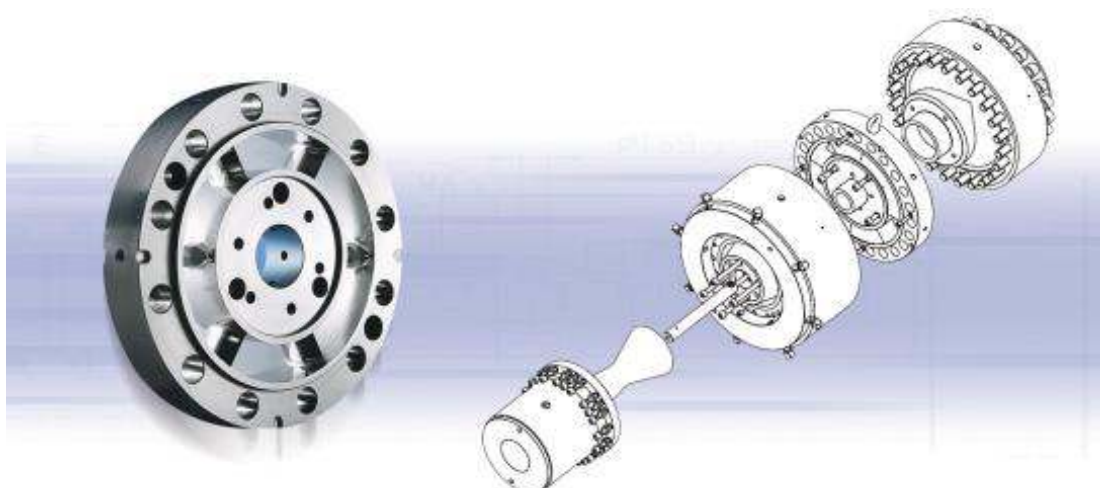
Στις κεφαλές με αράχνη η διάμετρος D_m και η διατομή στην περιοχή της αράχνης σχεδιάζονται μεγαλύτερες από τη διάμετρο D_d της μήτρας και τη διατομή εξόδου. Αυτό επιτρέπει στο τήγμα που έχει χωριστεί στην περιοχή της αράχνης να επανενωθεί γιατί έτσι μονό προκύπτει η συγκλίνουσα περιοχή. Επιπλέον με την ίδια κεφαλή μπορούμε να παράγουμε σωλήνες διαφορετικών διαμέτρων αλλάζοντας μόνο τη διάμετρο της μήτρας. Ο σκοπός στον σχεδιασμό αυτής της ζώνης είναι να δημιουργηθούν τα ποδιά της αράχνης με τέτοιο τρόπο ώστε να αντέχουν στις δυνάμεις λόγω της πίεσης και στις διατμητικές τάσεις και να έχουν την ελαχίστη επίδραση στη ροή. Γι' αυτό οι ρεολογικοί και μηχανικοί παράγοντες είναι ιδιαίτερα σύνθετοι σε αυτή τη ζώνη. Έτσι τα ποδιά της αράχνης :

- Δεν πρέπει να είναι μακρύτερα από 30 - 80mm.
- Δεν πρέπει να είναι παχύτερα από 9 - 12mm.
- Ο αριθμός τους αυξάνεται περίπου με το τετράγωνο της διαμέτρου.

Η ζώνη χαλάρωσης ξεκίνα αμέσως μετά την αράχνη και καταλήγει στην παράλληλη περιοχή της μήτρας. Όπως προαναφέρθηκε η περιοχή αυτή πρέπει να είναι συγκλίνουσα. Στην πράξη η κλίση αυτή μπορεί να φτάσει τις 30° στην περιοχή της μήτρας στην περίπτωση εκβολής PE χωρίς να επηρεάζεται το υλικό.

Στην παράλληλη ζώνη της μήτρας το τήγμα του πολυμερούς διογκώνεται εξερχόμενο από τη μήτρα (swelling) κυρίως σε πολυμερή με μεγάλο ιξώδες.

Το φαινόμενο αυτό οφείλεται στην ανακατανομή των ροϊκών γραμμών κατά την έξοδο του ρευστού (Νευτωνική διόγκωση, μέχρι 19%), στην επίδραση της μνήμης εξόδου, στην απελευθέρωση κάθετων τάσεων στην έξοδο και στην θερμική διόγκωση. Ωστόσο, η εξωτερική διατομή της μήτρας συνήθως σχεδιάζεται μεγαλύτερη από την επιθυμητή διατομή του σωλήνα, έτσι ώστε να αντισταθμίζεται η συρρίκνωση του υλικού.



Σχήμα 1.38. Κεφαλή αράχνης και σκαρίφημα του εσωτερικού της

1.6.4. Κριτήρια σωστού σχεδιασμού και υλικά για κεφαλές εκβολής

Οι βασικές διαστάσεις του συνολικού καναλιού ροής μέσα στην κεφαλή, οι οποίες μπορούν να ελεγχθούν, επιλέγονται με βάση τα παρακάτω κριτήρια:

- Επαρκής όγκος του καναλιού ροής για να αποφευχθούν εσωτερικές τάσεις στον σωλήνα εξασφαλίζοντας κατάλληλο χρόνο παραμονής του τήγματος μέσα στην κεφαλή. Πρέπει να ληφθεί υπόψη ο μέγιστος επιτρεπόμενος χρόνος παραμονής του συγκεκριμένου υλικού.
- Όταν επιλέγονται οι διαστάσεις δεν πρέπει να υπερβαίνονται οι μέγιστες αναλογίες των διατομών προκειμένου να αποφευχθούν υπερβολικές πιέσεις οπισθέλκουσας. Οι τελευταίες μειώνουν την παροχή και επομένως τον ρυθμό παραγωγής. Επίσης και το ελάχιστο αυτών των αναλογιών πρέπει να τηρείται αλλιώς δημιουργούνται ορατές γραμμές ροής.
- Απότομες αλλαγές της διαμέτρου του καναλιού ροής δημιουργούν περιοχές στροβιλισμού της ροής και πρέπει να αποφεύγονται. Επίσης πρέπει να αποφεύγονται ασυνέχειες, εμπόδια και ανωμαλίες στη ροή του υλικού.

Τα υλικά για κεφαλές εκβολής πρέπει να ικανοποιούν τις ακόλουθες απαιτήσεις:

- Να είναι εύκολα κατεργάσιμα
- Να είναι ανθεκτικά σε πίεση, θερμοκρασία και φθορά
- Να έχουν επαρκή αντοχή και στιβαρότητα
- Να έχουν επαρκή επιφανειακή σκληρότητα
- Να ανταποκρίνονται επαρκώς σε θερμικές καταπονήσεις
- Να έχουν ελάχιστη τάση στρεβλώσεως και αλλαγής διαστάσεων κατά τη θερμική καταπόνηση
- Να είναι ανθεκτικά σε χημική διάβρωση
- Να παρέχουν δυνατότητα επιμετάλλωσης
- Να έχουν καλή θερμική αγωγιμότητα
- Να μην έχουν προένταση από παραμένουσες τάσεις

Για τη σωστή επιλογή κεφαλής τα παρακάτω δεδομένα πρέπει να ληφθούν υπόψιν:

- Το υλικό της κατεργασίας και ο τύπος του πολυμερούς που θα μορφοποιηθεί με εκβολή
- Η φύση και το μέγεθος των μηχανικών τάσεων που αναπτύσσονται κατά την εκβολή του πολυμερούς
- Οι κατεργασίες που θα πραγματοποιηθούν για την κατασκευή της μήτρας
- Οι θερμικές κατεργασίες και οι καταπονήσεις που θα υποστεί το υλικό της μήτρας και κατά πόσο το επηρεάζουν.

Βιβλιογραφία 1^ο Κεφαλαίου

1. Σημειώσεις για το μάθημα Εφαρμογές Προηγμένων Υλικών
Δ. Μανωλάκος
2. Μηχανική των ρευστών,
Α. Θ. Παπαϊωάννου, Εκδόσεις ΕΜΠ 2002
3. Βασικές Αρχές Μορφοποίησης Πολυμερών,
Ε. Μητσούλης, Εκδόσεις ΕΜΠ, 2006
4. Polymer Engineering and Science,
Y.Huang and P.Prentice, 1998, Vol.38, No.9
5. Polymer Engineering and Science,
Chung-Ching Huang, 1998, Vol.38, No.4
6. Viscous Fluid Flow,
F.M.White, McGraw-Hill, New York 1974
7. Extrusion Dies for Plastics and Rubber: Design and Engineering Computation
2nd edition,
W.Michaeli, Hanser, Munich 1992
8. Μοντελοποίηση και Προσομοίωση Συστήματος Μέτρησης Τελοσυστολικού
και Τελοδιαστολικού Όγκου Δεξιάς Κοιλίας με Χρήση Αισθητήρων
Υπερήχου σε Καθετήρα Πνευμονικής Αρτηρίας για την Εκτίμηση της
Αιμοδυναμικής Κατάστασης Βαρέως Πασχόντων
Πέτρος Τουμπανιάρης, Διδακτορική Διατριβή, 2010
9. Ιδιότητες Πάστας Τσιμέντου σε Αυτοσυμπυκνούμενο Σκυρόδεμα
Διαμαντώνης Νικόλαος, Διπλωματική Εργασία, 2008
10. Τρισδιάστατη Προσομοίωση Εκβολής Πλαστικού Σωλήνα με την Μέθοδο
Πεπερασμένων Στοιχείων (FEM)
Δήμου Νικόλαος, Διπλωματική Εργασία, 2010
11. Flow restrictor design for extrusion slit dies for a range of materials:
Simulation and comparison of optimization techniques
Johann Sienz, Stuart J. Bates, John F.T. Pittman
Centre for Polymer Processing Simulation and Design & ADOPT Research
Group, School of Engineering, University of Wales Swansea, UK, 2004
12. An optimization strategy for die design in the low-density polyethylene
annular extrusion process based on FES/BPNN/NSGA-II
Yue Mu & Guoqun Zhao & Xianghong Wu & Chengrui Zhang, 2009

2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

2.1. Περιγραφή

2.1.1. Γενικά

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου είναι οι νευρώνες, δηλαδή τα νευρικά κύτταρα τα οποία δημιουργούν ένα πυκνό δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ τους. Κίνητρο για τη μελέτη του νευρώνα και των νευρωνικών δικτύων είναι η ελπίδα ανακάλυψης ενός νέου υπολογιστικού μοντέλου βασισμένου σε μια δικτυακή δομή παρόμοια με αυτή του εγκεφάλου. Αυτή η καινούρια υπολογιστική πλατφόρμα, γνωστή και ως Connectionist Model, θα είναι πιο κατάλληλη για την ανάπτυξη ευφυών αλγορίθμων και γενικότερα διαδικασιών σχετιζομένων με τη νοημοσύνη, όπως η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, η ομαδοποίηση προτύπων κλπ.

Τα συνήθη τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) χρησιμοποιούν πολύ απλοποιημένα μοντέλα νευρώνων τέτοια ώστε να διατηρούν μόνο τα πολύ αδρά χαρακτηριστικά των λεπτομερών μοντέλων που χρησιμοποιούνται στη νευρολογία. Θα έλεγε κανείς ότι τα συνήθη τεχνητά νευρωνικά μοντέλα έχουν ελάχιστη σχέση με τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα. Ωστόσο πιστεύεται ότι οι λεπτομέρειες δεν έχουν ιδιαίτερη σημασία στην κατανόηση της ευφυούς συμπεριφοράς των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων. Ακόμη και αυτά τα απλά μοντέλα νευρώνων μπορούν να δημιουργήσουν ιδιαίτερος ενδιαφέροντα δίκτυα αρκεί να πληρούν δύο βασικά χαρακτηριστικά:

- Οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης - ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων
- Το δίκτυο να αποτελείται από μεγάλο πλήθος νευρώνων ώστε να επιτυγχάνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας

Η πρόκληση που αντιμετωπίζει η θεωρία των ΤΝΔ είναι η εύρεση κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης των δικτύων και ανάκλησης της πληροφορίας που αυτά περιέχουν έτσι ώστε να προσομοιάζονται ευφυείς διαδικασίες όπως αυτές που αναφέρθηκαν παραπάνω. Για την επίτευξη αυτού του στόχου απαιτείται ο ορισμός του κατάλληλου περιβάλλοντος εκπαίδευσης, πχ. αν το δίκτυο θα εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή με χρήση κάποιων δεδομένων οδηγών - δασκάλων, ή αν το δίκτυο θα αφήνεται μόνο του να αυτοοργανωθεί και με ποιο συγκεκριμένο κριτήριο και στόχο.

2.1.2. Ο Νευρώνας

Το νευρικό κύτταρο ή νευρώνας είναι το βασικό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο νευρώνας είναι ένα μεγάλο σε μέγεθος κύτταρο το οποίο ανατομικά αποτελείται από τα εξής τμήματα: α. το σώμα, β. τους δενδρίτες, γ. τον άξονα, δ. τις συνάψεις που συνδέουν τις διακλαδώσεις του άξονα με τους δενδρίτες άλλων νευρώνων δημιουργώντας έτσι ένα νευρωνικό δίκτυο.

Λειτουργικά τα τμήματα του νευρώνα παίζουν διαφορετικούς ρόλους:

- Οι δενδρίτες είναι οι πύλες εισόδου του νευρώνα. Δέχονται ηλεκτρικά σήματα από άλλους νευρώνες.
- Ο άξονας είναι η πύλη εξόδου του νευρώνα. Μοιάζει με μια μακρόστενη κλωστή που μερικές φορές έχει μήκος μερικά χιλιοστά και άλλες ξεπερνάει το ένα μέτρο. Ο άξονας στέλνει σήματα προς άλλους νευρώνες υπό τη μορφή ηλεκτρικών παλμών σταθερού πλάτους αλλά μεταβλητής συχνότητας
- Οι συνάψεις είναι τα σημεία ένωσης μεταξύ διακλαδώσεων του άξονα ενός νευρώνα και των δενδριτών από άλλους νευρώνες. Είναι κύστες με ηλεκτροχημικό υλικό - ιόντα, κυρίως νατρίου και καλίου. Το υλικό αυτό μεταδίδει την ηλεκτρική δραστηριότητα του άξονα - αποστολέα στους δενδρίτες - παραλήπτες. Το πλάτος της σύναψης, η απόστασή της από τον δενδρίτη και η πυκνότητα του ηλεκτροχημικού υλικού επηρεάζουν την ευκολία με την οποία η ηλεκτρική δραστηριότητα μεταδίδεται από τον άξονα στον δενδρίτη. Το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται τελικά στον δενδρίτη λέγεται συναπτικό βάρος. Οι συνάψεις χωρίζονται σε ενισχυτικές (excitatory) και ανασταλτικές (inhibitory) ανάλογα με το αν το φορτίο που εκλύεται από τη σύναψη ερεθίζει το νευρώνα προς το να παράγει παλμούς με μεγαλύτερη συχνότητα ή αντίθετα αν τον καταστέλλει εμποδίζοντας τον να παράγει παλμούς.

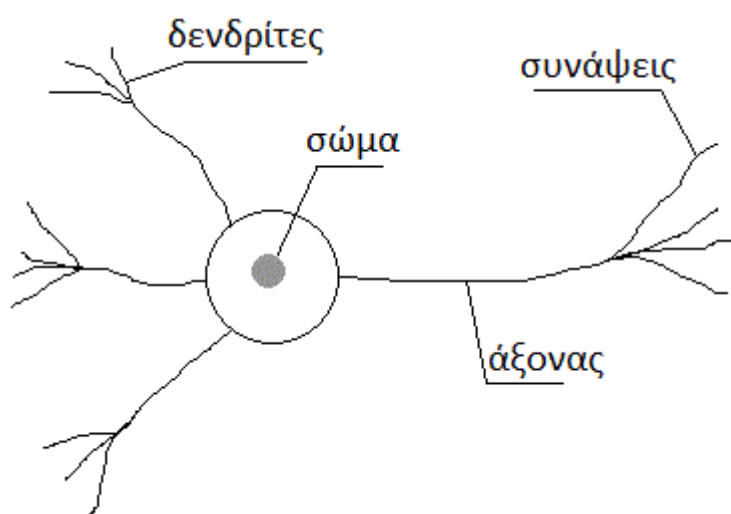
2.1.3. Πως λειτουργεί ο Βιολογικός Νευρώνας

Στους βιολογικούς νευρώνες, φορείς πληροφορίας είναι ηλεκτρικοί παλμοί που ταξιδεύουν στον άξονα κάθε νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των παραληπτών νευρώνων. Κάθε νευρώνας συλλέγει όλο το ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται από κάθε σύναψη στους δενδρίτες του ζυγίζοντας το εισερχόμενο φορτίο με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος. Έτσι, όσο πιο ισχυρή είναι η συναπτική ζεύξη τόσο πιο έντονα συμμετέχει το συγκεκριμένο φορτίο εισόδου στο συνολικό άθροισμα. Αν το άθροισμα του φορτίου ξεπερνάει κάποιο κατώφλι, τότε ο άξονας αρχίζει να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς με μεγάλη συχνότητα οπότε λέμε ότι ο νευρώνας πυροβολεί (fires). Αν όμως το φορτίο δεν ξεπερνάει το συγκεκριμένο αυτό όριο τότε ο νευρώνας παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής. Κάθε παλμός έχει ορισμένο χρονικό πλάτος t_p και μετά από κάθε παλμό ο νευρώνας χρειάζεται έναν ελάχιστο χρόνο ανάπαυσης t_r . Έτσι ο μέγιστος ρυθμός παλμών δεν ξεπερνάει το όριο

$$\text{Firing Frequency} < 1 / (t_p + t_r)$$

Τελικά οι παλμοί που παράγονται ταξιδεύουν κατά μήκος του άξονα και τροφοδοτούν τους άλλους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται.

Ο βιολογικός νευρώνας παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα.



Σχήμα 2.1. Μοντέλο βιολογικού νευρώνα

2.1.4. Το μοντέλο McCulloch - Pitts

Την δεκαετία του 1940 υπήρξε μια εντονότατη δραστηριότητα προς την κατεύθυνση της μελέτης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και της μαθηματικής μοντελοποίησής τους. Πρωτοπόροι στον τομέα αυτό οι Αμερικάνοι επιστήμονες McCulloch και Pitts που περιέγραψαν ένα απλό μοντέλο της δραστηριότητας του νευρώνα. Η κατάσταση του νευρώνα περιγράφεται από έναν δυαδικό αριθμό y

$$\begin{aligned}y &= 0 \text{ ο νευρώνας είναι αδρανής (δεν πυροβολεί)} \\y &= 1 \text{ ο νευρώνας πυροβολεί στην μέγιστη συχνότητα}\end{aligned}$$

Οι συνάψεις περιγράφονται από τα συναπτικά βάρη (synaptic weights) w_i που είναι πραγματικοί αριθμοί, θετικοί για τις ενισχυτικές συνάψεις και αρνητικοί για τις ανασταλτικές. Αν x_1, x_2, \dots, x_n είναι οι είσοδοι του νευρώνα τότε το άθροισμα u του φορτίου που δέχεται ο νευρώνας είναι

$$u = \sum_{i=1}^n x_i w_i$$

Αν το άθροισμα u είναι μεγαλύτερο από το κατώφλι (threshold) θ τότε ο νευρώνας πυροβολεί, διαφορετικά παραμένει αδρανής. Χρησιμοποιώντας μαθηματικά γράφουμε

$$y = f(u - \theta)$$

όπου f είναι η λεγόμενη βηματική συνάρτηση.

Βηματική συνάρτηση 0 / 1 (step function 0 / 1)

$$\begin{aligned}f(u) &= 0 \text{ αν } u < 0 \\f(u) &= 1 \text{ αν } u > 0\end{aligned}$$

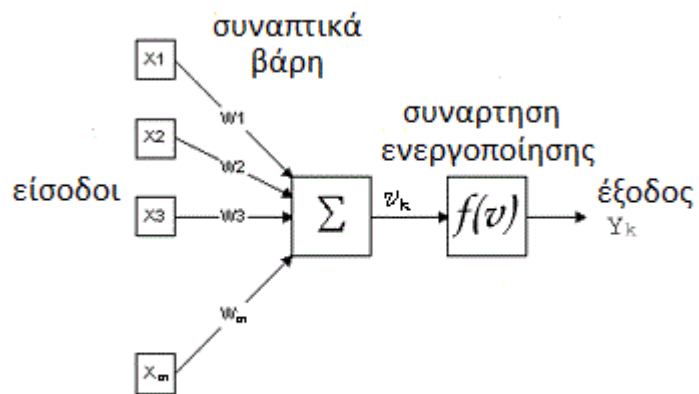
Σχηματικά το παραπάνω μοντέλο παριστάνεται από ένα αθροιστή ακολουθούμενο από ένα μη γραμμικό μετασχηματιστή f .

Το κατώφλι θ είναι ένας πραγματικός αριθμός (θετικός ή αρνητικός) όπως άλλωστε και τα συναπτικά βάρη w_1, w_2, \dots, w_n . Κατ' αυτή την έννοια το κατώφλι θ μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επιπλέον συναπτικό βάρος συνδεδεμένο με μια σταθερή είσοδο x_0 η οποία έχει πάντα την τιμή -1 . Έτσι θα μπορούσαμε να γράψουμε

$$u = \sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta = \sum_{i=0}^n x_i w_i$$

$$\text{όπου } w_0 = \theta \text{ και } x_0 = -1.$$

Το μοντέλο του βιολογικού νευρώνα εκφρασμένο από τους McCulloch - Pitts παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα.



Σχήμα 2.2. Μοντέλο McCulloch - Pitts

2.1.5. Άλλα διαδεδομένα μοντέλα

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές μοντελοποιήσεις του νευρώνα που αποκλίνουν από το απλό μοντέλο McCulloch - Pitts. Η πιο σημαντική διαφορά είναι στη μορφή της μη γραμμικής συνάρτησης f που χρησιμοποιείται στην έξοδο. Η συνάρτηση αυτή (που καλείται και συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα - neuron activation function) μπορεί να πάρει εναλλακτικά τις παρακάτω μορφές

Βηματική -1 / 1 (step function -1 / 1)

$$\begin{aligned} f(u) &= -1 \quad \text{αν } u < 0 \\ f(u) &= 1 \quad \text{αν } u > 0 \end{aligned}$$

Η συνάρτηση αυτή συμβολίζεται επίσης και sgn από το λατινικό signum = πρόσημο

Σιγμοειδής (sigmoid)

$$f(u) = 1 / (1 + e^{-u})$$

Υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent)

$$f(u) = \tanh(u) = (1 - e^{-u}) / (1 + e^{-u})$$

Συνάρτηση κατωφλιού (threshold function)

$$\begin{aligned} f(u) &= 0 \quad \text{αν } u < 0 \\ f(u) &= u \quad \text{αν } 0 < u < 1 \\ f(u) &= 1 \quad \text{αν } u > 1 \end{aligned}$$

Συνάρτηση ράμπας (ramp function)

$$\begin{aligned} f(u) &= 0 \quad \text{αν } u < 0 \\ f(u) &= u \quad \text{αν } u > 0 \end{aligned}$$

Γραμμική (linear)

$$f(u) = u$$

2.1.6. Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες και σε κάθε νευρώνα αντιστοιχούν κατά μέσο όρο περίπου 1000 συνάψεις (δηλαδή έχουμε ένα σύνολο 100 τρισεκατομμυρίων συνάψεων) .

Η τρομερή πολυπλοκότητα του εγκεφάλου τον καθιστά ικανό να εκτελεί με επιτυχία διάφορες λειτουργίες που συλλογικά οδηγούν σε αυτό που αποκαλούμε νοημοσύνη. Τέτοιες λειτουργίες είναι:

- Η αναγνώριση εικόνων (προσώπων, αντικειμένων, κλπ.)
- Η μνήμη
- Η αναγνώριση φωνής, η κατανόηση και η παραγωγή της γλώσσας
- Η αυτόνομη πλοήγηση στο χώρο
- Η λήψη αποφάσεων
- Η κατάστρωση στρατηγικής και η επιλογή της καλύτερης με βάση διάφορα κριτήρια κόστους
- Η λογική, η ανάπτυξη επιχειρημάτων, η συνεπαγωγή
- Η μάθηση και η αυτοπροσαρμογή σε νέο περιβάλλον και νέες καταστάσεις

Το τελευταίο αντικείμενο, δηλαδή η μάθηση είναι ίσως ένα από τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά του εγκεφάλου και γενικά των βιολογικών νευρωνικών δικτύων (σημειώνεται ότι ικανότητα μάθησης δεν έχουν μόνο οι άνθρωποι αλλά και τα ζώα). Ο λόγος που η μάθηση θεωρείται το κλειδί της νοημοσύνης είναι το γεγονός ότι οι περισσότερες από τις υπόλοιπες λειτουργίες που περιγράφηκαν παραπάνω μαθαίνονται κατά τη διάρκεια του βίου, και συνήθως κατά την βρεφική ή την πρώιμη παιδική ηλικία, και δεν προκύπτουν εκ γενετής. Για παράδειγμα, κανένα παιδί δεν γεννήθηκε γνωρίζοντας Ελληνικά, Αγγλικά ή Κινέζικα. Αντίθετα, κάθε παιδί μαθαίνει την γλώσσα την οποία θα μιλάει ως μητρική από εδώ και στο εξής, κατά τη διάρκεια των πρώτων χρόνων της ζωής του ανάλογα με το γλωσσικό περιβάλλον μέσα στο οποίο θα μεγαλώσει. Επίσης η αναγνώριση των οικείων προσώπων (πχ μητέρα, πατέρας, αδερφός, αδερφή κλπ.) και του οικείου περιβάλλοντος (το δωμάτιο, το σπίτι, η γειτονιά) δεν μπορεί να υπάρχει εκ γενετής αλλά μαθαίνεται διότι οι συγκεκριμένοι γονείς και το συγκεκριμένο περιβάλλον διαφέρουν από παιδί σε παιδί. Παρόμοιες επισημάνσεις μπορούν να γίνουν και για τις υπόλοιπες λειτουργίες που κατατάσσονται στην ευρύτερη έννοια της νοημοσύνης.

Βασική αρχή της Τεχνητής Νοημοσύνης (TN) είναι η ύπαρξη ενός υλικού στρώματος πάνω στο οποίο εκτελούνται όλες οι παραπάνω λειτουργίες. Στον άνθρωπο και στα ζώα το υλικό αυτό είναι οι νευρώνες και η δομή του υλικού είναι ένα πυκνό δίκτυο μεταξύ των νευρώνων με εκατοντάδες έως χιλιάδες συνάψεις ανά νευρώνα. Το αντικείμενο μελέτης της TN είναι διπλό:

- Η ανάπτυξη ενός υλικού το οποίο θα μπορεί να υποστηρίξει τις παραπάνω επιθυμητές λειτουργίες, άσχετα αν αυτό το υλικό μιμείται τους νευρώνες ή όχι. Ένα τέτοιο υλικό είναι το υλικό των υπολογιστών που αποτελείται από ημιαγωγά στοιχεία και τρανζίστορ.
- Η ανάπτυξη αλγορίθμων που θα μιμούνται αυτές τις λειτουργίες, δηλαδή θα κάνουν αναγνώριση φυσικής γλώσσας, προσώπων και περιβάλλοντος, θα επιτυγχάνουν αυτόματη πλοήγηση ενός ρομπότ σε περιβάλλον με φυσικά εμπόδια, θα αναπτύσσουν βέλτιστες στρατηγικές για ένα πρόβλημα, θα εκτελούν συλλογισμούς και θα καταλήγουν σε λογικά συμπεράσματα, θα έχουν μνήμη, και τέλος θα αυτοπροσαρμόζονται σε νέες καταστάσεις και σε άγνωστα περιβάλλοντα, και θα μαθαίνουν από την εμπειρία τους. Όλοι αυτοί οι στόχοι είναι βέβαιοι πολλοί και ιδιαίτερα απαιτητικοί αλλά αποτελούν το κύριο αντικείμενο μελέτης της TN.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μοντέλα που μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.

Το αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη και η μελέτη μαθηματικών αλγορίθμων που μιμούνται την αρχιτεκτονική και το πρότυπο των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.

Όπως και στα βιολογικά δίκτυα έτσι και τα TN δέχονται ορισμένες εισόδους και αντίστοιχα δίνουν ορισμένες εξόδους (input – output). Οι αριθμοί αυτοί που δίνονται στην είσοδο του δικτύου αποτελούν κάποιο πρότυπο. Για ένα πρόβλημα μπορεί να απαιτούνται πολλά πρότυπα.

Σε κάθε πρότυπο αντιστοιχεί και μία σωστή απάντηση, η οποία είναι το σήμα που πρέπει να ληφθεί στην έξοδο ή αλλιώς ο στόχος. Η εκπαίδευση γίνεται με το να παρουσιαστεί μια ομάδα από τέτοια πρότυπα στο δίκτυο, αντιπροσωπευτικά ή παρόμοια με αυτά που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δίνονται στο δίκτυο ως εισοδοί κάποια πρότυπα για τα οποία η έξοδος είναι γνωστή. Ουσιαστικά είναι σαν να δίνεται στο δίκτυο μία ερώτηση και ακολούθως να του δίνεται η απάντηση που αντιστοιχεί. Το δίκτυο χρησιμοποιεί την κατάλληλη συνάρτηση μεταφοράς $f(x)$ για να μεταδίδει το σήμα σε όλη τη δομή του, από την είσοδο ως την έξοδο. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης το μόνο πράγμα που αλλάζει είναι οι τιμές των βαρών των συνδέσεων των νευρώνων. Αυτό δεν γίνεται πάντα με τον ίδιο τρόπο, αλλά εξαρτάται σημαντικά από την μέθοδο που χρησιμοποιείται. Το δίκτυο με τα δεδομένα αυτά τροποποιεί την εσωτερική του δομή. Ενώ αρχικά ξεκινάει με τυχαίες τιμές στα βάρη w , κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης μεταβάλλει τις τιμές αυτές, μέχρι να εκπαιδευθεί πλήρως. Ακολούθως, αφού βρει την σωστή εσωτερική δομή του, τότε θα μπορεί να λύνει και άλλα ανάλογα προβλήματα τα οποία δεν έχει δει προηγουμένως, δηλαδή δεν έχει εκπαιδευθεί στα πρότυπα των προβλημάτων αυτών.

Οποσδήποτε όμως, τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά.

Γενικά, κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου οι αλλαγές στα βάρη γίνονται με ένα από τους εξής δύο τρόπους:

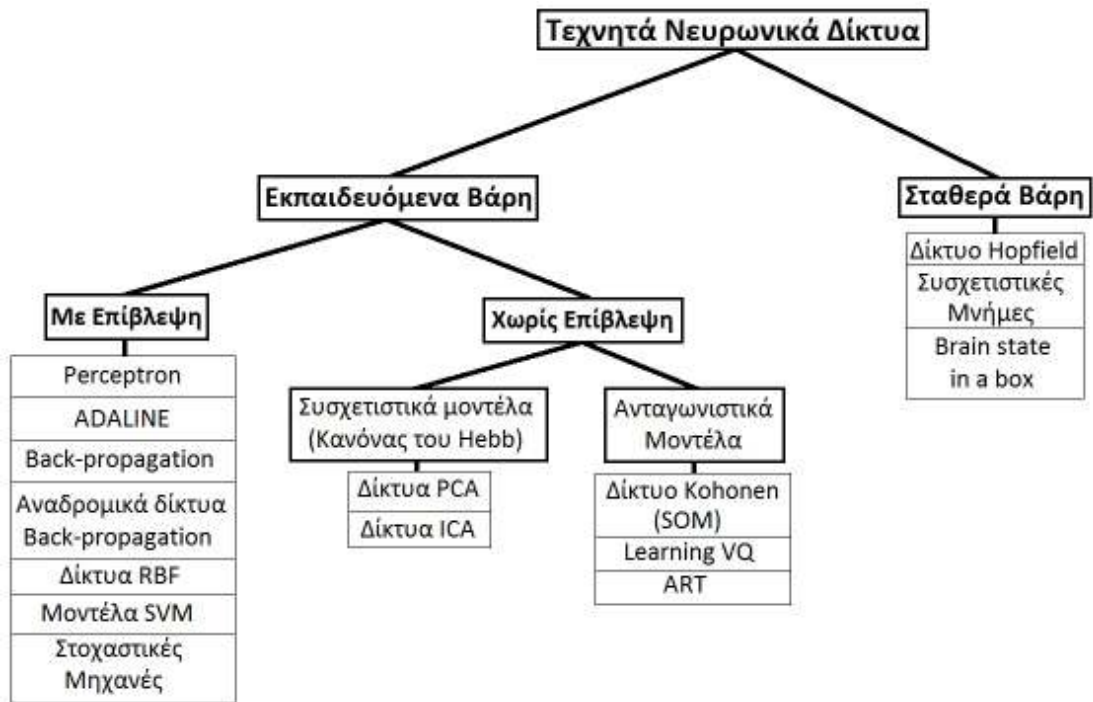
- Με επίβλεψη
- Χωρίς επίβλεψη

Η επιβλεπόμενη εκπαίδευση είναι και ο πιο συχνός τρόπος στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Αρχικά δίνονται οι τιμές των εισόδων και των στόχων που πρέπει να μάθει το δίκτυο, δηλαδή παρουσιάζονται τα πρότυπα στο δίκτυο. Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης το δίκτυο αλλάζει τις τιμές των βαρών διορθώνοντας τις ανάλογα με το σφάλμα που λαμβάνει (διαφορά από τον στόχο). Ο σκοπός εδώ είναι τελικά να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά (το σφάλμα) μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της τρέχουσας τιμής της εξόδου μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών (ανακυκλώσεις διορθώσεων). Μερικές φορές η διαδικασία αυτή μπορεί να απαιτεί μεγάλους αριθμούς τέτοιων διορθώσεων και, επομένως, μεγάλους υπολογιστικούς χρόνους.

Στην εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη απλώς δίνεται η πληροφορία στο δίκτυο, αλλά δεν δίνονται αντίστοιχοι στόχοι όπως προηγουμένως και έτσι δεν γίνεται κανένας έλεγχος ή σύγκριση για την πορεία του σφάλματος. Το δίκτυο δεν χρησιμοποιεί κάποια εξωτερική παράμετρο για την αλλαγή των βαρών. Υπάρχει βέβαια συγκεκριμένη διαδικασία που ακολουθείται και καταλήγει σε εκπαίδευση του δικτύου. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο, ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι εξοδοί να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι εισοδοί. Το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Ο τρόπος αυτός δεν συναντάται τόσο συχνά όπως η εποπτευόμενη εκπαίδευση και δεν είναι απόλυτα κατανοητός, αλλά είναι πολύ χρήσιμος σε ορισμένες καταστάσεις που δεν υπάρχουν δεδομένα στο πρόβλημα. Σε όλες τις περιπτώσεις όταν το δίκτυο σταματάει να αλλάζει τις τιμές των βαρών, τότε η εκπαίδευση έχει επιτευχθεί. Αυτό συμβαίνει όταν το λάθος στην έξοδο τείνει στο μηδέν.

2.1.7. Ταξινόμηση νευρωνικών αλγορίθμων

Γενικά οι νευρωνικοί αλγόριθμοι ταξινομούνται σύμφωνα με το παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 2.3. Ταξινόμηση γενετικών αλγορίθμων

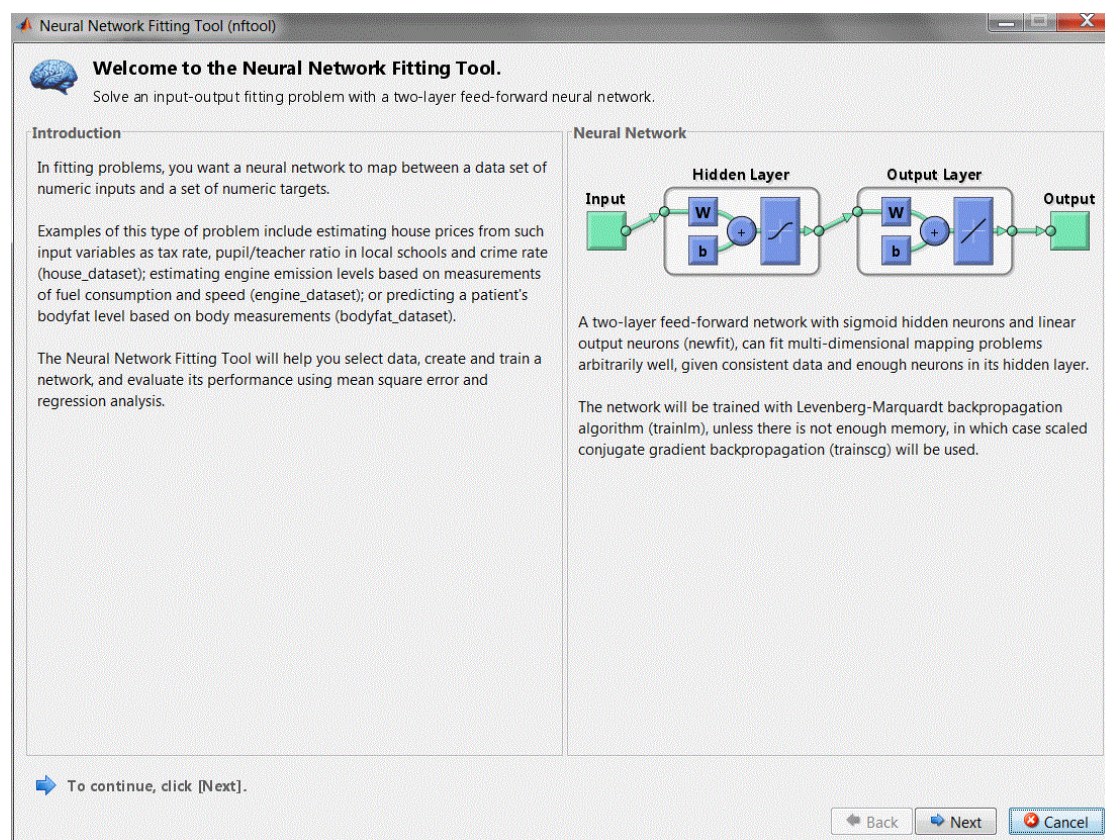
2.2. Λογισμικό Ανάπτυξης Νευρωνικών Δικτύων

Προκειμένου να αναπτυχθεί ένα νευρωνικό δίκτυο, να εκπαιδευτεί και να παράγει αποτελέσματα χρειάζεται ένα κατάλληλο λογισμικό Η/Υ. Υπάρχουν πολλά στην αγορά, με τα πιο γνωστά από αυτά να είναι το SNNS, το Emergent, το JavaNNS, το Neural Lab και το Neural Network Toolbox (NNT) της MATLAB. Σε αυτή την εργασία χρησιμοποιείται το τελευταίο.

Το NNT της MATLAB μπορεί να χρησιμοποιηθεί με δύο τρόπους. Είτε χρησιμοποιώντας εντολές μέσα από τη γραμμή εντολών της MATLAB είτε χρησιμοποιώντας το Neural Network Pattern Recognition Tool GUI (εντολή nftool στην γραμμή εντολών της MATLAB). Στην συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκαν και οι δύο ανάλογα με την περίπτωση, καθώς και οι δύο έχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα.

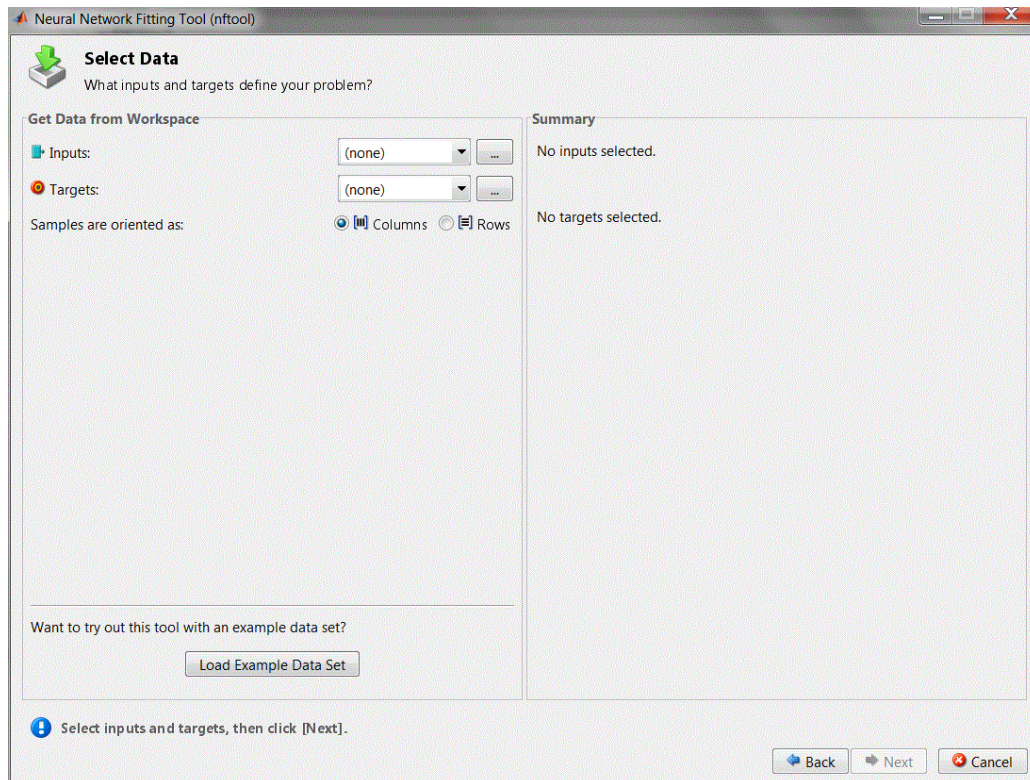
Παρακάτω περιγράφεται αναλυτικά η χρήση του Neural Network Pattern Recognition Tool GUI για την κατασκευή και εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Στο τέλος της εργασίας επισυνάπτεται ο κώδικας MATLAB για την ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου χωρίς τη χρήση Neural Network Pattern Recognition Tool GUI.

Ανοίγοντας την MATLAB και πληκτρολογώντας nftool εμφανίζεται το παρακάτω παράθυρο που εισάγει στην ανάλυση νευρωνικών δικτύων.



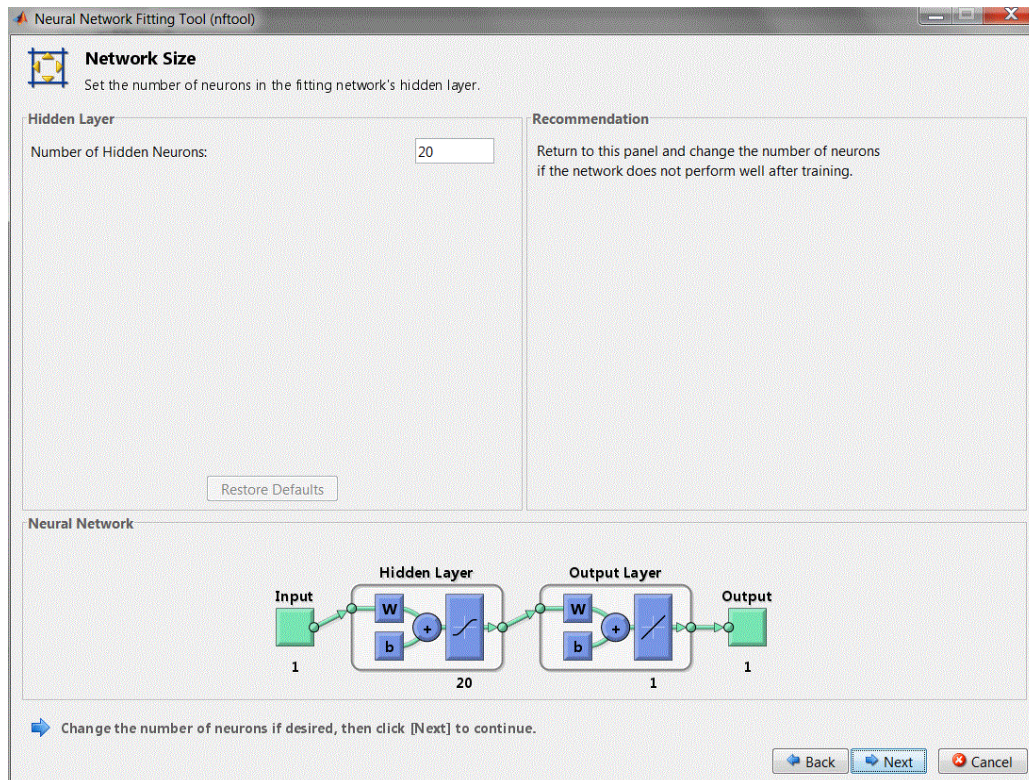
Σχήμα 2.4. Εισαγωγή στην δημιουργία TNN

Στη συνέχεια το πρόγραμμα ζητάει να δοθούν παράμετροι εισόδου και παράμετροι εξόδου, ώστε να εκπαιδευτεί κατάλληλα το νευρωνικό δίκτυο που θα κατασκευαστεί.



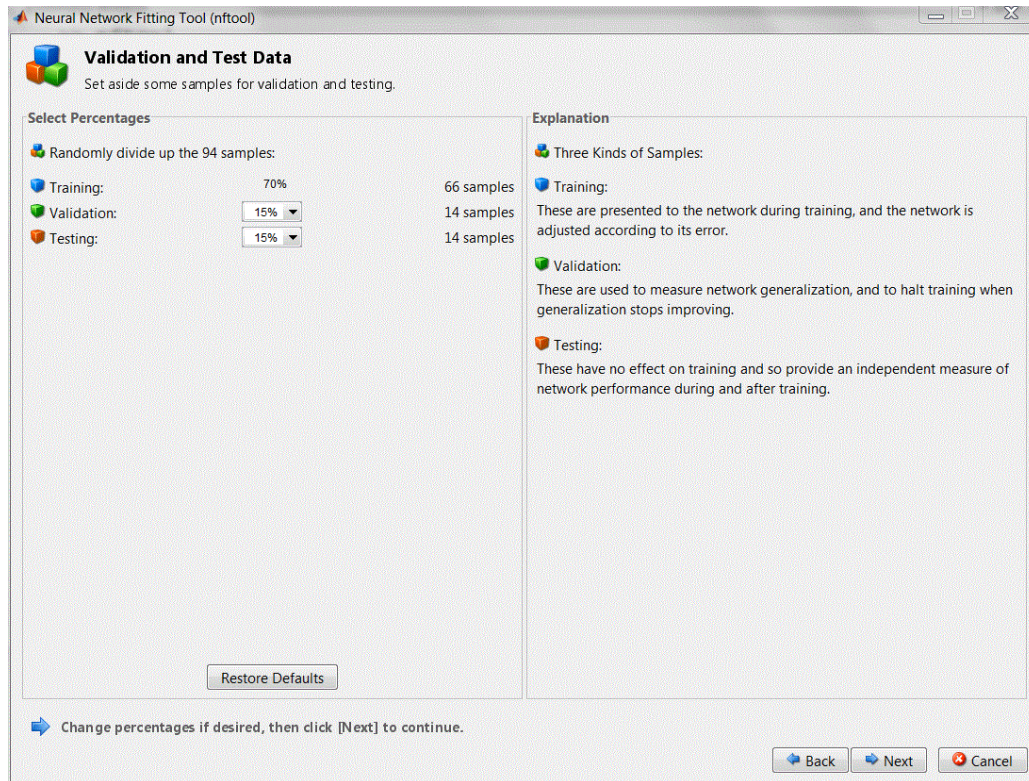
Σχήμα 2.5. Εισαγωγή δεδομένων εισόδου και εξόδου

Ακολούθως εισάγεται ο αριθμός των νευρώνων της κρυφής στοιβάδας, ο τρόπος επιλογής του αριθμού αυτού αναλύεται στο επόμενο κεφάλαιο.



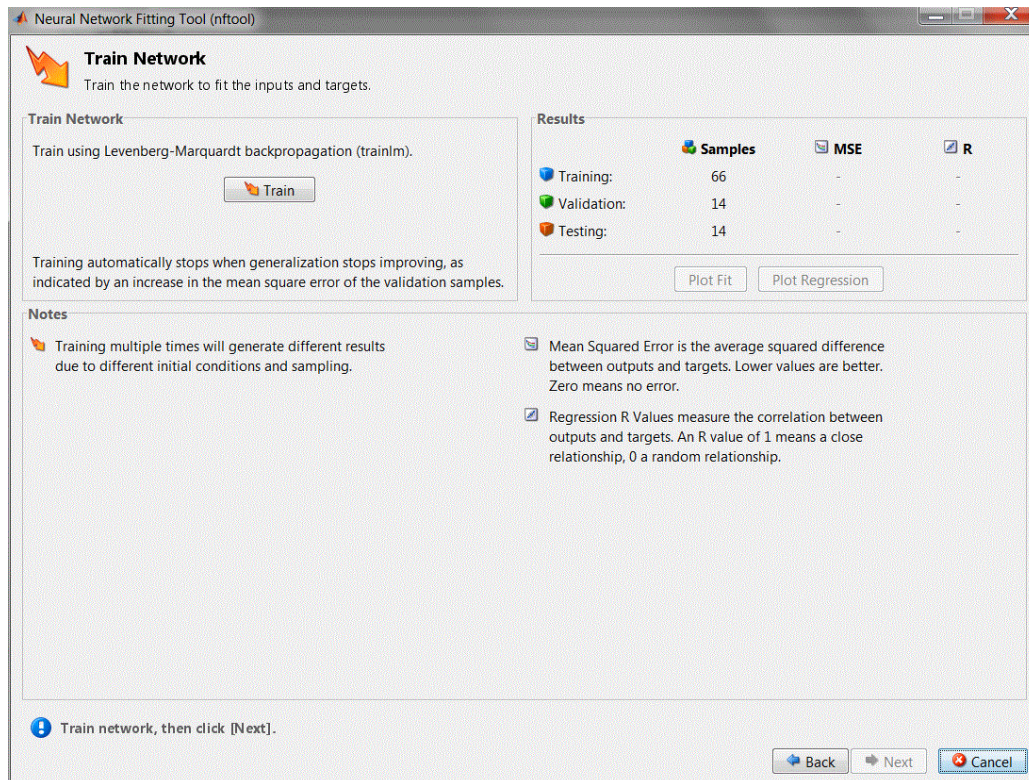
Σχήμα 2.6. Εισαγωγή αριθμού νευρώνων

Στη συνέχεια επιλέγεται το ποσοστό των τιμών που εισήχθησαν νωρίτερα και που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση, για την επικύρωση και για τον έλεγχο του νευρωνικού δικτύου.



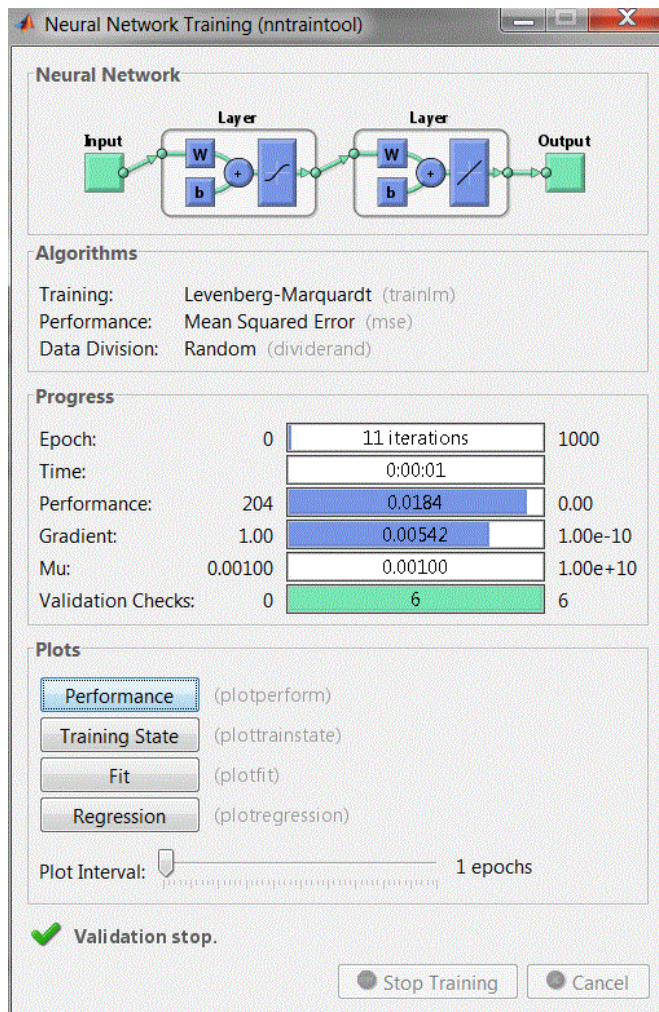
Σχήμα 2.7. Επιλογή ποσοστού για εκπαίδευση και έλεγχο του TNN

Στο επόμενο παράθυρο επιλέγουμε Train ώστε να ξεκινήσει η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 2.8. Επιβεβαίωση επιλογών και εκκίνηση εκπαίδευσης

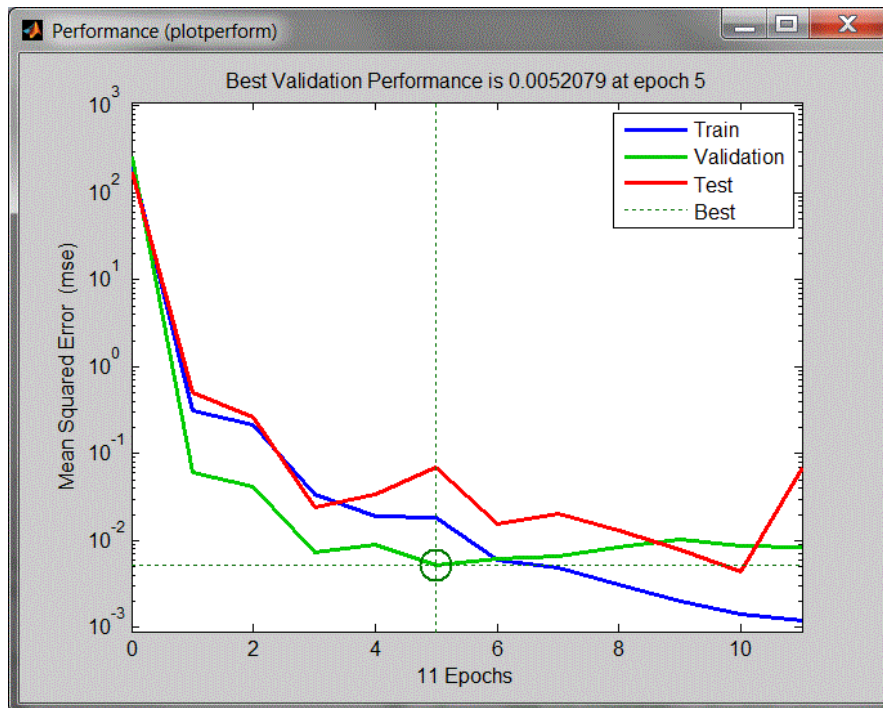
Εδώ εμφανίζεται το νευρωνικό δίκτυο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται είναι ο Levenberg - Marquardt και ο στόχος της εκπαίδευσης είναι η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.



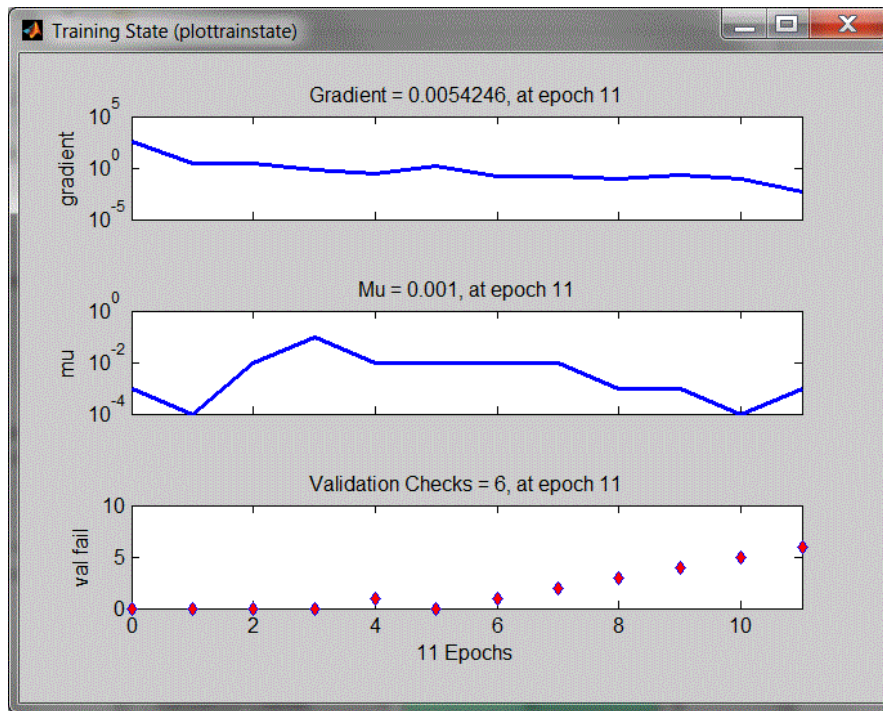
Σχήμα 2.9. TNN κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης

Χρησιμοποιώντας τις επιλογές Performance, Training State, Fit και Regression ανοίγουν τα επόμενα παράθυρα που εμφανίζουν τις επιδόσεις του νευρωνικού δικτύου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Πιο συγκεκριμένα στο πρώτο γράφημα εμφανίζεται η επιτυχία της εκπαίδευσης υπό την μορφή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος σε σχέση με τον αριθμό των κύκλων εκπαίδευσης. Η μπλε γραμμή είναι το σφάλμα στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση, η πράσινη τα δεδομένα επικύρωσης και η κόκκινη τα δεδομένα ελέγχου του δικτύου. Στο επόμενο κεφάλαιο εξηγείται η μορφή αυτού του γραφήματος και τα συμπεράσματα που εξάγουμε από αυτό.

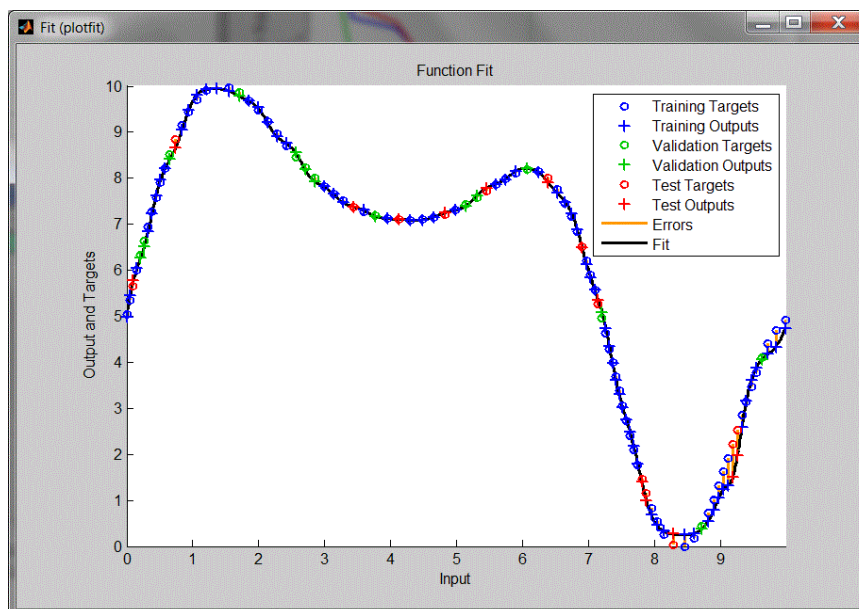


Σχήμα 2.10. Απόδοση της εκπαίδευσης του TNN



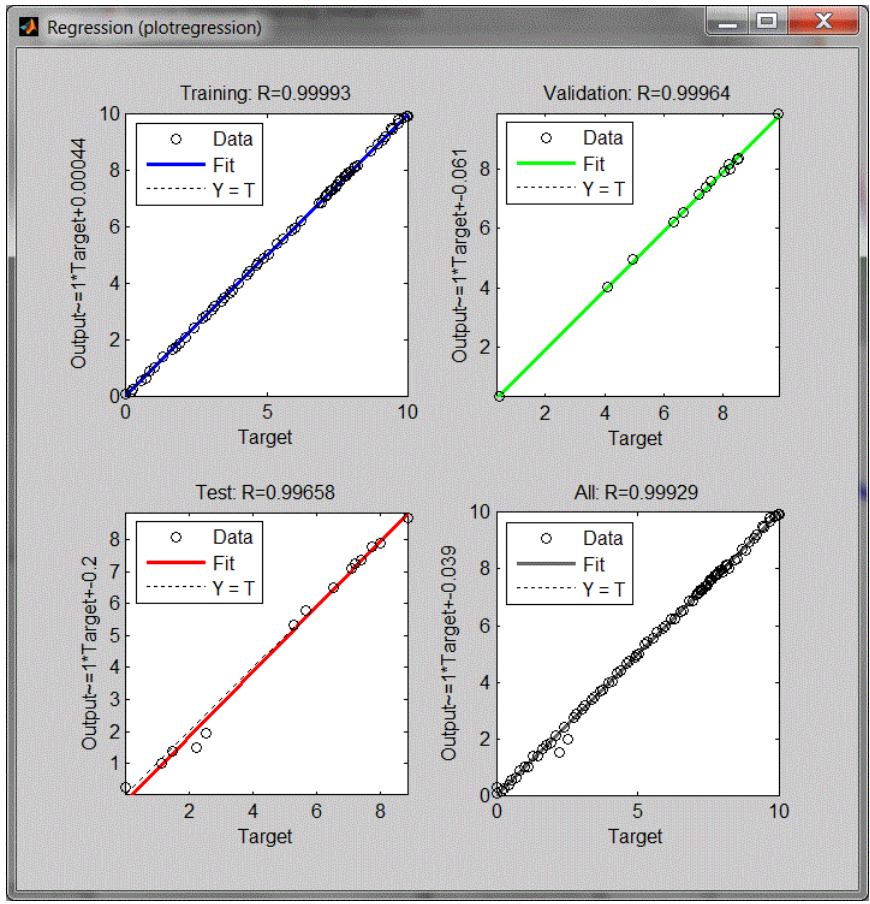
Σχήμα 2.11.

Σε αυτό το γράφημα εμφανίζεται η καμπύλη που κατασκευάζεται από το νευρωνικό δίκτυο και θα χρησιμοποιηθεί για να προβλεφθεί το αποτέλεσμα όταν χρησιμοποιηθεί το νευρωνικό δίκτυο σε πραγματικές συνθήκες. Στην ουσία είναι το ίδιο το νευρωνικό δίκτυο οπτικοποιημένο.



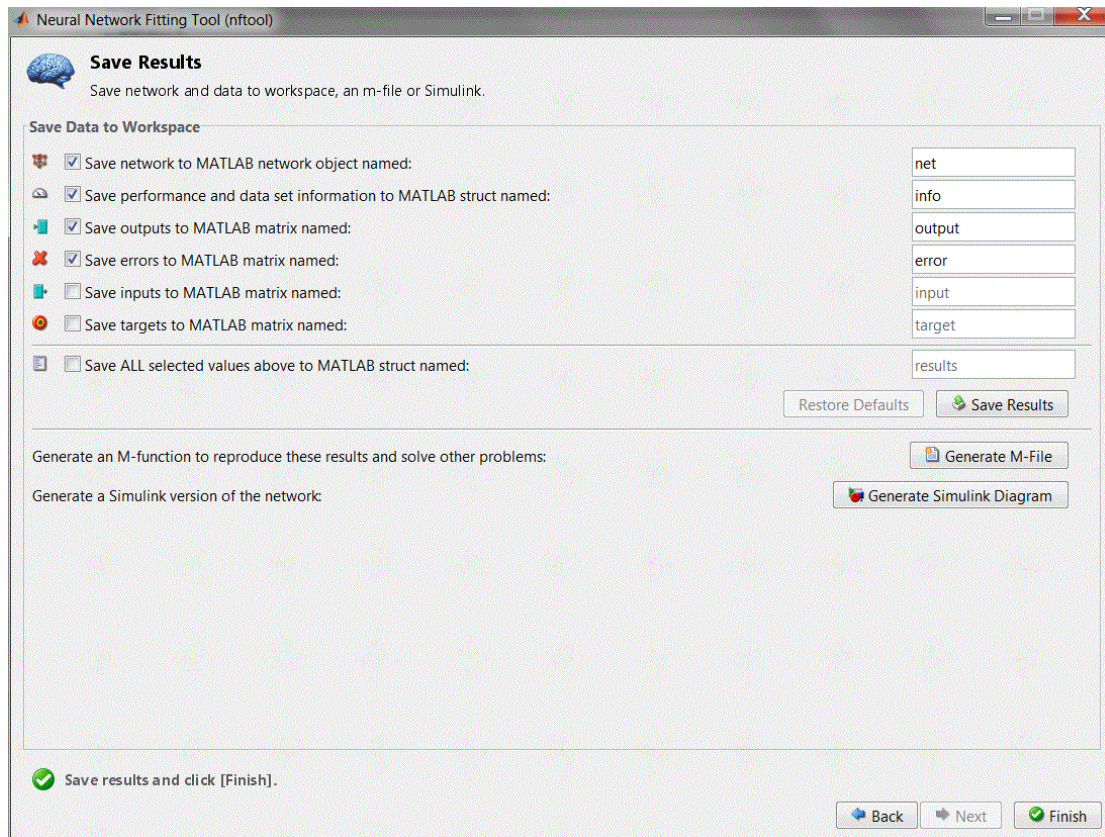
Σχήμα 2.12. Καμπύλη εφαρμογής TNN

Σε αυτό το γράφημα εμφανίζεται η παλινδρόμηση των δεδομένων σε σχέση με την καμπύλη που δημιούργησε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, και είναι μια ένδειξη της επιτυχίας του νευρωνικού δικτύου. Προφανώς τα δεδομένα εκπαίδευσης θα είναι πάνω στην καμπύλη που δημιουργήθηκε αλλά αν τα δεδομένα ελέγχου και επικύρωσης δεν ακολουθούν την ίδια μορφή τότε το δίκτυο έχει κάποιο πρόβλημα που πρέπει να εξεταστεί.



Σχήμα 2.13. Παλινδρόμηση δεδομένων TNN

Τέλος, το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε είναι έτοιμο και πρέπει να αποθηκευτεί ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πραγματικές συνθήκες. Αυτό μπορεί να συμβεί στο επόμενο παράθυρο επιλέγοντας Save Results και Generate M - File.



Σχήμα 2.14. Επιλογές αποθήκευσης και διόρθωσης χαρακτηριστικών του TNN

2.3. Επιλογή νευρώνων

Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρεις στοιβάδες νευρώνων. Τους νευρώνες εισόδου, την κρυφή στοιβάδα και τους νευρώνες εξόδου.

Οι νευρώνες εισόδου υπολογίζονται πολύ απλά, καθώς είναι ίσοι σε αριθμό με τις παραμέτρους εισόδου του προβλήματος προς λύση και το ίδιο συμβαίνει και με τους νευρώνες εξόδου, οι οποίοι είναι ίσοι σε αριθμό με τις παραμέτρους που πρέπει να υπολογίσει το νευρωνικό δίκτυο.

Η κρυφή στοιβάδα είναι οι νευρώνες που αποτελούν το υπολογιστικό κομμάτι του νευρωνικού δικτύου και είναι αυτοί που πρέπει να υπολογίζονται διαφορετικά σε κάθε πρόβλημα. Αν δεν είναι αρκετοί τότε το νευρωνικό δίκτυο δεν θα είναι αρκετά πολύπλοκο ώστε να μπορεί να λύσει το πρόβλημα που του τίθεται. Αν είναι περισσότεροι από όσοι χρειάζονται είναι πολύ πιθανό να εμφανιστεί το φαινόμενο του overfitting το οποίο αναλύεται στο επόμενο κεφάλαιο.

2.4. Overfitting

Γενικά, overfitting ονομάζεται το φαινόμενο που οδηγεί ένα στατιστικό μοντέλο σε τυχαίο λάθος αντί για την επιζητούμενη σύγκλιση του προβλήματος. Το φαινόμενο αυτό συναντάται κυρίως όταν το μοντέλο είναι υπερβολικά πολύπλοκο, όπως όταν έχει υπερβολικά πολλούς βαθμούς ελευθερίας σε σχέση με τις πληροφορίες που έχει να επεξεργαστεί. Ένα μοντέλο στο οποίο συμβαίνει το φαινόμενο του overfitting έχει γενικά φτωχή προσεγγιστική συμπεριφορά, και μπορεί να μεγιστοποιήσει μικρές αλλαγές στα δεδομένα εισόδου.

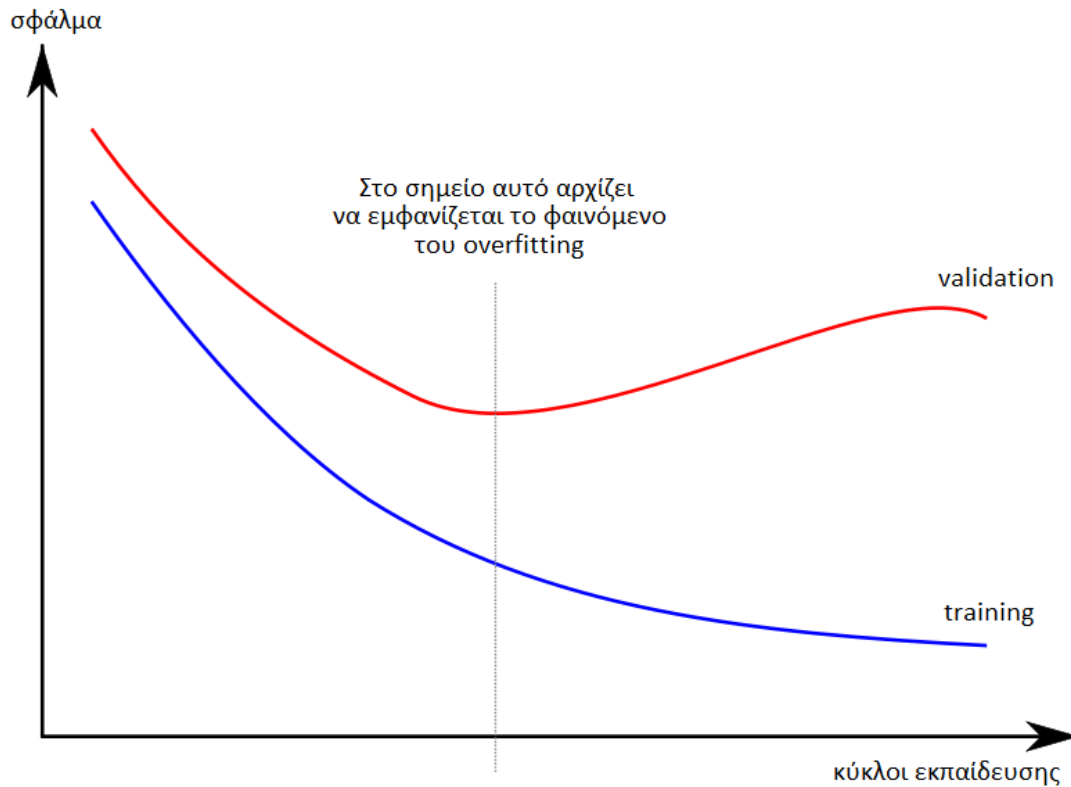
Η πιθανότητα να συμβεί υπάρχει επειδή τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του δικτύου δεν είναι τα ίδια με τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για να κριθεί η αυτεπάρκεια του δικτύου. Πιο συγκεκριμένα, ένα δίκτυο συνήθως εκπαιδεύεται μεγιστοποιώντας την απόδοση του σε κάποια ομάδα δεδομένων εισόδου - εξόδου. Η αυτεπάρκεια του δικτύου όμως δεν προσδιορίζεται από την απόδοση του στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά στα δεδομένα που θα του δοθούν αργότερα. Το φαινόμενο αυτό συμβαίνει όταν το δίκτυο αρχίζει να απομνημονεύει τα δεδομένα εκπαίδευσης αντί να μαθαίνει να γενικεύει από αυτά. Σε ένα ακραίο παράδειγμα, όταν ο αριθμός των παραμέτρων εξόδου είναι ίδιος ή μεγαλύτερος από τον αριθμό των παραμέτρων εισόδου, ένα απλό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί να προβλέπει ακριβώς τα δεδομένα εκπαίδευσης έχοντας απομνημονεύσει ολόκληρη την ομάδα δεδομένων εκπαίδευσης. Ένα τέτοιο δίκτυο γενικά θα αποτύχει οικτρά σε δεδομένα που θα του δοθούν αργότερα, καθώς δεν θα μπορεί να γενικεύσει καθόλου.

Η πιθανότητα να συμβεί δεν έχει σχέση αποκλειστικά με τον αριθμό των παραμέτρων και των δεδομένων αλλά και με την σχέση του μοντελοποιημένου δικτύου με τη μορφή των δεδομένων εισόδου - εξόδου και με την τάξη μεγέθους σφάλματος του μοντέλου σε σχέση με το αναμενόμενο επίπεδο σφάλματος στα δεδομένα.

Ακόμα και όταν το μοντελοποιημένο δίκτυο δεν έχει πολλούς βαθμούς ελευθερίας, είναι αναμενόμενο ότι το δίκτυο δεν θα έχει την ίδια απόδοση στα νέα δεδομένα σε σχέση με αυτά στα οποία εκπαιδεύτηκε.

Προκειμένου να αποφευχθεί το φαινόμενο του overfitting είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν επιπλέον τεχνικές (όπως επιβεβαίωση της επικύρωσης, πρόωρη διακοπή της εκπαίδευσης και σύγκριση διαφορετικών μοντέλων), οι οποίες μπορούν να αποδείξουν αν περαιτέρω εκπαίδευση καταλήγει ή όχι σε καλύτερη γενίκευση του μοντέλου. Η βάση αυτών των τεχνικών είναι είτε να ενημερώνουν αν το μοντέλο είναι υπερβολικά περίπλοκο είτε να ελέγχουν την ικανότητα του μοντέλου να γενικεύει χρησιμοποιώντας μια ομάδα δεδομένων που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση, και τα οποία προσομοιώνουν τα δεδομένα που θα δέχεται το μοντέλο σε πραγματικές συνθήκες.

Στη σουίτα της MATLAB που χρησιμοποιείται σε αυτή την εργασία αυτό πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας το 15% των δεδομένων της εκπαίδευσης για έλεγχο.



Σχήμα 2.15. Καμπύλη σφάλματος TNN όπου έχει εμφανιστεί overfitting

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το φαινόμενο του overfitting. Στα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση του δικτύου το σφάλμα βαίνει συνεχώς μειούμενο, ενώ στα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την επικύρωση της επίδοσης του δικτύου από ένα σημείο και μετά το σφάλμα αυξάνεται.

Στη συγκεκριμένη εργασία το φαινόμενο του overfitting αποφεύγεται με τους εξής τρόπους:

- Ελέγχοντας την καμπύλη performance του δικτύου για την χαρακτηριστική αύξηση του σφάλματος στα δεδομένα ελέγχου και επικύρωσης
- Ελέγχοντας το γράφημα παλινδρόμησης του δικτύου και ελέγχοντας τα δεδομένα ελέγχου και επικύρωσης να είναι στην περιοχή της καμπύλης του νευρωνικού δικτύου
- Μεταβάλλοντας τον αριθμό των νευρώνων της κρυφής στοιβάδας σε περίπτωση που το φαινόμενο εμφανίζεται. Αυτός ο τρόπος εφαρμόζεται στην πράξη για την επιλογή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου στο συγκεκριμένο πρόβλημα.

2.5. Επεξεργασία αριθμητικών δεδομένων με χρήση

Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

2.5.1. Εξαγωγή αριθμητικών δεδομένων

Η συχνότερα χρησιμοποιούμενη μέθοδος μελέτης μιας spider die είναι η μοντελοποίησή της μέσω του λογισμικού COMSOL και η παραμετροποίηση και η προσομοίωση της ροής του ρευστού μέσω αυτής. Πιο συγκεκριμένα σχεδιάζεται το ένα έκτο, ή ένα πόδι της μήτρας, και το λογισμικό επιτρέπει αλλαγές στα γεωμετρικά μεγέθη αλλά και στις περιβαλλοντικές συνθήκες που επικρατούν κατά την εκτέλεση του πειράματος. Η προσομοίωση μέσω του COMSOL γίνεται ώστε τα αποτελέσματα να χρησιμοποιηθούν αργότερα για την περαιτέρω βελτίωση σχεδιαστικά των μητρών, όμως, όπως φαίνεται και από τους πίνακες παρακάτω παίρνουν πάρα πολύ χρόνο, με τον μέσο όρο να είναι στα πέντε λεπτά ανά πείραμα. Η βελτιστοποίηση των μητρών γίνεται συνήθως με στατιστικές μεθόδους, με αποτέλεσμα να είναι αναγκαία η εκτέλεση μεγάλου αριθμού πειραμάτων (σε αυτή την εργασία χρειάστηκαν 80) και αυτός είναι ο λόγος που ένα ακριβές τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αντικαταστήσει το λογισμικό COMSOL στην μελέτη της μήτρας - αράχνης. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δέχεται τις παραμέτρους σε μορφή πίνακα, εξάγει αποτελέσματα σε χρόνους κάτω του λεπτού και οι έξοδοι του αντιστοιχούν σε πολλά πειράματα μαζί, κάτι που με τη χρήση του COMSOL χρειάζεται ώρες επεξεργασίας.

Για την συγκεκριμένη εργασία οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν έξι. Το μήκος του ποδιού (mm), το πάχος του (mm), το μήκος της εξόδου (mm), το μέγιστο της καμπύλης spline που σχηματίζει το πόδι, και οι γωνίες εκκίνησης και τερματισμού της καμπύλης spline. Οι έξοδοι που ελήφθησαν από το COMSOL ήταν τέσσερεις, οι μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις της ταχύτητας και της θερμοκρασίας στην έξοδο του ρευστού, U_m , U_s , T_m και T_s αντίστοιχα. Αυτές οι έξοδοι μέσω του τύπου

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\bar{X}^2}{S^2} \right)$$

έδωσαν την παράμετρο εξόδου του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, δηλαδή το SNR της ταχύτητας του ρευστού στην έξοδο, SNR_U αλλιώς.

Έγιναν συνολικά 80 προσομοιώσεις μέσω του COMSOL καθώς είναι ένας ικανοποιητικός αριθμός ώστε να εκπαιδευτεί το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Από αυτές οι 60 χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου και οι υπόλοιπες 20 για την επιβεβαίωση των αποτελεσμάτων.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι πίνακες των τιμών που χρησιμοποιούνται.

	ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ	ΕΠΙΠΕΔΑ				
		1	2	3	4	5
L	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΛΟΥ (mm)	24	29,25	34,5	39,75	45
T	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	9	9,75	10,5	11,25	12
Y	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	30	42,5	55	67,5	80
f	ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9
a	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	0	2,5	5	7,5	10
b	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	0	2,5	5	7,5	10

Πίνακας 2.1. Επίπεδα παραμέτρων εισόδου ΤΝΔ

Οι 80 τιμές που χρησιμοποιήθηκαν ελήφθησαν από τον συνδυασμό των πέντε επιπέδων των παραμέτρων εισόδου και φαίνονται αναλυτικότερα στον παρακάτω πίνακα.

A/A ΔΟΚΙΜΗΣ	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΔΟΥ (mm)	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)
1	24	9	30	0,1	0	0
2	24	9	30	0,1	5	5
3	24	9	30	0,1	10	10
4	24	10,5	55	0,5	0	0
5	24	10,5	55	0,5	5	5
6	24	10,5	55	0,5	10	10
7	24	12	80	0,9	0	0
8	24	12	80	0,9	5	5
9	24	12	80	0,9	10	10
10	34,5	9	55	0,9	0	5
11	34,5	9	55	0,9	5	10
12	34,5	9	55	0,9	10	0
13	34,5	10,5	80	0,1	0	5
14	34,5	10,5	80	0,1	5	10
15	34,5	10,5	80	0,1	10	0
16	34,5	12	30	0,5	0	5
17	34,5	12	30	0,5	5	10
18	34,5	12	30	0,5	10	0
19	45	9	80	0,5	0	10
20	45	9	80	0,5	5	0
21	45	9	80	0,5	10	5
22	45	10,5	30	0,9	0	10
23	45	10,5	30	0,9	5	0
24	45	10,5	30	0,9	10	5
25	45	12	55	0,1	0	10
26	45	12	55	0,1	5	0
27	45	12	55	0,1	10	5
28	24	9	30	0,1	0	0
29	24	9	30	0,1	2,5	2,5
30	24	9	30	0,1	5	5
31	24	9,75	42,5	0,3	0	0
32	24	9,75	42,5	0,3	2,5	2,5
33	24	9,75	42,5	0,3	5	5
34	24	10,5	55	0,5	0	0
35	24	10,5	55	0,5	2,5	2,5
36	24	10,5	55	0,5	5	5
37	29,25	9	42,5	0,5	0	2,5
38	29,25	9	42,5	0,5	2,5	5
39	29,25	9	42,5	0,5	5	0
40	29,25	9,75	55	0,1	0	2,5
41	29,25	9,75	55	0,1	2,5	5
42	29,25	9,75	55	0,1	5	0
43	29,25	10,5	30	0,3	0	2,5
44	29,25	10,5	30	0,3	2,5	5
45	29,25	10,5	30	0,3	5	0
46	34,5	9	55	0,3	0	5
47	34,5	9	55	0,3	2,5	0
48	34,5	9	55	0,3	5	2,5
49	34,5	9,75	30	0,5	0	5
50	34,5	9,75	30	0,5	2,5	0
51	34,5	9,75	30	0,5	5	2,5
52	34,5	10,5	42,5	0,1	0	5
53	34,5	10,5	42,5	0,1	2,5	0
54	34,5	10,5	42,5	0,1	5	2,5
55	34,5	10,5	55	0,5	5	5

56	34,5	10,5	55	0,5	7,5	7,5
57	34,5	10,5	55	0,5	10	10
58	34,5	11,25	67,5	0,7	5	5
59	34,5	11,25	67,5	0,7	7,5	7,5
60	34,5	11,25	67,5	0,7	10	10
61	34,5	12	80	0,9	5	5
62	34,5	12	80	0,9	7,5	7,5
63	34,5	12	80	0,9	10	10
64	39,75	10,5	67,5	0,9	5	7,5
65	39,75	10,5	67,5	0,9	7,5	10
66	39,75	10,5	67,5	0,9	10	5
67	39,75	11,25	80	0,5	5	7,5
68	39,75	11,25	80	0,5	7,5	10
69	39,75	11,25	80	0,5	10	5
70	39,75	12	55	0,7	5	7,5
71	39,75	12	55	0,7	7,5	10
72	39,75	12	55	0,7	10	5
73	45	10,5	80	0,7	5	10
74	45	10,5	80	0,7	7,5	5
75	45	10,5	80	0,7	10	7,5
76	45	11,25	55	0,9	5	10
77	45	11,25	55	0,9	7,5	5
78	45	11,25	55	0,9	10	7,5
79	45	12	67,5	0,5	5	10
80	45	12	67,5	0,5	7,5	5

Πίνακας 2.2. Παράμετροι εισόδου ΤΝΔ

Στον επόμενο πίνακα εμφανίζονται οι έξοδοι που προσφέρει το COMSOL και ο χρόνος προσομοίωσης για λόγους σύγκρισης. Συγκεκριμένα ο μέσος χρόνος για κάθε πείραμα είναι 571.73 sec και ο συνολικός για τα 80 πειράματα περίπου 12,7 ώρες.

A/A ΔΟΚΙΜΗΣ	ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (U _m)	ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (U _s)	ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (T _m)	ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (T _s)	ΧΡΟΝΟΣ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩ ΣΗΣ (s)
1	0,037591	0,015877	470,4897	0,525552	657,1750965
2	0,037617	0,015885	470,49	0,524435	658,218611
3	0,037588	0,01587	470,491	0,524952	660,9626267
4	0,037164	0,015769	470,4402	0,508898	488,5414394
5	0,037203	0,015737	470,4416	0,510385	481,8893013
6	0,037176	0,015738	470,4453	0,508863	512,7032524
7	0,036933	0,015744	470,4279	0,495508	613,4156063
8	0,036898	0,015731	470,4279	0,495588	556,28885
9	0,036872	0,01572	470,4273	0,494146	570,5566958
10	0,029895	0,012831	470,3099	0,469994	596,6195595
11	0,029884	0,012829	470,3098	0,46981	560,5652339
12	0,029876	0,012808	470,3111	0,468383	596,7528409
13	0,029472	0,012736	470,2891	0,460693	609,5130884
14	0,029465	0,012704	470,2886	0,458494	607,7444394
15	0,029392	0,012654	470,2887	0,457186	610,0021959
16	0,029826	0,012745	470,3323	0,474622	575,6504217
17	0,029891	0,012765	470,3283	0,474576	556,8798776
18	0,029862	0,012723	470,337	0,47207	574,5632692
19	0,024163	0,010575	470,1704	0,423828	490,0137508
20	0,024279	0,010562	470,1732	0,421275	523,2554083
21	0,024176	0,010502	470,174	0,420554	464,7613337
22	0,024551	0,010649	470,2192	0,430899	621,6459479
23	0,024663	0,010694	470,2168	0,432634	606,5597464
24	0,024514	0,010644	470,2161	0,434705	590,0427025
25	0,024573	0,0106	470,2021	0,424242	558,0229761
26	0,024591	0,010609	470,2024	0,424209	562,3538691
27	0,024531	0,01059	470,2035	0,424736	512,1524988
28	0,037625	0,015869	470,491	0,524865	657,1750965
29	0,037622	0,015866	470,4914	0,521475	658,218611
30	0,037521	0,015884	470,4913	0,524869	660,9626267
31	0,037315	0,015795	470,4712	0,522419	488,5414394
32	0,037359	0,015813	470,4738	0,518468	481,8893013
33	0,037322	0,015811	470,4729	0,522837	512,7032524
34	0,037201	0,015755	470,4374	0,507589	613,4156063
35	0,037197	0,015748	470,4357	0,508832	556,28885
36	0,037201	0,015749	470,4393	0,509499	570,5566958
37	0,032433	0,014368	470,3698	0,489996	596,6195595
38	0,032454	0,014383	470,3664	0,490047	560,5652339
39	0,032475	0,014329	470,3665	0,491165	596,7528409
40	0,032455	0,014355	470,3537	0,486756	609,5130884
41	0,032435	0,014326	470,3549	0,483656	607,7444394
42	0,032365	0,014289	470,3553	0,483908	610,0021959
43	0,032771	0,014442	470,395	0,503755	575,6504217
44	0,032669	0,014436	470,3973	0,502589	556,8798776
45	0,032801	0,014476	470,4001	0,497504	574,5632692
46	0,029828	0,012828	470,3065	0,468646	490,0137508
47	0,029819	0,012888	470,3064	0,472909	523,2554083
48	0,029894	0,012832	470,3108	0,470524	464,7613337
49	0,029835	0,012766	470,3293	0,474304	621,6459479
50	0,029859	0,012792	470,3298	0,476487	606,5597464
51	0,029819	0,012274	470,3318	0,474555	590,0427025
52	0,029804	0,012896	470,3262	0,469965	558,0229761
53	0,029759	0,012793	470,3199	0,470223	562,3538691
54	0,029917	0,012753	470,3252	0,470629	512,1524988

55	0,029813	0,012688	470,3113	0,46232	657,1750965
56	0,029881	0,012815	470,3084	0,468712	658,218611
57	0,02987	0,012772	470,3097	0,468003	660,9626267
58	0,029564	0,012802	470,2996	0,458677	488,5414394
59	0,029572	0,012783	470,3017	0,457191	481,8893013
60	0,029546	0,012812	470,3028	0,459445	512,7032524
61	0,029332	0,012666	470,2777	0,460027	613,4156063
62	0,02934	0,012666	470,2807	0,461612	556,28885
63	0,029407	0,012724	470,2847	0,460471	570,5566958
64	0,026389	0,011557	470,2355	0,444175	596,6195595
65	0,026345	0,011569	470,2324	0,443223	560,5652339
66	0,026367	0,011538	470,2366	0,442822	596,7528409
67	0,026395	0,011573	470,2254	0,434996	609,5130884
68	0,02629	0,011524	470,2229	0,432163	607,7444394
69	0,026403	0,011547	470,2267	0,436112	610,0021959
70	0,026659	0,011577	470,2393	0,444853	575,6504217
71	0,026409	0,011488	470,2428	0,443343	556,8798776
72	0,026564	0,01152	470,246	0,445053	574,5632692
73	0,024155	0,010571	470,1693	0,423305	490,0137508
74	0,024253	0,010551	470,171	0,420395	523,2554083
75	0,024149	0,01057	470,17	0,423111	464,7613337
76	0,024551	0,010585	470,1991	0,423282	621,6459479
77	0,02447	0,010522	470,1963	0,425333	606,5597464
78	0,024563	0,010159	470,1972	0,422593	590,0427025
79	0,024256	0,010661	470,1811	0,424936	558,0229761
80	0,024321	0,010609	470,1816	0,423942	562,3538691

Πίνακας 2.3. Αποτελέσματα προσομοίωσης με τη χρήση του COMSOL

Στον επόμενο πίνακα οι τιμές έχουν υποστεί επεξεργασία ώστε να ληφθεί η τελική παράμετρος που θα χρησιμοποιηθεί στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο.

A/A ΔΟΚΙΜΗΣ	SNR TAXYTHΤΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (SNRU)
1	7,486416
2	7,487841
3	7,489195
4	7,44614
5	7,473298
6	7,466466
7	7,405664
8	7,404908
9	7,405055
10	7,346862
11	7,34492
12	7,356505
13	7,287439
14	7,307059
15	7,320193
16	7,384782
17	7,390587
18	7,410802
19	7,177691
20	7,229923
21	7,242287
22	7,25511
23	7,257693
24	7,246368
25	7,303517
26	7,301934
27	7,29604
28	7,498538969
29	7,499488583
30	7,466290523
31	7,467276314
32	7,467619438
33	7,460111397
34	7,462724136
35	7,465650172
36	7,466032626
37	7,071816055
38	7,068375027
39	7,106665541
40	7,085568333
41	7,097779109
42	7,101475502
43	7,117247067
44	7,09377935
45	7,104770195
46	7,329303663
47	7,286150952
48	7,345793585
49	7,373424042
50	7,362736161
51	7,710139121
52	7,276390605
53	7,33291867
54	7,406113635
55	7,420250202
56	7,35353034
57	7,379526255

58	7,269707415
59	7,284958172
60	7,25763527
61	7,294043853
62	7,296412516
63	7,276541222
64	7,171556397
65	7,148047637
66	7,178603691
67	7,161514264
68	7,16374673
69	7,183682198
70	7,244956427
71	7,230150594
72	7,25681985
73	7,17781938
74	7,229436875
75	7,176483284
76	7,307566479
77	7,330713438
78	7,668608958
79	7,140424812
80	7,206139567

Πίνακας 2.4. Παράμετρος εξόδου ΤΝΔ

Οι εισοδοί λοιπόν του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι οι τιμές του πίνακα 2.2., εκτός από το χρόνο προσομοίωσης και η έξοδος του οι τιμές του πίνακα 2.4.

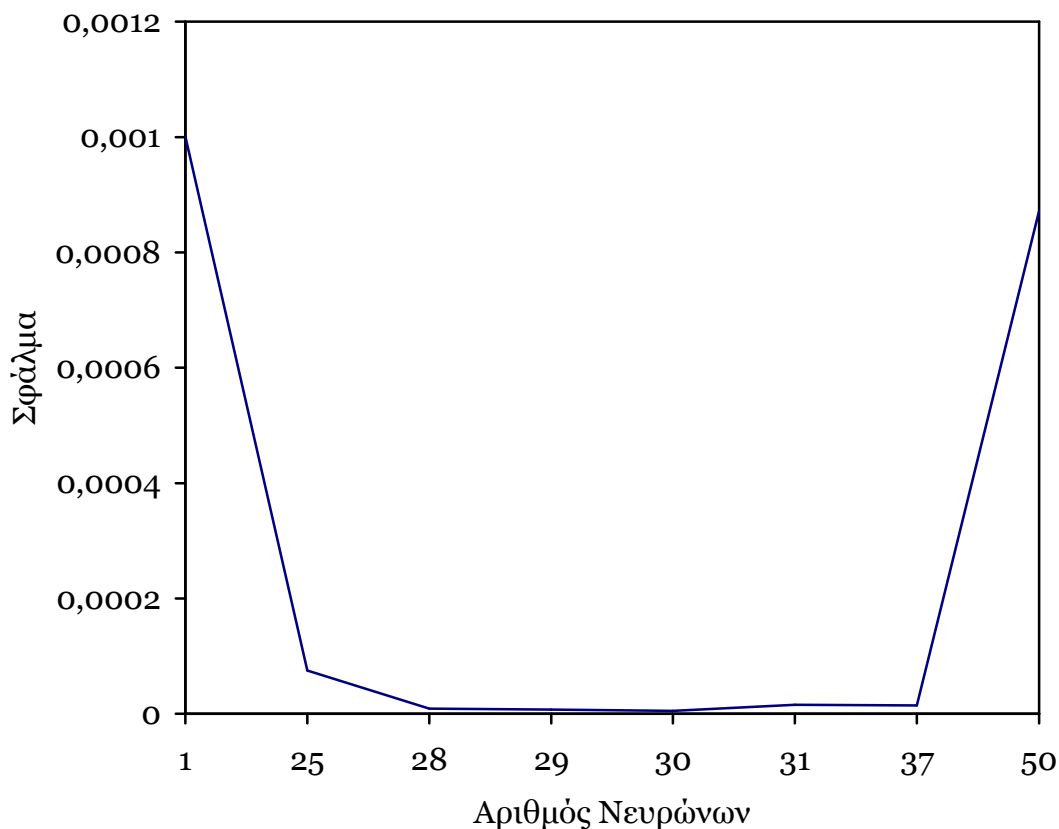
2.5.2. Δημιουργία Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Για τη δημιουργία ενός αξιόπιστου τεχνητού νευρωνικού δικτύου πρέπει να αποφευχθεί το φαινόμενο του overfitting. Για αυτό τον λόγο δημιουργούνται νευρωνικά δίκτυα με αυξομειούμενο αριθμό νευρώνων και επιλέγεται αυτό στο οποίο το σφάλμα είναι ικανοποιητικά μικρό. Πολύ λίγοι νευρώνες οδηγούν το δίκτυο σε αδυναμία επεξεργασίας μεγάλου αριθμού μεταβλητών και πολλοί νευρώνες σε overfitting. Θα πρέπει λοιπόν να βρεθεί η χρυσή τομή και αυτό παρουσιάζεται παρακάτω.

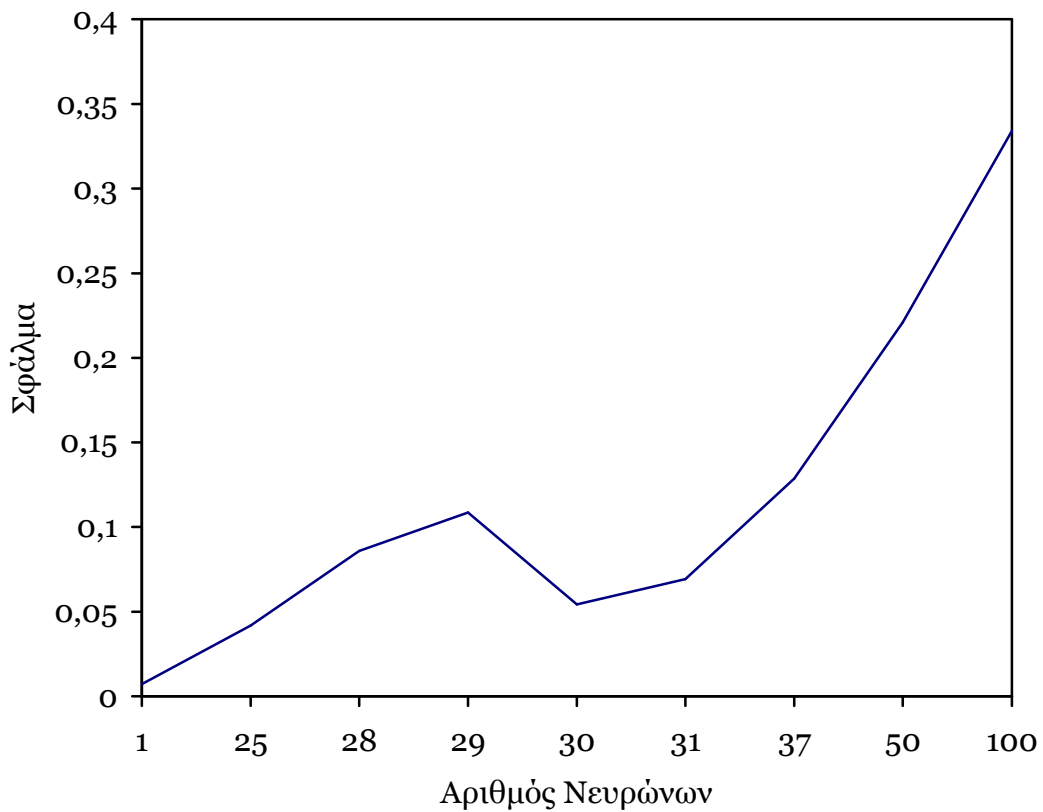
Δημιουργήθηκαν δίκτυα με τον τρόπο που παρουσιάζεται στο κεφάλαιο 2.2. Χρησιμοποιήθηκαν οι πρώτες 60 παράμετροι, και από το κάθε δίκτυο λήφθηκε το σφάλμα. Η ορθή λειτουργία των δικτύων επιβεβαιώθηκε λαμβάνοντας το σφάλμα από τις 20 τελευταίες παραμέτρους. Τα αποτελέσματα φαίνονται στον παρακάτω πίνακα και σχήμα, το οποίο είναι όμοιο με το σχήμα 2.15. μετά την εισαγωγή σε αυτό αριθμητικών δεδομένων.

Νευρώνες	1	25	28	29	30	31	37	50	100
60 Τιμές	0,001001	7,54E-05	9,318E-06	7,672E-06	5,566E-06	1,6E-05	1,5E-05	0,000872	0,033559
20 Τιμές	0,007259	0,04185	0,0859355	0,108509	0,0543009	0,06934	0,128715	0,22082	0,334175

Πίνακας 2.5. Σφάλμα κατά την εκπαίδευση και προσομοίωση ΤΝΔ



Σχήμα 2.16. Σφάλμα εκπαίδευσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

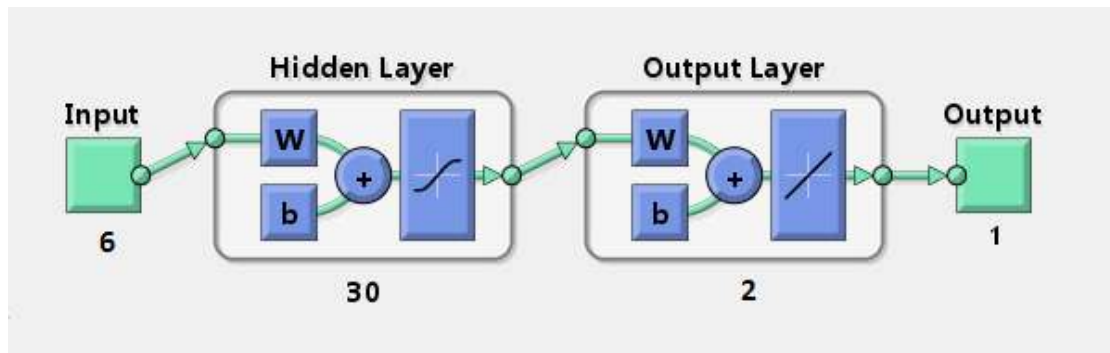


Σχήμα 2.17. Σφάλμα προσομοίωσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Και τα δύο σχήματα λοιπόν συμφωνούν ότι το δίκτυο με 30 νευρώνες κρυφής στοιβάδας είναι το ιδανικό για τους υπολογισμούς αυτής της εργασίας.

Η επιλογή των νευρώνων για τη δημιουργία του κάθε δικτύου έγινε με τη μέθοδο διχοτόμησης του διαστήματος, από το μάθημα της Αριθμητικής Ανάλυσης της σχολής, ξεκινώντας από δίκτυα με έναν και 100 νευρώνες και αναζητώντας την βέλτιστη λύση στο διάστημα αυτό. Περισσότεροι από 100 νευρώνες εγγυώνται το φαινόμενο του overfitting, καθώς νευρωνικά δίκτυα τέτοιου μεγέθους χρησιμοποιούνται σε αρκετά πιο περίπλοκα προβλήματα από αυτό.

Το δίκτυο που δημιουργήθηκε περιέχει συνολικά 39 νευρώνες. Όταν επιλέγουμε αριθμό νευρώνων στο Neural Network Toolbox της Matlab η επιλογή αφορά την κρυφή στοιβάδα. Το δίκτυο όμως περιέχει και άλλους νευρώνες. Έξι, όσες και οι παράμετροι εισόδου στην είσοδο, ένας, όσος και η παράμετρος εξόδου στην έξοδο, και ακόμα δύο στην στοιβάδα εξόδου. Τελικά, το προσαρμοσμένο δίκτυο που δημιουργήθηκε έχει 39 νευρώνες, με τους 30 από αυτούς να είναι καθαρά υπολογιστικοί και οι υπόλοιποι δέκα εξυπηρετούν την λειτουργία του δικτύου. Η μορφή του δικτύου φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Σχήμα 2.18. Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για τον υπολογισμό SNR_U σε μήτρα - αρχή

2.5.3. Εξαγωγή επιπλέον τιμών με χρήση Νευρωνικού Δικτύου

Το νευρωνικό δίκτυο δημιουργήθηκε ώστε να προσφέρει έναν γρηγορότερο αλλά και αξιόπιστο τρόπο να παρακαμφθεί η χρονοβόρα χρήση του Comsol για την εξαγωγή αποτελεσμάτων βελτιστοποίησης στην μήτρα που μελετάται. Οι μεταβλητές που μπορούν να διαφοροποιηθούν παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα

	ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ	ΕΠΙΠΕΔΑ				
		1	2	3	4	5
L	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΔΟΥ (mm)	24	29,25	34,5	39,75	45
T	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	9	9,75	10,5	11,25	12
Y	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	30	42,5	55	67,5	80
f	ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9
a	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	0	2,5	5	7,5	10
b	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	0	2,5	5	7,5	10

Πίνακας 2.6. Επίπεδα παραμέτρων εισόδου ΤΝΔ

Στη συνέχεια δημιουργούμε μία σειρά εκατό νέων συνδυασμών μένοντας στα όρια του παραπάνω πίνακα, δηλαδή [24, 9, 30, 0.1, 0, 0] έως [45, 12, 80, 0.9, 10, 10]. Αυτό είναι δυνατό με κατάλληλο βήμα αύξησης κάθε μίας από τις μεταβλητές. Αυτό είναι [0.2, 0.03, 0.25, 0.008, 0.1, 0.1] και οι νέοι συνδυασμοί που προκύπτουν παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

ΔΟΚΙΜΗΣ	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΔΟΥ (mm)	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)
1	24,144	9,0252	30,294	0,1022	1,023	1,023
2	24,288864	9,05047056	30,5908812	0,1044484	1,046529	1,046529
3	24,4345972	9,07581188	30,8906718	0,10674626	1,07059917	1,070599
4	24,5812048	9,10122415	31,1934004	0,10909468	1,09522295	1,095223
5	24,728692	9,12670758	31,4990957	0,11149477	1,12041308	1,120413
6	24,8770641	9,15226236	31,8077869	0,11394765	1,14618258	1,146183
7	25,0263265	9,17788869	32,1195032	0,1164545	1,17254478	1,172545
8	25,1764845	9,20358678	32,4342743	0,1190165	1,19951331	1,199513
9	25,3275434	9,22935683	32,7521302	0,12163486	1,22710211	1,227102
10	25,4795087	9,25519902	33,0731011	0,12431083	1,25532546	1,255325
11	25,6323857	9,28111358	33,3972175	0,12704567	1,28419795	1,284198
12	25,78618	9,3071007	33,7245102	0,12984067	1,3137345	1,313734
13	25,9408971	9,33316058	34,0550104	0,13269717	1,34395039	1,34395
14	26,0965425	9,35929343	34,3887495	0,1356165	1,37486125	1,374861
15	26,2531217	9,38549945	34,7257593	0,13860007	1,40648306	1,406483
16	26,4106405	9,41177885	35,0660717	0,14164927	1,43883217	1,438832
17	26,5691043	9,43813183	35,4097192	0,14476555	1,47192531	1,471925
18	26,7285189	9,4645586	35,7567345	0,14795039	1,50577959	1,50578
19	26,8888901	9,49105937	36,1071504	0,1512053	1,54041252	1,540413
20	27,0502234	9,51763433	36,4610005	0,15453182	1,57584201	1,575842
21	27,2125247	9,54428371	36,8183183	0,15793152	1,61208638	1,612086
22	27,3757999	9,5710077	37,1791378	0,16140601	1,64916436	1,649164
23	27,5400547	9,59780652	37,5434934	0,16495694	1,68709514	1,687095
24	27,705295	9,62468038	37,9114196	0,168586	1,72589833	1,725898
25	27,8715268	9,65162949	38,2829515	0,17229489	1,76559399	1,765594
26	28,0387559	9,67865405	38,6581245	0,17608538	1,80620266	1,806203
27	28,2069885	9,70575428	39,0369741	0,17995925	1,84774532	1,847745
28	28,3762304	9,73293039	39,4195364	0,18391836	1,89024346	1,890243
29	28,5464878	9,7601826	39,8058479	0,18796456	1,93371906	1,933719
30	28,7177667	9,78751111	40,1959452	0,19209978	1,9781946	1,978195
31	28,8900733	9,81491614	40,5898655	0,19632598	2,02369307	2,023693
32	29,0634138	9,84239791	40,9876461	0,20064515	2,07023801	2,070238
33	29,2377942	9,86995662	41,3893251	0,20505934	2,11785349	2,117853
34	29,413221	9,8975925	41,7949405	0,20957065	2,16656412	2,166564
35	29,5897003	9,92530576	42,2045309	0,2141812	2,21639509	2,216395
36	29,7672385	9,95309661	42,6181353	0,21889319	2,26737218	2,267372
37	29,945842	9,98096528	43,035793	0,22370884	2,31952174	2,319522
38	30,125517	10,008912	43,4575438	0,22863043	2,37287074	2,372871
39	30,3062701	10,0369369	43,8834277	0,2336603	2,42744677	2,427447
40	30,4881077	10,0650404	44,3134853	0,23880083	2,48327804	2,483278
41	30,6710364	10,0932225	44,7477575	0,24405445	2,54039344	2,540393
42	30,8550626	10,1214835	45,1862855	0,24942365	2,59882249	2,598822
43	31,040193	10,1498237	45,6291111	0,25491097	2,6585954	2,658595
44	31,2264341	10,1782432	46,0762764	0,26051901	2,7197431	2,719743
45	31,4137927	10,2067422	46,5278239	0,26625043	2,78229719	2,782297
46	31,6022755	10,2353211	46,9837966	0,27210794	2,84629002	2,84629
47	31,7918892	10,26398	47,4442378	0,27809431	2,9117547	2,911755
48	31,9826405	10,2927192	47,9091913	0,28421238	2,97872505	2,978725
49	32,1745363	10,3215388	48,3787014	0,29046506	3,04723573	3,047236
50	32,3675835	10,3504391	48,8528126	0,29685529	3,11732215	3,117322
51	32,5617891	10,3794203	49,3315702	0,3033861	3,18902056	3,189021
52	32,7571598	10,4084827	49,8150196	0,3100606	3,26236803	3,262368
53	32,9537027	10,4376264	50,3032068	0,31688193	3,3374025	3,337402
54	33,151425	10,4668518	50,7961782	0,32385333	3,41416276	3,414163
55	33,3503335	10,496159	51,2939808	0,33097811	3,4926885	3,492688
56	33,5504355	10,5255482	51,7966618	0,33825963	3,57302033	3,57302

57	33,7517381	10,5550198	52,304269	0,34570134	3,6551998	3,6552
58	33,9542486	10,5845738	52,8168509	0,35330677	3,7392694	3,739269
59	34,157974	10,6142106	53,334456	0,36107952	3,82527259	3,825273
60	34,3629219	10,6439304	53,8571337	0,36902327	3,91325386	3,913254
61	34,5690994	10,6737334	54,3849336	0,37714178	4,0032587	4,003259
62	34,776514	10,7036199	54,917906	0,3854389	4,09533365	4,095334
63	34,9851731	10,73359	55,4561014	0,39391855	4,18952633	4,189526
64	35,1950841	10,7636441	55,9995712	0,40258476	4,28588543	4,285885
65	35,4062546	10,7937823	56,548367	0,41144163	4,3844608	4,384461
66	35,6186922	10,8240049	57,102541	0,42049334	4,4853034	4,485303
67	35,8324043	10,8543121	57,6621459	0,42974419	4,58846537	4,588465
68	36,0473988	10,8847041	58,227235	0,43919857	4,69400008	4,694
69	36,2636831	10,9151813	58,7978619	0,44886094	4,80196208	4,801962
70	36,4812652	10,9457438	59,3740809	0,45873588	4,91240721	4,912407
71	36,7001528	10,9763919	59,9559469	0,46882807	5,02539257	5,025393
72	36,9203538	11,0071258	60,5435152	0,47914228	5,1409766	5,140977
73	37,1418759	11,0379458	61,1368416	0,48968341	5,25921906	5,259219
74	37,3647271	11,068852	61,7359827	0,50045645	5,3801811	5,380181
75	37,5889155	11,0998448	62,3409953	0,51146649	5,50392527	5,503925
76	37,814449	11,1309244	62,9519371	0,52271875	5,63051555	5,630516
77	38,0413357	11,1620909	63,568866	0,53421857	5,76001741	5,760017
78	38,2695837	11,1933448	64,1918409	0,54597137	5,89249781	5,892498
79	38,4992012	11,2246862	64,820921	0,55798274	6,02802526	6,028025
80	38,7301964	11,2561153	65,456166	0,57025836	6,16666984	6,16667
81	38,9625776	11,2876324	66,0976364	0,58280405	6,30850324	6,308503
82	39,196353	11,3192378	66,7453933	0,59562574	6,45359882	6,453599
83	39,4315312	11,3509316	67,3994981	0,6087295	6,60203159	6,602032
84	39,6681204	11,3827142	68,0600132	0,62212155	6,75387832	6,753878
85	39,9061291	11,4145858	68,7270013	0,63580823	6,90921752	6,909218
86	40,1455658	11,4465467	69,4005259	0,64979601	7,06812952	7,06813
87	40,3864392	11,478597	70,0806511	0,66409152	7,2306965	7,230697
88	40,6287579	11,5107371	70,7674415	0,67870153	7,39700252	7,397003
89	40,8725304	11,5429672	71,4609624	0,69363297	7,56713358	7,567134
90	41,1177656	11,5752875	72,1612798	0,70889289	7,74117765	7,741178
91	41,3644722	11,6076983	72,8684604	0,72448854	7,91922474	7,919225
92	41,612659	11,6401998	73,5825713	0,74042728	8,10136691	8,101367
93	41,862335	11,6727924	74,3036805	0,75671668	8,28769834	8,287698
94	42,113509	11,7054762	75,0318565	0,77336445	8,47831541	8,478315
95	42,3661901	11,7382515	75,7671687	0,79037847	8,67331666	8,673317
96	42,6203872	11,7711186	76,509687	0,8077668	8,87280294	8,872803
97	42,8761095	11,8040778	77,2594819	0,82553766	9,07687741	9,076877
98	43,1333662	11,8371292	78,0166248	0,84369949	9,28564559	9,285646
99	43,3921664	11,8702732	78,7811878	0,86226088	9,49921544	9,499215
100	43,6525194	11,9035099	79,5532434	0,88123062	9,7176974	9,717697

Πίνακας 2.7. Νέες παράμετροι εισόδου TNA

Εισάγοντας αυτές τις τιμές στο νευρωνικό δίκτυο και εκτελώντας μία προσομοίωση, το δίκτυο παράγει τις παρακάτω τιμές για το SRN_U.

A/A ΔΟΚΙΜΗΣ	SNR TAXYTHΤΑΣ ΕΞΟΔΟΥ (SNRU)
1	7,484474
2	7,47797
3	7,47149
4	7,46503
5	7,458583
6	7,452144
7	7,445707
8	7,439266
9	7,432814
10	7,426345
11	7,419854
12	7,413333
13	7,406777
14	7,400181
15	7,39354
16	7,386849
17	7,380106
18	7,373309
19	7,366456
20	7,359549
21	7,352591
22	7,345586
23	7,338542
24	7,331467
25	7,324376
26	7,317283
27	7,310207
28	7,303171
29	7,2962
30	7,289323
31	7,282572
32	7,275983
33	7,269596
34	7,26345
35	7,257588
36	7,252053
37	7,246889
38	7,242138
39	7,237838
40	7,234025
41	7,230729
42	7,227972
43	7,225771
44	7,224132
45	7,223054
46	7,222526
47	7,22253
48	7,223041
49	7,224029
50	7,225461
51	7,227302
52	7,229518
53	7,232077
54	7,234945
55	7,238095
56	7,241498
57	7,245128

58	7,248956
59	7,252952
60	7,257085
61	7,261317
62	7,265607
63	7,269906
64	7,274162
65	7,278316
66	7,282304
67	7,286058
68	7,289505
69	7,292567
70	7,295167
71	7,297227
72	7,298669
73	7,299423
74	7,299423
75	7,298616
76	7,296963
77	7,29444
78	7,291044
79	7,286789
80	7,281709
81	7,275856
82	7,269298
83	7,262109
84	7,254375
85	7,246178
86	7,237602
87	7,228725
88	7,219619
89	7,210355
90	7,201
91	7,191631
92	7,182336
93	7,173224
94	7,164431
95	7,156114
96	7,148458
97	7,141653
98	7,13589
99	7,131346
100	7,128174

Πίνακας 2.8. Παράμετρος εξόδου TNA

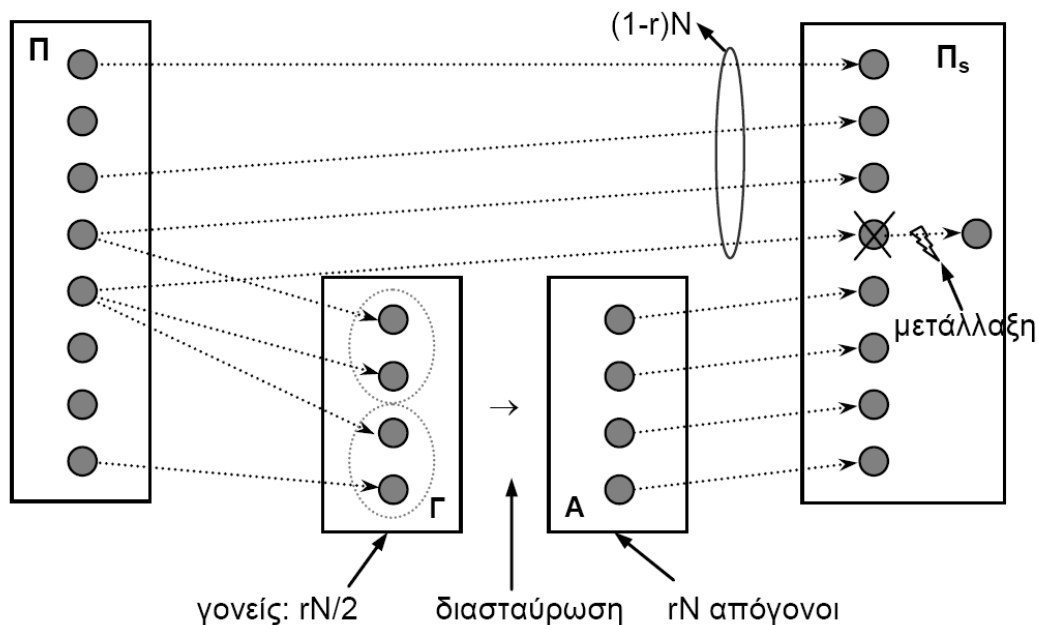
Τα αποτελέσματα αυτά στη συνέχεια θα χρησιμοποιηθούν για την εύρεση της αντικειμενικής συνάρτησης που συνδέει τις εισόδους με την έξοδο και την βελτιστοποίηση αυτής με τη χρήση μεθόδων γενετικών αλγορίθμων.

Βιβλιογραφία 2^{ου} Κεφαλαίου

1. Finite Element and Neural Network Modeling of Viscoelastic Annular Extrusion
Han-Xiong Huang & Yan-Sheng Miao
Center for Polymer Processing Equipment and Intellectualization, College of Industrial Equipment and Control Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, P.R.C.
2. Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm
B. Ozcelik, T. Erzurumlu
Gebze Institute of Technology, Department of Design and Manufacturing Engineering, Gebze-Kocaeli, Turkey, 2005
3. 40 Years of the Nelder-Mead Algorithm
David Byatt, Ian Coope, Chris Price
University of Canterbury, New Zealand, 2003
4. Τρισδιάστατη Προσομοίωση Εκβολής Πλαστικού Σωλήνα με την Μέθοδο Πεπερασμένων Στοιχείων (FEM)
Δήμος Νικόλαος, Διπλωματική Εργασία, 2010
5. Numerical Methods Using Matlab
John H. Mathews and Kurtis K. Fink, 2004
6. Optimization with Nonsmooth Data
J. Zowe
University of Bayreuth, Bayreuth, Federal Republic of Germany, 1987
7. Iterative Methods for Optimization
Kelley C.T., 1999
8. Derivative - Free Optimization
Andrew R. Conn, Katya Scheinberg, Luis N. Vicente
Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia
Mathematical Programming Society, Philadelphia, 2009
9. Improving Neural Network Generalisation
Paul L. Rosin and Freddy Fierens
Institute for Remote Sensing Applications, Joint Research Centre
10. Regression and Classification with Neural Networks
Andrew W. Moore
School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 2001
11. Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές
Πάνος Αργυράκης, 2001

12. Εντοπισμός Ατελειών σε Επίπεδη Πλάκα Ομογενούς και Σύνθετου Υλικού με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων και Μεθόδου Πεπερασμένων Στοιχείων
Ευστάθιος Ανδριανάκης, Διπλωματική Εργασία, 2008
13. Τεχνική Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων στο Σχεδιασμό Δικτύων Επικοινωνιών
Αντώνιος Δ. Ντούλας, Διπλωματική Εργασία, 2007
14. Ευφυής Αναζήτηση στο Διαδίκτυο με Χρήση Αυτο - Οργανούμενων Χαρτών
Νικόλαος Α. Γιάνναρης, Διπλωματική Εργασία, 2005

3. Γενετικοί Αλγόριθμοι



Σχήμα 3.1. Σχηματική λειτουργία Γενετικού Αλγορίθμου

3.1. Βελτιστοποίηση

Τα τελευταία χρόνια και με την αύξηση της επεξεργαστικής δύναμης των υπολογιστών, άρχισε να αναπτύσσεται ένα μεγάλο ενδιαφέρον για συστήματα μηχανικής μάθησης, τα οποία γενικά απαιτούν σημαντική υπολογιστική ισχύ. Το σύστημα μηχανικής μάθησης το οποίο δείχνει να χρησιμοποιείται περισσότερο είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι αλλά και άλλες εξελικτικές στρατηγικές, όπως είναι ο Γενετικός Προγραμματισμός, οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι, η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων κλπ.

Η έννοια της βελτιστοποίησης εμφανίζεται σε πολλές περιπτώσεις στον σύγχρονο κόσμο. Ανάμεσα στα πρακτικά προβλήματα που μπορούν να επιλυθούν με τεχνικές βελτιστοποίησης περιλαμβάνονται τα προβλήματα εντοπισμού σταθερών μοριακών διαμορφώσεων, της πρωτεϊνικής αναδιπλώσεως (protein folding), της προσαρμογής δεδομένων σε θεωρητικά και παραμετρικά μοντέλα κλπ. Στην συνέχεια παρατίθενται θεμελιώδεις ορισμοί της βελτιστοποίησης καθώς και κάποιες ενδεικτικές κατηγορίες μεθόδων βελτιστοποίησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι θεωρούνται μέθοδος καθολικής βελτιστοποίησης και μάλιστα είναι μια από τις περισσότερο ευέλικτες μεθόδους.

I. Ορισμοί

Γενικά μπορεί να οριστεί σαν μια διαδικασία, η οποία προσπαθεί να βρει ένα σύνολο παραμέτρων (μεταβλητών) που αποτελούν την καλύτερη δυνατή λύση σε ένα πρόβλημα. Για να γίνει αυτό θα πρέπει:

- Να οριστεί με ακρίβεια το σύνολο των παραμέτρων και το πλήθος τους. Αυτό το σύνολο παραμέτρων στην περίπτωση μας είναι ένα διάνυσμα x , το οποίο ορίζεται σε ένα υποχώρο S .
- Ο τύπος της συναρτήσεως που θα βελτιστοποιηθεί. Η συνάρτηση αυτή ονομάζεται αντικειμενική συνάρτησή και ορίζεται ως

$$f : S \rightarrow \mathbb{R}$$

σε διάφορες περιπτώσεις θα πρέπει να παρέχεται και η παράγωγος της ή τουλάχιστον κάποιος τρόπος υπολογισμού της όπως οι πεπερασμένες διαφορές.

- Ένα σύνολο περιορισμών, το οποίο θα πρέπει να πληρεί η επιστρεφόμενη λύση. Οι περιορισμοί μπορούν να είναι μια σειρά από ισότητες που πρέπει να ικανοποιεί το διάνυσμα - λύση ή / και μια σειρά από ανισωτικούς περιορισμούς.

Όταν η μέθοδος βελτιστοποίησης αποσκοπεί στην εύρεση κάποιου ελάχιστου σε μια περιορισμένη περιοχή του πεδίου ορισμού, θεωρείται μέθοδος τοπικής βελτιστοποίησης, διαφορετικά μέθοδος ολικής βελτιστοποίησης.

II. Τοπική βελτιστοποίηση

Το πρόβλημα της τοπικής βελτιστοποίησης μπορεί να οριστεί ως ακολούθως:

Ζητείται να βρεθεί ένα σημείο x^* τέτοιο ώστε να ισχύει:

$$f(x^*) < f(x), \forall x \in S, |x^* - x| \leq \epsilon$$

όπου ϵ ένας μικρός θετικός αριθμός που ορίζει την ακτίνα της σφαιρικής περιοχής πέριξ του x^* . Το σημείο x^* ονομάζεται σε αυτήν την περίπτωση "τοπικός ελαχιστοποιητής" και η τιμή $f(x^*)$ "τοπικό ελάχιστο". Γενικά οι μέθοδοι τοπικής ελαχιστοποίησης μπορούν να διακριθούν σε τρεις κατηγορίες:

- Μέθοδοι που χρησιμοποιούν μόνον συναρτησιακές τιμές. Αυτές οι μέθοδοι έχουν και τις μικρότερες υπολογιστικές απαιτήσεις και απαιτήσεις σε μνήμη, αφού δεν απαιτείται η διατήρηση του πίνακα της πρώτης παραγώγου (μνήμη $O(n)$) ή ακόμα και του Εσσιανού πίνακα των δευτέρων παραγώγων (μνήμη $O(n^2)$). Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας είναι κατάλληλες για περιπτώσεις όπου η αντικειμενική συνάρτηση είτε δεν είναι ομαλή είτε περιέχει θόρυβο. Σε αυτήν την κατηγορία βρίσκονται οι μέθοδοι ιχνοαναζήτησης (pattern search), οι μέθοδοι πολύτοπου (implex) κλπ.
- Μέθοδοι που χρησιμοποιούν μόνον πρώτες παραγώγους. Είναι η ευρύτερη κατηγορία μεθόδων τοπικής ελαχιστοποίησης και εδώ ανήκουν οι πιο κοινά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι. Όταν δεν διατίθεται η πρώτη παράγωγος χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως οι πεπερασμένες διαφορές για τον υπολογισμό της ή και ακόμα πιο εξελιγμένες τεχνικές. Σε αυτήν την κατηγορία μεθόδων συναντάμε μεθόδους όπως οι μέθοδοι απότομης καθόδου (steepest descent), συζυγών κλίσεων (Fletcher - Reeves και Polak - Ribierie), Quasi - Newton όπως η DFP και η BFGS, η Limited memory BFGS (L - BFGS) κλπ.
- Μέθοδοι που χρησιμοποιούν παραγώγους υψηλότερης τάξεως. Είναι οι μέθοδοι με τις περισσότερες απαιτήσεις σε μνήμη αλλά και με την μεγαλύτερη ακρίβεια στους υπολογισμούς τους. Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι σε αυτήν την περιοχή είναι παραλλαγές της μεθόδου του Newton, δηλαδή βασίζονται στην χρήση του Εσσιανού πίνακα. Σε αυτήν την περιοχή συναντά κανείς μεθόδους όπως αυτές των Gill - Murray, η μέθοδος Truncated Newton, οι ταυστικές (Tensor) μέθοδοι κλπ.

III. Καθολική βελτιστοποίηση

Το πρόβλημα που αντιμετωπίζει η καθολική ελαχιστοποίηση διατυπώνεται ως έξης:

Δοθείσης μιας συναρτήσεως $f(x)$, ζητείται να βρεθεί ένα σημείο x^* τέτοιο ώστε να ισχύει:

$$f(x^*) \leq f(x), \forall x \in S$$

Το πεδίο της καθολικής ελαχιστοποίησης είναι ευρύ και μπορεί να χωριστεί σε κατηγορίες. Στην σχετική βιβλιογραφία αναφέρονται διαφορετικές κατηγοριοποιήσεις της περιοχής, όπως αυτές των Dixon και Szego, Gormulla και των Archetti και Schoen. Βασιζόμενοι στις παραπάνω εργασίες μπορούμε να θεωρήσουμε πως έχουμε δύο μεγάλες κατηγορίες καθολικής βελτιστοποίησης: τις αιτιοκρατικές και τις στοχαστικές. Οι πρώτες γενικά απαιτούν γνώση της αντικειμενικής συναρτήσεως για να εφαρμοστούν, είναι πιο δύσκολες στον προγραμματισμό αλλά υπό προϋποθέσεις έχουν εγγυημένο αποτέλεσμα. Από την άλλη οι στοχαστικές, που αποτελούν και την πλειοψηφία, βασίζονται στην τυχαιότητα, κωδικοποιούνται εύκολα σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού και μπορούν να εφαρμοστούν σε μεγαλύτερα γκάμα συναρτήσεων από τις αιτιοκρατικές.

1. Αιτιοκρατικές (deterministic) μέθοδοι. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν μέθοδοι όπως:

- Μέθοδοι της κατηγορίας αναζήτησεως πλέγματος (Grid Search), όπου δημιουργούνται λίστες με σημεία που θα χρησιμοποιηθούν σαν σημεία εκκινήσεως τοπικής ελαχιστοποίησης. Η εισαγωγή ενός σημείου σε μία λίστα αναζήτησεως δεν εξαρτάται από σημεία που έχουν ήδη εισαχθεί σε αυτήν. Εναλλακτικοί τρόποι σχηματισμού του πλέγματος παρουσιάζονται στις εργασίες των Leonov, Ganshin και Babij.
- Τροχιακές μέθοδοι (Trajectory Methods), όπου η αναζήτηση γίνεται κατά μήκος μιας τροχιάς που ιδανικά διέρχεται από όλα τα τοπικά ελάχιστα. Στην κατηγορία αυτή έχουν προταθεί μέθοδοι από τους Fiodorova, Inomota και Cumada, Zhidkov και Shchedrin, Incerti, Branin.
- Μέθοδοι καλύψεως. Στην κατηγορία αυτή βρίσκονται μέθοδοι που ανιχνεύουν υποπεριοχές του χώρου αναζήτησεως στις οποίες δεν βρίσκεται το καθολικό ελάχιστο και τις αποκλείουν από περαιτέρω αναζήτηση. Κατά αυτόν τον τρόπο εντοπίζεται τελικά μια μικρή περιοχή η οποία περιέχει το καθολικό ελάχιστο. Στην περιοχή αυτή συναντάμε τους αλγόριθμους των Rijavskij - Shubert, του Brent, του Wood, τεχνικές διαστημάτων κ.α.

- Μέθοδοι συμπληρωματικών συναρτήσεων (Filled Function Methods). Σε αυτήν την κατηγορία μεθόδων η αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιείται σαν βάση για την δημιουργία συναρτήσεων όπου η εφαρμοζόμενη ελαχιστοποίηση δίνει πιο γρήγορα το ολικό ελάχιστο και κάτω από καλύτερες συνθήκες συγκλίσεως. Τυπικό παράδειγμα αυτής της κατηγορίας μεθόδων αποτελούν οι μέθοδοι που βασίζονται σε συναρτήσεις τιμωρίας (penalty functions). Στις μεθόδους αυτής της κατηγορίας κάθε φορά που ανακαλύπτεται ένα τοπικό ελάχιστο τροποποιείται η αντικειμενική συνάρτηση έτσι ώστε να αποφευχθεί η εύρεση του ίδιου τοπικού ελάχιστου σε επόμενη επανάληψη του αλγορίθμου με τη προσθήκη ειδικών συναρτήσεων (penalties). Στην εργασία των Ge και Qin εμφανίζονται διαφορετικές μορφές συμπληρωματικών συναρτήσεων.
- Μέθοδοι tunneling. Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας βασίζονται σε δύο φάσεις: στην φάση της τοπικής ελαχιστοποίησης και στην φάση του tunneling. Στην πρώτη φάση βρίσκεται ένα τοπικό ελάχιστο και στην δεύτερη φάση η αντικειμενική συνάρτηση τροποποιείται με έναν παράγοντα τιμωρίας που εξαρτάται από το τοπικό ελάχιστο που βρέθηκε στην πρώτη φάση. Σκοπός της δεύτερης φάσεως είναι να βρεθεί μετά από νέα εφαρμογή της τοπικής ελαχιστοποίησης ένα τοπικό ελάχιστο με χαμηλότερη συναρτησιακή τιμή από το πρώτο. Οι μέθοδοι tunneling παρουσιάστηκαν αρχικά από τον Vilkon για την περίπτωση μονοδιάστατων συναρτήσεων και στην συνέχεια επεκτάθηκαν από τους Montalvo, Gomez και Levy για την εφαρμογή των μεθόδων σε πολυδιάστατες συναρτήσεις.

2. Στοχαστικές μέθοδοι. Στην κατηγορία αυτή περιλαμβάνονται μέθοδοι όπως:

α. Μέθοδοι τυχαίας αναζήτησεως

- Αμιγώς τυχαία αναζήτηση (pure random search), όπου η συνάρτηση αποτιμάται σε μια σειρά από σημεία επιλεγμένα με τυχαίο τρόπο και ελάχιστο θεωρείται το σημείο με την χαμηλότερη συναρτησιακή τιμή.
- Μοναδικής εκκινήσεως (singlestart), όπου ύστερα από μια αμιγώς τυχαία αναζήτηση μια μέθοδος τοπικής ελαχιστοποίησης εφαρμόζεται στο σημείο με την χαμηλότερη συναρτησιακή τιμή.
- Πολλαπλής εκκινήσεως (multistart), όπου μια μέθοδος τοπικής ελαχιστοποίησης εφαρμόζεται σε μια σειρά από σημεία επιλεγμένα με τυχαίο τρόπο και καθολικό ελάχιστο θεωρείται το ελάχιστο με την μικρότερη συναρτησιακή τιμή. Η μέθοδος αυτή αποτελεί την βάση για μια σειρά από αποτελεσματικότερες και αποδοτικότερες τεχνικές καθολικής ελαχιστοποίησης.

- Μέθοδοι αναζητήσεων με απαγορεύσεις (tabu search). Στις μεθόδους αυτής της κατηγορίας δημιουργείται μία σειρά από κινήσεις. Μία κίνηση επιλέγεται να εκτελεστεί αν έχει διαπιστωθεί από τις προηγούμενες επαναλήψεις του αλγορίθμου ότι μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλότερη τιμή της αντικειμενικής συναρτήσεως. Επιπλέον κατά την διάρκεια εκτελέσεως του αλγορίθμου διατηρείται ένα ιστορικό με μετακινήσεις που θεωρούνται απαγορευμένες, για την αποφυγή εγκλωβισμού της μεθόδου σε τοπικά ελάχιστα που είχαν ανακαλυφθεί σε προηγούμενα βήματα του αλγορίθμου.
- Μέθοδοι ελεγχόμενης τυχαίας αναζήτησεως (Controlled Random Search). Στις μεθόδους αυτές η συναρτησιακή τιμή αποτιμάται σε μια σειρά από σημεία τα οποία χρησιμοποιούνται σαν βάση για μια σειρά από ενέργειες που εκτελούνται στην συνέχεια, όπως την δημιουργία του κεντροειδούς του δείγματος και την δημιουργία ομάδων από την αρχική στα οποία η αναζήτηση για το ολικό ελάχιστο ενδεχομένως να είναι αποδοτικότερη.
- Μέθοδοι Προσομοιούμενης Ανοπτήσεως (Simulated Annealing). Η διαδικασία αυτή βασίζεται στην διαδικασία της ανοπτήσεως από την Φυσική, όπου ένα υλικό αφού θερμανθεί αρκετά στην συνέχεια ψύχεται σταδιακά ώστε να φτάσει σε κατάσταση χαμηλής ενέργειας. Αρχικά χρησιμοποιήθηκε με επιτυχία σε αλγόριθμους διακριτής ελαχιστοποίησησεως όπως στο πρόβλημα του πλανοδίου πωλητή, αλλά στην συνέχεια εφαρμόστηκε με επιτυχία και σε προβλήματα ελαχιστοποίησησεως συνεχών συναρτήσεως. Η φυσική διαδικασία της ανοπτήσεως στην Φυσική μπορεί να περιγραφεί ως εξής: καταρχήν το υλικό θερμαίνεται μέχρι να λιώσει και στην συνέχεια ψύχεται με σταδιακή και αργή μείωση της θερμοκρασίας. Στην υγρή κατάσταση τα σωματίδια του υλικού κατανέμονται τυχαία εξαιτίας της υψηλής θερμοκρασίας. Στην συνέχεια με την σταδιακή μείωση της θερμοκρασίας τα σωματίδια θα οδηγηθούν σε μια κατάσταση χαμηλής ενέργειας και θα αποκτήσουν μία συγκεκριμένη δομή, όπως αυτές που εμφανίζονται σε κρυσταλλικές μορφές. Αν η θερμοκρασία μειώνεται γρήγορα (κάτι που αποκαλείται quenching) το σύστημα ηρεμεί σε κατάσταση υψηλής ενέργειας. Στην διαδικασία καθολικής ελαχιστοποίησησεως η κατάσταση ελάχιστης ενέργειας είναι το ολικό ελάχιστο που αναζητείται από την μέθοδο.

β. Μέθοδοι ομαδοποίησησεως (Clustering). Η βασική ιδέα πίσω από τις τεχνικές αυτής της κατηγορίας είναι να δημιουργηθούν ομάδες σημείων τα οποία πιστεύεται πως ύστερα από τοπική ελαχιστοποίηση θα οδηγούσαν στο ίδιο τοπικό ελάχιστο. Στην περιοχή αυτή εμφανίζονται πολλές μέθοδοι όπως η μέθοδος των Timmer, Becker και Lago, η μέθοδος του Density Linkage των Wong και Lane με την χρήση των κοντινότερων γειτόνων, ο αλγόριθμος του Torn, η μέθοδος του Timmer, η μέθοδος Topographical Multilvel Single Linkage των Ali και Storey, η μέθοδος MinFinder των Tsoulos και Lagaris κ.α.

γ. Εξελικτικές μέθοδοι. Στην κατηγορία αυτή περιλαμβάνονται μέθοδοι που είναι εμπνευσμένες από τις φυσικές διαδικασίες της εξελίξεως, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, ο γενετικός προγραμματισμός, βελτιστοποίηση βασισμένη σε σμήνος σωματιδίων (Particle Swarm Optimization), μέθοδοι διαφορικής εξελίξεως (differential evolution) κ.α.

3.1.1. Θεωρία εξέλιξης των ειδών

Οι γενετικοί αλγόριθμοι στηρίζονται στην αρχή της εξέλιξης των ειδών (evolution of species) που αναπτύχθηκε από τον Δαρβίνο. Η θεωρία αυτή προκάλεσε πολλές αντιδράσεις, καθώς ερχόταν σε άμεση σύγκρουση με τις αντιλήψεις εκείνης της εποχής και ιδιαίτερα τις θρησκευτικές πεποιθήσεις περί προέλευσης των ειδών. Αν και η θεωρία αυτή χρησιμοποιείται σήμερα για να δώσει απαντήσεις σε πολλά ζητήματα και παρά την τεχνολογική εξέλιξη των τελευταίων δεκαετιών υπάρχουν ακόμα άνθρωποι που εναντιώνονται σε αυτήν και πιστεύουν πως η ζωή όπως την ξέρουμε σήμερα προήλθε από θεϊκές παρεμβάσεις και όχι σε μια φυσιολογική εξέλιξη. Τα βασικά στοιχεία της αρχής της εξέλιξης των ειδών είναι:

- Δεν υπάρχει κάποιος διαχωρισμός μέσα στο ίδιο βιολογικό είδος σε ανώτερους και κατώτερους οργανισμούς. Για παράδειγμα δεν υπάρχει κάποιος διαχωρισμός των ανθρώπων σε ανώτερους και κατώτερους. Αν και κάτι τέτοιο δείχνει προφανές στις μέρες μας δεν πρέπει να ξεχνάμε πως μια τέτοια ιδέα αναπτύχθηκε σε μια εποχή που σε πολλές χώρες υπήρχε ο θεσμός της δουλείας και σε άλλες υπήρχε σαφής διαχωρισμός ανάμεσα σε ευγενείς και τους υπόλοιπους.
- Το περιβάλλον καθορίζει πόσους απογόνους μπορεί να αφήσει κάθε μέλος του πληθυσμού. Η βελτίωση των συνθηκών διαβίωσης αυξάνει τις πιθανότητες να εμφανιστούν απόγονοι που να κληρονομήσουν τα χαρακτηριστικά των γονιών τους και έτσι μια ιδιότητα να επικρατήσει τελικά σε επόμενες γενιές.
- Τα χαρακτηριστικά των ατόμων ενός είδους κωδικοποιούνται σε ειδικές δομές (μόρια) που ονομάζονται χρωμοσώματα. Τα χρωμοσώματα με την σειρά τους αποτελούνται από μικρότερες δομικές μονάδες που ονομάζονται γονίδια (genes). Το σύνολο της πληροφορίας που αποθηκεύεται στα γονίδια ονομάζεται γενότυπος (genotype). Τα χαρακτηριστικά ενός οργανισμού δημιουργούνται με αποκωδικοποίηση του γενοτύπου. Το σύνολο των χαρακτηριστικών που βλέπουμε με αυτήν την αποκωδικοποίηση είναι ο φαινότυπος (phenotype). Στην περίπτωση των Γενετικών Αλγορίθμων, στις περισσότερες περιπτώσεις θα θεωρούμε πως χρωμόσωμα θα είναι κάποιος πίνακας και τα γονίδια τα στοιχεία του πίνακα. Η αποτίμηση του πίνακα με την χρήση κάποιας συναρτήσεως είναι ο φαινότυπος.

- Οι βασικές λειτουργίες που λαμβάνουν χώρα στους οργανισμούς είναι η αναπαραγωγή και η μετάλλαξη. Στην διαδικασία της αναπαραγωγής δύο μέλη του οργανισμού ανταλλάσσουν γενετικό υλικό με στόχο την παραγωγή απογόνων. Τα μέλη του πληθυσμού επιλέγονται για αναπαραγωγή μέσω διαδικασιών που είναι διαφορετικές από είδος σε είδος η ακόμα και μέσω ανταγωνιστικών διαδικασιών. Για παράδειγμα σε πολλά είδη του ζωικού βασιλείου τα αρσενικά μέλη έρχονται σε ανοικτή σύγκρουση για το ποιος θα έχει την ευκαιρία να συμμετάσχει στην αναπαραγωγική διαδικασία. Οι απόγονοι που εμφανίζονται παίρνουν κάποια από τα χαρακτηριστικά των γονέων τους η ακόμα και χαρακτηριστικά από περασμένες γενιές. Σε πολλές περιπτώσεις τα γονίδια των γονέων ανταγωνίζονται για το ποιος θα δώσει τα χαρακτηριστικά του στον απόγονο, όπως για παράδειγμα το χρώμα των ματιών. Η μετάλλαξη στα είδη λαμβάνει χώρα σε πολύ αραιά χρονικά διαστήματα και προκαλείται είτε από γενετικούς παράγοντες είτε από παράγοντες του περιβάλλοντος. Για παράδειγμα βιολογικά είδη που βρέθηκαν σε χώρους με μικρότερη ποσότητα τροφής υπέστησαν μετάλλαξη και έγιναν μικρότερα σε μέγεθος, ώστε να επιβιώσουν.

Με βάση τις παραπάνω παρατηρήσεις το 1975 ο John Holland και οι φοιτητές του ανέπτυξαν τους γενετικούς αλγόριθμους. Ο Holland διατύπωσε έναν αλγόριθμο ο οποίος μιμείται την φύση για την επίλυση προβλημάτων τεχνητής νοημοσύνης και όχι μόνον. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι διαθέτουν έναν πληθυσμό από υποψήφιες λύσεις οι οποίες αναπαράγονται και μεταλλάσσονται με την ίδια διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω. Στην ουσία οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν μια ειδική τεχνική παραμετρικής βελτιστοποίησης με την οποία επιλύονται προβλήματα βελτιστοποίησης με ή και χωρίς περιορισμούς. Σε μορφή αλγορίθμου σε κάποια ανώτερη γλώσσα προγραμματισμού η υλοποίηση ενός απλού γενετικού αλγορίθμου παρουσιάζεται παρακάτω.

Procedure Genetic

begin

t=0

initialize (P(t))

evaluate (P(t))

while (not termination (P(t))) **do**

t=t+1

subP(t)=**Select**(P(t))

Crossover (subP(t))

Mutate (subP(t))

P(t+1)=Recombine (P(t), P(t+1))

end while

end Genetic

Δεν είναι απαραίτητο τα βήματα του παραπάνω αλγορίθμου να εφαρμοστούν με αυτήν την σειρά ούτε και είναι απαραίτητο πως θα υπάρχουν όλα σε έναν αλγόριθμο. Ωστόσο στις περισσότερες υλοποιήσεις παρουσιάζεται ένα σχήμα σαν και αυτό. Στον αλγόριθμο με $P(t)$ συμβολίζεται ο πληθυσμός των υποψηφίων λύσεων κατά την γένια t . Ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται όσο δεν ισχύουν κάποια κριτήρια τερματισμού. Είναι προφανές πως στο φυσικό ανάλογο ενός Γενετικού Αλγορίθμου δεν υπάρχουν κριτήρια τερματισμού αφού η φύση συνεχίζει να εξελίσσει έναν πληθυσμό. Σε κάθε επανάληψη επιλέγεται από τον πληθυσμό ένας υποπληθυσμός $subP(t)$ και σε αυτόν εφαρμόζονται οι γενετικοί τελεστές της διασταυρώσεως και της μεταλλάξεως. Η σειρά εφαρμογής δεν είναι πάντοτε η ίδια και δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν και οι δύο ή να υπάρχουν μόνον αυτοί. Μετά την εφαρμογή των γενετικών τελεστών συνδυάζονται ο υποπληθυσμός $subP(t)$ και ο τρέχων πληθυσμός $P(t)$, ώστε να παραχθεί η επόμενη γένια $P(t+1)$. Η αρχικοποίηση εξαρτάται πάντοτε από το πρόβλημα προς επίλυση και την ακολουθούμενη διαδικασία αναπαράστασης.

3.1.2. Πλεονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων

Γενικά οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ενδιαφέροντα συστήματα μάθησης που έχουν μια σειρά από πλεονεκτήματα όπως:

- Μπορούν σε πολλές περιπτώσεις να λύσουν προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα. Υπάρχουν περιπτώσεις όπου δεν είναι εύκολο ένα πρόβλημα να επιλυθεί ή ακόμα και να διατυπωθεί σε αλλά συστήματα μαθήσεως, όπως τις μεθόδους ελαχιστοποίησησεως.
- Μπορούν να συνεργαστούν με άλλα συστήματα. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι εξαιρετικά απλοί στην υλοποίηση και δεν έχουν μεγάλες απαιτήσεις από το πρόβλημα προς επίλυση. Ο χρηστής πρέπει να κωδικοποιήσει μόνον το αντικειμενικό πρόβλημα με την χρήση χρωμοσωμάτων και την αντικειμενική συνάρτηση προς επίλυση και δεν απαιτείται η κωδικοποίηση παραγώγων. Εξαιτίας της απλότητας τους μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με αλλά πιο πολύπλοκα μοντέλα επιταγχύνοντας την επίλυση ενός προβλήματος και βελτιώνοντας την ποιότητα της λύσεως. Χαρακτηριστικές περιπτώσεις τέτοιων υβριδικών σχημάτων είναι η Λαμαρκιανή και η Δαρβινική προσέγγιση στον χώρο της καθολικής βελτιστοποίησησεως. Στην πρώτη περίπτωση μετά το τέλος του Γενετικού Αλγορίθμου εφαρμόζεται μια μέθοδος τοπικής βελτιστοποίησησεως στα αποτελέσματα του αλγορίθμου για την βελτίωση του παραγόμενου αποτελέσματος. Στην δεύτερη περίπτωση η μέθοδος τοπικής βελτιστοποίησησεως χρησιμοποιείται κάθε φορά που απαιτείται ο υπολογισμός της καταλληλότητας κάποιου χρωμοσώματος. Η Δαρβινική προσέγγιση παράγει στις περισσότερες περιπτώσεις καλύτερα αποτελέσματα από την Λαμαρκιανή αλλά χρειάζεται περισσότερο χρόνο και σε κάποιες περιπτώσεις μπορεί να οδηγήσει και σε εγκλωβισμό σε τοπικά ελάχιστα.
- Είναι εύκολα επεκτάσιμοι. Οι γενετικοί τελεστές της επιλογής, διασταυρώσεως και της μεταλλάξεως δεν υλοποιούνται πάντοτε με τον ίδιο τρόπο. Διαφορετικοί προγραμματιστές μπορούν να επιλέξουν διαφορετική υλοποίηση που να ταιριάζει περισσότερο στα δικά τους προβλήματα. Επίσης μπορούν να επιλέξουν να εισάγουν τους δικούς τους τελεστές οι οποίοι να είναι και αυτοί εμπνευσμένοι από την φύση.
- Εφαρμόζονται σε περισσότερα πεδία από άλλες μεθόδους. Η ευελιξία των γενετικών αλγορίθμων και οι μικρές απαιτήσεις που έχουν από την πλευρά του προγραμματιστή τους καθιστούν ικανούς να εφαρμοστούν σε μια μεγάλη γκάμα υπολογιστικών προβλημάτων.

- Είναι ανθεκτικοί σε σφάλματα. Σε πολλές περιπτώσεις η αντικειμενική συνάρτηση θα περιέχει θόρυβο ο οποίος μπορεί να οφείλεται σε διάφορους παράγοντες όπως η χρήση μη αξιόπιστων μηχανισμών στον υπολογισμό της. Για παράδειγμα είναι δυνατόν να χρησιμοποιείται ένα μηχάνημα για την καταγραφή των καρδιακών παλμών ενός ασθενή το οποίο λόγω του θορύβου να εισάγει στην μέτρηση ένα σφάλμα 0.1%. Αυτό το σφάλμα θα μπορούσε να προκαλέσει σοβαρά προβλήματα σε άλλα συστήματα όπου θα απαιτούνταν και υπολογισμός παραγώγων αλλά οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να το ξεπεράσουν οδηγώντας το σύστημα σε μια αξιόπιστη λύση.
- Μπορούν εύκολα να παραλληλιστούν. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι βασίζονται σε μια σειρά από λύσεις στις οποίες εφαρμόζονται διάφοροι γενετικοί τελεστές. Μιας και οι υποψήφιες λύσεις είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους μπορούμε εύκολα να δημιουργήσουμε μια παράλληλη εκδοχή τους. Για παράδειγμα ο υπολογισμός της αντικειμενικής συναρτήσεως μπορεί να γίνει σε διαφορετικούς επεξεργαστές ή ακόμα είναι δυνατόν να δημιουργηθούν υποπληθυσμοί από λύσεις.

Τα βασικά μειονεκτήματα των γενετικών αλγορίθμων είναι ότι σε πολλές περιπτώσεις έχουν αργό χρόνο σύγκλισης και σε αρκετές περιπτώσεις τείνουν να εγκλωβιστούν σε τοπικά ελάχιστα της αντικειμενικής συναρτήσεως. Αυτά όμως τα μειονεκτήματα μπορούν να αντιμετωπιστούν με προσεκτικό σχεδιασμό του Γενετικού Αλγορίθμου και με κατάλληλη προσαρμογή των παραμέτρων του στο πρόβλημα προς επίλυση.

3.1.3. Περιοχές εφαρμογής

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι βρίσκουν εφαρμογή σχεδόν σε κάθε πρόβλημα τεχνητής νοημοσύνης, εξαιτίας της απλότητας τους και των καλών αποτελεσμάτων που επιτυγχάνουν. Οι σημαντικότερες εφαρμογές τους παρατίθενται στην συνέχεια:

- Γραφικά υπολογιστών. Στο σχετικό άρθρο ο Karl Sims περιγράφει με ποιον τρόπο μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι γενετικοί αλγόριθμοι για την δημιουργία γραφικών σε υπολογιστή. Στο διαδίκτυο μπορεί κανείς να βρει ενδιαφέροντα προγράμματα για δημιουργία γραφικών με την χρήση Γενετικών Αλγορίθμων.
- Σύνθεση μουσικής. Το πρόγραμμα GenJam (Genetic Jammer) είναι ένα πρόγραμμα το οποίο μαθαίνει μόνο του να παίζει μουσικά κομμάτια Jazz με την χρήση Γενετικών αλγορίθμων. Επίσης στην εργασία του Ortega γίνεται σύνθεση μουσικής με την χρήση Γενετικών Αλγορίθμων.
- Κατασκευή τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ένα διαφορετικό εργαλείο τεχνητής μάθησης το οποίο έχει και αυτό χρησιμοποιηθεί πολλές φορές σε προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την εκπαίδευση ΤΝΔ και ένα τέτοιο σύστημα είναι το NeuroGenesis που αναπτύχθηκε από τους Hagr και Samand. Το σύστημα αυτό διαθέτει την δυνατότητα να μαθαίνει όχι μόνον έναν κατάλληλο συνδυασμό βαρών για τα ΤΝΔ αλλά ακόμα και μια βέλτιστη αρχιτεκτονική. Στο διαδίκτυο υπάρχει διαθέσιμο και το πρόγραμμα NNUGA, το οποίο μαθαίνει έναν κατάλληλο συνδυασμό των βαρών και όχι την αρχιτεκτονική του ΤΝΔ.
- Ρομποτική. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί και στον χώρο της ρομποτικής για τον έλεγχο και την εκπαίδευση ρομπότ.
- Αεροναυπηγική. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία είτε για διαγνωστικούς ελέγχους σε αεροσκάφη είτε ακόμα και για την κατασκευή των ίδιων των αεροσκαφών.
- Επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι, όπως και πολλά αλλά εργαλεία τεχνητής νοημοσύνης έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας σε προβλήματα όπως εξαγωγή γραμματικών κανόνων, εύρεση μορφολογικών κανόνων και ανάκτηση πληροφορίας (information retrieval).
- Επεξεργασία σήματος. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε επεξεργασία βιοιατρικού σήματος, εξαγωγή χαρακτηριστικών από δεδομένα, επεξεργασία εικόνας κλπ.

Πολλοί ερευνητές στον χώρο των γενετικών αλγορίθμων πιστεύουν πως το πιο σημαντικό μέρος στην συγγραφή ενός γενετικού αλγορίθμου είναι η αναπαράσταση του προβλήματος με την μορφή χρωμοσωμάτων. Η αναπαράσταση του προβλήματος θα πρέπει να γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε να πληρούνται δύο βασικές ιδιότητες:

- Να μην χάνεται πληροφορία κατά την αναπαράσταση των δεδομένων
- Να είναι ευδιάκριτη η διάφορα ανάμεσα στα "καλά" και τα "κακά" χρωμοσώματα

3.2. Κωδικοποίηση

3.2.1. Δυαδική κωδικοποίηση

Η πρώτη μορφή κωδικοποίησης που εφαρμόστηκε στους Γενετικούς Αλγορίθμους ήταν η δυαδική κωδικοποίηση. Μάλιστα είναι η μόνη μορφή κωδικοποίησης για την οποία έχουν αποδειχθεί κριτήρια σύγκλισης των Γενετικών Αλγορίθμων και η απλούστερη. Όταν χρησιμοποιείται δυαδική κωδικοποίηση υπάρχουν δύο δυνατοί τρόποι χρήσης της:

- Όλο το χρωμόσωμα είναι ένας ακέραιος αριθμός και τα γονίδια του είναι δυαδικά στοιχεία (0 η 1). Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να συναντήσουμε αλγόριθμους όπου το μήκος του χρωμοσώματος είναι σταθερό καθώς και αλγόριθμους όπου το μήκος του χρωμοσώματος δεν είναι σταθερό. Σε αυτήν την περίπτωση οι γενετικοί τελεστές είναι περισσότερο εύκολο να υλοποιηθούν και γενικά αποδεικνύεται μια θεωρητική σύγκλιση του αλγορίθμου.
- Το χρωμόσωμα αποτελείται από μια σειρά από δυαδικούς αριθμούς. Συνήθως το πλήθος των δυαδικών αριθμών σε κάθε χρωμόσωμα είναι σταθερό αν και μπορεί να αυξομειώνεται το μήκος κάθε επιμέρους δυαδικού αριθμού.

I. Μετατροπή ακεραίων

Κάθε αριθμός στον ηλεκτρονικό υπολογιστή αναπαρίσταται με την χρήση δυαδικής κωδικοποίησης, δηλαδή με ένα άθροισμα δυνάμεων του 2. Σε έναν 32bit επεξεργαστή η μέγιστη δύναμη του 2 είναι 31 και σε έναν 64bit επεξεργαστή είναι 63. Για παράδειγμα ο αριθμός 10 ισοδυναμεί με τον αριθμό $2^3*1 + 2^2*0 + 2^1*1 + 2^0*0 = 8+0+2+0 = 10$ και γράφεται στο δυαδικό σύστημα σαν $1010_{(2)}$. Ο δείκτης είναι απαραίτητος για να καθορίσουμε πως αναφερόμαστε στο δυαδικό σύστημα και όχι στο δεκαδικό. Όπως βλέπουμε γραφούμε τα ψηφία από την μεγαλύτερη προς την μικρότερη δύναμη. Παρακάτω παρουσιάζεται ένας απλός αλγόριθμος μετατροπής από το δεκαδικό στο δυαδικό σύστημα για θετικούς ακεραίους. Μετατρέπει τον ακέραιο αριθμό x στο ακέραιο διάνυσμα y με διαδοχικές διαιρέσεις του αριθμού με το 2. Ο μετρητής i καταγράφει τη θέση που θα μπει κάθε φορά το υπόλοιπο του αριθμού. Μετά τη διαδικασία της μετατροπής ο πίνακας αντιστρέφεται προκειμένου να αποθηκευτεί από τη μεγαλύτερη δύναμη στη μικρότερη.

```
procedure convert (x, y)
i=1
while (x>0) do
y(i)=x mod 2
x=x/2
i=i+1
end while
reverse ( y )
end convert
```

II. Προβλήματα

Ένα σημαντικό πρόβλημα που υπάρχει με την δυαδική αναπαράσταση αριθμών είναι πως μια μικρή αλλαγή σε ένα χρωμόσωμα μπορεί να προκαλέσει μεγάλες αλλαγές στην επίδοση του χρωμοσώματος. Για παράδειγμα ο δυαδικός αριθμός $15 = 01111$ και ο αριθμός $16 = 10000$. Αν και οι αριθμοί έχουν διάφορα μόλις 1 μονάδα πρέπει να αλλάξουν 5 bits προκειμένου να μεταβούμε από τον έναν αριθμό στον άλλο. Τέτοια προβλήματα επιλύονται με διαφορετική αναπαράσταση, όπως είναι η αναπαράσταση Gray.

3.2.2. Κωδικοποίηση Gray

Η κωδικοποίηση Gray χρησιμοποιείται πάρα πολύ τόσο στους Γενετικούς Αλγόριθμους όσο και σε άλλες περιοχές της πληροφορικής, όπως στην ασφάλεια πληροφοριών λόγω της ιδιότητας της δυο γειτονικοί ακέραιοι να απέχουν ένα μόλις bit. Στον πίνακα παρουσιάζεται η κωδικοποίηση των 16 πρώτων ακεραίων αριθμών με την χρήση κωδικοποίησης Gray. Γενικά υπάρχουν πολλές κωδικοποιήσεις Gray και αυτό που ουσιαστικά διαφοροποιεί την κωδικοποίηση είναι ο αριθμός από τον οποίο θα ξεκινήσουμε κάθε φορά, αρκεί όμως η βασική ιδιότητα της κωδικοποίησης να διατηρείται μεταξύ δυο συνεχόμενων ακεραίων. Αν και ένα μεγάλο πλεονέκτημα της κωδικοποίησης Gray είναι ότι δεν προκαλεί μεγάλες αλλαγές στο αποτέλεσμα για μικρές αλλαγές σε ένα χρωμόσωμα, όταν συμβούν μεγάλες αλλαγές (σπάνιο αλλά γίνεται) σε ένα χρωμόσωμα τότε το αποτέλεσμα μπορεί να αλλάξει σε πολύ μεγαλύτερο βαθμό από ότι σε μια απλή δυαδική κωδικοποίηση.

Αριθμός	Δυαδικός	Gray
0	0000	0000
1	0001	0001
2	0010	0011
3	0011	0010
4	0100	0110
5	0101	0111
6	0110	0101
7	0111	0100
8	1000	1100
9	1001	1101
10	1010	1111
11	1011	1110
12	1100	1010
13	1101	1011
14	1110	1001
15	1111	1000

Στους παρακάτω αλγόριθμους παρουσιάζεται η μετατροπή ενός δυαδικού διανύσματος σε GRAY και η αντίστροφη διαδικασία, η μετατροπή δηλαδή από κωδικοποίηση GRAY σε δυαδική κωδικοποίηση.

```
procedure bintogray (b,g)
g(1)=b(1)
for k=2 to m do
g(k)=b(k-1) XOR b(k)
end for
end bintogray
```

```
procedure graytobin (b,g)
value g(1)
b(1)=value
for k=2 to m do
if g(k)=1 then
value=NOT value
end if
b(k)=value
end for
end graytobin
```

3.2.3. Αναπαράσταση ακεραίων

Οι ακέραιοι αριθμοί αναπαρίσταται σχετικά εύκολα με την χρήση των χρωμοσωμάτων ενός γενετικού αλγορίθμου, ωστόσο και στην περίπτωση τους υπάρχουν κάποια θέματα που αξίζουν προσοχής. Στα επόμενα θα συμβολίσουμε με x τον αριθμό που θέλουμε να αναπαραστήσουμε και με $N+1$ τα διαθέσιμα δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος :

- Αν ο αριθμός x είναι στο διάστημα $0..2^N - 1$, τότε μπορεί να αναπαρασταθεί σχετικά εύκολα χρησιμοποιώντας ένα άμεσο σχήμα

$$e = [b_0, b_1, \dots, b_N], b_i \in \{0, 1\}.$$

- Αν $x \in \{M, \dots, M + 2^N - 1\}$, τότε η κωδικοποίηση γίνεται με τον ίδιο τρόπο όπως και πριν. Ωστόσο θα πρέπει να προσεχθεί κατά την αποτίμηση του χρωμοσώματος πως αυτό δεν είναι στο διάστημα

$$\{0, \dots, 2^N - 1\}$$

αλλά σε ένα ολισθημένο διάστημα κατά M .

- Αν $x \in \{0, 1, \dots, L - 1\}$ αλλά το L δεν είναι κάποια δύναμη του 2, τότε υπάρχει πρόβλημα, καθώς κάποιοι συνδυασμοί στο χρωμόσωμα μπορούν να οδηγήσουν σε άκυρες τιμές.

3.2.4. Δεκαδική αναπαράσταση

Η αναπαράσταση δεκαδικών αριθμών δεν είναι το ίδιο απλή με την αναπαράσταση ακέραιων αριθμών καθώς δεν υπάρχει άμεση αντιστοίχιση ανάμεσα σε δεκαδικούς αριθμούς και ακεραίους αριθμούς. Υπάρχουν γενικά δύο τρόποι να αναπαραστήσουμε δεκαδικούς αριθμούς με την χρήση χρωμοσωμάτων: η δυαδική κωδικοποίηση και η άμεση κωδικοποίηση που εξετάζονται στην συνέχεια.

I. Δυαδική κωδικοποίηση

Αν θέλουμε να κωδικοποιήσουμε έναν δεκαδικό αριθμό $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$ και διαθέτουμε N δυαδικά ψηφία σε κάθε χρωμόσωμα, τότε δεν μπορούμε να κωδικοποιήσουμε δεκαδικούς αριθμούς που απέχουν απόσταση μικρότερη από

$$(2^N - 1) / (x_{\max} - x_{\min})$$

Για παράδειγμα έστω ότι θέλουμε να αναπαραστήσουμε αριθμούς στο διάστημα $[-5, 5]$ και έστω πως διαθέτουμε 10bits. Ο πρώτος αριθμός που μπορούμε να αναπαραστήσουμε είναι ο -5 με τον συνδυασμό $b_0 = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$. Ο επόμενος αριθμός που μπορεί να αναπαρασταθεί είναι ο αριθμός $-5 + 10/1024 = -4.990234375$ με τον συνδυασμό $b_1 = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1]$.

Όπως βλέπουμε υπάρχει ένα σημαντικό κενό ανάμεσα στους αριθμούς. παρόλο που χρησιμοποιήσαμε ένα μεγάλο αριθμό από bits για την κωδικοποίηση. Φυσικά μπορούμε να αυξήσουμε τον αριθμό των δυαδικών στοιχείων, όμως αυτό θα οδηγούσε σε μια σημαντική αργοπορία. Επιπλέον αυτός ο τρόπος αναπαράστασης δεν είναι κατάλληλος για περιπτώσεις όπως η αριθμητική βελτιστοποίηση συναρτήσεων, όπου και πολύ μικρές διαφορές παίζουν εξαιρετικά σημαντικό ρόλο.

II. Άμεση κωδικοποίηση

Είναι ο πιο κοινά χρησιμοποιούμενος τρόπος αναπαράστασης. Αντί να χρησιμοποιούνται ακέραιοι ως χρωμοσώματα ή διανύσματα ακεραίων χρησιμοποιούνται άμεσα οι δεκαδικοί αριθμοί που απαιτεί το πρόβλημα. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγονται τα όποια προβλήματα ακρίβειας προκαλεί η δυαδική αναπαράσταση. Προφανώς, η ακρίβεια στους υπολογισμούς περιορίζεται από την ακρίβεια των δεκαδικών αριθμών, ωστόσο αυτό το πρόβλημα θα παρουσιαζόταν ακόμα και αν χρησιμοποιούνταν ακέραια αναπαράσταση. Επιπλέον οι δεκαδικοί αριθμοί έχουν πιο αργές πράξεις, όμως στα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα με τις βελτιωμένες τεχνικές υποδομές για τον υπολογισμό δεκαδικών παραστάσεων αυτό το πρόβλημα δεν είναι τόσο έντονο. Τα δύο ουσιαστικά προβλήματα αυτής της τεχνικής είναι ότι:

- Δεν υπάρχει θεωρητική απόδειξη για την σύγκλιση του Γενετικού Αλγόριθμου, όπως γίνεται στην περίπτωση της δυαδικής αναπαράστασης
- Θα πρέπει να επινοηθούν διαφορετικοί και περισσότερο αποτελεσματικοί γενετικοί τελεστές, οι όποιοι πολλές φορές θα εξαρτώνται από το πρόβλημα προς επίλυση.

3.2.5. Αλφαβητική αναπαράσταση

Στην περίπτωση που έχουμε να αναπαραστήσουμε αλφαριθμητικές μεταβλητές με την χρήση χρωμοσωμάτων, τότε αν αυτές οι μεταβλητές είναι πεπερασμένες σε αριθμό αναπαρίστανται με συνδυασμούς ακεραίων. Για παράδειγμα αν το πρόβλημα απαιτεί να βρεθεί μια λύση στο σύνολο $\{a, b, c, d\}$, τότε μπορούμε να κωδικοποιήσουμε το a με τον αριθμό 1 (ή 01 στο δυαδικό σύστημα), το σύμβολο b μπορεί να κωδικοποιηθεί με τον αριθμό 2, το c με τον αριθμό 3 και το d με τον αριθμό 4. Φυσικά μετά το πέρας της εκτέλεσης του Γενετικού Αλγορίθμου θα πρέπει να μετατραπεί η αναπαράσταση που θα προκύψει σε αυτήν του προβλήματος. Στην περίπτωση που το σύνολο αναπαράστασης του προβλήματος δεν είναι πεπερασμένο και για παράδειγμα επιτρέπονται λύσεις με συνδυασμούς πολλών ή λιγών γραμματιών, τότε θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν αλφαριθμητικά ως χρωμοσώματα και να μην χρησιμοποιηθεί η ακέραια αναπαράσταση. Σε αυτήν την περίπτωση φυσικά, θα πρέπει να δημιουργηθούν εξαρχης καινούριοι γενετικοί τελεστές και η απόδειξη σύγκλισης που υπάρχει για την περίπτωση των ακεραίων χρωμοσωμάτων δεν θα ισχύει πλέον.

3.3. Γενετικοί τελεστές

Σε αυτό το κεφάλαιο εξετάζονται με λεπτομέρεια οι τρεις γενετικοί τελεστές της επιλογής, της διασταυρώσεως και της μεταλλάξεως. Θα πρέπει να τονιστεί πως σε έναν γενετικό αλγόριθμο δεν είναι απαραίτητη η παρουσία τους με αυτήν την σειρά και σε κάποιες περιπτώσεις κάποιοι τελεστές μπορούν να μην εμφανίζονται καθόλου.

3.3.1. Συνάρτηση καταλληλότητας

Πριν προχωρήσουμε στον ορισμό της καταλληλότητας, θα πρέπει να ορίσουμε τι σημαίνει καταλληλότερο σε κάποιο πρόβλημα. Σε κάποια προβλήματα μια αναπαράσταση θεωρείται κατάλληλη αν μεγιστοποιείται η τιμή κάποιας μετρικής και σε άλλα προβλήματα αν ελαχιστοποιείται κάποια άλλη μετρική. Αν αποφασίσουμε πως η μεγιστοποίηση μιας μετρικής αποτελεί και τον στόχο μας, θα πρέπει να κρατήσουμε αυτήν την απόφαση μέχρι την ολοκλήρωση του αλγορίθμου και όχι να αλλάξουμε κάποια στιγμή απόφαση και να θεωρήσουμε πως πλέον η ελαχιστοποίηση αποτελεί τον στόχο μας.

Έχοντας αποφασίσει αν θα κάνουμε μεγιστοποίηση μένει να ορίσουμε την συνάρτηση καταλληλότητας. Η συνάρτηση καταλληλότητας που θα επιλεγεί θα πρέπει να αντανakλά άμεσα το πρόβλημα προς επίλυση και να είναι τετοια που η τιμή της να διαφοροποιείται για διαφορετικά χρωμοσώματα. Μάλιστα όσο πιο πολύ διαφοροποιείται για διαφορετικά χρωμοσώματα, τόσο καλύτερη είναι και τόσο πιο πολύ θα διευκολύνει την εξέλιξη του Γενετικού Αλγορίθμου. Αν θέλουμε να σκεφτούμε την συνάρτηση καταλληλότητας σαν συνάρτηση σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού θα είχε το σχήμα που φαίνεται στον παρακάτω αλγόριθμο.

Function fitness (x)

Do something

Compute value

Return value

End fitness

Η παράμετρος x είναι το χρωμόσωμα για το οποίο απαιτείται ο υπολογισμός της καταλληλότητας. Για λόγους απλότητας θεωρούμε πως η παράμετρος x θα είναι ένα διάνυσμα με κάποιο δεδομένο μέγεθος. Σε κάποιες ειδικές περιπτώσεις η συνάρτηση υπολογισμού καταλληλότητας μπορεί να απαιτεί περισσότερες παραμέτρους. Επίσης στην πλειονότητα των περιπτώσεων η συνάρτηση καταλληλότητας θα επιστρέφει δεκαδική τιμή, εκτός και αν ρητά ορίζεται πως θα επιστρέφει ακέραια τιμή. Με την εκτέλεση του do_something η συνάρτηση θα κάνει κάποιους χρήσιμους εσωτερικούς υπολογισμούς, όπως ένα άθροισμα, και στην περιοχή compute value, η συνάρτηση υπολογίζει την τελική τιμή επιστροφής την οποία και επιστρέφει με την εντολή return. Ωστόσο και αυτή η μορφή δεν είναι πάντα ο κανόνας στους Γενετικούς Αλγορίθμους. Μιας και δεν υπάρχει γενική μορφή συνάρτησης καταλληλότητας, στην συνέχεια παρατίθενται μερικά χαρακτηριστικά παραδείγματά της.

I. Μέγιστος αριθμός μεταβάσεων

Η γνώστη λύση για το πρόβλημα εύρεσης του μέγιστου αριθμού μεταβάσεων από 0 σε 1 είναι το χρωμόσωμα $01010101_{(2)} = 85_{(10)}$. Η λύση αυτή έχει 4 μεταβάσεις. Θα μπορούσαμε να ορίσουμε σαν συνάρτηση καταλληλότητας το άθροισμα αυτών των μεταβάσεων το οποίο μπορεί να υλοποιηθεί με σχετικά εύκολο τρόπο όπως φαίνεται και στον προηγούμενο αλγόριθμο. Με είσοδο το διάνυσμα $x_1 = 10010001$ η συνάρτηση καταλληλότητας επιστρέφει 2. Για το χρωμόσωμα $x_2 = 01010010$ η συνάρτηση επιστρέφει 3.

II. Το πρόβλημα TSP (travelling salesman problem)

Το πρόβλημα του πλανοδίου πωλητή είναι από τα πιο γνωστά προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Σε αυτό το πρόβλημα ένας πωλητής θα πρέπει να επισκεφτεί μια σειρά από N πόλεις υπό τους περιορισμούς ότι:

- Σε κάθε χρονική στιγμή ο πωλητής μπορεί να βρίσκεται σε μία και μόνη πόλη
- Ο πωλητής μπορεί να επισκεφθεί κάθε πόλη μία και μόνη φορά

Για να γίνει το παραπάνω πρόβλημα περισσότερο δύσκολο, υπάρχει και κάποιο κόστος μετάβασης. Αυτό σημαίνει πως κάθε φορά που μεταβαίνει από μια πόλη σε μια άλλη ο πωλητής πληρώνει και κάτι. Αυτό το κάτι μπορεί να είναι το κόστος μετάβασης σε χιλιόμετρα. Έτσι ο τελικός στόχος δεν είναι απλά να περάσει ο πωλητής από όλες τις πόλεις, αλλά να μπορέσει να το κάνει με το μικρότερο δυνατό αθροιστικό κόστος. Για λόγους απλότητας θεωρείται πως όλες οι πόλεις συνδέονται μεταξύ τους.

Μπορούμε να θεωρήσουμε πως κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από N ακεραίους αριθμούς. Κάθε αριθμός θα πρέπει να είναι και ένας κωδικός πόλης (από 1 μέχρι N). Για παράδειγμα το χρωμόσωμα (1, 2, 4, 3) για $N=4$ σημαίνει πως θα επισκεφτούμε πρώτα την πρώτη πόλη, μετά την δεύτερη, την τέταρτη και τελικά την τρίτη πόλη. Το παραπάνω χρωμόσωμα ονομάζεται πινάκας μεταθέσεων. Χρησιμοποιώντας αυτήν την προσέγγιση για την αναπαράσταση του προβλήματος υπάρχουν άμεσα μια σειρά από προβλήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν:

- Η αρχικοποίηση των χρωμοσωμάτων πρέπει να γίνει με τρόπο που να εγγυάται την εγκυρότητα τους. Με τον όρο εγκυρότητα εννοούμε πως δεν υπάρχει σε κάποιο χρωμόσωμα παραπάνω από μια φορά ο ίδιος αριθμός και δεν υπάρχει αριθμός εκτός των ορίων 1 ... N .
- Οι υπάρχοντες γενετικοί τελεστές θα πρέπει να προσαρμοστούν στο συγκεκριμένο πρόβλημα ώστε να διατηρηθεί η εγκυρότητα των χρωμοσωμάτων.

Στον παρακάτω αλγόριθμο παρουσιάζεται η συνάρτηση καταλληλότητας για το πρόβλημα του TSP, με την παραπάνω αναπαράσταση. Θεωρούμε πως στον διδιάστατο πίνακα $\text{dist}(a, b)$ αποθηκεύονται τα κόστη μετάβασης από πόλη σε πόλη. Ο αλγόριθμος αθροίζει τα κόστη μετάβασης και επιστρέφει το αρνητικό άθροισμα, καθώς θεωρούμε πως ο αλγόριθμος κάνει μεγιστοποίηση.

```
Function fitness (x)
value = 0
for i = 1...N - 1 do
value = value + dist (x(i), x(i + 1))
end for
return - value
end fitness
```

3.3.2. Επιλογή

Ο πρώτος γενετικός τελεστής που θα εξεταστεί είναι αυτός της επιλογής. Όπως και στην φύση, όπου τα καταλληλότερα μέλη ενός πληθυσμού επιλέγονται για αναπαραγωγή έτσι και στους γενετικούς αλγόριθμους μόνον τα καλύτερα μέλη βάσει κάποιων κριτηρίων θα διασταυρωθούν. Για τον σκοπό αυτό κατασκευάζεται μια λίστα από γονείς οι οποίοι θα ανταλλάξουν γενετικό υλικό. Αυτή η λίστα ονομάζεται στην βιβλιογραφία *mating pool*. Ο απλούστερος αλγόριθμος κατασκευής αυτής της λίστας θα ήταν να επιλεγθούν τα καλύτερα μέλη του πληθυσμού για διασταύρωση. Ωστόσο, κάτι τέτοιο θα οδηγούσε σε πρόωρη σύγκλιση του αλγορίθμου και θα ήταν αντίθετο με τους κανόνες της φύσης, όπου και άτομα με κακά χαρακτηριστικά ως προς το περιβάλλον επιλέγονται για διασταύρωση οδηγώντας πολλές φορές σε καλούς απογόνους.

I. Επιλογή ρουλέτας

Είναι ο πλέον συνηθισμένος τρόπος στην σχετική βιβλιογραφία για την επιλογή χρωμοσωμάτων. Σε πολλές περιπτώσεις εμφανίζεται με το όνομα Επιλογή ανάλογη της Καταλληλότητας και το βασικό χαρακτηριστικό της μεθόδου είναι ότι κάθε στοιχείο επιλέγεται με πιθανοτική σχέση. Σχηματικά αυτό μπορεί να αναπαρασταθεί από μια ρουλέτα, στην οποία κάθε μέλος έχει ανάλογο με την καταλληλότητα του χώρο στον κυκλικό δίσκο της ρουλέτας. Στην πράξη η ρουλέτα υλοποιείται με δύο τρόπους, έναν πίνακα ακεραίων και την δεκαδική υλοποίηση.

II. Προβλήματα επιλογής με την χρήση ρουλέτας

Αν και στις περισσότερες επιστημονικές εργασίες η ρουλέτα δείχνει να υπερτερεί έναντι άλλων μεθόδων επιλογής εντούτοις έχει μια σειρά από σημαντικά προβλήματα:

- Τα χρωμοσώματα που έχουν καταλληλότητα μεγαλύτερη από την μέση καταλληλότητα τείνουν να έχουν περισσότερα από ένα αντίγραφα τους στην *mating pool*. Τα χρωμοσώματα με μικρή τιμή καταλληλότητας πολλές φορές δεν εμφανίζονται καθόλου στην *mating pool*.
- Πρόωρη σύγκλιση. Ας υποθέσουμε πως μια υποβέλτιστη λύση παράγεται σε κάποια από τις πρώτες γενιές. Με τον όρο υποβέλτιστη εννοούμε μια λύση που έχει καταλληλότητα αρκετά πάνω από τον μέσο όρο, αλλά αρκετά πιο χαμηλά από το ολικό ελάχιστο (μέγιστο). Επειδή χρησιμοποιείται επιλογή με ρουλέτα, αυτή η λύση θα αποκτήσει πολλά αντίγραφα στην *mating pool* και σαν συνέπεια ο αλγόριθμος δεν θα μπορέσει να φύγει μακριά από αυτήν την υποβέλτιστη λύση και έτσι δεν θα βρεθεί το ολικό ελάχιστο (μέγιστο) που αναζητούμε.

- Στασιμότητα. Σε κάποια χρονική στιγμή εξαιτίας της χρήσης της ρουλέτας τα περισσότερα χρωμοσώματα θα αρχίσουν να μοιάζουν μεταξύ τους και σαν συνέπεια θα έχουν περίπου την ίδια καταλληλότητα. Αυτό σημαίνει πως η πιθανότητα να επιλεγεί κάποιο από αυτά θα είναι η ίδια και άρα ο Γενετικός Αλγόριθμος δεν θα μπορεί να εξελιχτεί περισσότερο.

Προβλήματα σαν και τα παραπάνω μπορούν να επιλυθούν σχετικά εύκολα με τεχνικές κλιμάκωσης της καταλληλότητας.

III. Τεχνικές κλιμάκωσης της καταλληλότητας

Τα προβλήματα που παρουσιάστηκαν με την μέθοδο της ρουλέτας μπορούν να επιλυθούν με τεχνικές κλιμάκωσης της καταλληλότητας. Θα πρέπει να επισημανθεί πως δεν υπάρχει πάντα μια συγκεκριμένη μέθοδος κλιμάκωσης που πρέπει να ακολουθείται, καθώς αυτή η επιλογή εξαρτάται άμεσα από το προς επίλυση πρόβλημα και από τις σχετικές τιμές των καταλληλοτητων. Για αυτόν τον λόγο στην συνέχεια θα παρουσιαστούν παραδείγματα από τεχνικές κλιμάκωσης.

Έστω πως έχουμε έναν γενετικό πληθυσμό 4 χρωμοσωμάτων με τις ακόλουθες τιμές καταλληλότητας:

$$\{9.8, 10.0, 10.2, 11.0\}$$

Αυτές οι τιμές καταλληλότητας είναι αρκετά κοντά μεταξύ τους ώστε να μπορούν να διακριθούν από την μέθοδο επιλογής. Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να πριμοδοτήσουμε το καλύτερο χρωμόσωμα με κάποια τιμή M , το επόμενο καλύτερο με $M/2$ κλπ. Κατά αυτόν τον τρόπο θα διευρυνθεί σημαντικά η διάφορα ανάμεσα στα χρωμοσώματα και ταυτόχρονα θα διατηρηθεί η σειρά ανάμεσα στα χρωμοσώματα. Αν θεωρήσουμε πως $M = 100$, τότε το νέο διάλυσμα καταλληλοτητων θα είναι:

$$\{22.3, 35.0, 60.2, 111\}$$

Ωστόσο, αν το M είναι σχετικά μικρό και το πλήθος των χρωμοσωμάτων μεγάλο, τότε η σταδιακή διαίρεση με 2 θα οδηγήσει πολύ γρήγορα σε μηδενικές τιμές, μιας και η ακολουθία $1/2^N$ συγκλίνει τάχιστα στο 0.

Ένα δεύτερο ακραίο παράδειγμα (που μπορεί να εμφανιστεί εύκολα στην πράξη) είναι να υπάρχουν καταλληλότητες αρκετά μεγάλες, για παράδειγμα:

$$\{10^{10}, 10^{20}, 10^{40}, 10^{45}\}$$

Οι τιμές των καταλληλοτητων είναι αρκετά μεγάλες και είναι εξαιρετικά δύσκολο να τις διαχειρισθούμε αφού απαιτείται σημαντικός χρόνος για την εκτέλεση πράξεων και υπάρχουν και σημαντικά μεγάλες απαιτήσεις σε μνήμη. Επιπλέον σε πολλές περιπτώσεις εξαιρετικά μεγάλοι αριθμοί δεν είναι δυνατόν να αναπαρασταθούν ικανοποιητικά από τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Σε αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιούμε λογαρίθμους και επομένως ο πίνακας καταλληλοτητων γίνεται:

$$\{10, 20, 40, 45\}$$

Η χρήση λογαρίθμων μπορεί να χρησιμοποιηθεί και στην περίπτωση που έχουμε έναν πληθυσμό με μικρές και μεγάλες τιμές καταλληλότητας μαζί. Έστω για παράδειγμα πως έχουμε τον πίνακα καταλληλότητας:

$$\{1.5, 1.6, 50.0, 100.0, 100.0\}$$

Τα δύο τελευταία χρωμοσώματα έχουν τιμή καταλληλότητας αρκετά πιο μεγάλη από την καταλληλότητα των άλλων χρωμοσωμάτων. Αυτό σημαίνει πως θα τείνουν να επικρατήσουν κατά την διαδικασία της επιλογής και δεν θα δίνεται ευκαιρία και στα άλλα χρωμοσώματα να μετάσχουν στην διαδικασία. Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και πάλι λογαριθμική οπότε θα πάρουμε τον επόμενο πίνακα καταλληλότητας:

$$\{0.18, 0.20, 1.70, 2.0, 2.0\}$$

Τέλος μια διαφορετική μέθοδος κλιμάκωσης στην οποία όλες οι καταλληλότητες μετατρέπονται σε τιμές στο διάστημα $[0, 1]$ παρουσιάζεται παρακάτω. Αυτή η περίπτωση κλιμάκωσης εμφανίζεται πάρα πολλές φορές στην βιβλιογραφία και είναι σχετικά εύκολο να υλοποιηθεί. Τα βήματα που ακολουθούνται είναι τα επόμενα:

1. Υπολογίζεται η μέγιστη και η ελαχίστη καταλληλότητα.

$$f_{\max} \text{ και } f_{\min}$$

2. Για κάθε καταλληλότητα f_i υπολογίζεται η αντίστοιχη:

$$f_i^s = (f_i - f_{\min}) / (f_{\max} - f_{\min})$$

Έστω για παράδειγμα πως έχουμε τις καταλληλότητες

$$\{2, 3, 4, 5, 6\}$$

Μετά την κλιμάκωση θα παρόχθιε ο πίνακας:

$$\{0, 1/4, 1/2, 3/4, 1\}$$

Η παραπάνω διαδικασία δίνει την δυνατότητα στα χρωμοσώματα να ξεχωρίσουν μεταξύ τους και να υπάρξει η δυνατότητα επιλογής των καλύτερων για αναπαραγωγή.

IV. Επιλογή Tournament

Η επιλογή Tournament χρησιμοποιείται σε πολλές περιπτώσεις και θεωρείται ο απλούστερος αλγόριθμος επιλογής και ίσως ο πιο φυσικά αποδεκτός. Ο αλγόριθμος διαλέγει με τυχαίο τρόπο μια σειρά από N χρωμοσώματα, όπου $N > 2$, και κρατάει σαν γονέα αυτόν που έχει την μεγαλύτερη τιμή καταλληλότητας. Η μέθοδος αυτή είναι και αυτή που προτιμάται από την φύση: η φύση δεν εκτελεί εξαντλητικούς αλγόριθμους για την επιλογή των καλύτερων για αναπαραγωγή. Προτίμα να επιλέγει τον καλύτερο από μια μικρή ομάδα υποψηφίων που κάνει και η επιλογή Tournament.

Τα πλεονεκτήματα που έχει αυτή η μέθοδος επιλογής είναι ότι δεν υπάρχει το πρόβλημα της πρόωρης σύγκλισης ούτε της στασιμότητας που υπήρχε με την επιλογή ρουλέτας. Επίσης δεν απαιτείται ο ακριβής υπολογισμός της τιμής καταλληλότητας των χρωμοσωμάτων. Σε αυτή την μέθοδο επιλογής χρησιμοποιείται η καταλληλότητα για να διακρίνουμε αν κάποιο μέλος είναι καλύτερο από κάποιο άλλο, δεν μας απασχολεί κατά πόσο καλύτερο είναι για να του δώσουμε περισσότερες ή λιγότερες ευκαιρίες επιλογής. Επιπλέον δεν απαιτείται ταξινόμηση των μελών του πληθυσμού με βάση την καταλληλότητα, κάτι που έχει σαν συνέπεια η μέθοδος να είναι ταχύτερη από την μέθοδο της ρουλέτας. Η μέθοδος αυτή διαλέγει τους καλύτερους από κάθε ομάδα και είναι η γρηγορότερη μέθοδος επιλογής που έχει αναπτυχθεί.

V. Ελιτίστικη επιλογή

Η τελευταία μέθοδος που εξετάζεται είναι η Ελιτίστικη Επιλογή. Αυτή η μέθοδος είναι τροποποίηση όλων των υπολοίπων μεθόδων, δεν είναι μία μέθοδος επιλογής η οποία να είναι εμπνευσμένη από την φύση. Η Ελιτίστικη Επιλογή δεν ακολουθεί τα πρότυπα της φύσης, επειδή κατά κάποιον τρόπο επιβάλλει στον μηχανισμό επιλογής του γενετικού αλγορίθμου να επιλέξει κάποιο στοιχείο του πληθυσμού που ίσως να μην επιλεγόταν. Συνήθως η ελιτίστικη επιλογή χρησιμοποιείται σαν προσθήκη στις παραπάνω μεθόδους. Η Ελιτίστικη Επιλογή εξασφαλίζει ότι το ελάχιστο ένα αντίγραφο από τα καλύτερα μέλη του πληθυσμού πάντοτε περνάνε στην καινούργια γενιά. Γενικά, επιλέγουμε να χρησιμοποιούμε αυτή την μέθοδο σαν συμπληρωματική στις υπόλοιπες, επειδή εξασφαλίζει ότι θα επιβιώσουν οι καλύτεροι, σε ένα ή περισσότερα αντίγραφα, που εμφανίζονται σε κάθε γενιά. Το πλεονέκτημα της μεθόδου της ελιτίστικης επιλογής είναι ότι η συνθήκη σύγκλισης είναι πάντοτε εγγυημένη. Αν ανακαλυφθεί το ολικό μέγιστο ή ελάχιστο σημείο της συνάρτησης που μελετάται, ο γενετικός αλγόριθμος συγκλίνει σε αυτό. Επομένως, δεν τίθεται περίπτωση να χαθεί η καλύτερη λύση σε κάποιο πρόβλημα. Το μειονέκτημα που έχει αυτή η μέθοδος είναι ο υπαρκτός κίνδυνος να παγιδευτούμε σε τοπικά μέγιστα ή ελάχιστα της συνάρτησης την οποία εξετάζουμε. Ένας τρόπος αντιμετώπισης είναι να κρατήσουμε την καλύτερη δομή που προέκυψε κατά την διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου σε κάποιο μητρώο. Στο τέλος της εκτέλεσης του, καθορίζεται ποια δομή είναι η καλύτερη για την επίλυση του προβλήματος.

3.3.3. Διασταύρωση

Η διαδικασία της επιλογής δεν έχει κάποιο πρακτικό αποτέλεσμα από μόνη της στα χρωμοσώματα, καθώς δεν προκαλεί καμία αλλαγή στα γονίδια τους. Ωστόσο είναι το πρώτο βήμα προχωρώντας προς την διαδικασία της διασταύρωσης. Στην διαδικασία της διασταύρωσης τα μέλη του πληθυσμού που έχουν συγκροτήσει την mating pool με την διαδικασία της επιλογής επιλέγονται και ανταλλάσσουν γενετικό υλικό. Ο τρόπος με τον οποίο επιλέγονται καθώς και ο τρόπος με τον οποίο ανταλλάσσουν γενετικό υλικό μπορεί και να διαφέρει από υλοποίηση σε υλοποίηση. Υπάρχουν μάλιστα αρκετοί ερευνητές που πιστεύουν πως η διασταύρωση από μόνη της χωρίς την μετάλλαξη, είναι αρκετή για να λειτουργήσει σωστά ένας γενετικός αλγόριθμος.

I. Πιθανότητα διασταύρωσης

Η διασταύρωση δημιουργεί μια σειρά από καινούργια χρωμοσώματα με βάση τα παλιά. Η πιθανότητα διασταύρωσης p_c , καθορίζει το ποσοστό των παλαιών χρωμοσωμάτων που πρέπει να αντικατασταθούν από καινούργια. Για παράδειγμα σε έναν πληθυσμό με 20 χρωμοσώματα και με $p_c = 0.2$, τα 4 από τα 20 χρωμοσώματα πρέπει να αντικατασταθούν από καινούργια που θα δημιουργηθούν με διασταύρωση. Τα υπόλοιπα χρωμοσώματα του νέου πληθυσμού θα παραχθούν με αντιγραφή από τα παλιά μέλη του πληθυσμού. Η διαδικασία της αντιγραφής από γένια σε γένια ονομάζεται cloning. Σε πολλές περιπτώσεις αν το ποσοστό των ατόμων που μένει σταθερό από γένια σε γένια είναι μεγάλο, μπορεί να παρατηρηθεί το φαινόμενο του εγκλωβισμού του γενετικού πληθυσμού σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Από την άλλη αν είναι μεγάλη η πιθανότητα διασταύρωσης, τότε είναι δυνατόν ο πληθυσμός να επικεντρωθεί στην εύρεση του ολικού ελάχιστου της αντικειμενικής συναρτήσεως. Τα χρωμοσώματα που θα αντικατασταθούν μπορεί να είναι τα χειρότερα στον πληθυσμό ή κάποια που έχουν επιλεγεί με τυχαίο τρόπο. Επίσης πρέπει να επισημανθεί πως πολλές φορές χρησιμοποιείται μια εκδοχή των Γενετικών Αλγορίθμων που ονομάζονται steady state Γενετικοί Αλγόριθμοι. Σε αυτήν την περίπτωση τα νέα χρωμοσώματα αντικαθιστούν τα παλαιότερα ή τους γονείς τους μόνον αν έχουν καλύτερη τιμή καταλληλότητας από αυτούς. Σε αρκετές περιπτώσεις τα παλαιά χρωμοσώματα δεν αντικαθίστανται, απλά οι νέοι απόγονοι συνυπάρχουν μαζί τους. Αυτό μπορεί να βελτιώσει την πρόοδο του Γενετικού Αλγόριθμου, αλλά αυξάνει σταδιακά τον πληθυσμό των λύσεων. Μια λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι να μπει ένα άνω όριο στο συνολικό πλήθος των χρωμοσωμάτων.

II. Διασταύρωση ενός σημείου

Η διασταύρωση ενός σημείου είναι η πλέον απλούστερη και η πιο συνηθισμένη μορφή διασταύρωσης. Χρησιμοποιείται κυρίως σε ακέραια χρωμοσώματα, αλλά είναι τόσο γενική και απλή στην υλοποίηση που μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε χρωμοσώματα διαφορετικής μορφής. Η διαδικασία που ακολουθείται είναι η επόμενη:

- Επιλέγεται με τυχαίο τρόπο μια θέση στα χρωμοσώματα που θα διασταυρωθούν
- Ανταλλάσσεται το δεξιό τμήμα του πρώτου χρωμοσώματος με το αριστερό τμήμα του δεύτερου και αντίστροφα, πριν και μετά το σημείο που επιλέχτηκε

Πρέπει να επισημανθεί ωστόσο, πως δεν είναι υποχρεωτικό τα δύο χρωμοσώματα να είναι ίσα σε μέγεθος, προκειμένου να εφαρμοστεί η διαδικασία της διασταύρωσης ενός σημείου. Θεωρώντας τα χρωμοσώματα:

$$x_1 = [10, 5, 6]$$

$$x_2 = [1, 4, 9, 8, 12]$$

Έστω πως επιλεγούμε για σημείο διασταυρώσεως την θέση Z. Οι απόγονοι που παράγονται με την εφαρμογή της διασταύρωσης είναι:

$$c_1 = [10, 5, 9, 8, 12]$$

$$c_2 = [1, 4, 6]$$

III. Διασταύρωση δύο σημείων

Στην διασταύρωση δύο σημείων επιλέγονται δύο τυχαία σημεία αντί για ένα και ανταλλάσσονται τα αντίστοιχα τμήματα. Πρέπει να επισημανθεί πως η διασταύρωση δύο σημείων χρησιμοποιείται αρκετά σπάνια στην βιβλιογραφία και δεν υπάρχουν αποδείξεις πως η επιλογή περισσότερων του ενός σημείων διασταύρωσης έχει κάποιο πρακτικό αποτέλεσμα στην εξέλιξη του αλγορίθμου.

IV. Ομοιόμορφη διασταύρωση

Ο τελευταίος τρόπος διασταύρωσης που παρουσιάζεται είναι η ομοιόμορφη διασταύρωση. Σε αυτήν την περίπτωση οι απόγονοι λαμβάνουν τα στοιχεία τους είτε από τον πρώτο είτε από τον δεύτερο γονέα με πιθανότητα 50% για κάθε στοιχείο.

V. Δεκαδική διασταύρωση

Όταν χρησιμοποιείται δεκαδική αναπαράσταση για τους γενετικούς αλγόριθμους, χρησιμοποιείται ένας διαφορετικός τρόπος διασταύρωσης, ο οποίος σε πολλές περιπτώσεις δίνει καλύτερα αποτελέσματα από ότι οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι διασταυρώσεως. Σε πρώτη φάση ο αλγόριθμος επιλέγει δύο γονείς p_0 , p_1 με κάποιον αλγόριθμο επιλογής και στην συνέχεια παράγει δύο απογόνους c_1 , c_2 με την χρήση απλών γραμμικών σχέσεων. Η παράμετρος a παίρνει τιμές στο διάστημα

$$[-d, 1+d]$$

με ενδεικτική τιμή για το $d=0.25$.

3.3.4. Μετάλλαξη

Στην γενετική όταν αναφερόμαστε στον όρο της μεταλλάξεως, αναφερόμαστε σε κάποια γενετική ανωμαλία. Η μετάλλαξη στην φύση μπορεί να συμβεί κατά την διάρκεια της φάσης της αντιγραφής του γενετικού υλικού. Οι γενετικές ανωμαλίες οφείλονται στην μικρή τροποποίηση που μπορεί να υποστεί το γενετικό υλικό. Αυτή είναι η λειτουργία της μετάλλαξης στους γενετικούς αλγορίθμους. Ο τελεστής της μετάλλαξης προκαλεί συνήθως μικρές αλλαγές στην τιμή ενός ή περισσότερων μεταβλητών του μέλους ή του γονιδίου του πληθυσμού. Τον τελεστή της μετάλλαξης τον χρησιμοποιούμε στους γενετικούς αλγορίθμους προκειμένου να ανακτήσουμε τυχόν χαμένη πληροφορία σε κάποιο γονίδιο πάρα για να ανακαλύψουμε καινούργια γνώση. Ένας επιπλέον λόγος που επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε την μετάλλαξη στους γενετικούς αλγορίθμους είναι για να επιφέρουμε μικρές αλλαγές στο πληθυσμό. Το τελευταίο επιτυγχάνεται κυρίως με την διασταύρωση.

I. Διαδικασία μεταλλάξεως

Η μετάλλαξη βασίζεται στην χρήση ενός συντελεστή μεταλλάξεως ο οποίος είναι ένας αριθμός στο $[0, 1]$. Όσο μεγαλύτερος είναι αυτός ο αριθμός, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να συμβεί μία μετάλλαξη σε ένα στοιχείο ενός χρωμοσώματος. Ο αριθμός αυτός γενικά είναι μικρός σε τιμή και πολλές φορές χρησιμοποιείται ο ακόλουθος κανόνας για τον καθορισμό του:

$$p_m = 1 / M$$

όπου M είναι το μέγεθος του χρωμοσώματος. Ο παραπάνω κανόνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί προκειμένου κατά μέσο όρο να αλλάξει ένα στοιχείο σε κάθε χρωμόσωμα. Ένας ενδεικτικός αλγόριθμος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την διαδικασία της μεταλλάξεως παρουσιάζεται παρακάτω.

```
for i = 1...chromosome_count do  
for j = 1...chromosome_size do  
r = rand (0, 1)  
if (r < pm) then  
change (chromosome (i),j)  
end if  
end for  
end for
```

Η διαδικασία change (x, y) αλλάζει με τυχαίο τρόπο το y στοιχείο του χρωμοσώματος x. Η αλλαγή μπορεί να γίνει με τυχαίο τρόπο ή ακόμα και με την χρήση κάποιου έξυπνου αλγόριθμου.

II. Δεκαδική μετάλλαξη

Σε δεκαδικές αναπαραστάσεις χρησιμοποιείται ένας διαφορετικός αλγόριθμος για μετάλλαξη, ο οποίος λαμβάνει υπόψιν του την ιδιαιτερότητα κάθε προβλήματος και έχει βρεθεί να είναι περισσότερο αποδοτικός από τον τυπικό αλγόριθμο μεταλλάξεως. Αυτός ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μετάλλαξη σε δεκαδική αναπαράσταση.

3.3.5. Κριτήρια τερματισμού

Η βασική αρχή των αλγορίθμων, είναι ότι αποτελούν μια πεπερασμένη διαδικασία για την επίλυση ενός προβλήματος. Αυτό θα πρέπει επομένως να ισχύει και για τους Γενετικούς Αλγορίθμους. Το φυσικό τους υπόβαθρο μπορεί να εκτελείται για πάντα, αλλά δεν είναι δυνατόν στα προβλήματα που καλούνται να αντιμετωπίσουν ο προγραμματιστής να περιμένει για πάντα, ώστε να πάρει κάποια λύση. Επιπλέον σαν προγραμματιστικές διαδικασίες, καταλαμβάνουν γενικά μεγάλο μέρος της μνήμης του Η/Υ και απαιτούν σημαντικό μέρος της επεξεργαστικής ισχύος. Επομένως θα πρέπει να υπάρχει κάποιος αποδοτικός τρόπος τερματισμού του αλγόριθμου μέσω ενός έξυπνου κριτηρίου τερματισμού. Το κριτήριο αυτό θα πρέπει να είναι τέτοιο ώστε:

- Να μην επιτρέπει την εκτέλεση επαναλήψεων που δεν οδηγούν σε κάποιο καλύτερο αποτέλεσμα
- Να διακόπτουν τον αλγόριθμο, όταν με κάποια βεβαιότητα έχει βρεθεί ο στόχος (ολικό ελάχιστο)

Είναι προφανές πως ένα κριτήριο δεν μπορεί να ικανοποιεί απόλυτα και τους δύο παραπάνω στόχους, καθώς δεν μπορούμε ποτέ να γνωρίζουμε με ακρίβεια την λύση σε ένα πρόβλημα. Φυσικά, αν γνωρίζαμε την λύση δεν θα απαιτούνταν η ανάπτυξη ενός συστήματος όπως οι Γενετικοί Αλγόριθμοι. Συνήθως τα κριτήρια που αναπτύσσονται είναι τέτοια που προσπαθούν να ικανοποιήσουν στο μεγαλύτερο βαθμό το ένα ή και τα δύο από τα παραπάνω κριτήρια. Πολλές φορές η ανάπτυξη ενός καλού κριτηρίου τερματισμού μπορεί να είναι πιο σημαντικό από τους ίδιους τους γενετικούς τελεστές και στην βιβλιογραφία, υπάρχουν μια σειρά από εργασίες που πραγματεύονται τα κριτήρια τερματισμού σε Γενετικούς Αλγόριθμους. Στην συνέχεια παρατίθενται ορισμένα από τα πιο γνωστά κριτήρια τερματισμού.

I. Αριθμός επαναλήψεων

Είναι ο πιο απλός και ο πιο γενικός τρόπος τερματισμού των Γενετικών Αλγορίθμων. Εκ των προτέρων θεωρούμε πως ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (γενιών) είναι ίσος με έναν αριθμό. Συνήθως χρησιμοποιείται σαν όριο κάποιες εκατοντάδες γενιές. Μόλις ο αλγόριθμος φτάσει αυτό το όριο τερματίζει. Το κριτήριο αυτό αν και είναι αρκετά απλό στην υλοποίησή του, έχει πάρα πολλά προβλήματα:

- Δεν χρησιμοποιεί καμία πληροφορία από το πρόβλημα προς επίλυση
- Αν ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων εξαντληθεί, χωρίς να φτάσουμε στην απαιτούμενη λύση, τότε έχουμε πρόωρη διακοπή του αλγορίθμου
- Αν η λύση βρεθεί σε κάποια από τις αρχικές γενιές, τότε μεγάλο μέρος των υπολογιστικών πόρων ξοδεύεται σε μια άσκοπη διαδικασία

Αυτό το κριτήριο τερματισμού δεν χρησιμοποιείται σχεδόν ποτέ μόνο του, πάρα μόνο σε συνεργασία με άλλα κριτήρια. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με ένα έξυπνο κριτήριο που να λαμβάνει υπόψη του το αντικειμενικό πρόβλημα. Αν το έξυπνο κριτήριο ικανοποιείται σε κάποιες από τις αρχικές γενιές, τότε ο αλγόριθμος τερματίζει, διαφορετικά αν εξαντληθεί ο μέγιστος αριθμός γενιών και το έξυπνο κριτήριο δεν ικανοποιείται, τότε τερματίζεται ο Γενετικός Αλγόριθμος.

II. Προσέγγιση στόχου

Σε πολλές περιπτώσεις ο στόχος μπορεί να είναι γνωστός ή τουλάχιστον κάποια συνοπτική του περιγραφή. Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να τερματίσουμε τον Γενετικό Αλγόριθμο όταν έχει προσεγγίσει αυτόν το στόχο. Για παράδειγμα, στην περίπτωση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων το σφάλμα εκπαίδευσης του ΤΝΔ έχει σαν ολικό ελάχιστο την τιμή 0. Αν ο Γενετικός Αλγόριθμος προσεγγίσει αυτό το ελάχιστο, τότε δεν απαιτείται η συνέχιση του αλγορίθμου. Προφανώς, αυτό το κριτήριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, όπου υπάρχει σαφής γνώση του αντικειμενικού στόχου. Δυστυχώς, κάτι τέτοιο συνήθως δεν ισχύει.

III. Κριτήριο ομοιότητας

Το κριτήριο ομοιότητας είναι ένα ακόμα κριτήριο που χρησιμοποιείται αρκετά συχνά. Σε αυτό υπολογίζεται η μέση απόσταση μεταξύ όλων των χρωμοσωμάτων και αν αυτή είναι μικρότερη από κάποιο προκαθορισμένο όριο, τότε ο Γενετικός Αλγόριθμος διακόπτεται. Αυτό το κριτήριο χρησιμοποιείται αρκετά συχνά και είναι γενικό, αφού δεν εξαρτάται ούτε από το αντικειμενικό πρόβλημα ούτε από την χρησιμοποιούμενη κωδικοποίηση, μιας και με κατάλληλη επιλογή της νόρμας, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε δυαδική, ακέραια ή και δεκαδική αναπαράσταση. Ωστόσο έχει τα ακόλουθα μειονεκτήματα:

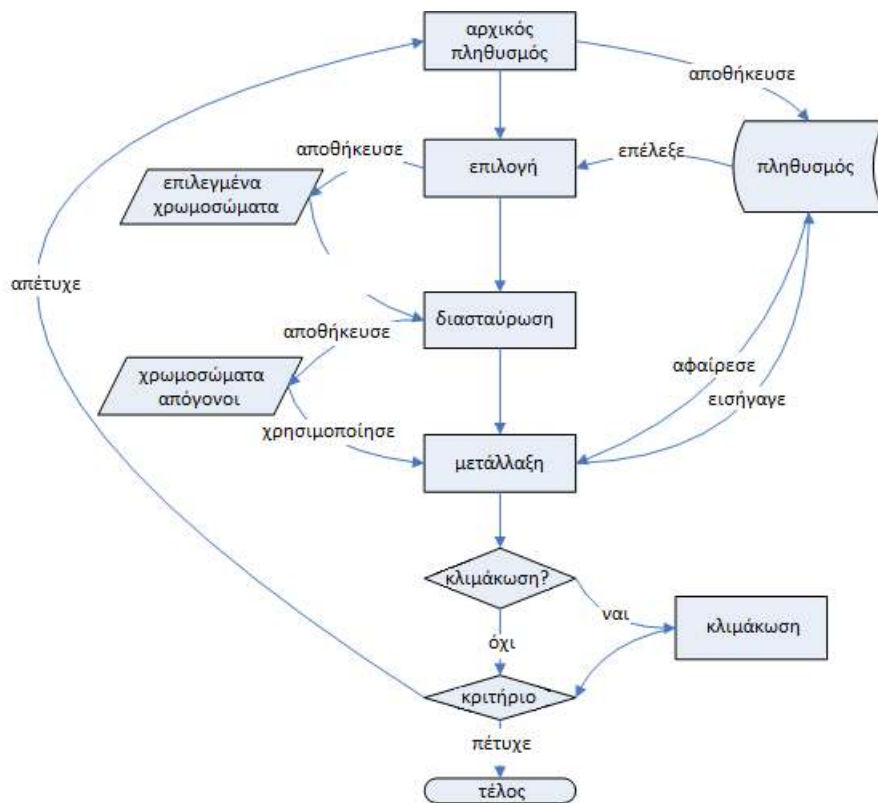
- Έχει αργό υπολογισμό, ειδικά για μεγάλα σε μέγεθος χρωμοσώματα ή αρκετά σε πλήθος
- Σε πολλές περιπτώσεις είναι δυνατόν η ποσότητα της εξίσωσης να είναι μεγάλη, αλλά ο αλγόριθμος να έχει βρει την λύση που ψάχνει. Σε αυτήν την περίπτωση θα δαπανηθεί χρόνος για την ικανοποίηση του κριτηρίου.
- Σε πολλές περιπτώσεις το παραπάνω κριτήριο μπορεί να μην ικανοποιηθεί σε εύλογο χρονικό διάστημα, ειδικά αν λάβει κανείς υπόψιν τα σφάλματα που υπάρχουν στις πράξεις στους Η/Υ.

IV. Διάφορα καλύτερου - χειρότερου

Αυτό το κριτήριο χρησιμοποιείται αρκετά συχνά ειδικά στην περίπτωση της δεκαδικής αναπαράστασης. Σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται η καταλληλότητα του καλύτερου και του χειρότερου χρωμοσώματος (f_{\max} και f_{\min} αντίστοιχα). Ο αλγόριθμος διακόπτεται όταν:

$$|f_{\max} - f_{\min}| < \epsilon$$

Το κριτήριο αυτό μοιάζει αρκετά με το προηγούμενο, αλλά είναι αρκετά πιο γρήγορο στον υπολογισμό, καθώς δεν απαιτεί επιπλέον πράξεις. Ωστόσο, και αυτό πάσχει από όλα τα μειονεκτήματα που είχε και το προηγούμενο κριτήριο.



Σχήμα 3.2. Flowchart λειτουργίας Γενετικού Αλγορίθμου

3.4. Εύρεση Αντικειμενικής Συνάρτησης

Το μοντέλο προς επεξεργασία στην συγκεκριμένη εργασία αποτελείται από έξι μεταβλητές εισόδου και μία μεταβλητή εξόδου. Επίσης είναι μη γραμμικό, γεγονός που δυσκολεύει την εύρεση της αντικειμενικής συνάρτησης που θα εισαχθεί προς μελέτη με τη μέθοδο των γενετικών αλγορίθμων. Για το λόγο αυτό υπολογίζεται η αντικειμενική συνάρτηση με περισσότερες της μίας μεθόδους και επιλέγεται αυτή που περιέχει το μικρότερο σφάλμα. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι οι ακόλουθες:

- Μη Γραμμική Παλινδρόμηση (Non Linear Regression)
- Polyfitn

Παρακάτω αναπτύσσεται η διαδικασία που ακολουθείται σε κάθε μία από τις μεθόδους.

3.4.1. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση

Με τον όρο παλινδρόμηση νοείται η μέθοδος του καθορισμού της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών. Μπορεί να αναφέρεται στην απλή σχέση δύο μεταβλητών, όπου εύκολα διακρίνεται η εξαρτημένη και η ανεξάρτητη μεταβλητή, αλλά μπορεί και να ασχολείται με περισσότερες από δύο μεταβλητές, όπως και γίνεται σε πιο πολύπλοκες χωρικές κατανομές. Στις περιπτώσεις αυτές, πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές μελετώνται για να οδηγήσουν στη πρόβλεψη της τάσης της εξαρτημένης μεταβλητής. Πέραν του διαχωρισμού που αναφέρθηκε, μία παλινδρόμηση μπορεί να μελετηθεί είτε ως γραμμική είτε ως μη γραμμική, χαρακτηρισμός που αναφέρεται στο είδος της σχέσης που φέρουν οι μεταβλητές μεταξύ τους.

Η πλέον απλή περίπτωση παλινδρόμησης (σε θεωρητικό και υπολογιστικό επίπεδο) είναι η απλή γραμμική, δηλαδή η γραμμική σχέση δύο μόνο μεταβλητών. Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (παλινδρόμηση τριών ή περισσότερων μεταβλητών) δε φέρει μεγάλες διαφορές στην θεωρία από την απλή γραμμική παλινδρόμηση, ο υπολογισμός της όμως είναι ιδιαίτερα περίπλοκος.

Ενδιαφέρον αποτελούν οι περιπτώσεις της μη γραμμικής παλινδρόμησης. Εκτός του ότι απαιτούνται τα κατάλληλα δεδομένα για την εκτίμηση μη γραμμικής καμπύλης παλινδρόμησης, πρέπει να οριστεί εκ των προτέρων κάποιο μαθηματικό μοντέλο για την καμπύλη και επίσης να εκτιμηθούν οι παράμετροι του μοντέλου αυτού. Και οι δύο αυτές διαδικασίες είναι σημαντικές, καθώς τόσο η σωστή επιλογή του μαθηματικού μοντέλου δε θα δημιουργήσει υπολογιστικά προβλήματα, όσο και η εκτίμηση των παραμέτρων θα είναι ανάλογη της πολυπλοκότητας του μοντέλου.

Η θεωρία της παλινδρόμησης και ο υπολογισμός της καμπύλης παλινδρόμησης χαρακτηρίζεται ως ιδιαίτερα πολύπλοκη διαδικασία. Τα ενδιάμεσα στάδια είναι πολλά και οι έλεγχοι σημαντικότητας των αποτελεσμάτων απαιτητικοί.

Το πρόβλημα αποτελείται από ανεξάρτητες μεταβλητές εισόδου, x , και εξαρτημένες μεταβλητές εξόδου, y . Η υπόθεση δηλώνει πως το μοντέλο μπορεί να προσομοιωθεί με ένα γραμμικό της μορφής:

$$f(x_i, \boldsymbol{\beta}) \approx f^0 + \sum_j J_{ij} \beta_j$$

Όπου:

$$J_{ij} = \frac{\partial f(x_i, \boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j}$$

Οι παράμετροι β των μεταβλητών x δίνονται από:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \approx (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{y}.$$

Τα αποτελέσματα υπολογίζονται με τον ίδιο τρόπο όπως στην γραμμική παλινδρόμηση με την διαφορά πως χρησιμοποιείται το διάνυσμα \mathbf{J} αντί του \mathbf{X} στους υπολογισμούς. Η γραμμική προσομοίωση εισάγει διαστρέβλωση στα αποτελέσματα, και αυτή με τη σειρά της σφάλμα, ο υπολογισμός του οποίου είναι ο βασικός σκοπός σε αυτή την περίπτωση.

3.4.2. Polyfitn

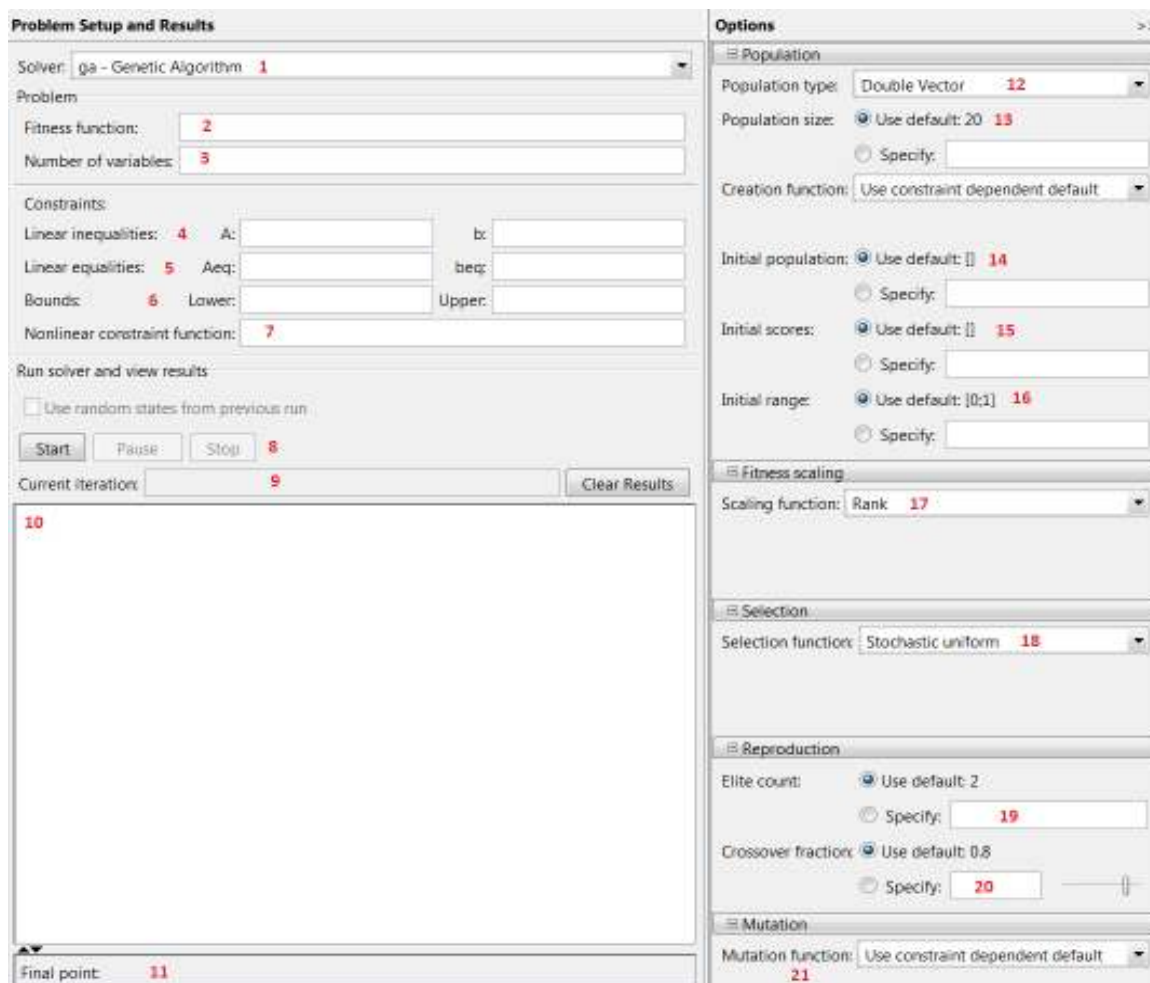
Στην περίπτωση που υπάρχει μία ανεξάρτητη και μία εξαρτημένη μεταβλητή και ζητείται η σχέση που τις διέπει, η Matlab διαθέτει την μέθοδο polyfit, η οποία εφαρμόζει ένα πολυωνυμικό μοντέλο στο πρόβλημα προσεγγίζοντάς το.

Για την περίπτωση που υπάρχουν περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές, η μέθοδος που εφαρμόζει πολυωνυμικό μοντέλο είναι μια τροποποιημένη έκδοση της μεθόδου polyfit, η polyfitn. Αυτή η μέθοδος επιτρέπει πολυωνυμική προσέγγιση έως έκτου βαθμού στο πρόβλημα δίνοντας ικανοποιητικές προσεγγίσεις όπως φαίνεται και παρακάτω.

3.5. Λογισμικό Επεξεργασίας Γενετικών Αλγορίθμων

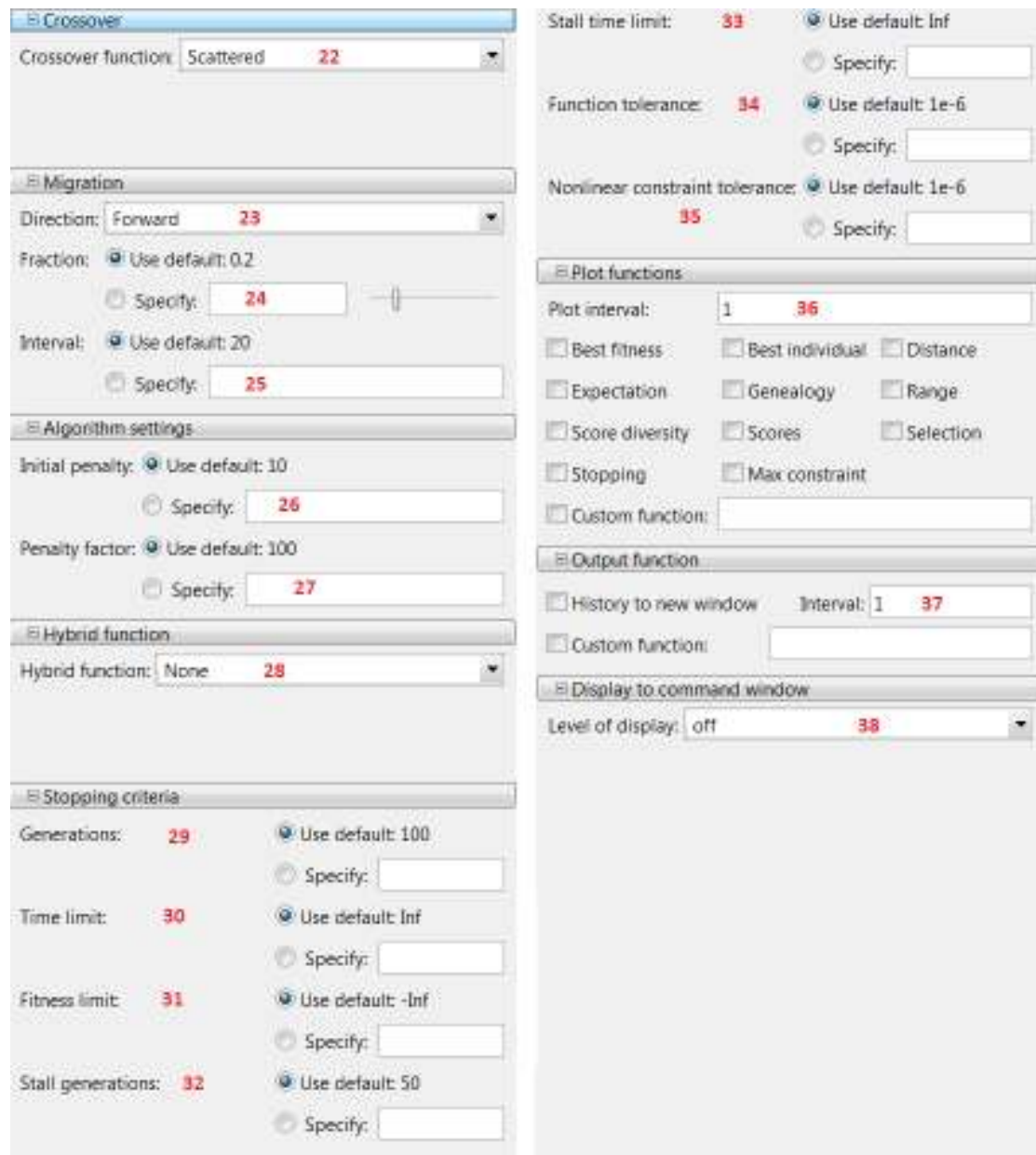
Αφού βρεθεί η αντικειμενική συνάρτηση η οποία θα βελτιστοποιηθεί (ελαχιστοποιηθεί στην συγκεκριμένη εφαρμογή), αυτή εισάγεται στην MATLAB σε μορφή εκτελέσιμου από αυτήν αρχείου, δηλαδή m - file, και πληκτρολογώντας optimtool εμφανίζεται το εργαλείο βελτιστοποίησης.

Η μορφή του παρουσιάζεται στο σχήμα 3.3 και 3.4 και στη συνέχεια αναλύονται οι επιλογές που υπάρχουν σε αυτό.



Σχήμα 3.3. Optimtool της MATLAB και επιλογές Γενετικών Αλγορίθμων, πρώτο μέρος

1. Επιλογή μεθόδου βελτιστοποίησης, σε αυτή την εργασία επιλέγεται ο Γενετικός Αλγόριθμος
2. Εισαγωγή αντικειμενικής συνάρτησης προς βελτιστοποίηση
3. Εισαγωγή αριθμού παραμέτρων
4. Περιορισμοί: Γραμμικές ανισώσεις περιορισμού των μεταβλητών
5. Περιορισμοί: Γραμμικές εξισώσεις περιορισμού των μεταβλητών
6. Περιορισμοί: Όρια μέσα στα οποία περιορίζεται η βελτιστοποίηση
7. Περιορισμοί: Εισαγωγή περιοριστικής συνάρτησης
8. Πλήκτρα έναρξης, παύσης και τερματισμού της βελτιστοποίησης
9. Ένδειξη επανάληψης
10. Εμφάνιση στοιχείων βελτιστοποίησης
11. Τελικό αποτέλεσμα
12. Είδος πληθυσμού χρωματοσωμάτων
13. Εισαγωγή μεγέθους πληθυσμού χρωματοσωμάτων
14. Επιλογή αρχικού μεγέθους πληθυσμού
15. Επιλογή τιμών αρχικού πληθυσμού
16. Επιλογή πεδίου τιμών αρχικού πληθυσμού
17. Εισαγωγή συνάρτησης για την μετατροπή των αποτελεσμάτων σε διαφορετική μορφή
18. Επιλογή: Ρύθμιση της μεθόδου επιλογής
19. Διασταύρωση: Επιλογή του ελάχιστου αριθμού χρωματοσωμάτων που επιβιώνουν σε κάθε γενιά
20. Διασταύρωση: Επιλογή του ποσοστού απογόνων που δημιουργούνται μέσω της διασταύρωσης. Οι υπόλοιποι απόγονοι δημιουργούνται μέσω της μετάλλαξης
21. Μετάλλαξη: Ρύθμιση της μεθόδου μετάλλαξης



Σχήμα 3.4. Optimtool της MATLAB και επιλογές Γενετικών Αλγορίθμων, δεύτερο μέρος

22. Επιλογή της μεθόδου διασταύρωσης
23. Μετανάστευση: Αν τα χρωμοσώματα χωρίζονται σε υποπληθυσμούς, τότε δίνεται η δυνατότητα σε αυτά να μεταναστεύουν από τον ένα στον άλλο, εδώ ρυθμίζεται η ροή της μετανάστευσης των
24. Μετανάστευση: Επιλογή ποσοστού χρωμοσωμάτων τα οποία δύνανται να μεταναστεύσουν
25. Μετανάστευση: Ρύθμιση του χρόνου ανάμεσα σε δύο διαδοχικές μεταναστεύσεις
26. Αρχική ποινή στον γενετικό αλγόριθμο
27. Ποσοστό αύξησης της ποινής σε περίπτωση που ο γενετικός αλγόριθμος δεν επιτύχει το στόχο του
28. Εισαγωγή υβριδικής συνάρτησης για την επεξεργασία των αποτελεσμάτων μετά την έξοδο τους από τον γενετικό αλγόριθμο
29. Κριτήρια Τερματισμού: Αριθμός γενεών
30. Κριτήρια Τερματισμού: Χρονικός περιορισμός
31. Κριτήρια Τερματισμού: Αρχική τιμή
32. Κριτήρια Τερματισμού: Στασιμότητα αποτελεσμάτων μετά από συγκεκριμένο αριθμό γενεών
33. Κριτήρια Τερματισμού: Στασιμότητα αποτελεσμάτων μετά από συγκεκριμένο χρονικό περιθώριο
34. Κριτήρια Τερματισμού: Στασιμότητα αποτελεσμάτων μετά από συγκεκριμένο αριθμό γενεών σε μια δοσμένη από πριν αρχική τιμή
35. Κριτήρια Τερματισμού: Κίνηση των αποτελεσμάτων έξω από τα αρχικά όρια.
36. Αυτή η επιλογή επιτρέπει τον έλεγχο και την ρύθμιση του γενετικού αλγόριθμου κατά την εκτέλεσή του
37. Εισαγωγή τρόπου παρουσίασης των αποτελεσμάτων μετά την επεξεργασία τους, όπως εμφάνιση σε νέο παράθυρο, σε m - file και εξαγωγή προσωρινών αποτελεσμάτων μετά από συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων
38. Επιλογή ποσότητας πληροφοριών που θα λαμβάνονται κατά την εκτέλεση του γενετικού αλγορίθμου

3.5.1. Βελτιστοποίηση Αντικειμενικής Συνάρτησης

I. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση

Η Μη Γραμμική Παλινδρόμηση εξομοιώνει την μη γραμμική αντικειμενική συνάρτηση με μία γραμμική και υπολογίζει τους συντελεστές b των μεταβλητών.

b	SNR_U
b₀	0.0176
b₁	0.6821
b₂	-0.0001
b₃	-0.3237
b₄	-0.0331
b₅	-0.0391
Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα	0.5615

Πίνακας 3.1. Παράμετροι b αντικειμενικής συνάρτησης υπολογισμένοι με Μη Γραμμική Παλινδρόμηση

II. Polyfitn

Προσεγγίζεται η αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιώντας την μέθοδο polyfitn με πολυώνυμα δευτέρης έως έκτης τάξεως και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω

	Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα SNR_U
2^{ης} Τάξης	0.1096
3^{ης} Τάξης	0.0275
4^{ης} Τάξης	0.0037
5^{ης} Τάξης	0.0024
6^{ης} Τάξης	0.0024

Πίνακας 3.2. Μέσο τετραγωνικό σφάλμα αντικειμενικής συνάρτησης μεθόδου Polyfitn 2ης, 3ης, 4ης, 5ης και 6ης τάξης

Προτιμάται λοιπόν η μέθοδος polyfitn, καθώς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι τάξεις μεγέθους μικρότερο. Στη συνέχεια εισάγεται η αντικειμενική συνάρτηση στην αντίστοιχη θέση του λογισμικού επεξεργασίας Γενετικών Αλγορίθμων της MATLAB και ρυθμίζονται οι περιορισμοί στις παραμέτρους σύμφωνα με τον πίνακα 2.1.

Πραγματοποιούνται δέκα προσομοιώσεις και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

a/a Δοκιμής	Γενιές	Τελική Τιμή	ΜΗΚΟΣ	ΠΑΧΟΣ	ΜΗΚΟΣ	ΜΕΓΙΣΤΟ	ΓΩΝΙΑ	ΓΩΝΙΑ
			ΕΞΟΔΟΥ (mm)	ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)
1	51	7.5244	24	9.96	30.008	0.198	4.962	2.234
2	51	7.529	24.008	9	30	0.197	2.863	5.078
3	51	7.5221	24.004	9.198	30	0.196	4.468	2.008
4	52	7.5298	24.003	9	30.008	0.196	5.192	5.138
5	76	7.5266	24	9	30.549	0.2	7.182	7.938
6	57	7.5213	24	9.96	30.035	0.2	4.308	3.163
7	56	7.5273	24.062	9.831	30.001	0.192	9.188	4.027
8	51	7.5288	24	9.989	30	0.199	3.88	4.016
9	56	7.5218	24	9.83	30.008	0.166	4.629	6.188
10	65	7.5289	24.055	9	30.031	0.196	9.429	5.766

Πίνακας 3.3. Αποτελέσματα βελτιστοποίησης με χρήση Γενετικών Αλγορίθμων

Από τον πίνακα φαίνεται πως η δοκιμή 4 εμφανίζει την βέλτιστη λύση. Στον επόμενο πίνακα 3.4. οι τιμές που βρέθηκαν, για λόγους ευκολίας στην κατασκευή στρογγυλοποιούνται στο πλησιέστερο από τα πέντε επίπεδα τιμών που χρησιμοποιήθηκαν και εμφανίζονται στον πίνακα 2.6. Το άμεσο συμπέρασμα μελετώντας τον πίνακα 3.3. είναι πως οι γωνίες εκκίνησης και τερματισμού της καμπύλης spline δεν έχουν τόση σημασία στην βελτιστοποίηση της μήτρας όσο οι υπόλοιπες παράμετροι. Αυτό επιβεβαιώνεται και από άλλες διπλωματικές εργασίες που μελετούν την μήτρα εκβολής με στατιστικές μεθόδους.

SNR _U	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΔΟΥ (mm)	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)
7.53	24	9	30	0.2	5	5

Πίνακας 3.4. Βέλτιστες τιμές των παραμέτρων

Βιβλιογραφία 3^{ου} Κεφαλαίου

1. Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm
B. Ozcelik, T. Erzurumlu
Gebze Institute of Technology, Department of Design and Manufacturing Engineering, Gebze-Kocaeli, Turkey, 2005
2. 40 Years of the Nelder-Mead Algorithm
David Byatt, Ian Coope, Chris Price
University of Canterbury, New Zealand, 2003
3. Optimization with Nonsmooth Data
J. Zowe
University of Bayreuth, Bayreuth, Federal Republic of Germany, 1987
4. Numerical Methods Using Matlab
John H. Mathews and Kurtis K. Fink, 2004
5. Iterative Methods for Optimization
Kelley C.T., 1999
6. Derivative - Free Optimization
Andrew R. Conn, Katya Scheinberg, Luis N. Vicente
Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia
Mathematical Programming Society, Philadelphia, 2009
7. Τεχνική Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων στο Σχεδιασμό Δικτύων Επικοινωνιών
Αντώνιος Δ. Ντούλας, Διπλωματική Εργασία, 2007
8. Βελτιστοποίηση Βιομηχανικής Γραμμής Παραγωγής με Χρήση Γενετικών Αλγορίθμων
Καραγιαννίδη Χριστίνα, Διπλωματική Εργασία, 2007
9. Γενετικοί Αλγόριθμοι
Ιωάννης Γ. Τσούλος
10. Γενετικοί και Μετά - Γενετικοί Αλγόριθμοι και η Εφαρμογή τους στην Εκτίμηση ARMA Μοντέλων
Αννίνου Νίκη, Διπλωματική Εργασία, 2009
11. Ευφυής Αναζήτηση στο Διαδίκτυο με Χρήση Αυτο - Οργανούμενων Χαρτών
Νικόλαος Α. Γιάνναρης, Διπλωματική Εργασία, 2005
12. Γενετικοί Αλγόριθμοι - Τεχνητή Νοημοσύνη
Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου

13. Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγόριθμους
Ευστράτιος Φ. Γεωργόπουλος, Σπυρίδων Δ. Λυκοθανάσης, 1999
14. Integration of Response Surface Methodology with Genetic Algorithms
L. P. Khoo and C. H. Chen
Nanyang Technological University, School of Mechanical and Production
Engineering, Singapore

4. Συμπεράσματα

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι ο σχεδιασμός και η βελτιστοποίηση μήτρας εκβολής πολυμερούς για την παραγωγή σωλήνα από πολυαιθυλένιο υψηλής πυκνότητας (HDPE), ώστε να επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ομοιομορφία στην ταχύτητα εξόδου και συνεπώς αυξημένη μηχανική αντοχή του πλαστικού σωλήνα.

Ως μεταβλητή εξόδου βελτιστοποίησης της ροής (αντικειμενική συνάρτηση), λαμβάνεται ο λόγος σήματος προς θόρυβο του πολυμερούς στην έξοδο από την μήτρα και επιδιώκεται η μεγιστοποίηση της.

Ως παράμετροι βελτιστοποίησης, επιλέγονται συγκεκριμένα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της μήτρας εκβολής. Συνολικά επιλέγονται έξι παράμετροι βελτιστοποίησης, από τις οποίες μία είναι το μήκος εξόδου της μήτρας και οι άλλοι πέντε σχετίζονται με τη γεωμετρία της κεφαλής αράχνης της μήτρας εκβολής.

- Το μήκος εξόδου της μήτρας L
- Το μήκος της spline κατά τον x άξονα X
- το μέγιστο ύψος της spline Y
- την θέση του μέγιστου ως ποσοστό του X (f)
- τη γωνία εκκίνησης της spline a και
- τη γωνία τερματισμού της spline b

Το μήκος εξόδου της μήτρας κυμαίνεται από 24-45mm, ενώ τα πόδια της αράχνης θα πρέπει να έχουν μήκος $30\text{mm} \leq X \leq 80\text{mm}$ και πάχος $4,5\text{mm} \leq Y \leq 12\text{mm}$. Επίσης επιλέγεται να είναι $20\% \leq f \leq 80\%$, $5^\circ \leq a \leq 15^\circ$ και $5^\circ \leq b \leq 15^\circ$.

Το πόδι της αράχνης αποτελείται από τέσσερις συμμετρικές καμπύλες β' βαθμού και ένα ευθύγραμμο τμήμα. Η επιφάνεια του ποδιού της αράχνης ακολουθεί την γεωμετρία μιας spline τρίτου βαθμού με χαρακτηριστικά, των οποίων οι τιμές θα βελτιστοποιηθούν (η θέση του μέγιστου ως ποσοστό του X (f), η γωνία εκκίνησης της spline a και η γωνία τερματισμού της spline b). Η βελτιστοποίηση πραγματοποιείται με χρησιμοποίηση μεθόδων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και Γενετικών Αλγορίθμων.

Η βέλτιστη τιμή του μήκους εξόδου της μήτρας είναι η ελάχιστη δυνατή σύμφωνα με τους γεωμετρικούς και κατασκευαστικούς περιορισμούς, δηλαδή: $LOPT = 24 \text{ mm}$. Η βέλτιστη τιμή του μήκους του ποδιού είναι η ελάχιστη δυνατή σύμφωνα με τους γεωμετρικούς και κατασκευαστικούς περιορισμούς, δηλαδή: $XOPT = 30 \text{ mm}$. Οι βέλτιστες τιμές για το πάχος του ποδιού της αράχνης Y και το μέγιστο της καμπύλης spline f , είναι αντίστοιχα $YOPT = 9 \text{ mm}$, $fOPT = 0,2$ και $aOPT = 5^\circ$, $bOPT = 5^\circ$. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 4.1.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου που ακολουθήθηκε σε σχέση με άλλες είναι η ακρίβεια στην εύρεση των βέλτιστων τιμών, σε συνδυασμό με το μικρό υπολογιστικό χρόνο που απαιτεί.

Το μοναδικό μειονέκτημα που συναντήθηκε είναι η ανάγκη μεγάλης υπολογιστικής ισχύος για μικρό χρονικό διάστημα, με πιθανό αποτέλεσμα ένα crash του Η/Υ και πιθανή απώλεια δεδομένων αν αυτό συμβεί (συνέβη αρκετές φορές κατά την εκπόνηση της εργασίας, ευτυχώς χωρίς απώλειες σε δεδομένα).

	ΜΗΚΟΣ ΕΞΟΔΟΥ (mm)	ΠΑΧΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΗΚΟΣ ΠΟΔΙΟΥ (mm)	ΜΕΓΙΣΤΟ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE	ΓΩΝΙΑ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)	ΓΩΝΙΑ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΜΠΥΛΗΣ SPLINE (°)
SNR_U 7.53	24	9	30	0.2	5	5

Πίνακας 4.1. Βέλτιστες τιμές των παραμέτρων

Πολύ ελπιδοφόρα βήματα έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια στη βελτιστοποίηση τέτοιων μητρών με την βοήθεια προγραμμάτων προσομοίωσης της ροής σε συνδυασμό με τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης. Θα πρέπει να τονιστεί ότι η επιλογή των παραμέτρων και του βαθμού στον οποίο θα αλλάξουν, ώστε να επιτευχθούν οι επιθυμητοί στόχοι της βελτιστοποίησης βασίζονται στην ικανότητα του σχεδιαστή.

Βιβλιογραφία

1. Flow restrictor design for extrusion slit dies for a range of materials: Simulation and comparison of optimization techniques
Johann Sienz, Stuart J. Bates, John F.T. Pittman
Centre for Polymer Processing Simulation and Design & ADOPT Research Group, School of Engineering, University of Wales Swansea, UK, 2004
2. An optimization strategy for die design in the low-density polyethylene annular extrusion process based on FES/BPNN/NSGA-II
Yue Mu & Guoqun Zhao & Xianghong Wu & Chengrui Zhang, 2009
3. Finite Element and Neural Network Modeling of Viscoelastic Annular Extrusion
Han-Xiong Huang & Yan-Sheng Miao
Center for Polymer Processing Equipment and Intellectualization, College of Industrial Equipment and Control Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, P.R.C.
4. Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm
B. Ozcelik, T. Erzurumlu
Gebze Institute of Technology, Department of Design and Manufacturing Engineering, Gebze-Kocaeli, Turkey, 2005
5. 40 Years of the Nelder-Mead Algorithm
David Byatt, Ian Coope, Chris Price
University of Canterbury, New Zealand, 2003
6. Τρισδιάστατη Προσομοίωση Εκβολής Πλαστικού Σωλήνα με την Μέθοδο Πεπερασμένων Στοιχείων (FEM)
Δήμου Νικόλαος, Διπλωματική Εργασία, 2010
7. Numerical Methods Using Matlab
John H. Mathews and Kurtis K. Fink, 2004
8. Optimization with Nonsmooth Data
J. Zowe
University of Bayreuth, Bayreuth, Federal Republic of Germany, 1987
9. Iterative Methods for Optimization
Kelley C.T., 1999
10. Βελτιστοποίηση Ποδιών Αράχνης Μήτρας Εκβολής Πλαστικού Σωλήνα
Δουλγερής Ηλίας, Διπλωματική Εργασία, 2010

11. Derivative - Free Optimization
Andrew R. Conn, Katya Scheinberg, Luis N. Vicente
Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia
Mathematical Programming Society, Philadelphia, 2009
12. Improving Neural Network Generalisation
Paul L. Rosin and Freddy Fierens
Institute for Remote Sensing Applications, Joint Research Centre
13. Regression and Classification with Neural Networks
Andrew W. Moore
School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 2001
14. Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές
Πάνος Αργυράκης, 2001
15. Εντοπισμός Ατελειών σε Επίπεδη Πλάκα Ομογενούς και Σύνθετου Υλικού με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων και Μεθόδου Πεπερασμένων Στοιχείων
Ευστάθιος Ανδριανάκης, Διπλωματική Εργασία, 2008
16. Ιδιότητες Πάστας Τσιμέντου σε Αυτοσυμπυκνούμενο Σκυρόδεμα
Διαμαντώνης Νικόλαος, Διπλωματική Εργασία, 2008
17. Τεχνική Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων στο Σχεδιασμό Δικτύων Επικοινωνιών
Αντώνιος Δ. Ντούλας, Διπλωματική Εργασία, 2007
18. Βελτιστοποίηση Βιομηχανικής Γραμμής Παραγωγής με Χρήση Γενετικών Αλγορίθμων
Καραγιαννίδη Χριστίνα, Διπλωματική Εργασία, 2007
19. Γενετικοί Αλγόριθμοι
Ιωάννης Γ. Τσούλος
20. Γενετικοί και Μετά - Γενετικοί Αλγόριθμοι και η Εφαρμογή τους στην Εκτίμηση ARMA Μοντέλων
Αννίνου Νίκη, Διπλωματική Εργασία, 2009
21. Ευφυής Αναζήτηση στο Διαδίκτυο με Χρήση Αυτο - Οργανούμενων Χαρτών
Νικόλαος Α. Γιάνναρης, Διπλωματική Εργασία, 2005
22. Μοντελοποίηση και Προσομοίωση Συστήματος Μέτρησης Τελοσυστολικού και Τελοδιαστολικού Όγκου Δεξιάς Κοιλίας με Χρήση Αισθητήρων Υπερήχου σε Καθετήρα Πνευμονικής Αρτηρίας για την Εκτίμηση της Αιμοδυναμικής Κατάστασης Βαρέως Πασχόντων
Πέτρος Τουμπανιάρης, Διδακτορική Διατριβή, 2010

23. Γενετικοί Αλγόριθμοι - Τεχνητή Νοημοσύνη
I. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου
24. Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγόριθμους
Ευστράτιος Φ. Γεωργόπουλος, Σπυρίδων Δ. Λυκοθανάσης, 1999
25. Integration of Response Surface Methodology with Genetic Algorithms
L. P. Khoo and C. H. Chen
Nanyang Technological University, School of Mechanical and Production Engineering, Singapore
26. Σημειώσεις για το μάθημα Εφαρμογές Προηγμένων Υλικών
Δ. Μανωλάκος
27. Μηχανική των ρευστών
Α. Θ. Παπαϊωάννου, Εκδόσεις ΕΜΠ 2002
28. Βασικές Αρχές Μορφοποίησης Πολυμερών
Ε. Μητσούλης, Εκδόσεις ΕΜΠ, 2006
29. Polymer Engineering and Science
Y. Huang and P. Prentice, September 1998, Vol.38, No.9
30. Polymer Engineering and Science
Chung-Ching Huang, April 1998, Vol.38, No.4
31. Viscous Fluid Flow
F.M.White, McGraw-Hill, New York 1974
32. Extrusion Dies for Plastics and Rubber: Design and Engineering Computation
(2nd edition)
W.Michaeli, Hanser, Munich (1992)

Παράρτημα Α. MATLAB Code

Α.1. Δημιουργία, εκπαίδευση και προσομοίωση Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

```
>> in
```

```
in =
```

```
Columns 1 through 7
```

```
24.0000 24.0000 24.0000 24.0000 24.0000
24.0000 24.0000
9.0000 9.0000 9.0000 10.5000 10.5000
10.5000 12.0000
30.0000 30.0000 30.0000 55.0000 55.0000
55.0000 80.0000
0.1000 0.1000 0.1000 0.5000 0.5000
0.5000 0.9000
10.0000 0 5.0000 10.0000 0 5.0000
10.0000 0
10.0000 0 5.0000 10.0000 0 5.0000
10.0000 0
```

```
Columns 8 through 14
```

```
24.0000 24.0000 34.5000 34.5000 34.5000
34.5000 34.5000
12.0000 12.0000 9.0000 9.0000 9.0000
10.5000 10.5000
80.0000 80.0000 30.0000 30.0000 30.0000
55.0000 55.0000
0.9000 0.9000 0.1000 0.1000 0.1000
0.5000 0.5000
5.0000 10.0000 0 5.0000 10.0000
0 5.0000
5.0000 10.0000 0 5.0000 10.0000
0 5.0000
```

```
Columns 15 through 20
```

```
34.5000 34.5000 34.5000 34.5000 45.0000
45.0000
10.5000 12.0000 12.0000 12.0000 9.0000
9.0000
55.0000 80.0000 80.0000 80.0000 30.0000
30.0000
0.5000 0.9000 0.9000 0.9000 0.1000
0.1000
10.0000 0 5.0000 10.0000 0
5.0000
10.0000 0 5.0000 10.0000 0
5.0000
```

```
>> out
```



```

out =
    Columns 1 through 7
    1.1803    1.1805    1.1807    1.1759    1.1794
    1.1786    1.1713
    Columns 8 through 14
    1.1712    1.1713    1.1651    1.1649    1.1665
    1.1579    1.1606
    Columns 15 through 20
    1.1624    1.1698    1.1706    1.1734    1.1458
    1.1529
>> net=newfit(in,out,20)

net =
    Neural Network object:
    architecture:
        numInputs: 1
        numLayers: 2
        biasConnect: [1; 1]
        inputConnect: [1; 0]
        layerConnect: [0 0; 1 0]
        outputConnect: [0 1]
        numOutputs: 1 (read-only)
        numInputDelays: 0 (read-only)
        numLayerDelays: 0 (read-only)
    subobject structures:
        inputs: {1x1 cell} of inputs
        layers: {2x1 cell} of layers
        outputs: {1x2 cell} containing 1 output
        biases: {2x1 cell} containing 2 biases
        inputWeights: {2x1 cell} containing 1 input weight
        layerWeights: {2x2 cell} containing 1 layer weight
    functions:
        adaptFcn: 'trains'
        divideFcn: 'dividerand'
        gradientFcn: 'gdefaults'
        initFcn: 'initlay'
        performFcn: 'mse'
        plotFcns:
        {'plotperform','plottrainstate','plotfit','plotregression'
        ''}
        trainFcn: 'trainlm'

```

```

parameters:
    adaptParam: .passes
    divideParam: .trainRatio, .valRatio, .testRatio
    gradientParam: (none)
    initParam: (none)
    performParam: (none)
    trainParam: .show, .showwindow, .showCommandLine,
    .epochs,
                .time, .goal, .max_fail, .mem_reduc,
                .min_grad, .mu, .mu_dec, .mu_inc,
                .mu_max

weight and bias values:
matrix      IW: {2x1 cell} containing 1 input weight
matrix      LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight
matrix      b: {2x1 cell} containing 2 bias vectors

other:
    name: ''
    userdata: (user information)

>> net=train(net,in,out)

net =

Neural Network object:

architecture:

    numInputs: 1
    numLayers: 2
    biasConnect: [1; 1]
    inputConnect: [1; 0]
    layerConnect: [0 0; 1 0]
    outputConnect: [0 1]

    numOutputs: 1 (read-only)
    numInputDelays: 0 (read-only)
    numLayerDelays: 0 (read-only)

subobject structures:

    inputs: {1x1 cell} of inputs
    layers: {2x1 cell} of layers
    outputs: {1x2 cell} containing 1 output
    biases: {2x1 cell} containing 2 biases
    inputWeights: {2x1 cell} containing 1 input weight
    layerWeights: {2x2 cell} containing 1 layer weight

functions:

    adaptFcn: 'trains'
    divideFcn: 'dividerand'

```

```

        gradientFcn: 'gdefaults'
            initFcn: 'initlay'
            performFcn: 'mse'
            plotFcns:
{'plotperform', 'plottrainstate', 'plotfit', 'plotregression
'}
        trainFcn: 'trainlm'

```

parameters:

```

        adaptParam: .passes
        divideParam: .trainRatio, .valRatio, .testRatio
        gradientParam: (none)
        initParam: (none)
        performParam: (none)
        trainParam: .show, .showwindow, .showCommandLine,
        .epochs,
                    .time, .goal, .max_fail, .mem_reduc,
                    .min_grad, .mu, .mu_dec, .mu_inc,
                    .mu_max

```

weight and bias values:

```

matrix          IW: {2x1 cell} containing 1 input weight
matrix          LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight
                b: {2x1 cell} containing 2 bias vectors

```

other:

```

        name: ''
        userdata: (user information)

```

```
>> a=sim(net,in)
```

```
a =
```

```

    Columns 1 through 7
    1.1820    1.1773    1.1763    1.1699    1.1680
    1.1708    1.1758
    Columns 8 through 14
    1.1674    1.1681    1.1714    1.1670    1.1643
    1.1728    1.1656
    Columns 15 through 20
    1.1642    1.1723    1.1625    1.1669    1.1539
    1.1515

```

```
>> in2
```

```
in2 =
```

```

    45.0000    45.0000    45.0000    45.0000    45.0000
45.0000    45.0000
    9.0000    10.5000    10.5000    10.5000    12.0000
12.0000    12.0000
    30.0000    55.0000    55.0000    55.0000    80.0000
80.0000    80.0000
    0.1000    0.5000    0.5000    0.5000    0.9000
0.9000    0.9000
    10.0000           0    5.0000    10.0000           0
5.0000    10.0000
    10.0000           0    5.0000    10.0000           0
5.0000    10.0000

```

```
>> b=sim(net,in2)
```

```
b =
```

```

    1.1510    1.1560    1.1570    1.1599    1.1370
1.1425    1.1574

```

```
>> out2
```

```
out2 =
```

```

    1.1546    1.1555    1.1558    1.1541    1.1623
1.1621    1.1613

```

```
>>
```

A.2. Μη Γραμμική Παλινδρόμηση

```
>> nlinfat
```

```
yhat =
b(1)*x(:,1)+b(2)*x(:,2)+b(3)*x(:,3)+b(4)*x(:,4)+b(5)*x(:,
5)+b(6)*x(:,6);
>> in
```

```
in =
```

0	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
5.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
10.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	10.0000
0	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
5.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
10.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000
0	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	0
5.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
10.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	0
10.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	5.0000
0	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	0
10.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	5.0000
0	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	10.0000
5.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	0
10.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	5.0000
0	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	0
0	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	5.0000
5.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	0
0	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	5.0000

45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	10.0000
5.0000				
45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	0
10.0000				
45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	5.0000
0				
45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	10.0000
5.0000				
24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
0				
24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	2.5000
2.5000				
24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
5.0000				
24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	0
0				
24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	2.5000
2.5000				
24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	5.0000
5.0000				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
0				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	2.5000
2.5000				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	0
2.5000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	5.0000
0				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	0
2.5000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	5.0000
0				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	0
2.5000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	2.5000
5.0000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	5.0000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	0
5.0000				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	2.5000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	5.0000
2.5000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	0
5.0000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	2.5000
0				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	5.0000
2.5000				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	0
5.0000				

0	34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	2.5000
2.5000	34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	5.0000
5.0000	34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
7.5000	34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	7.5000
10.0000	34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000
5.0000	34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	5.0000
7.5000	34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	7.5000
10.0000	34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	10.0000
5.0000	34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
7.5000	34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	7.5000
10.0000	34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
7.5000	39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	5.0000
10.0000	39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	7.5000
5.0000	39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	10.0000
7.5000	39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	5.0000
10.0000	39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	7.5000
5.0000	39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	10.0000
7.5000	39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	5.0000
10.0000	39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	7.5000
5.0000	39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	10.0000
7.5000	45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	5.0000
10.0000	45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	7.5000
7.5000	45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	10.0000
10.0000	45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	5.0000
5.0000	45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	7.5000
7.5000	45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	10.0000
10.0000	45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	5.0000
5.0000	45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	7.5000
7.5000	45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	10.0000

```
>> out1
```

```
out1 =
```

```
7.4864  
7.4878  
7.4892  
7.4461  
7.4733  
7.4665  
7.4057  
7.4049  
7.4051  
7.3469  
7.3449  
7.3565  
7.2874  
7.3071  
7.3202  
7.3848  
7.3906  
7.4108  
7.1777  
7.2299  
7.2423  
7.2551  
7.2577  
7.2464  
7.3035  
7.3019  
7.2960  
7.4985  
7.4995  
7.4663  
7.4673  
7.4676  
7.4601  
7.4627  
7.4657  
7.4660  
7.0718  
7.0684  
7.1067  
7.0856  
7.0978  
7.1015  
7.1172  
7.0938  
7.1048  
7.3293  
7.2862  
7.3458  
7.3734  
7.3627  
7.7101  
7.2764  
7.3329
```



```
7.4061
7.4203
7.3535
7.3795
7.2697
7.2850
7.2576
7.2940
7.2964
7.2765
7.1716
7.1480
7.1786
7.1615
7.1637
7.1837
7.2450
7.2302
7.2568
7.1778
7.2294
7.1765
7.3076
7.3307
7.6686
7.1404
7.2061
7.1412
```

```
>> out2
```

```
out2 =
```

```
59.0387
59.0572
59.0486
59.3175
59.2921
59.3182
59.5489
59.5474
59.5727
60.0058
60.0092
60.0357
60.1791
60.2206
60.2454
59.9211
59.9219
59.9681
60.9013
60.9539
60.9687
60.7585
60.7236
60.6821
60.8934
```

60.8941
60.8833
59.0501
59.1064
59.0500
59.0903
59.1563
59.0834
59.3398
59.3185
59.3072
59.6449
59.6440
59.6242
59.7023
59.7578
59.7533
59.4049
59.4250
59.5134
60.0307
59.9521
59.9961
59.9269
59.8870
59.9224
60.0067
60.0018
59.9944
60.1489
60.0295
60.0427
60.2174
60.2456
60.2029
60.1914
60.1616
60.1832
60.4952
60.5138
60.5217
60.6764
60.7331
60.6542
60.4820
60.5116
60.4783
60.9120
60.9720
60.9160
60.9130
60.8710
60.9272
60.8788
60.8992
60.8930

>> beta

```
beta =
```

```
1  
1  
1  
1  
1  
1  
1
```

```
>> [beta,r,J,COVB,mse] = nlinfit(in,out1,@nlinfat,beta)
```

```
beta =
```

```
0.0176  
0.6821  
-0.0001  
-0.3237  
-0.0331  
-0.0391
```

```
r =
```

```
0.9600  
1.3227  
1.6854  
0.0278  
0.4163  
0.7707  
-0.9046  
-0.5441  
-0.1826  
1.0922  
1.4516  
1.2374  
-0.2476  
0.1333  
-0.0793  
-1.0473  
-0.6802  
-0.8858  
0.8064  
0.6328  
1.0065  
-0.0133  
-0.2365  
0.1135  
-1.2453  
-1.4727  
-1.1173  
0.9722  
1.1537  
1.3012  
0.4949  
0.6759  
0.8490  
0.0444
```

0.2280
 0.4090
 0.6813
 0.8585
 0.7839
 0.0549
 0.2477
 0.1385
 -0.3620
 -0.2048
 -0.3067
 0.8805
 0.7244
 0.9647
 0.4760
 0.3524
 0.8805
 -0.2612
 -0.3176
 -0.0637
 0.1786
 0.2925
 0.4992
 -0.4179
 -0.2220
 -0.0687
 -0.8396
 -0.6565
 -0.4958
 0.0658
 0.2229
 0.1406
 -0.5845
 -0.4016
 -0.4945
 -0.9496
 -0.7837
 -0.8700
 0.0137
 -0.0476
 0.0801
 -0.3051
 -0.3948
 0.1237
 -1.1124
 -1.1596
 -1.0439

J =

0	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
5.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
10.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	10.0000

0	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
5.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
10.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000
0	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	0
5.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
10.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	0
10.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	5.0000
0	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	0
10.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	5.0000
0	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	10.0000
5.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	0
10.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	5.0000
0	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	0
0	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	5.0000
5.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	0
0	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	5.0000
5.0000	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	10.0000
10.0000	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	0
0	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	5.0000
5.0000	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	10.0000
0	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
2.5000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	2.5000
5.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
0	24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	0
2.5000	24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	2.5000

24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	5.0000
5.0000				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
0				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	2.5000
2.5000				
24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	0
2.5000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	5.0000
0				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	0
2.5000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	5.0000
0				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	0
2.5000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	2.5000
5.0000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	5.0000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	0
5.0000				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	2.5000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	5.0000
2.5000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	0
5.0000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	2.5000
0				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	5.0000
2.5000				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	0
5.0000				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	2.5000
0				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	5.0000
2.5000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
5.0000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	7.5000
7.5000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000
10.0000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	5.0000
5.0000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	7.5000
7.5000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	10.0000
10.0000				
34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
5.0000				

34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	7.5000
7.5000				
34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
10.0000				
39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	5.0000
7.5000				
39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	7.5000
10.0000				
39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	10.0000
5.0000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	5.0000
7.5000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	7.5000
10.0000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	10.0000
5.0000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	5.0000
7.5000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	7.5000
10.0000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	10.0000
5.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	5.0000
10.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	7.5000
5.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	10.0000
7.5000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	5.0000
10.0000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	7.5000
5.0000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	10.0000
7.5000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	5.0000
10.0000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	7.5000
5.0000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	10.0000
7.5000				

COVB =

0.0002	-0.0004	-0.0000	-0.0005	-0.0000	-
0.0000					
-0.0004	0.0019	-0.0001	-0.0010	0.0000	
0.0000					
-0.0000	-0.0001	0.0000	-0.0003	-0.0000	-
0.0000					
-0.0005	-0.0010	-0.0003	0.1120	-0.0015	-
0.0015					
-0.0000	0.0000	-0.0000	-0.0015	0.0007	-
0.0001					
-0.0000	0.0000	-0.0000	-0.0015	-0.0001	
0.0007					

mse =

0.5615

```
>> [beta,r,J,COVB,mse] = nlinfit(in,out2,@nlinfat,beta)
```

beta =

0.2633
5.1074
0.0205
-2.6864
-0.2928
-0.2945

r =

6.4056
9.3607
12.2888
-0.4146
2.4967
5.4594
-7.2821
-4.3469
-1.3850
7.7171
10.6571
9.2021
-2.4322
0.5459
-0.9107
-8.2521
-5.3147
-6.7500
5.7333
4.3043
7.2558
0.0286
-1.4879
1.4073
-10.1591
-11.6399
-8.7140
6.4170
7.9416
9.3535
2.9077
4.4420
5.8374
-0.3922
1.0548
2.5118
7.1840
8.6513
7.8908
2.0800

3.6039
 2.8586
 -0.9983
 0.4902
 -0.1622
 6.1301
 5.3107
 6.8231
 3.2454
 2.4648
 3.9684
 -1.8361
 -2.5818
 -1.1208
 0.5884
 1.9374
 3.4188
 -2.8926
 -1.3961
 0.0296
 -6.4680
 -5.0295
 -3.5396
 1.1069
 2.5938
 1.8610
 -3.8732
 -2.3482
 -3.1678
 -6.8485
 -5.3506
 -6.1247
 0.0841
 -0.5967
 0.8156
 -2.6959
 -3.4786
 -1.9542
 -7.8913
 -8.6117
 -7.1496

J =

0	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
5.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
10.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	10.0000
0	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
5.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
10.0000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000

0	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	0
5.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
10.0000	24.0000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	0
10.0000	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	5.0000
0	34.5000	9.0000	55.0000	0.9000	10.0000
5.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	0
10.0000	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	5.0000
0	34.5000	10.5000	80.0000	0.1000	10.0000
5.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	0
10.0000	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	5.0000
0	34.5000	12.0000	30.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	0
0	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	5.0000
5.0000	45.0000	9.0000	80.0000	0.5000	10.0000
10.0000	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	0
0	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	5.0000
5.0000	45.0000	10.5000	30.0000	0.9000	10.0000
10.0000	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	0
0	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	5.0000
5.0000	45.0000	12.0000	55.0000	0.1000	10.0000
0	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	0
2.5000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	2.5000
5.0000	24.0000	9.0000	30.0000	0.1000	5.0000
0	24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	0
2.5000	24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	2.5000
5.0000	24.0000	9.7500	42.5000	0.3000	5.0000
0	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	0
2.5000	24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	2.5000

24.0000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	0
2.5000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.0000	42.5000	0.5000	5.0000
0				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	0
2.5000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	2.5000
5.0000				
29.2500	9.7500	55.0000	0.1000	5.0000
0				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	0
2.5000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	2.5000
5.0000				
29.2500	10.5000	30.0000	0.3000	5.0000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	0
5.0000				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	2.5000
0				
34.5000	9.0000	55.0000	0.3000	5.0000
2.5000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	0
5.0000				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	2.5000
0				
34.5000	9.7500	30.0000	0.5000	5.0000
2.5000				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	0
5.0000				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	2.5000
0				
34.5000	10.5000	42.5000	0.1000	5.0000
2.5000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	5.0000
5.0000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	7.5000
7.5000				
34.5000	10.5000	55.0000	0.5000	10.0000
10.0000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	5.0000
5.0000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	7.5000
7.5000				
34.5000	11.2500	67.5000	0.7000	10.0000
10.0000				
34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	5.0000
5.0000				
34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	7.5000
7.5000				
34.5000	12.0000	80.0000	0.9000	10.0000
10.0000				
39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	5.0000
7.5000				

39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	7.5000
10.0000				
39.7500	10.5000	67.5000	0.9000	10.0000
5.0000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	5.0000
7.5000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	7.5000
10.0000				
39.7500	11.2500	80.0000	0.5000	10.0000
5.0000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	5.0000
7.5000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	7.5000
10.0000				
39.7500	12.0000	55.0000	0.7000	10.0000
5.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	5.0000
10.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	7.5000
5.0000				
45.0000	10.5000	80.0000	0.7000	10.0000
7.5000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	5.0000
10.0000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	7.5000
5.0000				
45.0000	11.2500	55.0000	0.9000	10.0000
7.5000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	5.0000
10.0000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	7.5000
5.0000				
45.0000	12.0000	67.5000	0.5000	10.0000
7.5000				

COVB =

0.0086	-0.0220	-0.0006	-0.0273	-0.0020	-
0.0020					
-0.0220	0.1025	-0.0048	-0.0555	0.0007	
0.0007					
-0.0006	-0.0048	0.0016	-0.0138	-0.0011	-
0.0011					
-0.0273	-0.0555	-0.0138	6.1805	-0.0823	-
0.0823					
-0.0020	0.0007	-0.0011	-0.0823	0.0390	-
0.0069					
-0.0020	0.0007	-0.0011	-0.0823	-0.0069	
0.0390					

mse =

30.9988

>>

A.3. Polyfitn

```
>> p = polyfitn(allin,transpose(allout1),1)
```

```
p =
```

```
ModelTerms: [7x6 double]
Coefficients: [1x7 double]
ParameterVar: [1x7 double]
ParameterStd: [1x7 double]
           R2: 0.0126
AdjustedR2: 0.0123
           RMSE: 0.1971
VarNames: {'x1' 'x2' 'x3' 'x4' 'x5' 'x6'}
```

```
>> if exist('sympoly') == 2
    % Conversion to a sympoly. If nothing else, its a nice
    way to display the model.
    polyn2sympoly(p)
end
if exist('sym') == 2
    % Conversion to a symbolic form. Its also nice.
    polyn2sym(p)
end
```

```
ans =
```

```
(5070777990714469*x2)/36893488147419103232 -
(2638478916032313*x1)/18446744073709551616 -
(4442568612158823*x3)/4611686018427387904 -
(3249942905039643*x4)/2305843009213693952 -
(7892340013548177*x5)/2305843009213693952 -
(313455145570825*x6)/144115188075855872 +
8311671018941989/1125899906842624
```

```
>> p = polyfitn(allin,transpose(allout2),1)
```

```
p =
```

```
ModelTerms: [7x6 double]
Coefficients: [0.0539 0.0267 0.0102 -0.0099 -0.0049
0.0110 57.4513]
ParameterVar: [1x7 double]
ParameterStd: [1x7 double]
           R2: 0.7990
AdjustedR2: 0.7989
           RMSE: 0.2218
VarNames: {'x1' 'x2' 'x3' 'x4' 'x5' 'x6'}
```

```
>> if exist('sympoly') == 2
    % Conversion to a sympoly. If nothing else, its a nice
    way to display the model.
    polyn2sympoly(p)
end
if exist('sym') == 2
    % Conversion to a symbolic form. Its also nice.
```

```
polyn2sym(p)
end
```

```
ans =
```

```
(3885857063017275*x1)/72057594037927936 +  
(3841219501990771*x2)/144115188075855872 +  
(5892428746655609*x3)/576460752303423488 -  
(5714329927144817*x4)/576460752303423488 -  
(2798676908427957*x5)/576460752303423488 +  
(3181727760900947*x6)/288230376151711744 +  
1010693891878469/17592186044416
```

A.4. Genetic Algorithm

```
>> x =  
ga(@fitnessfunction,6,[],[],[],[],[24;9;30;0.1;0;0],[45;1  
2;80;0.9;10;10])
```

```
yhat =  
-59.2910
```

```
yhat =  
-60.4734
```

```
...
```

```
...
```

```
...
```

```
...
```

```
yhat =  
-61.0692
```

```
yhat =  
-61.0711
```

```
Optimization terminated: average change in the fitness  
value less than options.TolFun.
```

```
x =  
44.9972 11.9040 77.8169 0.1554 0.0701  
7.4661
```