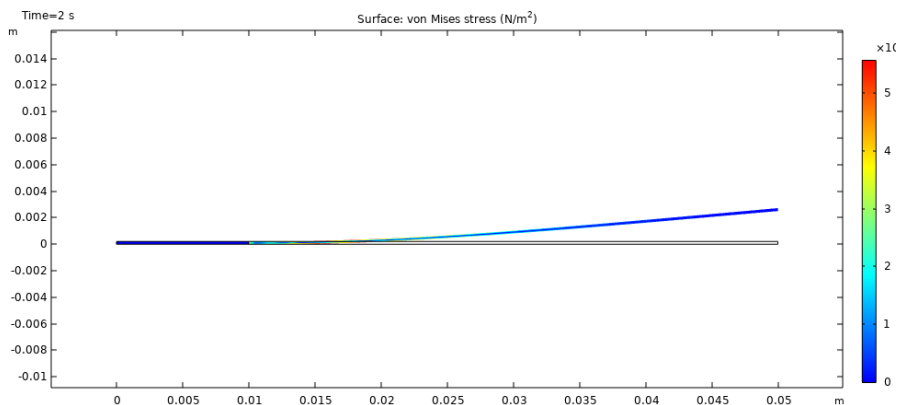


ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Μελέτη και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης με
εφαρμογές στα MEMS»



Φοιτητής

Νερίσα Κανίνα 517046

Μαρία Καραλή 517049

Επιβλέπων

Δρ. Κυριάκος Τσιακμάκης

Φεβρουάριος 2023

Μελέτη και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης με εφαρμογές στα MEMS

Κωδικός: 22181

Φοιτήτριες: Νερίσα Κανίνα και Μαρία Καραλή

Εισηγητής: Δρ Κυριάκος Τσιακμάκης

Ημερομηνία ανάληψης Π.Ε. 21-03-2022

Ημερομηνία περάτωσης Π.Ε. 04-01-2023

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως πτυχιακή εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία των φοιτητριών Νερίσα Κανίνα και Μαρία Καραλή που την εκπόνησαν. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.

Η έγκριση της πτυχιακής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

Περίληψη

Η εργασία αφορά τη μελέτη και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης με χρήση Matlab για συγκεκριμένες εφαρμογές στα MEMS. Υλοποιήθηκαν, δοκιμάστηκαν και αξιολογήθηκαν πρώτα σε απλές συναρτήσεις κόστους. Από αυτούς επιλέχθηκαν οι Γενετικοί αλγόριθμοι, ο Particle Swarm Optimization και ο Taguchi. Κατασκευάστηκε ειδικό ηλεκτρομικρομηχανικό πολυμερές υλικό με ειδικό πρόγραμμα του οποίου άλλαζαν οι διαστάσεις του για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ταχύτητα βηματικής απόκρισης όταν η συμπεριφορά του διατηρείται μη ασταθής.

« Study and comparison of optimization algorithms with applications in MEMS»

Abstract

The work concerns the study and comparison of optimization algorithms using Matlab for specific applications in MEMS. They were first implemented, tested and evaluated in simple cost functions. Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization and Taguchi were selected. A special electro-micromechanical polymer material was built with a special program whose dimensions were changed to achieve a faster step response speed when its behavior remains non-steady.

Ευχαριστίες

Θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τους γονείς μας και τους φίλους μας αλλά και τον επιβλέπων κ. Τσιακμάκη για τη πολύτιμη καθοδήγηση του σε κάθε στάδιο της εργασίας.

Περιεχόμενα

Περίληψη	v
Abstract	vi
Ευχαριστίες	vii
Περιεχόμενα.....	viii
Κατάλογος Σχημάτων	x
Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή.....	11
1.1 Εισαγωγή.....	11
1.2 Δομή της εργασίας	11
Κεφάλαιο 2ο: Εισαγωγή στα Ηλεκτρομηχανικά Στοιχεία	13
2.1 Εισαγωγή.....	13
2.2 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS ενεργοποιητές.....	14
2.3 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS αισθητήρες.....	15
2.4 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS switch	17
2.5 IPMC.....	19
2.5.1 IPMC ενεργοποιητές (actuators).....	19
2.5.2 IPMC αισθητήρες (sensors).....	21
Κεφάλαιο 3ο: Εισαγωγή στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης.....	24
3.1 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης	24
3.1.1 Παραγωγίσιμη αντικειμενική συνάρτηση.....	25
3.1.2 Μη Παραγωγίσιμη αντικειμενική συνάρτηση	28
3.2 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης στα MEMS	30
Κεφάλαιο 4ο: Γενετικοί Αλγόριθμοι – Genetic Algorithms -GA	32
Κεφάλαιο 5ο: Βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων - Particle swarm optimization- PSO	38
5.1 PSO	38
Κεφάλαιο 6ο: Βελτιστοποίηση με τη μέθοδο Taguchi	42
6.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Taguchi	42
Κεφάλαιο 7ο: Αποτελέσματα	46
7.1 Συνάρτηση με ένα ελάχιστο	46
7.1.1 Με σάρωση.....	46

7.1.2	Με Γενετικούς Αλγόριθμους.....	47
7.1.3	Με PSO	49
7.1.4	Με Taguchi	50
7.1.5	Σύγκριση	50
7.2	Συνάρτηση με δύο ελάχιστα.....	51
7.2.1	Με σάρωση	51
7.2.2	Με Γενετικούς Αλγόριθμους.....	54
7.2.3	Με PSO	55
7.2.4	Με Taguchi	57
7.2.5	Σύγκριση	57
7.3	Συνάρτηση με έξι ελάχιστα	58
7.3.1	Με σάρωση	58
7.3.2	Με Γενετικούς Αλγόριθμους.....	61
7.3.3	Με PSO	62
7.3.4	Με Taguchi	63
7.3.5	Σύγκριση	63
7.4	Εφαρμογή αλγορίθμων βελτιστοποίησης σε ενεργοποιητή IPMC (MEM)	64
Κεφάλαιο 8ο: Συμπεράσματα και προτάσεις βελτίωσης		73
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ		74
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.....		77
A.1.	Κώδικας για γραφική αναπαράσταση.....	77
A.2.	Κώδικας Γενετικών Αλγορίθμων	80
A.3.	Κώδικας PSO	83
A.4.	Κώδικας Taguchi.....	85

Κατάλογος Σχημάτων

Εικόνα 2.1: MEMS sensor.....	16
Εικόνα 2.2: IPMC actuator – Αρχή λειτουργίας.....	20
Εικόνα 2.2: IPMC sensor.....	22
Εικόνα 4.1: Διαδικασία και διευκρίνηση των εννοιών.....	33
Εικόνα 4.2: Το σημείο διασταύρωσης.....	34
Εικόνα 4.3: Ανταλλαγή γονιδίων.....	35
Εικόνα 4.4: Οι νέοι απόγονοι.....	35
Εικόνα 4.5: Μετάλλαξη.....	36
Εικόνα 4.6: Διαδικασία Γενετικού Αλγόριθμου.....	37
Εικόνα 7.1: Με σάρωση – με ένα ελάχιστο.....	46
Εικόνα 7.2: Απόδοση - με Γενετικούς – με ένα ελάχιστο.....	48
Εικόνα 7.3: Απόδοση - με PSO – με ένα ελάχιστο.....	49
Εικόνα 7.4: Με σάρωση – με δύο ελάχιστα - α	52
Εικόνα 7.5: Με σάρωση – με δύο ελάχιστα - β	53
Εικόνα 7.6: Απόδοση - με Γενετικούς – με δύο ελάχιστα.....	54
Εικόνα 7.7: Απόδοση - με PSO – με δύο ελάχιστα.....	56
Εικόνα 7.8: Με σάρωση – με έξι ελάχιστα - α	59
Εικόνα 7.9: Με σάρωση – με έξι ελάχιστα - β	59
Εικόνα 7.10: Απόδοση - με Γενετικούς – με έξι ελάχιστα.....	61
Εικόνα 7.11: Απόδοση - με PSO – με έξι ελάχιστα.....	62
Εικόνα 7.12: Χαρακτηριστικά για το υλικό.....	64
Εικόνα 7.13: Το υλικό IPMC.....	65
Εικόνα 7.14: Βηματική απόκριση του IPMC - 1.....	66
Εικόνα 7.15: Βηματική απόκριση του IPMC - 2.....	66
Εικόνα 7.16: Απόκριση του IPMC.....	67
Εικόνα 7.17: Βηματική απόκριση του IPMC - 3.....	67
Εικόνα 7.18: Βηματική απόκριση του IPMC - 4.....	68
Εικόνα 7.19: Μετατόπιση του υλικού – Πίεση ανα N/m^2 - 1.....	68
Εικόνα 7.20: Βηματική απόκριση του IPMC - 4.....	69
Εικόνα 7.21: Βηματική απόκριση του IPMC - 4.....	69
Εικόνα 7.22: Βηματική απόκριση του IPMC - 6.....	70
Εικόνα 7.23: Βηματική απόκριση του IPMC - 7.....	71
Εικόνα 7.24: Μετατόπιση του υλικού – Πίεση ανα N/m^2 - 2.....	72

Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή

Το MEMS (micro-electromechanical systems) είναι ένα αρκτικόλεξο που σημαίνει μικροηλεκτρομηχανικά συστήματα. Περιγράφει μια τεχνολογία κατασκευής που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία ολοκληρωμένων συσκευών ή συστημάτων σε μικροκλίμακα που συνδυάζουν μηχανικά και ηλεκτρικά εξαρτήματα. Αυτές οι συσκευές και συστήματα έχουν την ικανότητα να ανιχνεύουν, να ελέγχουν και να ενεργοποιούν σε μικροκλίμακα και να δημιουργούν κίνηση στη μακρο κλίμακα.

Τα MEMS είναι μηχανικοί αισθητήρες και ενεργοποιητές που κατασκευάζονται χρησιμοποιώντας τεχνολογίες μικροκατεργασίας παρόμοιες με εκείνες που χρησιμοποιούνται για ολοκληρωμένα κυκλώματα. Αυτό μεταφράζεται σε εξαιρετικά επεκτάσιμες διαδικασίες παραγωγής και χαμηλό κόστος παραγωγής ανά συσκευή. Τα MEMS έχουν μεγέθη χαρακτηριστικών που κυμαίνονται από μικρόμετρα έως χιλιοστά.

Στην εργασία αυτή κατασκευάστηκε ειδικό ηλεκτρομικρομηχανικό πολυμερές υλικό με ειδικό πρόγραμμα. Η συμπεριφορά του όταν εφαρμόζεται στην είσοδο του βηματική τάση ποικίλει ανάλογα τις διαστάσεις του.

Μέσω ειδικών αλγορίθμων αλλάζουμε τις διαστάσεις του για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ταχύτητα βηματικής απόκρισης όσο η συμπεριφορά του διατηρείται μη ασταθής.

Αρχικά πραγματοποιήθηκε μελέτη και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης με χρήση Matlab για συγκεκριμένες εφαρμογές στα MEMS. Υλοποιήθηκαν, δοκιμάστηκαν και αξιολογήθηκαν πρώτα σε απλές συναρτήσεις κόστους. Από αυτούς επιλέχθηκαν οι Γενετικοί αλγόριθμοι, ο Particle Swarm Optimization και ο Taguchi. Αυτοί εφαρμόστηκαν για να μεταβάλλουν τις διαστάσεις του υλικού και εξάγοντας μεταβλητές εξόδου μπόρεσαν να βελτιστοποιήσουν τη συμπεριφορά του υλικού-ενεργοποιητή όσον αφορά τον χρόνο απόκρισης του.

1.2 Δομή της εργασίας

Στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η εισαγωγή της εργασίας, οι στόχοι και η δομή της.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζεται η εισαγωγή στα μικροηλεκτρομηχανικά στοιχεία.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η εισαγωγή στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται ο Γενετικός αλγόριθμος

Στο πέμπτο κεφάλαιο αναλύεται ο PSO αλγόριθμος

Στο έκτο κεφάλαιο αναλύεται ο Taguchi αλγόριθμος

Στο έβδομο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τις δοκιμές των τριών αλγορίθμων και από την εφαρμογή τους στη βελτιστοποίηση της συμπεριφοράς του υλικού μεταβάλλοντας τις διαστάσεις του.

Στο τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της εργασίας και θέματα για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2ο: Εισαγωγή στα Ηλεκτρομηχανικά Στοιχεία

2.1 Εισαγωγή

Το MEMS (μικροηλεκτρομηχανικό σύστημα) είναι μια μικροσκοπική μηχανή που έχει τόσο μηχανικά όσο και ηλεκτρονικά εξαρτήματα. Η φυσική διάσταση ενός MEMS μπορεί να κυμαίνεται από πολλά χιλιοστά έως λιγότερο από ένα μικρόμετρο, διάσταση πολλές φορές μικρότερη από το πλάτος μιας ανθρώπινης τρίχας.

Το ακρωνύμιο MEMS χρησιμοποιείται για να περιγράψει τόσο μια κατηγορία μικρομηχανικών συσκευών όσο και τις διαδικασίες που χρησιμοποιούνται κατά την κατασκευή τους. Ορισμένα MEMS δεν διαθέτουν μηχανικά μέρη, ωστόσο ταξινομούνται ως MEMS επειδή μικραίνουν τις δομές που χρησιμοποιούνται σε συμβατικά μηχανήματα, όπως ελατήρια, κανάλια, κοιλότητες, οπές και μεμβράνες. Επειδή ορισμένες συσκευές MEMS μετατρέπουν ένα μηχανικό σήμα σε ηλεκτρικό ή οπτικό σήμα, μπορούν επίσης να αναφέρονται ως μετατροπείς. Στην Ιαπωνία τα MEMS είναι πιο γνωστά ως μικρομηχανές και στις ευρωπαϊκές χώρες τα MEMS αναφέρονται πιο συχνά ως τεχνολογία μικροσυστημάτων.

Τα MEMS αποτελούνται από μέρη όπως μικροαισθητήρες, μικροεπεξεργαστές, μικροενεργοποιητές, μονάδες επεξεργασίας δεδομένων και εξαρτήματα που μπορούν να αλληλεπιδράσουν με εξωτερικά περιφερειακά. Σε αντίθεση με τις συμβατικές μηχανικές συσκευές, τα MEMS συχνά κατασκευάζονται με τις ίδιες τεχνικές κατασκευής παρτίδας που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία ολοκληρωμένων κυκλωμάτων (IC) και πολλά εμπορικά προϊόντα MEMS ενσωματώνονται και συσκευάζονται μαζί με IC. Η κατασκευή MEMS επιτρέπει στους μικροαισθητήρες που συλλέγουν δεδομένα και στους μικροενεργοποιητές που μετατρέπουν την ενέργεια σε κίνηση, να ενσωματωθούν στο ίδιο υπόστρωμα. Αν και τα MEMS έχουν χαμηλό κόστος παραγωγής ανά συσκευή ή συσκευασία μπορεί να είναι δύσκολη. Κάθε MEMS πρέπει να είναι συσκευασμένο έτσι ώστε τα ηλεκτρικά ή οπτικά κυκλώματα και τα άλλα εξαρτήματα της συσκευής να παραμένουν απαλλαγμένα από μόλυνση αέρα και νερού, ενώ θα μπορούν να αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον και να εξυπηρετούν την κίνηση.

Το ολοκληρωμένο - σύστημα που προσαρμόζει αυτόματα τον προσανατολισμό της οθόνης σε ένα κινητό τηλέφωνο είναι ένα παράδειγμα ενός MEMS. Καθώς τα MEMS γίνονται μικρότερα, απαιτούν λιγότερη ενέργεια και είναι φθηνότερα στην κατασκευή τους και αναμένεται να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στο ασύρματο διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT) και στον οικιακό αυτοματισμό. Άλλες εμπορικές εφαρμογές του MEMS μπορούν να βρεθούν σε συστήματα θέρμανσης και ψύξης, ανίχνευση περιβαλλοντικών αλλαγών σε δωμάτια, μικροστόμια για τον έλεγχο της ροής του μελανιού σε εκτυπωτές ink-jet. Επίσης, σε μικροσκοπικά γυροσκόπια, βαρόμετρα, επιταχυνσιόμετρα και μικρόφωνα, αισθητήρες πίεσης μιας χρήσης, συσκευές οπτικής μεταγωγής που επιτρέπουν σε ένα οπτικό σήμα να ελέγχει ένα άλλο οπτικό σήμα.

Η ιδέα της δημιουργίας MEMS ξεκίνησε τη δεκαετία του 1980. Ωστόσο, τα μέσα για την παραγωγή MEMS δεν ήταν αρκετά διαθέσιμα μέχρι τη δεκαετία του 1990. Ένας από τους πρώτους λίγους τύπους MEMS που παράγονται ήταν για ελεγκτές αερόσακων και κεφαλές εκτύπωσης ink-jet. Με την πάροδο του χρόνου, οι μικροαισθητήρες άρχισαν να χρησιμοποιούνται για μεγάλο αριθμό τύπων αισθητήρων, συμπεριλαμβανομένων αισθητήρων για θερμοκρασία, πίεση, μαγνητικά πεδία και ακτινοβολία. Σε πολλές περιπτώσεις, οι αισθητήρες που χρησιμοποιούσαν MEMS ήταν πολύ πιο αποδοτικοί όσον αφορά την απόδοση σε σύγκριση με μεγαλύτερους αντίστοιχους. Σήμερα, οι περισσότεροι άνθρωποι αλληλεπιδρούν με το MEMS καθημερινά. Κάθε νέο αυτοκίνητο που βγαίνει από μια γραμμή συναρμολόγησης έχει τουλάχιστον 50 MEMS. Επίσης, αποτελούν βασικά εξαρτήματα σε διάφορα υποχρεωτικά συστήματα ασφαλείας, συμπεριλαμβανομένων των αερόσακων, του ηλεκτρονικού ελέγχου ευστάθειας (ESC) και των συστημάτων παρακολούθησης της πίεσης των ελαστικών (TPMS).

2.2 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS ενεργοποιητές

Καθώς οι ενεργοποιητές MEMS χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο από τις εμπορικές εφαρμογές, απαιτείται αυξημένη αξιοπιστία, ταχύτητα και ακρίβεια απόδοσης. Έχουν αναπτυχθεί πέντε βασικές τεχνολογίες ενεργοποιητή MEMS σε ολοκληρωμένο: μαγνητική, πιεζοηλεκτρική, θερμική, οπτική και ηλεκτροστατική. Ανεξάρτητα από την εφαρμοζόμενη τεχνική ενεργοποίησης, τα MEMS συνήθως οδηγούνται απευθείας με τρόπο ανοιχτού βρόχου εφαρμόζοντας απλά σήματα ενεργοποίησης. Κατά συνέπεια η επίτευξη καλύτερης δυναμικής συμπεριφοράς της συσκευής MEMS, όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα απόκρισης, περιορίζεται μόνο από τις βελτιώσεις σχεδιασμού της. Οι ενεργοποιητές MEMS σταδιακά τροποποιούνται και βελτιώνονται από την άποψη της μηχανικής σχεδίασης για καλύτερη απόδοση. Οι απαιτήσεις για καλύτερη δυναμική συμπεριφορά είχαν ως αποτέλεσμα τη εφαρμογή βελτιωμένων προσεγγίσεων ενεργοποίησης. Με την εισαγωγή πιο σύνθετων σημάτων ενεργοποίησης είχαν ως αποτέλεσμα καλύτερο έλεγχο.

Οι ενεργοποιητές MEMS, συσκευές που μετατρέπουν την ηλεκτρική ενέργεια σε μηχανική κίνηση, αποτελούν περισσότερο από το 50% της ταχέως αναπτυσσόμενης αγοράς MEMS. Χρησιμοποιούνται σε μια ποικιλία οπτικών, ραδιοσυχνοτήτων και βιομηχανικών εφαρμογών. Παραδείγματα περιλαμβάνουν μεταβλητούς πυκνωτές (varactors), μικροελέ για VLSI χαμηλής κατανάλωσης, οπτικούς μετατοπιστές φάσης, οθόνες επόμενης γενιάς, μικρο-λαβές για ρομποτική χειρουργική και μηχανισμούς εστίασης για κάμερες σε κινητές συσκευές.

Οι σχεδιαστές αντιμετωπίζουν αυξανόμενη πίεση να μειώσουν τόσο τον χρόνο διάθεσης στην αγορά όσο και το κόστος. Αυτές οι πιέσεις επιβάλλουν αλλαγές στην παραδοσιακή εξάρτηση από την εσωτερική ανάπτυξη εργαλείων και τους επαναλαμβανόμενους κύκλους κατασκευής και δοκιμών. Η

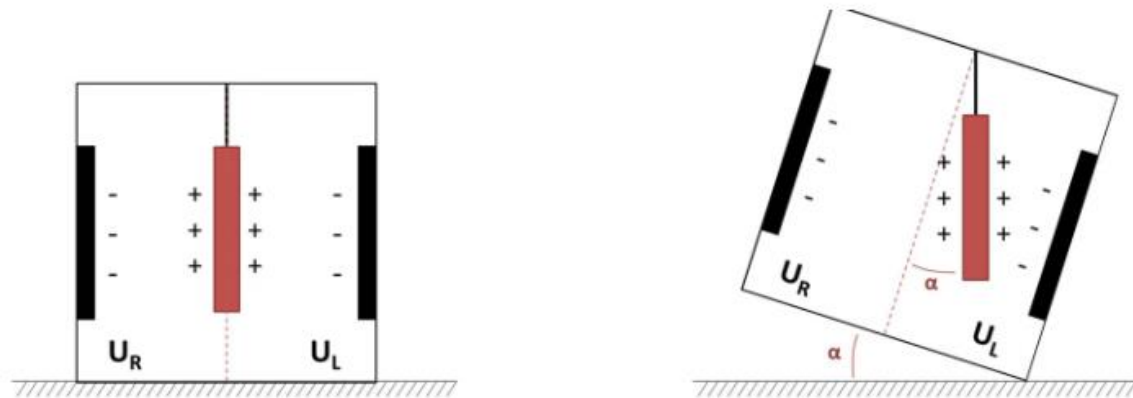
βασική πρόκληση για τους σχεδιαστές ενεργοποιητών MEMS είναι να δημιουργήσουν μια συσκευή που πληροί τα κριτήρια απόδοσης για δύναμη, μετατόπιση, χρόνο μεταγωγής, ισχύ, μέγεθος, σταθερότητα θερμοκρασίας και αξιοπιστία. Για να επιτύχουν οι σχεδιαστές πρέπει να υπολογίσουν σωστά τις αποστάσεις στα υλικά και μηχανικά μέρη.

Οι σχεδιαστές μπορούν πρώτα να αξιολογήσουν και να βελτιστοποιήσουν τον ενεργοποιητή MEMS σε μια μεγάλη ποικιλία γεωμετρικών αλλαγών, προδιαγραφών υλικού και ανοχών. Κάθε μία από αυτές τις αλλαγές μπορεί να επηρεάσει ξεχωριστά την απόδοση και τη δυνατότητα κατασκευής της συσκευής και η σύνθετη αλληλεπίδραση μεταξύ τους πρέπει να εξεταστεί σε πραγματικό χρόνο. Η ταχύτητα και η χωρητικότητα της προσομοίωσης είναι ένα βασικό πλεονέκτημα σε αυτή τη διαδικασία σχεδιασμού. Η ικανότητα γρήγορης εξερεύνησης και επιλογής ενός βέλτιστου σχεδιαστικού συνδυασμού, όταν χρησιμοποιείται ένας τόσο μεγάλος αριθμός μεταβλητών, μπορεί να βοηθήσει τους σχεδιαστές να αποφύγουν υποβέλτιστες και υπερβολικά δαπανηρές προσεγγίσεις στη διαδικασία σχεδιασμού.

2.3 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS αισθητήρες

Ένα MEMS έχει αναπτυχθεί για να επιτύχει μια συγκεκριμένη σχεδιαστική ικανότητα ή λειτουργία με ηλεκτρομηχανικά ή ηλεκτροχημικά μέσα. Οι αισθητήρες που κατασκευάζονται από μια διαδικασία MEMS είναι μηχανικοί αισθητήρες αλλά απλά κατασκευάζεται σε κλίμακα μικρομέτρου. Ο πυρήνας στο MEMS ως επί το πλείστον αποτελείται από δύο κύρια τμήματα: ανίχνευση ή ενεργοποίηση δηλαδή sensor ή actuator. Όλα τα MEMS συσκευές εξαρτώνται από τη δομή όπως η δοκός, γρανάζι, αντλία και κινητήρες. Οι αισθητήρες μικροκλίμακας κατασκευάζονται για να ανιχνεύσουν την παρουσία και την ένταση ορισμένων φυσικών, χημικών ή βιολογικών ποσοτήτων ή μεγεθών όπως θερμοκρασία, πίεση, δύναμη, ήχος, φως, πυρηνική, ακτινοβολία, μαγνητική ροή και χημική ακτινοβολία και χημική σύνθεση. Έχουν το όφελος της καλύτερης ευαισθησίας και ακρίβειας. Λόγω μικρότερου μεγέθους τείνει να κινούνται πιο γρήγορα από τα μεγάλα συστήματα λόγω χαμηλή αδράνεια της μάζας.

Το MEMS, ή Micro Electro-Mechanical System, είναι μια τεχνολογία που βασίζεται σε τσιπ όπου οι αισθητήρες αποτελούνται από μια αναρτημένη μάζα μεταξύ ενός ζεύγους χωρητικών πλακών. Όταν ο αισθητήρας έχει κλίση, δημιουργείται μια διαφορά στο ηλεκτρικό δυναμικό από αυτή την αιωρούμενη μάζα. Η διαφορά που δημιουργείται στη συνέχεια μετράται ως αλλαγή στην χωρητικότητα.



Εικόνα 2.1: MEMS sensor

[<https://www.althensensors.com/althenpedia/mems-sensors-what-are-they-and-how-do-they-work/#:-:text=MEMS%2C%20or%20Micro%20Electro%2DMechanical,as%20a%20change%20in%20capacitance.>]

Η τεχνολογία MEMS έχει κάποια πλεονεκτήματα. Οι αισθητήρες MEMS παρέχουν διαθέσιμες λειτουργίες με κάθε άλλη γραμμή αισθητήρων χωρίς περιορισμούς χώρου. Επιπλέον, το MEMS χρησιμοποιεί πολύ συμπαγή εξαρτήματα μικρομηχανής τόσο μικροσκοπικά που κάθε αισθητήρας MEMS μπορεί εύκολα να χωρέσει στην παλάμη του χεριού. Επιπλέον, οι αισθητήρες MEMS διαθέτουν στεγανοποίηση IP67 και οι αισθητήρες είναι σε θέση να αντέχουν ορισμένες έντονες θερμοκρασίες που κυμαίνονται από 40° έως +85°C. Οι περισσότερες βιομηχανίες στις οποίες χρησιμοποιούνται αισθητήρες MEMS λειτουργούν σε ακραίες θερμοκρασίες. Αυτή η σφράγιση επιτρέπει στους αισθητήρες να βυθίζονται σε ρηγά νερά για μικρές περιόδους, επιτρέποντάς τους να παρακολουθούν υποθαλάσσιες εφαρμογές. Κάποιοι ηλεκτρολυτικοί αισθητήρες μπορεί να έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια, αλλά είναι συχνά πιο ευαίσθητοι στη θερμοκρασία. Ένα άλλο πλεονέκτημα αυτών των αισθητήρων MEMS είναι η αντοχή τους σε κραδασμούς. Αυτοί οι αισθητήρες δεν πρόκειται να χρησιμοποιηθούν σε άκρως συγκλονιστικά σενάρια όπως στρατιωτικές εφαρμογές, αλλά μπορούν να αντέξουν σε βιομηχανικές μετρήσεις και έλεγχο, εξοπλισμό γεώτρησης και κάποια γεωτεχνική παρακολούθηση.

Ο όρος Bio-MEMS έχει χρησιμοποιείται εκτενώς τελευταία και περιλαμβάνει βιοαισθητήρες, βιολογικά όργανα και συσκευές χειρουργικής. Οι βιοϊατρικοί αισθητήρες και οι βιοαισθητήρες έχουν ένα σημαντικό μερίδιο αγοράς-χρήσης για αισθητήρες mems μετά από την χρήση τους στην αυτοκινητοβιομηχανία. Οι αισθητήρες που βασίζονται σε μικροπρόβολο -micro cantilever διακρίνουν την αλλαγή στη συχνότητα συντονισμού ενός cantilever. Τα cantilevers χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση της καταπόνησης που προκαλείται από αλλαγή αντίστασης που παράγεται από ένα συγκεκριμένο βιομόριο. Όταν τα βιομόρια απορροφώνται, το υλικό ανίχνευσης προσροφά ειδικά το ξένο υλικό, επιφέροντας μια μικρή ογκομετρική αλλαγή το αισθητήριο υλικό. Αυτή η ογκομετρική αλλαγή είναι μετρίεται ως απλή αλλαγή αντίστασης στο πιεζοαντιστατικό μικροπρόβολο και τα βιομόρια ανιχνεύονται στο ελεύθερο άκρο του.

2.4 Μικροηλεκτρομηχανικοί MEMS switch

Οι διακόπτες RF MEMS είναι μικροί, μικρομηχανικοί διακόπτες που έχουν χαμηλή κατανάλωση ενέργειας και μπορούν να παραχθούν χρησιμοποιώντας τεχνολογία κατασκευής MEMS. Μοιάζουν με έναν διακόπτη φώτων σε ένα δωμάτιο, όπου μια επαφή ανοίγει ή κλείνει για να μεταφέρει ένα σήμα κατά μήκος του διακόπτη. Στην περίπτωση συσκευών RF MEMS, τα μηχανικά εξαρτήματα του διακόπτη έχουν μέγεθος μόνο micron. Σε αντίθεση με έναν διακόπτη φώτων, το σήμα που μεταδίδεται σε έναν διακόπτη RF MEMS βρίσκεται στην περιοχή ραδιοσυχνοτήτων.

Τεχνολογία διακόπτη RF

Η μεταγωγή ραδιοσυχνοτήτων μπορεί να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας μια σειρά από διαφορετικές τεχνολογίες. Υπάρχουν δύο κύριοι τύποι διακοπτών RF που ανταγωνίζονται τους διακόπτες RF MEMS: ηλεκτρομηχανικοί διακόπτες ραδιοσυχνοτήτων και διακόπτες ραδιοσυχνοτήτων στερεάς κατάστασης. Οι διακόπτες στερεάς κατάστασης χρησιμοποιούν τεχνολογίες ημιαγωγών για τη λειτουργία τους, όπως διόδους πυριτίου ή PIN, FET (τρανζίστορ φαινομένου πεδίου) και υβριδικές τεχνολογίες (που έχουν PINS και FET) και κατασκευάζονται με υποστρώματα με βάση το πυρίτιο. Οι διακόπτες RF MEMS ανταγωνίζονται τους συνεχώς βελτιωμένους διακόπτες με βάση το Silicon on Insulator, οι οποίοι αποτελούν την κυρίαρχη λύση στην αγορά σήμερα. Υπάρχουν πολλοί τύποι διακοπτών RF MEMS και μπορούν να ενεργοποιηθούν χρησιμοποιώντας διαφορετικούς μηχανισμούς. Η ηλεκτροστατική ενεργοποίηση χρησιμοποιείται συνήθως σε σχέδια διακοπτών RF MEMS, λόγω της χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας και του μικρού μεγέθους. Οι διακόπτες MEMS μπορούν επίσης να ανοίξουν ή να κλείσουν χρησιμοποιώντας αδρανειακή, ηλεκτρομαγνητική, ηλεκτροθερμική ή πιεζοηλεκτρική δύναμη. Σε ένα τυπικό διακόπτη RF MEMS προβολικής δέσμης μια σταθερή δέσμη αναρτάται πάνω από ένα υπόστρωμα και όταν η δέσμη πιέζεται προς τα κάτω, ένα ηλεκτρόδιο στη δέσμη έρχεται σε επαφή με ένα ηλεκτρόδιο στο υπόστρωμα, θέτοντας τον διακόπτη σε κατάσταση ON.

Χωρητικοί διακόπτες RF MEMS

Η τελευταία γενιά διακοπτών RF MEMS είναι ως επί το πλείστον συσκευές που βασίζονται σε χωρητικότητα. Οι χωρητικοί διακόπτες λειτουργούν χρησιμοποιώντας χωρητική σύζευξη και είναι κατάλληλοι για εφαρμογές ραδιοσυχνοτήτων υψηλής συχνότητας. Κατά τη λειτουργία, ασκείται δύναμη σε μια δοκό που αναρτάται σαν γέφυρα σε ένα υπόστρωμα. Όταν η δέσμη έλκεται προς τα κάτω από μια δύναμη (όπως μια ηλεκτροστατική δύναμη), η δέσμη έρχεται σε επαφή με ένα διηλεκτρικό στο υπόστρωμα και το σήμα τερματίζεται.

Η ανάπτυξη των διακοπών RF MEMS ξεκίνησε πριν από 20 χρόνια αλλά η επιτυχία του στην αγορά ήταν μικρή εκείνη την εποχή. Το κύριο εμπόδιο ήταν η αξιοπιστία. Οι διακόπτες RF πρέπει να επιβιώσουν σε δισεκατομμύρια κύκλους μεταγωγής-χρήσης. Ήταν δύσκολο να βρεθούν υλικά που είναι αρκετά σκληρά για να διατηρήσουν μεγάλο αριθμό κύκλων μεταγωγής, ενώ ταυτόχρονα είναι αρκετά μαλακά για να κάνουν καλή επαφή όταν είναι κλειστά. Οι διακόπτες RF MEMS απαιτούν μια τεχνολογία κατασκευής που βασίζεται σε σύνθετα στρώματα μηχανικών υλικών. Η αξιοπιστία ενός διακόπτη RF MEMS επηρεάζεται από την ηλεκτρική και μηχανική καταπόνηση σε αυτά τα σύνθετα υλικά, μαζί με τις εξαρτήσεις από τη θερμοκρασία και την ευαισθησία σε κραδασμούς. Υπάρχει μια αυξανόμενη ζήτηση για διακόπτες RF MEMS και άλλες συσκευές RF MEMS σε συστήματα τηλεπικοινωνιών επόμενης γενιάς και έξυπνα τηλέφωνα. Επιπλέον, οι ταλαντωτές RF MEMS θα χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη νέων σταθμών βάσης και υπολογιστών αιχμής που συνδέονται με 5G.

Λόγω της μηχανικής τους φύσης, οι διακόπτες RF MEMS έχουν πολλά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις υπάρχουσες τεχνολογίες, συμπεριλαμβανομένης της πολύ χαμηλής αντίστασης όταν είναι κλειστοί και πολύ υψηλής αντίστασης όταν είναι ανοιχτοί. Οι διακόπτες RF-MEMS προσφέρουν τα πλεονεκτήματα του μικρού μεγέθους, των χαμηλών απαιτήσεων ισχύος, του γρήγορου χρόνου μεταγωγής, της χαμηλής απώλειας σήματος, της υψηλής απομόνωσης εκτός κατάστασης, των δυνατοτήτων ολοκλήρωσης σε κλίμακα κυκλώματος και άλλα. Οι διακόπτες RF-MEMS σε συχνότητες της τάξης των δεκάδων GHz θα χρησιμοποιούνται ευρέως σε μελλοντικά συστήματα τηλεπικοινωνιών, όπως η κινητή κυψελωτή επικοινωνία 5G, ιδιαίτερα καθώς οι νέες διαδικασίες και υλικά κατασκευής γίνονται πιο εύκολα διαθέσιμα. Οι συσκευές RF MEMS, συμπεριλαμβανομένων των διακοπών RF MEMS, θα γνωρίσουν μεγαλύτερη ανάπτυξη ως μέρος της επόμενης γενιάς 5G και άλλων συστημάτων τηλεπικοινωνιών.

Σχεδίαση και προσομοίωση διακόπτη RF και μεταβλητού πυκνωτή MEMS

Την τελευταία δεκαετία, οι διακόπτες RF MEMS έχουν χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές χαμηλού όγκου στις αγορές αεροδιαστημικής, άμυνας, τηλεπικοινωνιών και αυτοματοποιημένου εξοπλισμού δοκιμών RF. Υπάρχει πλέον ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για τη χρήση διακοπών RF MEMS στην αγορά κινητών συσκευών μεγάλου όγκου, για να ξεπεραστούν οι προκλήσεις σχεδιασμού RF και να βελτιωθεί η λειτουργικότητα και η απόδοση των σημερινών τεχνολογιών ραδιοφώνου. Οι συσκευές RF MEMS μπορούν να ενεργοποιήσουν συντονισμό κεραίας χαμηλής εξασθένησης για διαφορετικές ζώνες βάσης και ρυθμιζόμενους ενισχυτές ισχύος. Οι διακόπτες και τα ρελέ RF-MEMS παρέχουν επίσης μεγάλο εύρος ζώνης, χαμηλή απώλεια εισαγωγής, εξαιρετική απομόνωση και εξαιρετική γραμμικότητα.

2.5 IPMC

2.5.1 IPMC ενεργοποιητές (actuators)

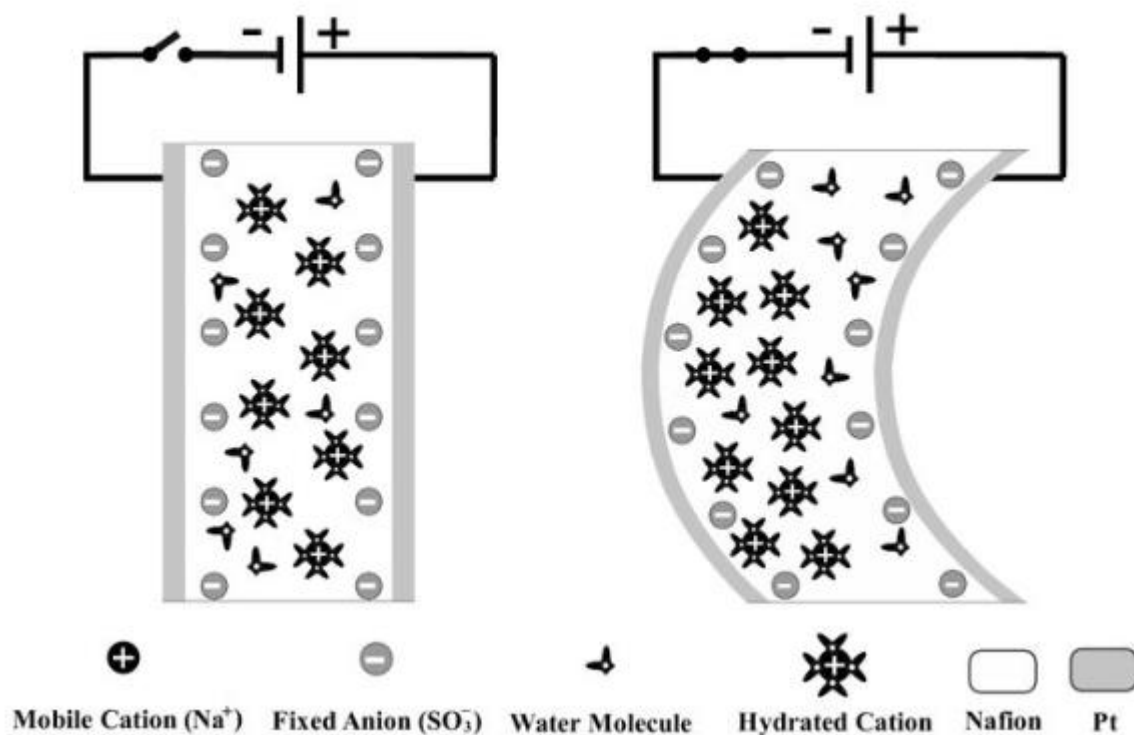
Τα υλικά και οι συσκευές που έχουν τη δυνατότητα να μετατρέπουν την ηλεκτρική ενέργεια απευθείας σε μηχανική εργασία έχουν επικεντρώσει το ενδιαφέρον των ερευνητών τα τελευταία χρόνια. Από την πρώτη αναφορά για το EAP (ηλεκτροενεργά πολυμερή) στα μέσα της δεκαετίας του 1970, εφαρμογές όπως οι τεχνητοί μύες και η απτική απεικόνιση έχουν αποκτήσει μεγάλο ενδιαφέρον για την επιστημονική κοινότητα. Βασικά τα EAP είναι υλικά που έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται μηχανικά μια ηλεκτρική διέγερση, επομένως, που προκαλεί σημαντική αλλαγή στο σχήμα και το μέγεθος.

Έτσι, τα EAP ταξινομούνται συνήθως σε δύο κύριες κατηγορίες με βάση τη λειτουργία τους μηχανισμός: ηλεκτρονικός και ιοντικός. Τα ηλεκτρονικά ενεργοποιημένα EAP απαιτούν συνήθως μια τάση ενεργοποίησης και δυνάμεις Coulomb θα οδηγήσουν τη συσκευή. Για παράδειγμα, τα ηλεκτροστατική, πιεζοηλεκτρική ή τα σιδηροηλεκτρικά υλικά μπορούν να ενεργοποιηθούν με παροχή DC τάσης. Από την άλλη, τα ιοντικά ηλεκτροενεργά υλικά επιτρέπουν τη μετατόπιση ιόντων. Τα Ionic EAPs όπως τα σύνθετα μεταλλικά ιοντικά πολυμερή, νανοσωλήνες άνθρακα και τα αγώγιμα πολυμερή, μπορούν να ενεργοποιούνται με την εφαρμογή πολύ χαμηλής τάσης, η οποία οδηγεί σε κίνηση- κάμψη. Αυτοί οι ενεργοποιητές θα πρέπει να διαθέτουν και συγκεκριμένες ιδιότητες. Οι ενεργοποιητές IPMC (σύνθετα υλικά ιοντικών πολυμερών μετάλλων) διαθέτουν μικρή τάση ενεργοποίησης, αλλά η ενεργειακή τους πυκνότητα είναι χαμηλή λόγω της ανάγκης τους για υγρό ηλεκτρολύτη για να λειτουργήσει σωστά.

Οι ενεργοποιητές ιοντικών πολυμερών σύνθετων μετάλλων (IPMC) έχουν σημαντικά δυνατότητες για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Αν και οι ενεργοποιητές IPMC μελετήθηκαν ευρέως για τις ηλεκτρομηχανικές τους ιδιότητες, οι περισσότερες μελέτες έχουν διεξαχθεί στις περιβαλλοντικές συνθήκες. Η ηλεκτρομηχανική απόδοση των ενεργοποιητών IPMC σε υψηλότερη θερμοκρασία δεν έχουν μελετηθεί αρκετά και αυτό γιατί το υλικό θέλει να είναι καλά ενυδατωμένο. Τα IPMC είναι μαλακά με βάση πολυμερή σύνθετα υλικά που μπορούν να σχεδιαστούν ως μαλακοί ενεργοποιητές και αισθητήρες. Οι ενεργοποιητές IPMC έχουν πολλές μοναδικές ιδιότητες, όπως χαμηλή πυκνότητα, μεγάλη τάση κάμψης, χαμηλό θόρυβο, υψηλή ελαστικότητα και χαμηλή τάση λειτουργίας που κάνουν την εφαρμογή τους πιο πρακτική σε σύγκριση με πολλά από τα αντίστοιχα με βάση το μέταλλο ή το κεραμικό.

Τα εξαρτώμενα από το χρόνο χαρακτηριστικά κάμψης των ενεργοποιητών IPMC έχουν μελετηθεί ευρέως, πειραματικά και θεωρητικά, ως τεχνητοί μύες για βιοϊατρικές εφαρμογές, βιομιμητική μικρορομποτική και εργαλεία σκληρού περιβάλλοντος.

Τυπικά, ένας ενεργοποιητής IPMC είναι κατασκευασμένος από ένα επίπεδο πολυμερούς που βρίσκεται ανάμεσα σε δύο ηλεκτρόδια. Πιο συγκεκριμένα, η πολυμερής μήτρα αποτελείται από ένα οργανικό πολυμερές που περιέχει ομοιοπολικά συνδεδεμένες σταθερές ιοντικές ομάδες. Τα πιο δημοφιλή πολυμερή βασίζονται σε υπερφθοριωμένο αλκένιο που περιέχει κοντές πλευρικές αλυσίδες που τερματίζονται με ένα ιοντική ομάδα (SO_3^- ή CO_2^-) για ανταλλαγή κατιόντων. Η μεγάλη ραχοκοκαλιά του πολυμερούς καθορίζει τη μηχανική ιδιότητα του πολυμερούς ενώ η ιοντική κοντή πλευρική αλυσίδα ομάδες αλληλεπιδρούν με τον ηλεκτρολύτη (νερό ή οργανικός πολικός διαλύτης) και επιτρέπουν την διέλευση ιόντων. Εμπορικά, υπάρχουν αρκετές πολυμερείς μήτρες ανταλλαγής ιόντων όπως Nafion®, Aciplex™ και Flemion™ κ.λπ.



Εικόνα 2.2: IPMC actuator – Αρχή λειτουργίας

[https://www.researchgate.net/publication/350192084_A_3D_analytical_ion_transport_model_for_ionic_polymer_metal_composite_actuators_in_large_bending_deformations]

Για να χαρακτηριστεί σωστά ο ενεργοποιητής, απαιτούνται αρκετές μετρήσεις στη σειρά για να εξαχθούν πληροφορίες για τις φυσικές και ηλεκτρονικές ιδιότητές τους. Οι ιδιότητες όπως η αντοχή

εφελκυσμού, η ακαμψία και ο συντελεστής θερμικής διαστολής, παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τη μηχανική αντοχή, την τάση μπλοκαρίσματος, τη μηχανική ενέργεια καθώς και τη θερμική συμβατότητα του ενεργοποιητή. Ο ηλεκτρικός χαρακτηρισμός περιλαμβάνει τις τέσσερις κύριες ιδιότητες όπως τη μέγιστη τάση, τα φάσματα σύνθετης αντίστασης, το μη γραμμικό ρεύμα και την αντίσταση φύλλου.

Η μέγιστη τάση είναι σημαντική, καθώς καθορίζει τα όρια της ασφαλούς λειτουργίας της συσκευής. Το φάσμα σύνθετης αντίστασης παρέχει δεδομένα αντίστασης και χωρητικότητας τα οποία είναι χρήσιμα για τον υπολογισμό της πυκνότητας ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και της ηλεκτρικής χαλάρωση/διάχυση και το αντίστοιχο ηλεκτρικό κύκλωμα. Το μη γραμμικό ρεύμα χρησιμοποιείται για την ποσοτικοποίηση της μη γραμμικής απόκρισης και των περιορισμών οδήγησης.

Οι ηλεκτροενεργές ιδιότητες όπως η καταπόνηση, η τάση και η ακαμψία είναι επιζήμια στον χαρακτηρισμό των επιδόσεων του ενεργοποιητή. Η καταπόνηση χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της τάσης μπλοκαρίσματος καθώς και της μηχανικής ενεργειακής πυκνότητας. Η ηλεκτρικά επαγόμενη δύναμη (stress) παρέχει πληροφορίες για τη δύναμη/ροπή ή το φορτίο που προκαλείται από την καταπόνηση. Τέλος, η καμπύλη τάσης-παραμόρφωσης παρέχει πληροφορίες σχετικά με την ελεγχόμενη ακαμψία από τάση.

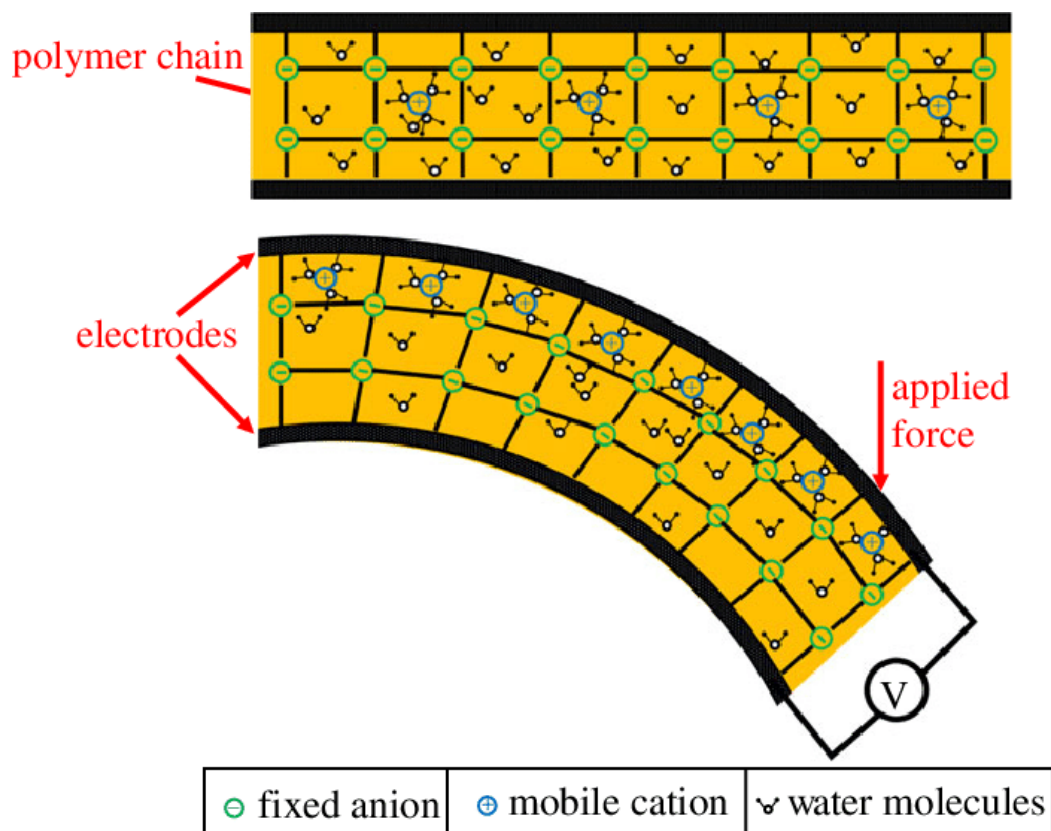
Ένα IPMC έχει κατασκευαστεί χρησιμοποιώντας τη διαδικασία χημικής εναπόθεσης και η η μοντελοποίηση γίνεται λαμβάνοντας υπόψη την κατανεμημένη πίεση κατά την κίνηση κάμψης σύμφωνα με τη μέθοδο Euler - Bernoulli. Το ενεργειακό μοντέλο του ενεργοποιητή IPMC προέρχεται σύμφωνα με την αρχή του Lagrangian θεωρώντας την ενυδατωμένη κατάσταση. Οι προσομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν με βάση τα πειραματικά δεδομένα παραμόρφωσης για διαφορετικές εφαρμοζόμενες τάσεις έγιναν για να αποδειχθεί η απόκριση που εξαρτάται από το χρόνο της θέσης κορυφής.

2.5.2 IPMC αισθητήρες (sensors)

Οι αισθητήρες πίεσης παρέχουν πληροφορίες σχετικά με το μέγεθος και κατανομή της δύναμης κατά μήκος της διεπαφής. Για να χαρακτηρίσουμε τη δύναμη ως μέτρο οι αισθητήρες πίεσης μετατρέπουν τη δύναμη σε ειδικά ηλεκτρικά σήματα. Τα σύνθετα ιοντικά πολυμερή μετάλλων έχουν λάβει μεγάλο ενδιαφέρον για την τεχνολογία αισθητήρων πίεσης από εφαρμογές μαλακών βιομημητικών ενεργοποιητών.

Το πρώτο παράδειγμα χρήσης του IPMC αναφέρθηκε σχεδόν στις αρχές του 1990. Στο σύστημα χρησιμοποιήθηκε IPMC για τη μετατροπή του υδρογόνου και οξυγόνου στο νερό και την ηλεκτρική ενέργεια. Μετά την ανακάλυψη των ηλεκτρενεργών ιδιοτήτων του IPMC σαν actuator, μελετήθηκαν εφαρμογές αισθητήρων, ιδιαίτερα οι αισθητήρες πίεσης. Υποστηρίχθηκε ότι οι αισθητήρες πίεσης που βασίζονται σε IPMC μπορούν να παρέχουν σημαντικά πλεονεκτήματα όπως υψηλή ταχύτητα

απόκρισης γύρω στα 100 Hz, καλύτερη ευαισθησία έναντι εφαρμοζόμενης παραμόρφωσης, ευελιξίας, ελαφρού βάρους, λειτουργίας στο νερό και αντοχής κ.λπ. Σε μια τυπική εφαρμογή αισθητήρα IPMC, μια ιοντική μεμβράνη όπως π.χ το Nafion τοποθετήθηκε ανάμεσα στα αγώγιμα ηλεκτρόδια όπως ο χρυσός ή η πλατίνα. Αυτός ο σχεδιασμός παρήγαγε μια τάση όταν εφαρμόστηκε η παραμόρφωση κάμψης σε αυτό. Οι λεπτομέρειες του μηχανισμού πίσω από αυτή την παραγωγή τάσης υπό πίεση, που μπορεί συσχετίζονται με την παραμόρφωση κάμψης βρίσκονται στην αναφορά του ερευνητή Shahinpoor.



Εικόνα 2.3: IPMC sensor

[<https://www.researchgate.net/publication/304256942/figure/fig3/AS:667789580853256@1536224851608/Schematic-of-an-IPMC-sensor-Application-of-force-leads-to-bending-of-the-IPMC-and.png>]

Το πρώτο παράδειγμα χρήσης IPMC ως αισθητήρα πίεσης ήταν ξεκίνησε γύρω στο 1992 με τη μελέτη των Yang et al., όπου οι συγγραφείς παρήγαγαν μια τάση από IPMC που βασίζεται στο Nafion υπό διαφορετικές πιέσεις. Ισχυρίστηκαν ότι η παραγόμενη τάση εξαρτιόταν σε μεγάλο βαθμό τόσο από την εφαρμοζόμενη πίεση όσο και από το οξυγόνο. Πρότειναν ότι παράγεται μια τάση μεταξύ των δύο αγώγιμα ηλεκτρόδια λόγω κάμψης του IPMC (είτε στατικά είτε δυναμικά). Παρατηρήθηκε ότι υλικό Nafion 117 με $2\text{ cm} \times 4\text{ cm} \times 5\text{ mm}$ μπορεί να παράγει 2 mV όταν υπήρχε παραμόρφωση κάμψης 1

mm. Παρατηρήθηκε σε υλικά Flemion να μπορούν να κατασκευαστούν με 1 mV/mm ευαισθησία, τα οποία έχουν εκπληκτικά μεγαλύτερη διάρκεια ζωής ως αισθητήρα αντί ως ενεργοποιητή.

Ο Konyo et al. εξέτασε τη σχέση μεταξύ της εξόδου του αισθητήρα και των δυναμικών παραμορφώσεων. Λόγω της εξόδου του αισθητήρα που σχετίζεται άμεσα με την ταχύτητα των εφαρμοζόμενων αισθητήρων πίεσης που βασίζονται στον ενεργοποιητή το IPMC μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμη και ως αισθητήρας ταχύτητας.

Οι Zhu et al. χρησιμοποίησαν το IPMC και κατάφεραν να φτάσουν σε μέγιστες τάσεις 25 mV υπό ασκούμενη πίεση. Πραγματοποίησαν υπολογιστική ανάλυση πίεσης και αυτό έγινε κατανοητό ότι ο λόγος αυτής της παραγωγής υψηλής τάσης οφειλόταν στο stress και στην ασύμμετρη σχεδίαση της συσκευής.

Μια μικρή απλή εξήγηση του αισθητήρα IPMC είναι: υπάρχουν κινητά κατιόντα που κατανέμονται κατά μήκος του ιοντικού πολυμερούς μαζί με μόρια νερού που σχηματίζουν ενυδατωμένα κατιόντα. Το σύστημα βρίσκεται αρχικά σε ηρεμία όπου τα ενυδατωμένα κατιόντα κατανέμονται ομοιόμορφα. Κατά τη διάρκεια της παραμόρφωσης κάμψης, τα κατιόντα μεταναστεύουν κατά την κατεύθυνση του πάχους με χαμηλότερη υδραυλική πίεση και ως αποτέλεσμα η όλη διαδικασία οδηγεί σε μια αρχική αύξηση της τάσης. Ωστόσο, αφού έφτασε στη σταθερή κατάσταση, η τάση άρχισε να μειώνεται με τον καιρό λόγω της οπισθοδρόμησης διάχυσης κατιόντων.

Κεφάλαιο 3ο: Εισαγωγή στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης

3.1 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης

Η βελτιστοποίηση είναι το πρόβλημα της εύρεσης ενός συνόλου εισροών σε μια αντικειμενική συνάρτηση που οδηγεί σε μια μέγιστη ή ελάχιστη αξιολόγηση συνάρτησης. Είναι το δύσκολο πρόβλημα που βασίζεται σε πολλούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, από την προσαρμογή μοντέλων λογιστικής παλινδρόμησης έως την εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Υπάρχουν ίσως εκατοντάδες δημοφιλείς αλγόριθμοι βελτιστοποίησης και ίσως δεκάδες αλγόριθμοι σε δημοφιλείς επιστημονικές βιβλιοθήκες κώδικα. Αυτό μπορεί να κάνει δύσκολο να γνωρίζουμε ποιους αλγόριθμους να λάβουμε υπόψη για ένα δεδομένο πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μπορούν να ομαδοποιηθούν σε αυτούς που χρησιμοποιούν παράγωγα και σε αυτούς που δεν χρησιμοποιούν. Οι κλασικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν την πρώτη και μερικές φορές τη δεύτερη παράγωγο της αντικειμενικής συνάρτησης. Η άμεση αναζήτηση και οι στοχαστικοί αλγόριθμοι έχουν σχεδιαστεί για αντικειμενικές συναρτήσεις όπου οι παράγωγοι συναρτήσεων δεν είναι διαθέσιμες.

Η βελτιστοποίηση αναφέρεται σε μια διαδικασία για την εύρεση των παραμέτρων εισόδου ή ορισμάτων σε μια συνάρτηση που έχουν ως αποτέλεσμα την ελάχιστη ή τη μέγιστη έξοδο της συνάρτησης.

Ο πιο συνηθισμένος τύπος προβλημάτων βελτιστοποίησης που συναντώνται στη μηχανική μάθηση είναι η συνεχής βελτιστοποίηση συναρτήσεων, όπου τα ορίσματα εισόδου στη συνάρτηση είναι αριθμητικές τιμές πραγματικών τιμών, π.χ. τιμές κινητής υποδιαστολής. Η έξοδος από τη συνάρτηση είναι επίσης μια αξιολόγηση με πραγματική αξία των τιμών εισόδου.

Θα μπορούσαμε να αναφερθούμε σε προβλήματα αυτού του τύπου ως συνεχής βελτιστοποίηση συναρτήσεων, για να διακρίνουμε από συναρτήσεις που λαμβάνουν διακριτές μεταβλητές και αναφέρονται ως προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης.

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων βελτιστοποίησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης συναρτήσεων και ίσως εξίσου πολλοί τρόποι ομαδοποίησης και σύνοψής τους.

Μια προσέγγιση για την ομαδοποίηση αλγορίθμων βελτιστοποίησης βασίζεται στην ποσότητα των διαθέσιμων πληροφοριών σχετικά με τη συνάρτηση στόχο που βελτιστοποιείται, η οποία, με τη σειρά της, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και να αξιοποιηθεί από τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης.

Γενικά, όσο περισσότερες πληροφορίες είναι διαθέσιμες για τη συνάρτηση προορισμού, τόσο πιο εύκολη είναι η βελτιστοποίηση της συνάρτησης εάν οι πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά στην αναζήτηση.

Συνήθως η κύρια διαίρεση στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης είναι αν η αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να παραγωγιστεί σε ένα σημείο ή όχι. Δηλαδή, εάν η πρώτη παράγωγος (βαθμίδα ή κλίση) της συνάρτησης μπορεί να υπολογιστεί για μια δεδομένη υποψήφια λύση ή όχι. Αυτό χωρίζει τους αλγόριθμους σε αυτούς που μπορούν να κάνουν χρήση των υπολογισμένων πληροφοριών κλίσης και σε αυτούς που δεν το κάνουν.

Η συνάρτηση στόχου συνήθως είναι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν πληροφορίες παραγώγων ή αλγόριθμοι που δεν χρησιμοποιούν πληροφορίες παραγώγων.

3.1.1 Παραγωγίσιμη αντικειμενική συνάρτηση

Μια παραγωγίσιμη συνάρτηση είναι μια συνάρτηση όπου η παράγωγος μπορεί να υπολογιστεί για οποιοδήποτε δεδομένο σημείο στο χώρο εισόδου.

Η παράγωγος μιας συνάρτησης για μια τιμή είναι ο ρυθμός ή το ποσό μεταβολής της συνάρτησης σε αυτό το σημείο. Συχνά ονομάζεται κλίση.

Παράγωγος πρώτης τάξης: Κλίση ή ρυθμός μεταβολής μιας αντικειμενικής συνάρτησης σε ένα δεδομένο σημείο. Η παράγωγος της συνάρτησης με περισσότερες από μία μεταβλητές εισόδου (π.χ. πολυμεταβλητές εισόδους) αναφέρεται συνήθως ως διαβάθμιση.

Κλίση: Παράγωγος πολυμεταβλητής συνεχούς αντικειμενικής συνάρτησης.

Μια παράγωγος για μια πολυμεταβλητή αντικειμενική συνάρτηση είναι ένα διάνυσμα και κάθε στοιχείο στο διάνυσμα ονομάζεται μερική παράγωγος ή ο ρυθμός μεταβολής για μια δεδομένη μεταβλητή στο σημείο με την προϋπόθεση ότι όλες οι άλλες μεταβλητές διατηρούνται σταθερές.

Μερική παράγωγος: Στοιχείο παραγώγου πολυμεταβλητής αντικειμενικής συνάρτησης.

Μπορούμε να υπολογίσουμε την παράγωγο της παραγώγου της αντικειμενικής συνάρτησης, δηλαδή τον ρυθμό μεταβολής του ρυθμού μεταβολής της αντικειμενικής συνάρτησης. Αυτό ονομάζεται δεύτερη παράγωγος.

Παράγωγος δεύτερης τάξης: Ρυθμός με τον οποίο αλλάζει η παράγωγος της αντικειμενικής συνάρτησης.

Απλές παραγωγίσιμες συναρτήσεις μπορούν να βελτιστοποιηθούν αναλυτικά χρησιμοποιώντας λογισμό. Συνήθως, οι αντικειμενικές συναρτήσεις που μας ενδιαφέρουν δεν μπορούν να επιλυθούν αναλυτικά.

Η βελτιστοποίηση είναι σημαντικά ευκολότερη εάν μπορεί να υπολογιστεί η κλίση της αντικειμενικής συνάρτησης, και ως εκ τούτου, έχει γίνει πολύ περισσότερη έρευνα στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούν την παράγωγο από αυτούς που δεν χρησιμοποιούν.

Ορισμένες ομάδες αλγορίθμων που χρησιμοποιούν πληροφορίες κλίσης περιλαμβάνουν:

Τοπικοί αλγόριθμοι καθόδου - Local Descent Algorithms

Αλγόριθμοι Bracketing

Αλγόριθμοι πρώτης τάξης - First-Order Algorithms

Αλγόριθμοι δεύτερης τάξης - Second-Order Algorithms

3.1.1.1 Τοπικοί αλγόριθμοι καθόδου

Οι τοπικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης κατάβασης προορίζονται για προβλήματα βελτιστοποίησης με περισσότερες από μία μεταβλητές εισόδου και ένα μόνο καθολικό βέλτιστο (π.χ. μονοτροπική αντικειμενική συνάρτηση).

Ίσως το πιο συνηθισμένο παράδειγμα αλγορίθμου τοπικής καταγωγής είναι ο αλγόριθμος αναζήτησης γραμμής.

Σε αυτόν υπάρχουν πολλές παραλλαγές της αναζήτησης γραμμής όπως ο αλγόριθμος Brent-Dekker, αλλά η διαδικασία γενικά περιλαμβάνει την επιλογή μιας κατεύθυνσης για μετακίνηση στον χώρο αναζήτησης και στη συνέχεια την εκτέλεση μιας αναζήτησης τύπου bracketing σε μια γραμμή ή υπερεπίπεδο προς την επιλεγμένη κατεύθυνση. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να μην γίνουν περαιτέρω βελτιώσεις. Ο περιορισμός είναι ότι είναι υπολογιστικά ακριβό να βελτιστοποιηθεί κάθε κατευθυντική κίνηση στον χώρο αναζήτησης.

3.1.1.2 Αλγόριθμοι Bracketing

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης Bracketing προορίζονται για προβλήματα βελτιστοποίησης με μία μεταβλητή εισόδου όπου το βέλτιστο είναι γνωστό ότι υπάρχει εντός ενός συγκεκριμένου εύρους.

Οι αλγόριθμοι Bracketing είναι σε θέση να περιηγούνται αποτελεσματικά στο γνωστό εύρος και να εντοπίζουν το βέλτιστο, αν και υποθέτουν ότι υπάρχει μόνο ένα μόνο βέλτιστο.

Ορισμένοι αλγόριθμοι bracketing ενδέχεται να μπορούν να χρησιμοποιηθούν χωρίς παράγωγες πληροφορίες εάν δεν είναι διαθέσιμες.

Κάποιοι αλγόριθμοι bracketing περιλαμβάνουν αναζήτηση Fibonacci και μέθοδος διχοτόμησης.

3.1.1.3 Αλγόριθμοι πρώτης τάξης

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης πρώτης τάξης περιλαμβάνουν τη χρήση της πρώτης παραγώγου (gradient) για την επιλογή της κατεύθυνσης κίνησης στον χώρο αναζήτησης.

Οι διαδικασίες περιλαμβάνουν πρώτα τον υπολογισμό της διαβάθμισης της συνάρτησης και στη συνέχεια την παρακολούθηση της κλίσης προς την αντίθετη κατεύθυνση χρησιμοποιώντας ένα μέγεθος βήματος (ρυθμός εκμάθησης).

Το μέγεθος βήματος είναι μια υπερπαραμέτρος που ελέγχει πόσο μακριά πρέπει να μετακινηθείτε στο χώρο αναζήτησης, σε αντίθεση με τους τοπικούς αλγόριθμους καθόδου που πραγματοποιούν αναζήτηση πλήρους γραμμής για κάθε κίνηση κατεύθυνσης.

Ένα πολύ μικρό μέγεθος βήματος οδηγεί σε μια αναζήτηση που διαρκεί πολύ και μπορεί να κολλήσει, ενώ ένα μέγεθος βήματος που είναι πολύ μεγάλο θα έχει ως αποτέλεσμα αναπήδησης γύρω από τον χώρο αναζήτησης, χάνοντας εντελώς το στόχο.

Οι αλγόριθμοι πρώτης τάξης αναφέρονται γενικά ως gradient descent, με πιο συγκεκριμένα ονόματα που αναφέρονται σε μικρές επεκτάσεις της διαδικασίας

Μερικοί είναι:

Gradient Descent

Adam

Momentum

Ο αλγόριθμος gradient descent παρέχει επίσης το πρότυπο για τη δημοφιλή στοχαστική έκδοση του αλγορίθμου, που ονομάζεται Stochastic Gradient Descent (SGD) που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση μοντέλων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (deep learning).

3.1.1.4 Αλγόριθμοι δεύτερης τάξης

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης δεύτερης τάξης περιλαμβάνουν ρητά τη χρήση της δεύτερης παραγώγου για την επιλογή της κατεύθυνσης κίνησης στον χώρο αναζήτησης.

Παραδείγματα αλγορίθμων βελτιστοποίησης δεύτερης τάξης για συναρτήσεις μονομεταβλητού στόχου περιλαμβάνουν:

Μέθοδος τομής

Μέθοδος του Νεύτωνα

3.1.2 Μη Παραγωγίσιμη αντικειμενική συνάρτηση

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούν την παράγωγο της αντικειμενικής συνάρτησης είναι γρήγοροι και αποτελεσματικοί.

Ωστόσο, υπάρχουν αντικειμενικές συναρτήσεις όπου η παράγωγος δεν μπορεί να υπολογιστεί, συνήθως επειδή η συνάρτηση είναι σύνθετη για διάφορους λόγους ή η παράγωγος μπορεί να υπολογιστεί σε ορισμένες περιοχές του, αλλά όχι σε όλες.

Κάποιες από τις δυσκολίες στις αντικειμενικές συναρτήσεις για τους αλγόριθμους της προηγούμενης ενότητας είναι όταν δεν υπάρχει αναλυτική περιγραφή της συνάρτησης, πολλαπλά καθολικά βέλτιστα, θορυβώδης στοχαστική συνάρτηση, ασυνεχής αντικειμενική συνάρτηση.

Βέβαια υπάρχουν αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που δεν αναμένουν ότι θα είναι παραγωγίσιμοι πρώτης ή δεύτερης τάξης.

Αυτοί οι αλγόριθμοι αναφέρονται μερικές φορές και ως αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μαύρου κουτιού καθώς υποθέτουν ελάχιστα ή καθόλου σχετικά με την αντικειμενική συνάρτηση.

Κάποιοι από αυτούς είναι

Στοχαστικοί Αλγόριθμοι

Άμεσοι αλγόριθμοι

Αλγόριθμοι Πληθυσμού

3.1.2.1 Στοχαστικοί Αλγόριθμοι

Οι αλγόριθμοι στοχαστικής βελτιστοποίησης είναι αλγόριθμοι που κάνουν χρήση της τυχαιότητας στη διαδικασία αναζήτησης για αντικειμενικές συναρτήσεις για τις οποίες δεν μπορούν να υπολογιστούν οι παράγωγοι.

Σε αντίθεση με τις ντετερμινιστικές μεθόδους άμεσης αναζήτησης, οι στοχαστικοί αλγόριθμοι συνήθως περιλαμβάνουν πολύ περισσότερη δειγματοληψία της αντικειμενικής συνάρτησης, αλλά είναι σε θέση να χειριστούν προβλήματα με παραπλανητικά τοπικά βέλτιστα.

Κάποιοι από αυτούς είναι η Μέθοδος Cross-Entropy και η Στρατηγική Εξέλιξης.

3.1.2.2 Άμεσοι Αλγόριθμοι

Οι αλγόριθμοι άμεσης βελτιστοποίησης είναι για αντικειμενικές συναρτήσεις για τις οποίες δεν μπορούν να υπολογιστούν παράγωγοι.

Οι αλγόριθμοι είναι ντετερμινιστικές διαδικασίες και συχνά υποθέτουν ότι η αντικειμενική συνάρτηση έχει ένα ενιαίο συνολικό βέλτιστο, π.χ. μονοτροπικό.

Οι μέθοδοι άμεσης αναζήτησης αναφέρονται επίσης συνήθως ως αναζήτηση προτύπων, καθώς μπορούν να περιηγηθούν στον χώρο αναζήτησης χρησιμοποιώντας γεωμετρικά σχήματα ή αποφάσεις, δηλαδή κάποια μοτίβα.

Οι πληροφορίες κλίσης προσεγγίζονται απευθείας από το αποτέλεσμα της αντικειμενικής συνάρτησης συγκρίνοντας τη σχετική διαφορά μεταξύ των βαθμολογιών για πόντους στον χώρο αναζήτησης. Αυτές οι άμεσες εκτιμήσεις χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την επιλογή μιας κατεύθυνσης κίνησης στον χώρο αναζήτησης και τον τριγωνισμό της περιοχής του βέλτιστου.

Κάποιοι από αυτούς είναι η Nelder-Mead Simplex Search και η κυκλική αναζήτηση συντεταγμένων.

3.1.2.3 Αλγόριθμοι Πληθυσμού

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης πληθυσμού είναι αλγόριθμοι στοχαστικής βελτιστοποίησης που διατηρούν μια δεξαμενή (πληθυσμό) υποψήφιων λύσεων που μαζί χρησιμοποιούνται για τη δειγματοληψία και την εξερεύνηση για ένα βέλτιστο.

Οι αλγόριθμοι αυτού του τύπου προορίζονται για πιο δύσκολα αντικειμενικά προβλήματα που μπορεί να έχουν θορυβώδεις συναρτήσεις και πολλά γενικά βέλτιστα και η εύρεση μιας αρκετά καλής λύσης είναι πρόκληση ή ανέφικτη με άλλες μεθόδους.

Η δεξαμενή υποψήφιων λύσεων προσθέτει στιβαρότητα στην αναζήτηση, αυξάνοντας την πιθανότητα να ξεπεραστούν τα τοπικά βέλτιστα.

Παραδείγματα αλγορίθμων βελτιστοποίησης πληθυσμού περιλαμβάνουν:

Διαφορική Εξέλιξη - Differential Evolution

Γενετικός αλγόριθμος - Genetic Algorithm

Βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων - Particle Swarm Optimization

3.2 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης στα MEMS

Το MEMS είναι επί του παρόντος ένας από τους πιο υποσχόμενους νέους τομείς μηχανικής. Όπως υποδηλώνει το όνομά του, στις συσκευές MEMS ενσωματώνονται τόσο μηχανικά όσο και ηλεκτρονικά εξαρτήματα. Αυτά τα συστατικά κατασκευάζονται σε κοινό υπόστρωμα πυριτίου από τεχνικές μικρομηχανικής που υιοθετούνται από ολοκληρωμένα κυκλώματα (IC), επομένως έχουν πολύ μικρή κλίμακα που συνήθως μπορεί να είναι μετρημένο σε μικρόμετρα. Αν και είναι ακόμα μια νέα έρευνα τομέα, όλο και περισσότερες εμπορικές εφαρμογές συμπεριλαμβανομένων επιταχυνσιόμετρα, γυροσκόπια, αισθητήρες πίεσης και χημικών, τα μικρορευστικά συστήματα και ο οπτικός διακόπτης εμφανίζονται τα τελευταία χρόνια. Καθώς η πολυπλοκότητα αυτών των συσκευών μεγαλώνει, αναπτύσσονται αποτελεσματικά και τα εργαλεία σχεδίασης με τη βοήθεια υπολογιστή και η έρευνα για το πως θα πρέπει να σχεδιαστούν σωστά ώστε να έχουμε το καλύτερο αποτέλεσμα. Στο τελευταίο συμμετέχουν οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης.

Έτσι ορίζονται οι στόχοι που πρέπει να ικανοποιούνται για τη συμπεριφορά του MEM και στην πορεία επιλέγεται ο κατάλληλος αλγόριθμος ο οποίος θα μεταβάλλει χαρακτηριστικά του MEM για να επιτευχθούν οι στόχοι.

Υπάρχουν πολλοί ερευνητές που ασχολούνται με την βελτιστοποίηση του ελέγχου ενός MEM.

Στα επόμενα κεφάλαια θα μελετήσουμε τρεις βασικούς αλγόριθμους για χρήση στην βελτιστοποίηση.

Θα μελετήσουμε πρώτα τους αλγόριθμους με σύγκριση μεταξύ τους σε γνωστές συναρτήσεις. Στη συνέχεια θα εφαρμοστούν σε υλικό IPMC με παραμέτρους τις διαστάσεις και την τάση οδήγησης του ενεργοποιητή.

Οι στόχοι που πρέπει να επιτευχθούν ή να βελτιστοποιηθούν κάποιες παράμετροι είναι η γρήγορη και η μεγάλη πίεση στο άκρο μιας IPMC λωρίδας με χαμηλή τάση ενεργοποίησης για να χρησιμοποιηθεί σαν δάκτυλο ρομποτικού βραχίονα.

Κεφάλαιο 4ο: Γενετικοί Αλγόριθμοι – Genetic Algorithms -GA

Ένας γενετικός αλγόριθμος είναι μια ευρετική αναζήτηση που είναι εμπνευσμένη από τη θεωρία της φυσικής εξέλιξης του Charles Darwin. Αυτός ο αλγόριθμος αντικατοπτρίζει τη διαδικασία της φυσικής επιλογής όπου επιλέγονται τα πιο κατάλληλα άτομα για αναπαραγωγή προκειμένου να παραχθούν απόγονοι της επόμενης γενιάς.

Η προσέγγιση του γενετικού αλγόριθμου (GA) στη βελτιστοποίηση βασίζεται στην έννοια της επιβίωσης του πιο ικανού. Το GA μιμείται τις διαδικασίες της εξέλιξης και επομένως είναι ένας εξελικτικός αλγόριθμος. Σε μια τέτοια διαδικασία τα ισχυρότερα στοιχεία γίνονται ισχυρότερα ενώ τα πιο αδύναμα στοιχεία εξαλείφονται.

Η λύση ενός προβλήματος βελτιστοποίησης χρησιμοποιώντας τη μεθοδολογία GA περιλαμβάνει μια στοχαστική αναζήτηση του χώρου λύσης χρησιμοποιώντας σειρές ακεραίων, γνωστών ως χρωμοσώματα, που αντιπροσωπεύουν τις παραμέτρους που βελτιστοποιούνται. Κάθε ακέραιος σε αυτά τα χρωμοσώματα είναι γνωστός ως γονίδιο και κάθε γονίδιο μπορεί να έχει μια δεκαδική τιμή μεταξύ 0 και 9. Επίσης υπάρχει η παραδοσιακή προσέγγιση GA όπου τα γονίδια είναι δυαδικές ποσότητες. Το πλεονέκτημα της δεκαδικής αναπαράστασης είναι ότι επιτρέπει ένα ευρύτερο φάσμα πιθανών τιμών σε μικρότερα χρωμοσώματα και είναι ιδιαίτερα κατάλληλο για βελτιστοποίηση σε πολλές εφαρμογές.

Ο αλγόριθμος περιλαμβάνει τη διαδικασία της φυσικής επιλογής που ξεκινά με την επιλογή των πιο ικανών ατόμων από έναν πληθυσμό. Παράγουν απογόνους που κληρονομούν τα χαρακτηριστικά των γονέων και θα προστεθούν στην επόμενη γενιά. Εάν οι γονείς έχουν καλύτερη φυσική κατάσταση, οι απόγονοί τους θα είναι καλύτεροι από τους γονείς και θα έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν. Αυτή η διαδικασία συνεχίζει να επαναλαμβάνεται και στο τέλος θα βρεθεί μια γενιά με τα καλύτερα άτομα.

Αυτή η έννοια μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα πρόβλημα αναζήτησης. Εξετάζουμε ένα σύνολο λύσεων για ένα πρόβλημα και επιλέγουμε το σύνολο των καλύτερων από αυτές.

Σε έναν γενετικό αλγόριθμο λαμβάνονται υπόψη πέντε φάσεις.

Αρχικός πληθυσμός - Initial population

Συνάρτηση Κόστους – Cost - Fitness function

Επιλογή – Selection (ή αναπαραγωγή)

Crossover - Crossover

Μετάλλαξη – Mutation

Ένας αρχικός πληθυσμός χρωμοσωμάτων δημιουργείται τυχαία και αυτά αποκωδικοποιούνται για να ληφθούν οι αντίστοιχες παράμετροι. Αυτές οι τιμές παραμέτρων εξετάζονται και λαμβάνονται αποτελέσματα για κάθε σύνολο παραμέτρων εντός του πληθυσμού, χρησιμοποιώντας ένα μέτρο απόδοσης που βασίζεται σε μια συνάρτηση. Όταν βρεθούν όλες οι τιμές κόστους, ταξινομούνται σε αύξουσα σειρά μαζί με τα αντίστοιχα χρωμοσώματα. Οι μικρότερες τιμές κόστους επιλέγονται ως οι καλύτερες και στη συνέχεια υποβάλλονται σε λειτουργίες που περιλαμβάνουν αναπαραγωγή, διασταύρωση και μετάλλαξη.

Αρχικός πληθυσμός

Η διαδικασία ξεκινά με ένα σύνολο ατόμων που ονομάζεται Πληθυσμός.

Ένα άτομο χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο παραμέτρων (μεταβλητών) γνωστών ως Γονίδια. Τα γονίδια ενώνονται σε μια χορδή για να σχηματίσουν ένα Χρωμόσωμα (διάλυμα).

Σε έναν γενετικό αλγόριθμο, το σύνολο των γονιδίων ενός ατόμου αναπαρίσταται χρησιμοποιώντας μια συμβολοσειρά, ως αλφάβητο. Συνήθως, χρησιμοποιούνται δυαδικές τιμές (συμβολοσειρά 1 και 0).

Έτσι κωδικοποιούνται τα γονίδια σε ένα χρωμόσωμα.



Εικόνα 4.1: Διαδικασία και διευκρίνηση των εννοιών

Cost-Fitness Function

Η συνάρτηση fitness καθορίζει πόσο κατάλληλο είναι ένα άτομο (την ικανότητα ενός ατόμου να ανταγωνίζεται άλλα άτομα). Εξάγει τιμή για κάθε άτομο. Η πιθανότητα να επιλεγεί ένα άτομο για αναπαραγωγή βασίζεται στη τιμή που δίνει η fitness συνάρτηση.

Επιλογή

Η ιδέα της φάσης επιλογής είναι να επιλεγούν τα πιο κατάλληλα άτομα και να περάσουν τα γονίδια τους στην επόμενη γενιά.

Δύο ζευγάρια ατόμων (γονείς) επιλέγονται με βάση τις τιμές της fitness συνάρτησης. Τα άτομα με μεγάλες τιμές έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιλεγούν για αναπαραγωγή.

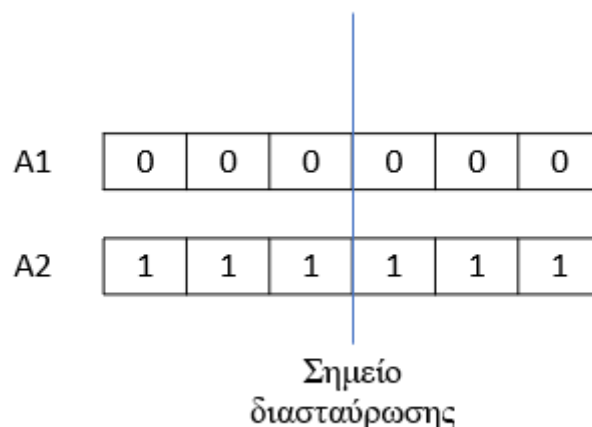
Η διαδικασία επιλογής-αναπαραγωγής περιλαμβάνει τη διατήρηση των καλύτερων χρωμοσωμάτων (πχ 20%) για τον επόμενο πληθυσμό. Τα άλλα χρωμοσώματα αντικαθίστανται από νέα χρωμοσώματα που σχηματίζονται μέσω διαδικασιών διασταύρωσης και μετάλλαξης. Αυτή η διαδικασία αναπαραγωγής ονομάζεται «επιλογή βάσει κατάταξης» και επιτρέπει μόνο στα καλά χρωμοσώματα να προχωρήσουν στην επόμενη επανάληψη.

Crossover

Η διασταύρωση είναι η πιο σημαντική φάση σε έναν γενετικό αλγόριθμο. Για κάθε ζευγάρι γονέων που πρόκειται να ζευγαρώσουν, ένα σημείο διασταύρωσης επιλέγεται τυχαία μέσα από τα γονίδια.

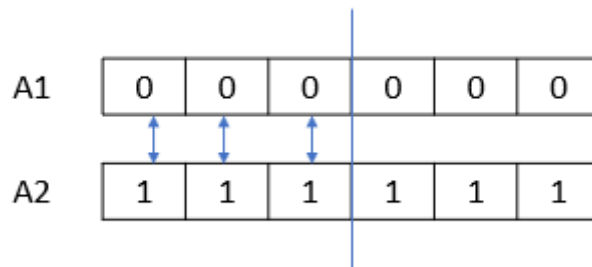
Η διασταύρωση είναι μια διαδικασία κατά την οποία δύο χρωμοσώματα από την τρέχουσα γενιά (γονικά χρωμοσώματα) εμπλέκονται σε μια διαδικασία κατά την οποία ορισμένα γονίδια από το ένα χρωμόσωμα ανταλλάσσονται με γονίδια από τις αντίστοιχες θέσεις στο άλλο. Αυτή η διαδικασία παράγει δύο νέα χρωμοσώματα (απογόνους) και η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να υπάρξουν αρκετοί απόγονοι για να αντικαταστήσουν ένα ποσοστό του τρέχοντος πληθυσμού που έχει τις χειρότερες τιμές κόστους.

Για παράδειγμα, έστω ότι το σημείο διασταύρωσης είναι 3 όπως φαίνεται παρακάτω.



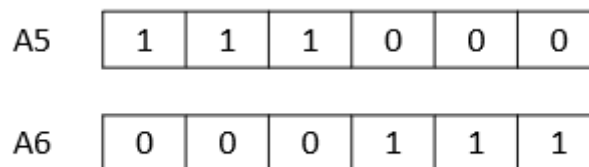
Εικόνα 4.2: Το σημείο διασταύρωσης

Οι απόγονοι δημιουργούνται ανταλλάσσοντας τα γονίδια των γονέων μεταξύ τους μέχρι να επιτευχθεί το σημείο διασταύρωσης.



Εικόνα 4.3: Ανταλλαγή γονιδίων

Οι νέοι απόγονοι προστίθενται στον πληθυσμό.



Εικόνα 4.4: Οι νέοι απόγονοι

Μετάλλαξη

Σε ορισμένους νέους απογόνους που σχηματίστηκαν, ορισμένα από τα γονίδιά τους μπορούν να υποβληθούν σε μετάλλαξη με χαμηλή τυχαία πιθανότητα. Αυτό σημαίνει ότι μερικά από τα bit στη συμβολοσειρά bit μπορούν να αναστραφούν.

Η μετάλλαξη περιλαμβάνει την επιλογή, σε τυχαία βάση, ενός συγκεκριμένου αριθμού γονιδίων στον τρέχοντα πληθυσμό και στη συνέχεια γίνονται τυχαίες αλλαγές στις τιμές τους. Αυτό παρέχει ένα τυχαίο στοιχείο στη διαδικασία αναζήτησης GA, έτσι ώστε να λαμβάνεται υπόψη περισσότερος χώρος αναζήτησης.



Εικόνα 4.5: Μετάλλαξη

Η μετάλλαξη συμβαίνει για να διατηρήσει την ποικιλομορφία εντός του πληθυσμού και να αποτρέψει την πρόωρη σύγκλιση.

Λήξη

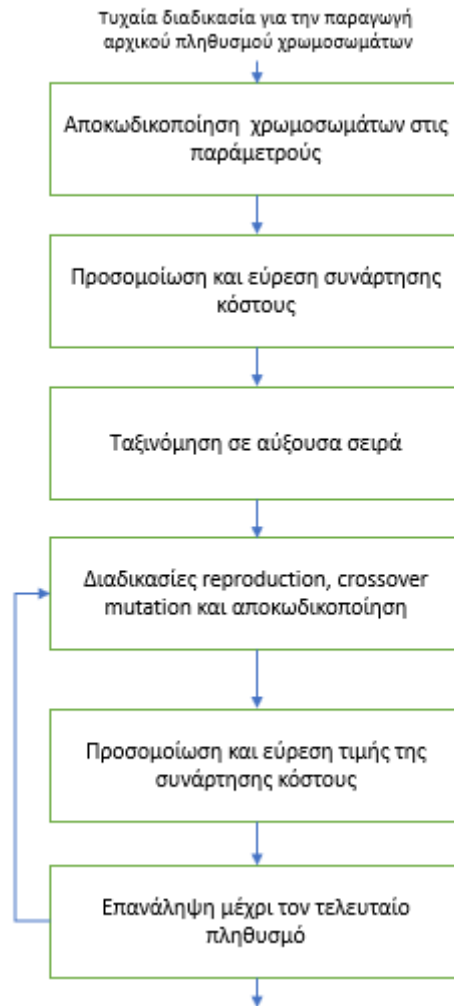
Μόλις τα χρωμοσώματα έχουν αλλάξει για να σχηματίσουν τον νέο πληθυσμό, πρέπει να αξιολογηθούν, όπως και η προηγούμενη γενιά. Στη συνέχεια, ολόκληρη η διαδικασία επαναλαμβάνεται για έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων (γενιές) για να παραχθεί μια τελική λύση.

Ο αλγόριθμος τερματίζεται εάν ο πληθυσμός έχει συγκλίνει (δεν παράγει απογόνους που διαφέρουν σημαντικά από την προηγούμενη γενιά). Τότε λέγεται ότι ο γενετικός αλγόριθμος έχει δώσει ένα σύνολο λύσεων στο πρόβλημά.

Ο πληθυσμός έχει ένα σταθερό μέγεθος. Καθώς σχηματίζονται νέες γενιές, τα άτομα με τη μικρότερη τιμή του fitness function 'πεθαίνουν', παρέχοντας χώρο για νέους απογόνους.

Η ακολουθία των φάσεων επαναλαμβάνεται για να παραχθούν άτομα σε κάθε νέα γενιά τα οποία είναι καλύτερα από την προηγούμενη γενιά.

Αυτή η πλήρης διαδικασία απεικονίζεται από το διάγραμμα ροής της Εικόνας 4.6.



Εικόνα 4.6: Διαδικασία Γενετικού Αλγόριθμου

Κεφάλαιο 5ο: Βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων - Particle swarm optimization- PSO

Το PSO είναι μια τεχνική στοχαστικής βελτιστοποίησης που βασίζεται στην κίνηση και την ευφυΐα των σμηνών. Στο PSO, η έννοια της κοινωνικής αλληλεπίδρασης χρησιμοποιείται για την επίλυση ενός προβλήματος.

Χρησιμοποιεί έναν αριθμό σωματιδίων που αποτελούν ένα σμήνος που κινείται στον χώρο αναζήτησης, αναζητώντας την καλύτερη λύση.

Κάθε σωματίδιο στο σμήνος αναζητά τις συντεταγμένες θέσης του στο χώρο της λύσης, οι οποίες σχετίζονται με την καλύτερη λύση που έχει επιτευχθεί μέχρι στιγμής από αυτό το σωματίδιο. Είναι γνωστό ως pbest ή personal best.

Μια άλλη καλύτερη τιμή, γνωστή ως gbest ή παγκόσμια καλύτερη, παρακολουθείται από το PSO. Αυτή είναι η καλύτερη δυνατή τιμή που έχει ληφθεί μέχρι στιγμής από οποιοδήποτε σωματίδιο στη γειτονιά αυτού του σωματιδίου.

5.1 PSO

Το 1995, οι Kennedy και Eberhart έγραψαν μια ερευνητική εργασία βασισμένη στην κοινωνική συμπεριφορά των ομάδων ζώων, όπου είχαν δηλώσει ότι η ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ της ομάδας αυξάνει το πλεονέκτημα επιβίωσης. Όπως όταν ένα πουλί που ψάχνει για τροφή τυχαία μπορεί να βελτιστοποιήσει την αναζήτησή του εάν δουλεύει με το κοπάδι. Το πλεονέκτημα της εργασίας είναι η αμοιβαία ανταλλαγή των καλύτερων πληροφοριών, η οποία μπορεί να βοηθήσει ένα κοπάδι να ανακαλύψει το καλύτερο μέρος για κυνήγι.

Μπορούμε πούμε ότι όλοι οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποδίδουν εξίσου καλά όταν υπολογίζονται κατά μέσο όρο σε όλα τα πιθανά προβλήματα. Τα τελευταία χρόνια χρειαζόμαστε βελτιστοποίηση στη μηχανική μάθηση ή τη βαθιά μάθηση για να εκπαιδύσουμε ένα μοντέλο και πρέπει να ορίσουμε μια συνάρτηση απώλειας για να μετρήσουμε τη διαφορά μεταξύ των προβλέψεων του μοντέλου. Ο στόχος μας είναι να ελαχιστοποιήσουμε ή να βελτιστοποιήσουμε τη συνάρτηση απώλειας έτσι ώστε να είναι πιο κοντά στο 0.

Η έννοια της νοημοσύνης ενός σμήνους ενέπνευσε το PSO. Αφορά την εύρεση της βέλτιστης λύσης σε έναν χώρο λύσης υψηλών διαστάσεων. Μιλάει για μεγιστοποίηση κερδών ή ελαχιστοποίηση των ζημιών. Έτσι, ψάχνουμε να μεγιστοποιήσουμε ή να ελαχιστοποιήσουμε μια συνάρτηση για να βρούμε τη βέλτιστη λύση. Μια συνάρτηση μπορεί να έχει πολλαπλά τοπικά μέγιστα και ελάχιστα. Όμως, μπορεί να υπάρχει μόνο ένα παγκόσμιο μέγιστο καθώς και ένα ελάχιστο. Εάν η λειτουργία σας είναι πολύ περίπλοκη, τότε η εύρεση του παγκόσμιου μέγιστου μπορεί να είναι μια πολύ τρομακτική

εργασία. Το PSO προσπαθεί να συλλάβει το παγκόσμιο μέγιστο ή ελάχιστο. Παρόλο που δεν μπορεί να καταγράψει το ακριβές παγκόσμιο μέγιστο/ελάχιστο, πλησιάζει πολύ σε αυτό. Είναι ο λόγος που καμιά φορά ονομάζεται PSO ευρετικό μοντέλο.

Στο πρόβλημα βελτιστοποίησης, έχουμε μια μεταβλητή που αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα $X=[x_1 \ x_2 \ x_3 \dots x_n]$ που ελαχιστοποιεί ή μεγιστοποιεί τη συνάρτηση κόστους ανάλογα με την προτεινόμενη διατύπωση βελτιστοποίησης της συνάρτησης $f(X)$. Το X είναι γνωστό ως διάνυσμα θέσης και αντιπροσωπεύει ένα μεταβλητό μοντέλο. Είναι ένα διάνυσμα n διαστάσεων, όπου το n αντιπροσωπεύει τον αριθμό των μεταβλητών που προσδιορίζονται σε ένα πρόβλημα. Μπορούμε να το ονομάσουμε γεωγραφικό πλάτος και γεωγραφικό μήκος στο πρόβλημα της επιλογής ενός σημείου για προσγείωση από ένα κοπάδι πουλιών. Η συνάρτηση $f(X)$ ονομάζεται συνάρτηση καταλληλότητας ή αντικειμενική συνάρτηση. Η δουλειά του $f(X)$ είναι να αξιολογήσει πόσο καλή ή κακή είναι μια θέση X . δηλαδή πόσο τέλειο σκέφτεται ένα συγκεκριμένο σημείο προσγείωσης ένα πουλί αφού βρει ένα κατάλληλο μέρος. Εδώ, η αξιολόγηση, σε αυτή την περίπτωση, πραγματοποιείται με διάφορα κριτήρια επιβίωσης.

Η κίνηση προς μια πολλά υποσχόμενη περιοχή για την απόκτηση του παγκόσμιου βέλτιστου.

Κάθε σωματίδιο προσαρμόζει την ταχύτητα του ταξιδιού του δυναμικά, σύμφωνα με τις πτητικές εμπειρίες που έχει και τους συναδέλφους του στην ομάδα.

Κάθε σωματίδιο προσπαθεί να παρακολουθεί:

Είναι το καλύτερο αποτέλεσμα για αυτόν/αυτήν, γνωστό ως personal best ή pbest.

Η καλύτερη τιμή οποιουδήποτε σωματιδίου είναι η παγκόσμια καλύτερη ή gbest.

Κάθε σωματίδιο τροποποιεί τη θέση του σύμφωνα με:

την τρέχουσα θέση του

την τρέχουσα ταχύτητά του

την απόσταση μεταξύ της τρέχουσας θέσης του και του pbest.

Η απόσταση μεταξύ της τρέχουσας θέσης του και του gbest.

Ας υποθέσουμε πρώτα μερικές παραμέτρους.

f : Αντικειμενική συνάρτηση,

V_i : Ταχύτητα του σωματιδίου ή παράγοντα,

A : Πληθυσμός παραγόντων,

W: Βάρος αδράνειας,

C1: γνωστική σταθερά,

U1, U2: τυχαίοι αριθμοί,

C2: κοινωνική σταθερά,

Xi: Θέση του σωματιδίου ή παράγοντα ,

Pb: Personal Best,

gb: global Best

Ο πραγματικός αλγόριθμος έχει ως εξής:

1. Δημιουργήστε έναν «πληθυσμό» παραγόντων (σωματιδίων) που είναι ομοιόμορφα κατανεμημένοι στο X.
2. Αξιολογήστε τη θέση κάθε σωματιδίου λαμβάνοντας υπόψη την αντικειμενική συνάρτηση f
3. Εάν η παρούσα θέση ενός σωματιδίου είναι καλύτερη από την προηγούμενη καλύτερη θέση του, ενημερώστε το.
4. Βρείτε το καλύτερο σωματίδιο (σύμφωνα με τις τελευταίες καλύτερες θέσεις του σωματιδίου).
5. Ενημερώστε τις ταχύτητες των σωματιδίων.

$$V_i^{t+1} = W \cdot V_i^t + c_1 U_1^t (P_{b_1}^t - P_i^t) + c_2 U_2^t (g_b^t - P_i^t)$$

6. Μετακινήστε τα σωματίδια στις νέες θέσεις τους.

$$P_i^{t+1} = P_i^t + v_i^{t+1}$$

7. Πηγαίνετε στο βήμα 2 μέχρι να ικανοποιηθούν τα κριτήρια διακοπής.

Το PSO παρουσιάζει κάποια πλεονεκτήματα :

Μη ευαίσθητο στην κλιμάκωση των μεταβλητών σχεδιασμού.

Παραλληλίζεται εύκολα για ταυτόχρονη επεξεργασία.

Χωρίς παράγωγα.

Πολύ λίγες παράμετροι αλγορίθμου.

Ένας πολύ αποτελεσματικός παγκόσμιος αλγόριθμος αναζήτησης.

Ενώ σας μειονέκτημα μπορεί να αναφερθεί η βέλτιστη τοπική αναζήτηση του PSO η οποία κάποιες φορές είναι αδύναμη.

Το πιο συναρπαστικό μέρος του PSO είναι ότι υπάρχει μια σταθερή τοπολογία όπου τα σωματίδια μπορούν να επικοινωνούν μεταξύ τους και να αυξάνουν τον ρυθμό εκμάθησης για να επιτύχουν το παγκόσμιο βέλτιστο. Η μεταερευτική φύση αυτού του αλγορίθμου βελτιστοποίησης δίνει πολλές ευκαιρίες καθώς βελτιστοποιεί ένα πρόβλημα προσπαθώντας επαναληπτικά να βελτιώσει μια υποψήφια λύση.

Κεφάλαιο 6ο: Βελτιστοποίηση με τη μέθοδο Taguchi

6.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Taguchi

Η μέθοδος Taguchi περιλαμβάνει τη μείωση της διακύμανσης σε μια διαδικασία μέσω ισχυρού σχεδιασμού πειραμάτων. Ο γενικός στόχος της μεθόδου είναι η παραγωγή προϊόντων υψηλής ποιότητας με χαμηλό κόστος για τον κατασκευαστή. Η μέθοδος Taguchi αναπτύχθηκε από τον Δρ Genichi Taguchi της Ιαπωνίας που διατήρησε αυτή την παραλλαγή. Ο Taguchi ανέπτυξε μια μέθοδο για τον σχεδιασμό πειραμάτων για να διερευνήσει πώς διαφορετικές παράμετροι επηρεάζουν τον μέσο όρο και τη διακύμανση ενός χαρακτηριστικού απόδοσης διεργασίας που καθορίζει πόσο καλά λειτουργεί η διαδικασία. Ο πειραματικός σχεδιασμός που προτείνεται από τον Taguchi περιλαμβάνει τη χρήση ορθογώνιων πινάκων για την οργάνωση των παραμέτρων που επηρεάζουν τη διαδικασία και τα επίπεδα στα οποία πρέπει να βρίσκονται ποικίλλουν. Αντί να χρειάζεται να δοκιμάσετε όλους τους πιθανούς συνδυασμούς όπως ο παραγοντικός σχεδιασμός, η μέθοδος Taguchi δοκιμάζει ζεύγη συνδυασμών. Αυτό επιτρέπει τη συλλογή των απαραίτητων δεδομένων για τον προσδιορισμό των παραγόντων που επηρεάζουν περισσότερο την ποιότητα του προϊόντος με έναν ελάχιστο πειραματισμό, εξοικονομώντας έτσι χρόνο και πόρους. Η μέθοδος Taguchi χρησιμοποιείται καλύτερα όταν υπάρχει ένας ενδιάμεσος αριθμός μεταβλητών (3 έως 20), λίγες αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μεταβλητών και όταν μόνο λίγες μεταβλητές συμβάλλουν σημαντικά.

Οι πίνακες Taguchi μπορούν να προκύψουν ή να αναζητηθούν. Μικροί πίνακες μπορούν να σχεδιαστούν με το χέρι. μεγάλοι πίνακες μπορούν να προκύψουν από ντετερμινιστικούς αλγόριθμους. Γενικά, οι πίνακες μπορούν να βρεθούν στο διαδίκτυο. Οι πίνακες επιλέγονται από τον αριθμό των παραμέτρων (μεταβλητές) και τον αριθμό των επιπέδων (καταστάσεις).

Η ανάλυση της διακύμανσης στα δεδομένα που συλλέγονται από τον σχεδιασμό των πειραμάτων Taguchi μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή νέων τιμών παραμέτρων για τη βελτιστοποίηση του χαρακτηριστικού απόδοσης. Τα δεδομένα από τις συστοιχίες μπορούν να αναλυθούν με τη γραφική παράσταση των δεδομένων και την εκτέλεση οπτικής ανάλυσης, ANOVA.

Η ποιότητα σχεδιάζεται σε μια διαδικασία μέσω του σχεδιασμού συστήματος, του σχεδιασμού παραμέτρων και του σχεδιασμού ανοχής. Ο σχεδιασμός παραμέτρων, πραγματοποιείται καθορίζοντας ποιες παραμέτρους διεργασίας επηρεάζουν περισσότερο το προϊόν και στη συνέχεια σχεδιάζοντάς τες για να δώσουν μια καθορισμένη στοχευόμενη ποιότητα του προϊόντος. Η ελεγχόμενη ποιότητα ενός προϊόντος σημαίνει ότι το προϊόν παράγεται σε τυχαία επίπεδα ποιότητας και αυτά που είναι πολύ μακριά από το μέσο όρο απλώς απορρίπτονται.

Η ποιότητα επιτυγχάνεται καλύτερα με την ελαχιστοποίηση της απόκλισης από έναν στόχο. Το προϊόν θα πρέπει να είναι σχεδιασμένο έτσι ώστε να είναι ανθεκτικό σε μη ελεγχόμενους περιβαλλοντικούς παράγοντες. Με άλλα λόγια, η αναλογία σήματος (ποιότητα προϊόντος) προς θόρυβο (μη ελεγχόμενοι παράγοντες) πρέπει να είναι υψηλή.

Το κόστος ποιότητας θα πρέπει να μετράται ως συνάρτηση της απόκλισης από το πρότυπο και οι απώλειες θα πρέπει να μετρώνται σε όλο το σύστημα. Αυτή είναι η έννοια της συνάρτησης απώλειας ή της συνολικής απώλειας που προκαλείται στον πελάτη και την κοινωνία από ένα προϊόν κακής ποιότητας.

Τα γενικά βήματα που εμπλέκονται στη μέθοδο Taguchi είναι τα εξής:

Καθορίστε τον στόχο της διαδικασίας, ή πιο συγκεκριμένα, μια τιμή στόχο για ένα μέτρο απόδοσης της διαδικασίας. Αυτό μπορεί να είναι υγρασία, θερμοκρασία κ.λπ. Ο στόχος μιας διεργασίας μπορεί επίσης να είναι ένας ελάχιστος ή μέγιστος. Για παράδειγμα, ο στόχος μπορεί να είναι η μεγιστοποίηση της υγρασία εξόδου. Η απόκλιση στο χαρακτηριστικό απόδοσης από την τιμή στόχο χρησιμοποιείται για τον καθορισμό της συνάρτησης απώλειας για τη διαδικασία.

Προσδιορίστε τις παραμέτρους σχεδιασμού που επηρεάζουν τη διαδικασία. Οι παράμετροι είναι μεταβλητές εντός της διαδικασίας που επηρεάζουν το μέτρο απόδοσης, όπως θερμοκρασίες, πιέσεις κ.λπ. που μπορούν εύκολα να ελεγχθούν. Πρέπει να καθοριστεί ο αριθμός των επιπέδων στα οποία πρέπει να μεταβάλλονται οι παράμετροι. Για παράδειγμα, μια θερμοκρασία μπορεί να μεταβάλλεται σε μια χαμηλή και υψηλή τιμή 40 C και 80 C. Η αύξηση του αριθμού των επιπέδων για τη μεταβολή μιας παραμέτρου αυξάνει τον αριθμό των πειραμάτων που πρέπει να διεξαχθούν.

Δημιουργήστε ορθογώνιους πίνακες για τη σχεδίαση παραμέτρων υποδεικνύοντας τον αριθμό και τις συνθήκες για κάθε πείραμα. Η επιλογή των ορθογώνιων πινάκων βασίζεται στον αριθμό των παραμέτρων και στα επίπεδα διακύμανσης για κάθε παράμετρο και θα επεξηγηθεί παρακάτω.

Πραγματοποιήστε τα πειράματα που υποδεικνύονται στον ολοκληρωμένο πίνακα για τη συλλογή δεδομένων σχετικά με την επίδραση στο μέτρο απόδοσης.

Ολοκληρώστε την ανάλυση δεδομένων για να προσδιορίσετε την επίδραση των διαφορετικών παραμέτρων στο μέτρο απόδοσης.

Δείτε παρακάτω για μια εικονογραφική απεικόνιση αυτών και επιπλέον πιθανά βήματα, ανάλογα με την πολυπλοκότητα της ανάλυσης.

Η επίδραση πολλών διαφορετικών παραμέτρων στο χαρακτηριστικό απόδοσης σε ένα σύνολο πειραμάτων μπορεί να εξεταστεί χρησιμοποιώντας τον πειραματικό σχεδιασμό της ορθογώνιας διάταξης που προτείνεται από τον Taguchi. Μόλις καθοριστούν οι παράμετροι που επηρεάζουν μια διαδικασία που μπορεί να ελεγχθεί, πρέπει να καθοριστούν τα επίπεδα στα οποία πρέπει να μεταβάλλονται αυτές οι παράμετροι. Ο προσδιορισμός των επιπέδων μιας μεταβλητής προς δοκιμή

απαιτεί μια εις βάθος κατανόηση της διαδικασίας, συμπεριλαμβανομένης της ελάχιστης, της μέγιστης και της τρέχουσας τιμής της παραμέτρου. Εάν η διαφορά μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης τιμής μιας παραμέτρου είναι μεγάλη, οι τιμές που ελέγχονται μπορούν να απέχουν περισσότερο μεταξύ τους ή να δοκιμαστούν περισσότερες τιμές. Εάν το εύρος μιας παραμέτρου είναι μικρό, τότε μπορούν να ελεγχθούν λιγότερες τιμές ή οι τιμές που δοκιμάστηκαν να είναι πιο κοντά μεταξύ τους. Για παράδειγμα, εάν η θερμοκρασία ενός χιτωνίου αντιδραστήρα μπορεί να κυμαίνεται μεταξύ 30 και 70 βαθμών C και είναι γνωστό ότι η τρέχουσα θερμοκρασία λειτουργίας είναι 45 βαθμοί C, μπορούν να επιλεγούν τρία επίπεδα στους 30, 45 και 70 βαθμούς C. Επίσης, το κόστος διεξαγωγής των πειραμάτων πρέπει να λαμβάνεται υπόψη κατά τον προσδιορισμό του αριθμού των επιπέδων μιας παραμέτρου που θα συμπεριληφθούν στον πειραματικό σχεδιασμό. Στο προηγούμενο παράδειγμα θερμοκρασίας μπουφάν, θα ήταν απαγορευτικό κόστος να κάνουμε 50 επίπεδα σε διαστήματα 1 βαθμού. Τυπικά, ο αριθμός των επιπέδων για όλες τις παραμέτρους στον πειραματικό σχεδιασμό επιλέγεται να είναι ο ίδιος για να βοηθήσει στην επιλογή της σωστής ορθογώνιας διάταξης.

Γνωρίζοντας τον αριθμό των παραμέτρων και τον αριθμό των επιπέδων, μπορεί να επιλεγεί ο σωστός ορθογώνιος πίνακας. Χρησιμοποιώντας τον πίνακα που φαίνεται παρακάτω, μπορούμε να βρούμε το όνομα του κατάλληλου πίνακα κοιτάζοντας τη στήλη και τη γραμμή που αντιστοιχούν στον αριθμό των παραμέτρων και τον αριθμό των επιπέδων. Μόλις καθοριστεί το όνομα (ο δείκτης αντιπροσωπεύει τον αριθμό των πειραμάτων που πρέπει να ολοκληρωθούν), ο προκαθορισμένος πίνακας μπορεί να αναζητηθεί. Παρέχονται σύνδεσμοι σε πολλούς από τους προκαθορισμένους πίνακες που δίνονται στον επιλογέα πίνακα. Αυτοί οι πίνακες δημιουργήθηκαν χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο που ανέπτυξε ο Taguchi, και επιτρέπει σε κάθε μεταβλητή και ρύθμιση να ελέγχονται εξίσου. Για παράδειγμα, εάν έχουμε τρεις παραμέτρους (υγρασία, θερμοκρασία, πίεση) και δύο επίπεδα (υψηλό, χαμηλό), μπορεί να φανεί ότι ο σωστός πίνακας είναι L4. Τα επίπεδα που ορίζονται ως 1, 2, 3 κ.λπ. θα πρέπει να αντικατασταθούν στη διάταξη με τις πραγματικές τιμές στάθμης που πρέπει να μεταβάλλονται και τα P1, P2, P3 θα πρέπει να αντικατασταθούν με τις πραγματικές παραμέτρους (π.χ. υγρασία, θερμοκρασία κ.λπ.)

Υπάρχουν οι παρακάτω επιλογές

L4: Τρεις παράγοντες δύο επιπέδων

L8: Επτά παράγοντες δύο επιπέδων

L9 : Τέσσερις παράγοντες τριών επιπέδων

L12: Έντεκα παράγοντες δύο επιπέδων

L16: Δεκαπέντε παράγοντες δύο επιπέδων

L16b: Πέντε παράγοντες τεσσάρων επιπέδων

L18: Ένας παράγοντας δύο επιπέδων και επτά παράγοντες τριών επιπέδων

L25: Έξι παράγοντες πέντε επιπέδων

L27: Δεκατρείς παράγοντες τριών επιπέδων

L32: Τριάντα δύο παράγοντες δύο επιπέδων

L32b: Ένας παράγοντας δύο επιπέδων και εννέα παράγοντες τεσσάρων επιπέδων

L36: Έντεκα παράγοντες δύο επιπέδων και δώδεκα παράγοντες τριών επιπέδων

L50: Ένας συντελεστής δύο επιπέδων σε 2 επίπεδα και έντεκα συντελεστές πέντε επιπέδων

L54: Ένας παράγοντας δύο επιπέδων και είκοσι πέντε παράγοντες τριών επιπέδων

L64: Τριάντα ένας παράγοντες δύο επιπέδων

L64b: Είκοσι ένας παράγοντες τεσσάρων επιπέδων

L81: Σαράντα παράγοντες τριών επιπέδων

Κεφάλαιο 7ο: Αποτελέσματα

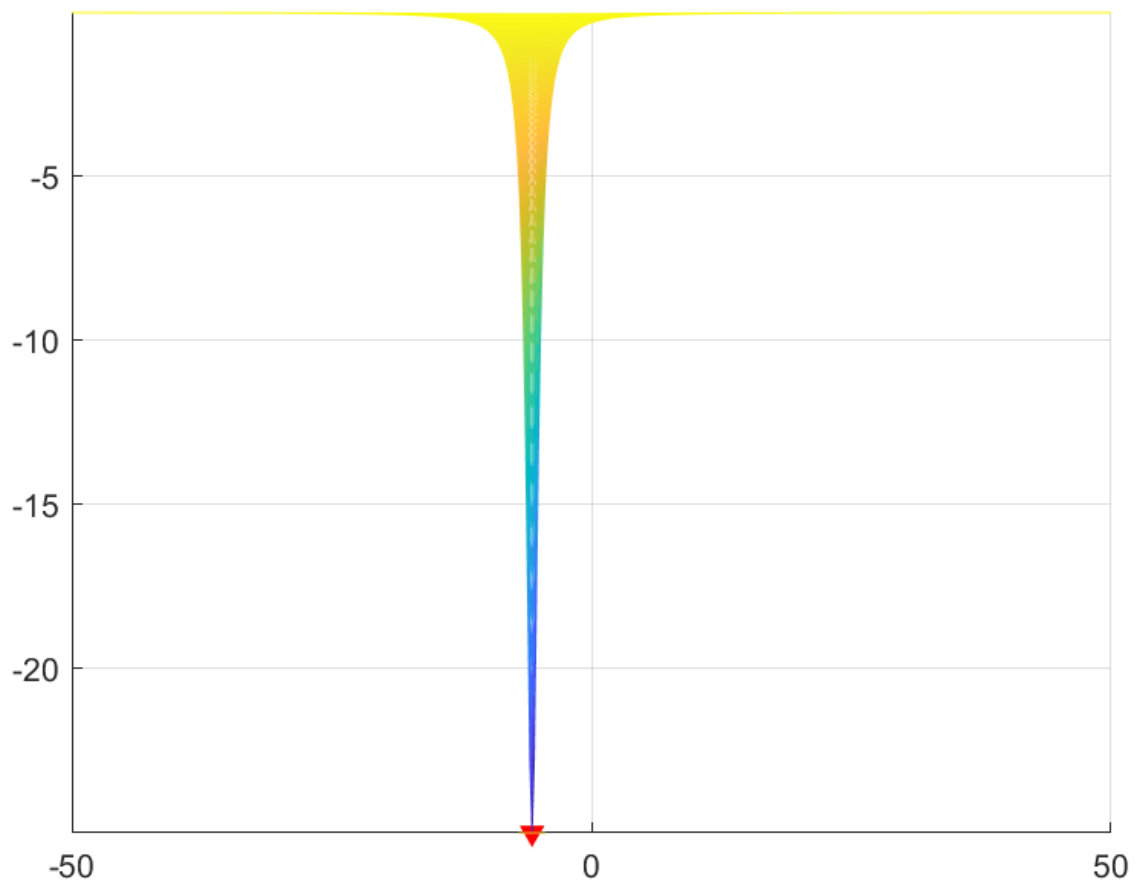
7.1 Συνάρτηση με ένα ελάχιστο

Η συνάρτηση είναι η

$$\text{func} = \theta(x, y) (5e2 ./ ((x.*7.0+4e1).^2 + (y.*2.0+8.0).^2 + 2e1));$$

7.1.1 Με σάρωση

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.1: Με σάρωση – με ένα ελάχιστο

και ελάχιστο το -25

στο σημείο [-5.714;-4.000]

Πραγματοποιήθηκε **σάρωση** σε περιοχή:

x	-10	0
y	-10	0

με βήμα 0.001

χρειάζονται 100 εκατ φορές να τρέξει η συνάρτηση και από αυτές τις τιμές να επιλεγεί το ελάχιστο.

Ο χρόνος που απαιτήθηκε για την εύρεση είναι: 22 λεπτά

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

Η μέθοδος σάρωσης χρησιμοποιήθηκε μόνο για την εύρεση του ελαχίστου σε μια συγκεκριμένη διακριτική ικανότητα.

7.1.2 Με Γενετικούς Αλγόριθμους

Προκύπτει γράφημα

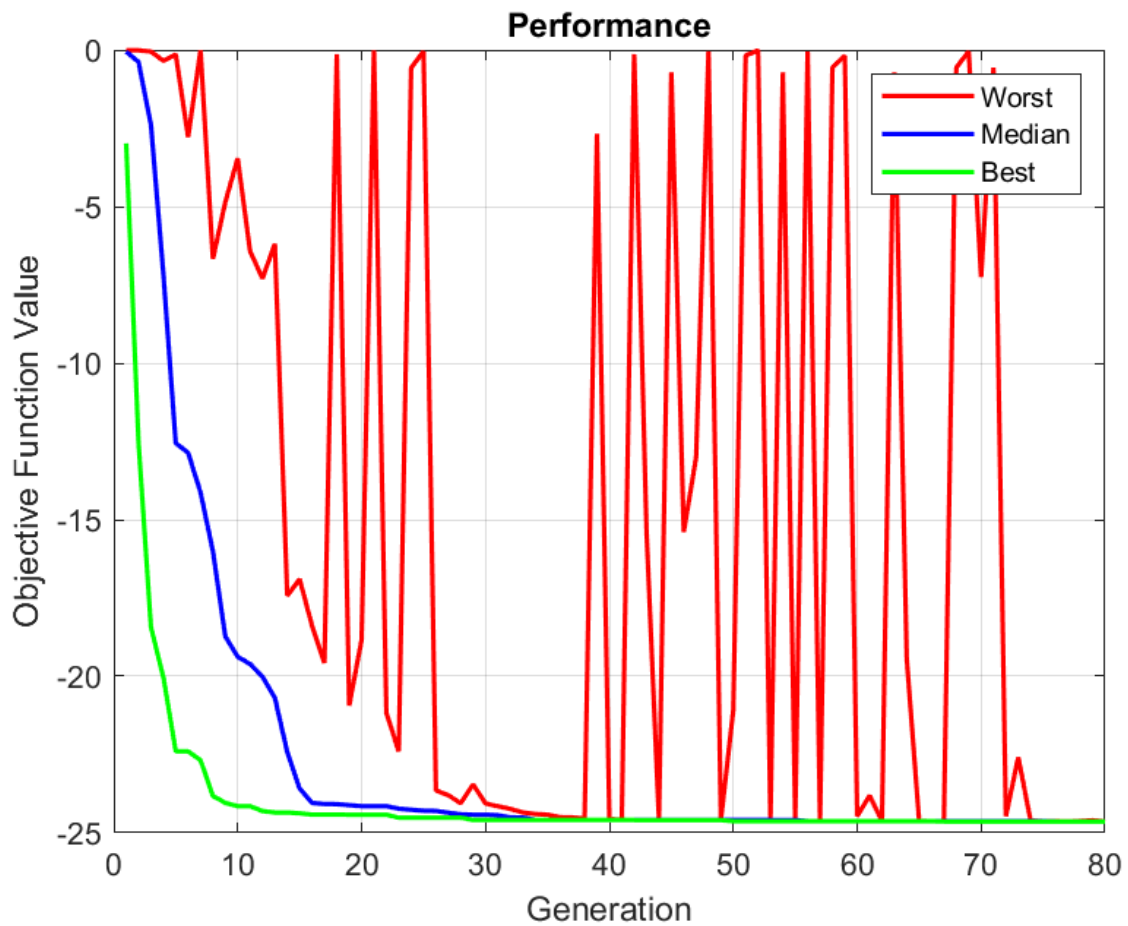
που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος χρωμοσωμάτων και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(-5.7440249843605, -3.7499402090889) = -24.6384839826513$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30



Εικόνα 7.2: Απόδοση - με Γενετικούς – με ένα ελάχιστο

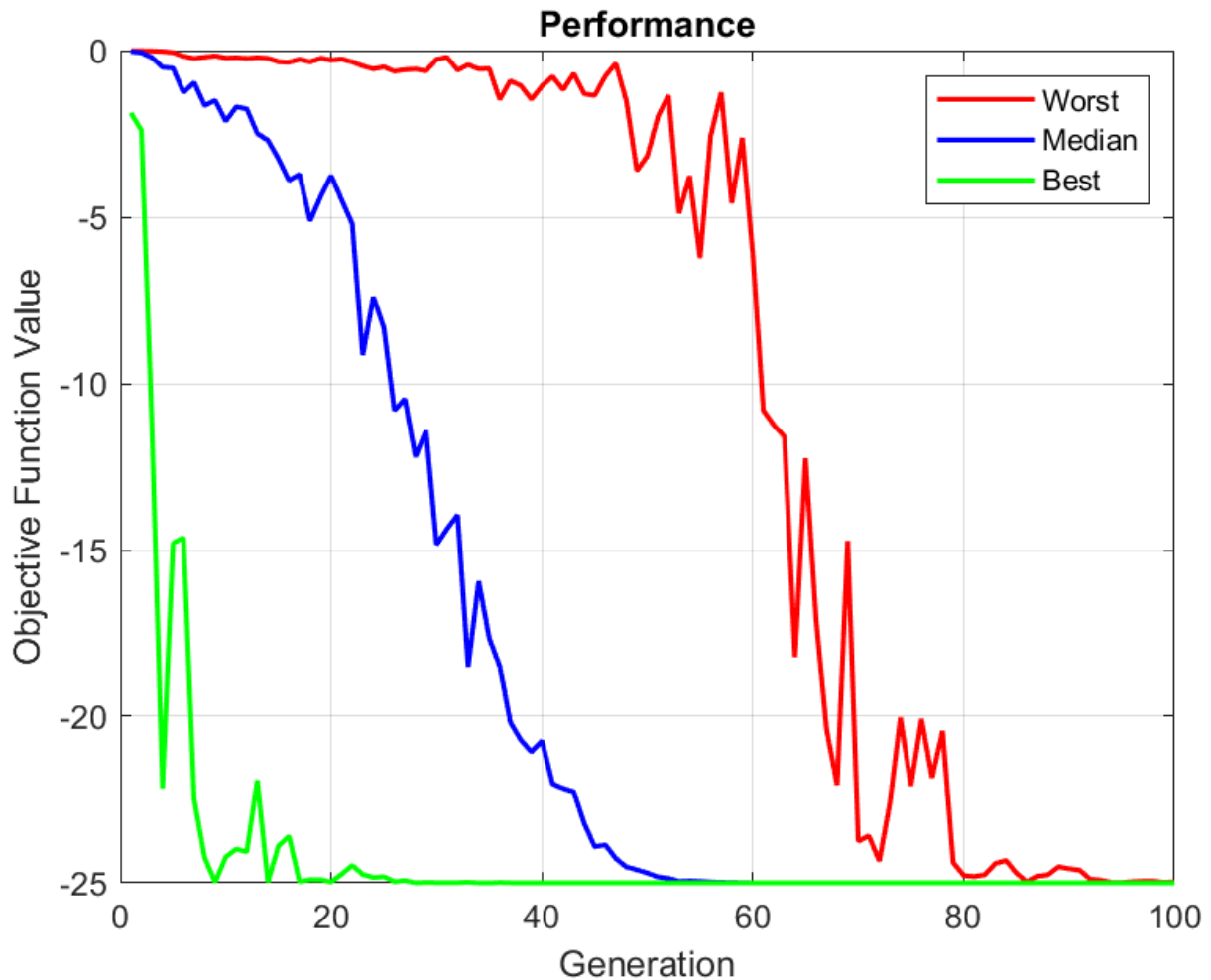
σε χρόνο 0.233194s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 14862 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.1.3 Με PSO

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.3: Απόδοση - με PSO – με ένα ελάχιστο

που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος πτηνών και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(-5.7142857134640, -4.0000000150800) = -25.0000000000000$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

σε χρόνο 0.135441s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 9200 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.1.4 Με Taguchi

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

Παρουσιάζει

σε χρόνο 0.007858s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 369 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.1.5 Σύγκριση

Με ελάχιστο -25 στο σημείο [-5.714;-4.000]

Πίνακας χχ

	GA	PSO	Taguchi
Min	-24.6384839826513	-25.0000000000000	-25.0000
X	-3.7499402090889	-4.0000000150800	-4.000072419720825
Y	-5.7440249843605	-5.7142857134640	-5.714336084311579

Φορές εκτέλεσης	14862	9200	369
Χρόνος εύρεσης	0.233194s	0.135441s	0.007858s

Παρατηρούμε ότι η μέθοδος Taguchi βρίσκει με μικρότερο χρόνο εκτέλεσης και λιγότερες φορές εκτέλεσης της συνάρτησης το ελάχιστο με ικανοποιητική ακρίβεια.

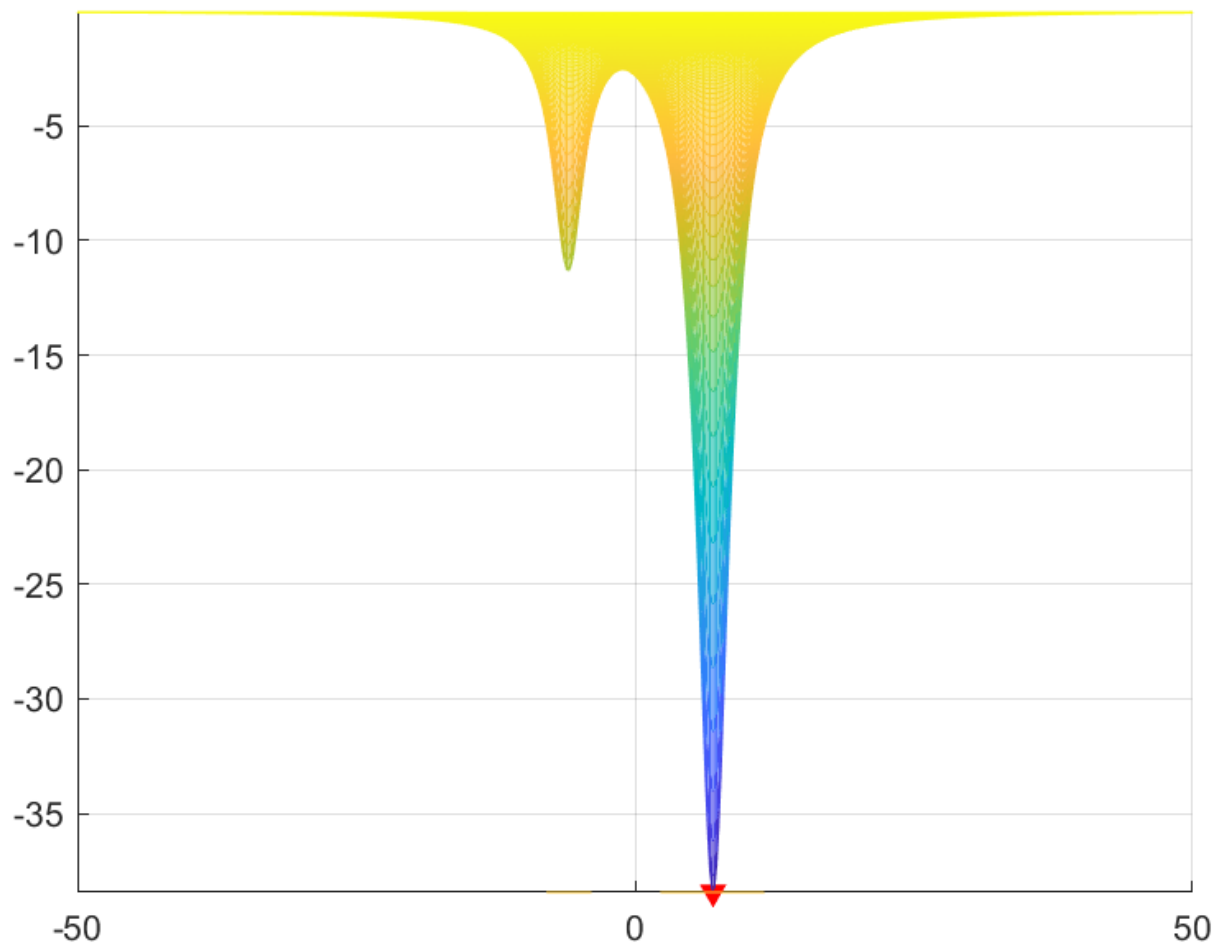
7.2 Συνάρτηση με δύο ελάχιστα

Η συνάρτηση είναι η

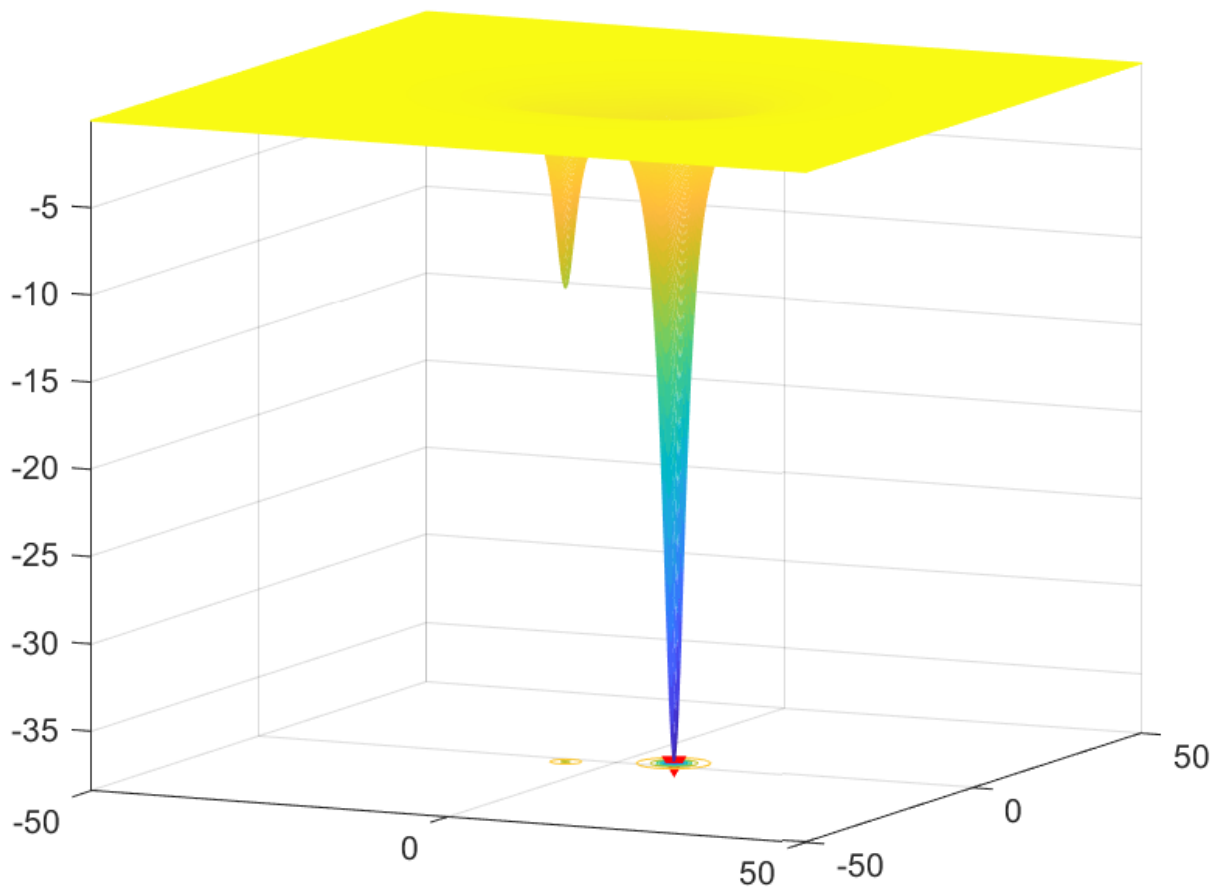
$$\text{func} = @(x, y) - (2.68e2 ./ ((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3 ./ ((x.*3.0-2.1e1).^2+(y.*3.0-7.0).^2+2.8e1));$$

7.2.1 Με σάρωση

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.4: Με σάρωση – με δύο ελάχιστα - α



Εικόνα 7.5: Με σάρωση – με δύο ελάχιστα - β

και ελάχιστο το -38.439

στο σημείο [6.999;2.333]

Πραγματοποιήθηκε **σάρωση** σε περιοχή:

X	0	10
Y	0	10

με βήμα 0.001

χρειάζονται 100 εκατ φορές να τρέξει η συνάρτηση και από αυτές τις τιμές να επιλεγεί το ελάχιστο.

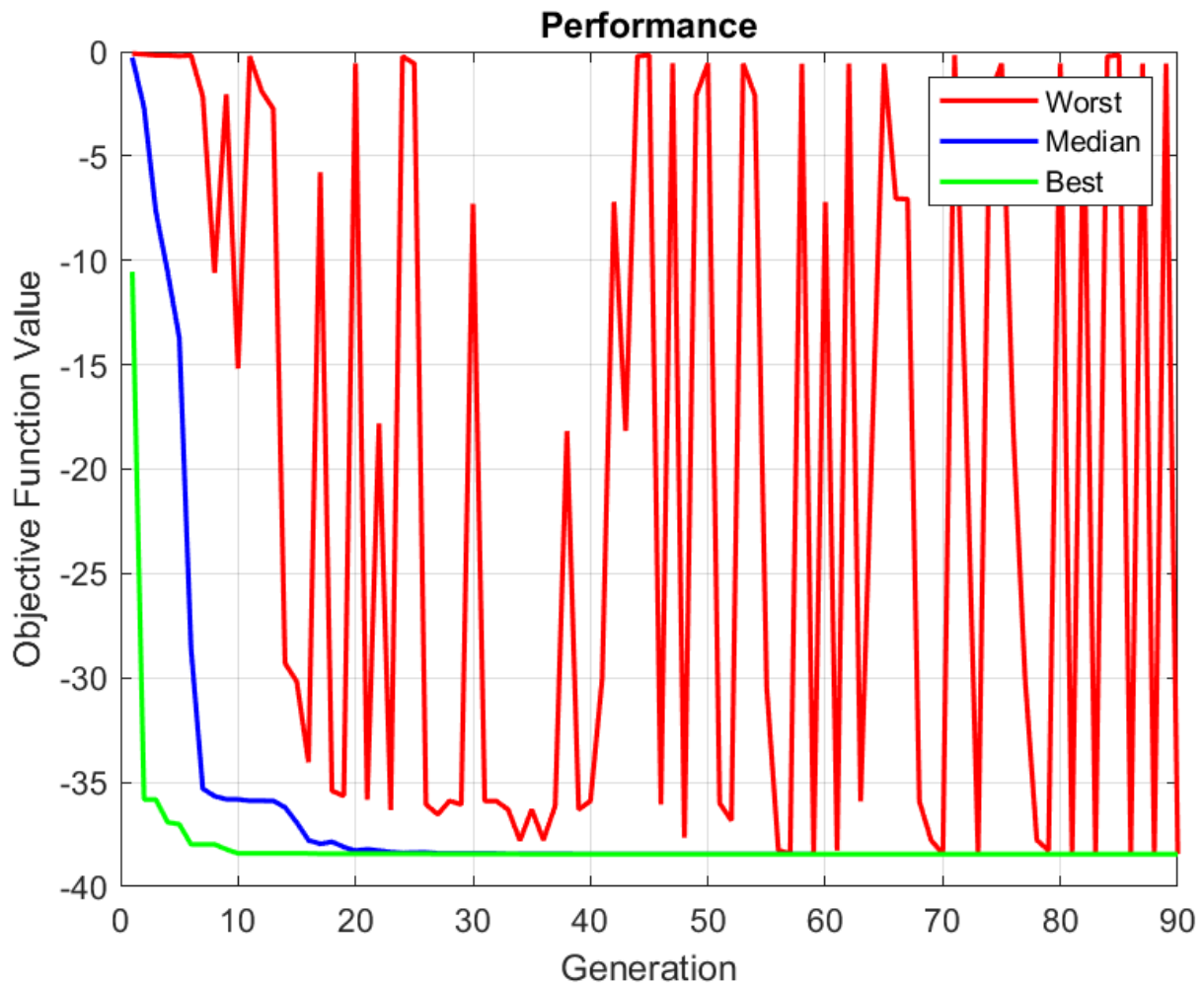
Ο χρόνος που απαιτήθηκε για την εύρεση είναι: 23 λεπτά

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

Η μέθοδος σάρωσης χρησιμοποιήθηκε μόνο για την εύρεση του ελαχίστου σε μια συγκεκριμένη διακριτική ικανότητα.

7.2.2 Με Γενετικούς Αλγόριθμους

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.6: Απόδοση - με Γενετικούς – με δύο ελάχιστα

που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος χρωμοσωμάτων και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(6.9991396963340, 2.3327485422119) = -38.4395692426324$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

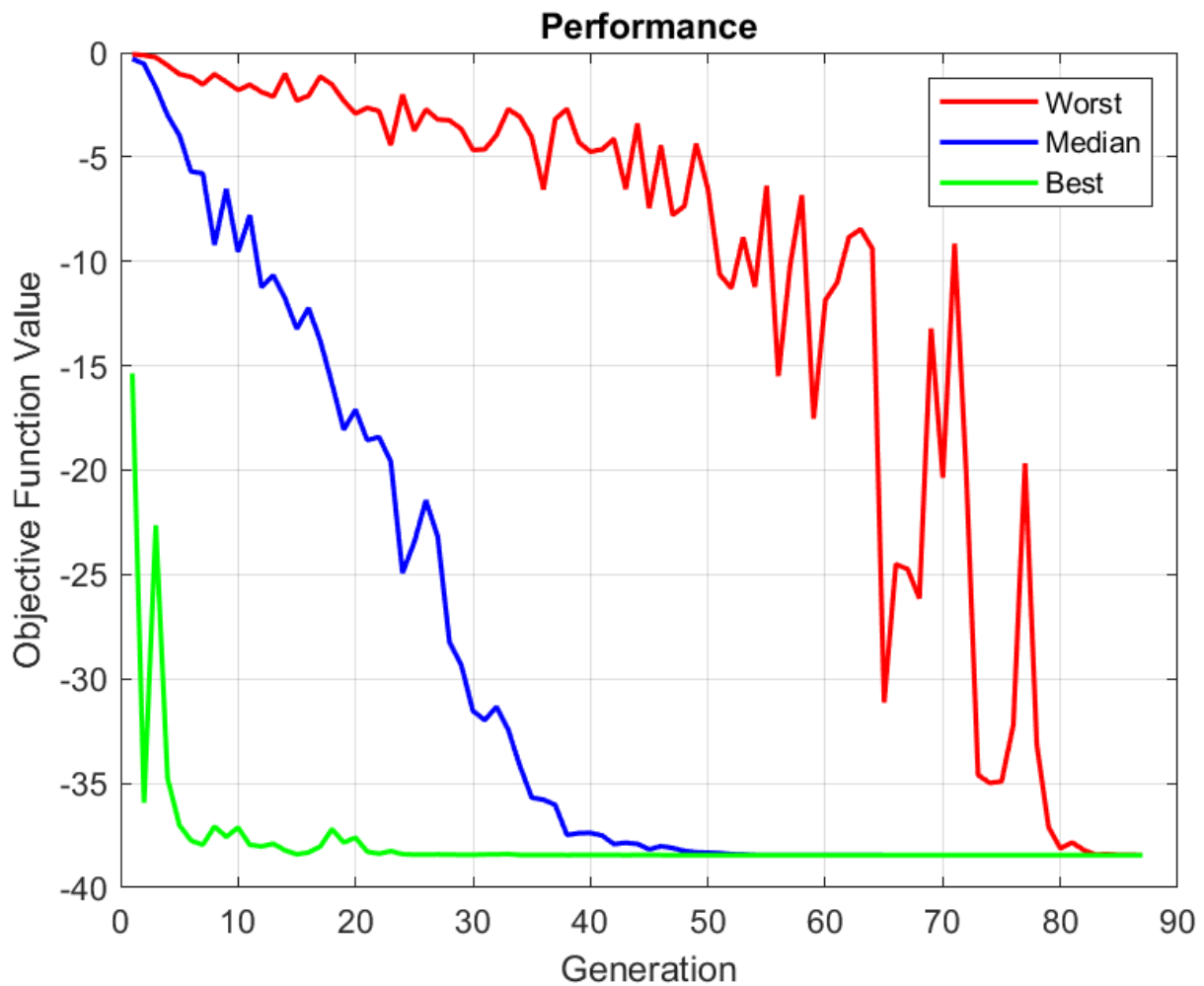
σε χρόνο 0.241961s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 16727 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.2.3 Με PSO

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.7: Απόδοση - με PSO – με δύο ελάχιστα

που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος πτηνών και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(6.9991602025313 , 2.3330318812478) = -38.4395702356157$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

σε χρόνο 0.151160s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 9400 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.2.4 Με Taguchi

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

Παρουσιάζει

$$f(6.999233548059485, 2.332957455942718) = -38.439570101246230$$

σε χρόνο 0.007333s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 369 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.2.5 Σύγκριση

Με ελάχιστο -38.439 στο σημείο [6.999;2.333]

Πίνακας 7.1.

	GA	PSO	Taguchi
Min	-38.4395692426324	-38.4395702356157	-38.4395701012462
X	6.9991396963340	6.9991602025313	6.999233548059485
Y	2.3327485422119	2.3330318812478	2.332957455942718
Φορές εκτέλεσης	16727	9400	369
Χρόνος εύρεσης	0.241961s	0.151160s	0.007333s

Παρατηρούμε ότι η μέθοδος Taguchi βρίσκει με μικρότερο χρόνο εκτέλεσης και λιγότερες φορές εκτέλεσης της συνάρτησης το ελάχιστο αλλά η μέθοδος PSO το βρίσκει με καλύτερη ακρίβεια.

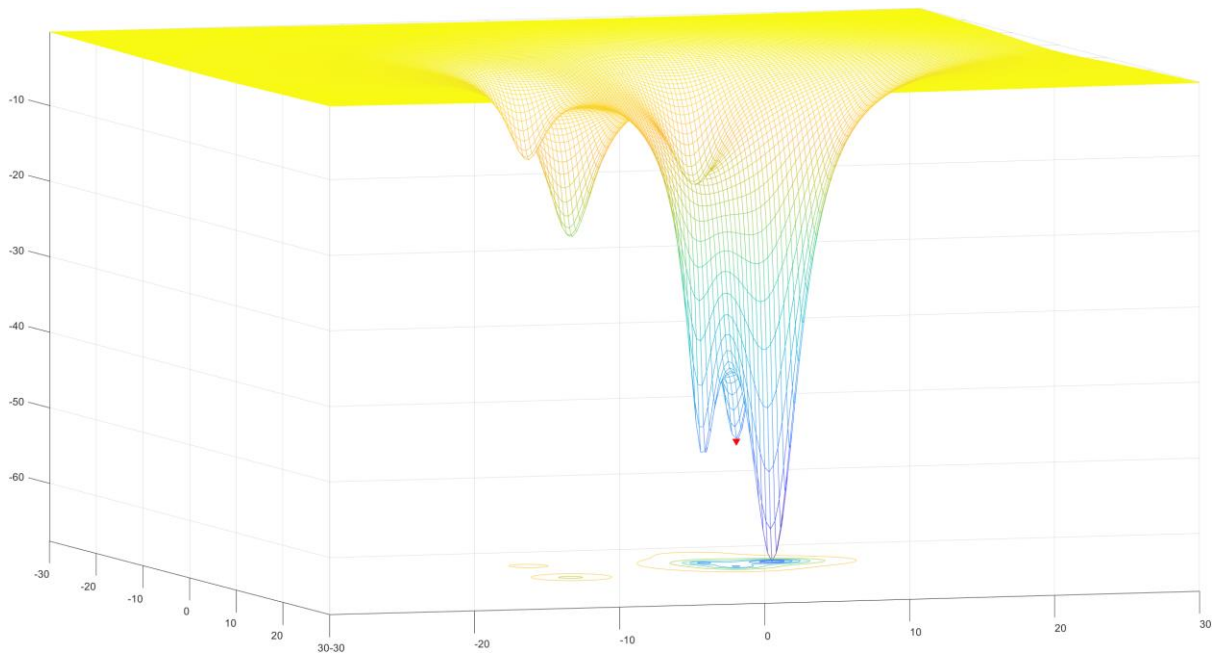
7.3 Συνάρτηση με έξι ελάχιστα

Η συνάρτηση είναι η

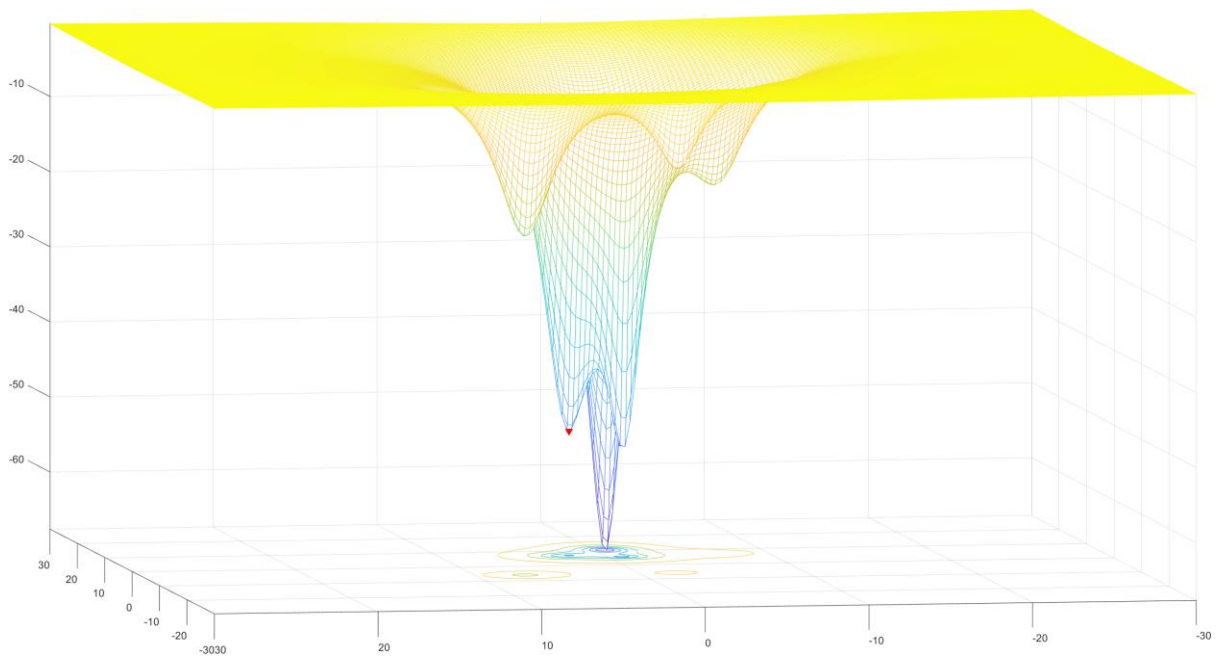
```
func = @(x,y) ...
-
(2.68e2./((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0+7.0).^2+2.5e1) ...
+1.072e3./((x.*3.0-2.1e1).^2+(y.*3.0-
7.0).^2+2.8e1) ...
) ...
+(-8.04e2./((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0-
2.1e1).^2+3.9e1) ...
-5.36e2./((x.*3.0-
2.1e1).^2+(y.*3.0+2.1e1).^2+4.2e1) ...
) ...
-(5.2e2./((x.*3.2-
1.8e1).^2+(y.*3.0+3.0).^2+1.5e1) ...
+1.072e3./((x.*2.0-
2.1e1).^2+(y.*3.0+2.0).^2+1.8e1) ...
) ...
;
```

7.3.1 Με σάρωση

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.8: Με σάρωση – με έξι ελάχιστα - α



Εικόνα 7.9: Με σάρωση – με έξι ελάχιστα - β

Αρχικά χρησιμοποιήθηκε μια έτοιμη συνάρτηση εύρεσης της Matlab

Nelder-Mead simplex direct search

η οποία απέτυχε να βρει το ολικό ελάχιστο.

Με τη βοήθεια των παρακάτω αλγορίθμων εντοπίστηκε η περιοχή του ελάχιστου και συγκρίθηκε οπτικά με το γράφημα

Έτσι βρέθηκε

και ελάχιστο το -67.983

στο σημείο [10.407; -0.649]

Πραγματοποιήθηκε **σάρωση** σε περιοχή:

X	5	15
Y	-5	5

με βήμα 0.001

χρειάζονται 100 εκατ φορές να τρέξει η συνάρτηση και από αυτές τις τιμές να επιλεγεί το ελάχιστο.

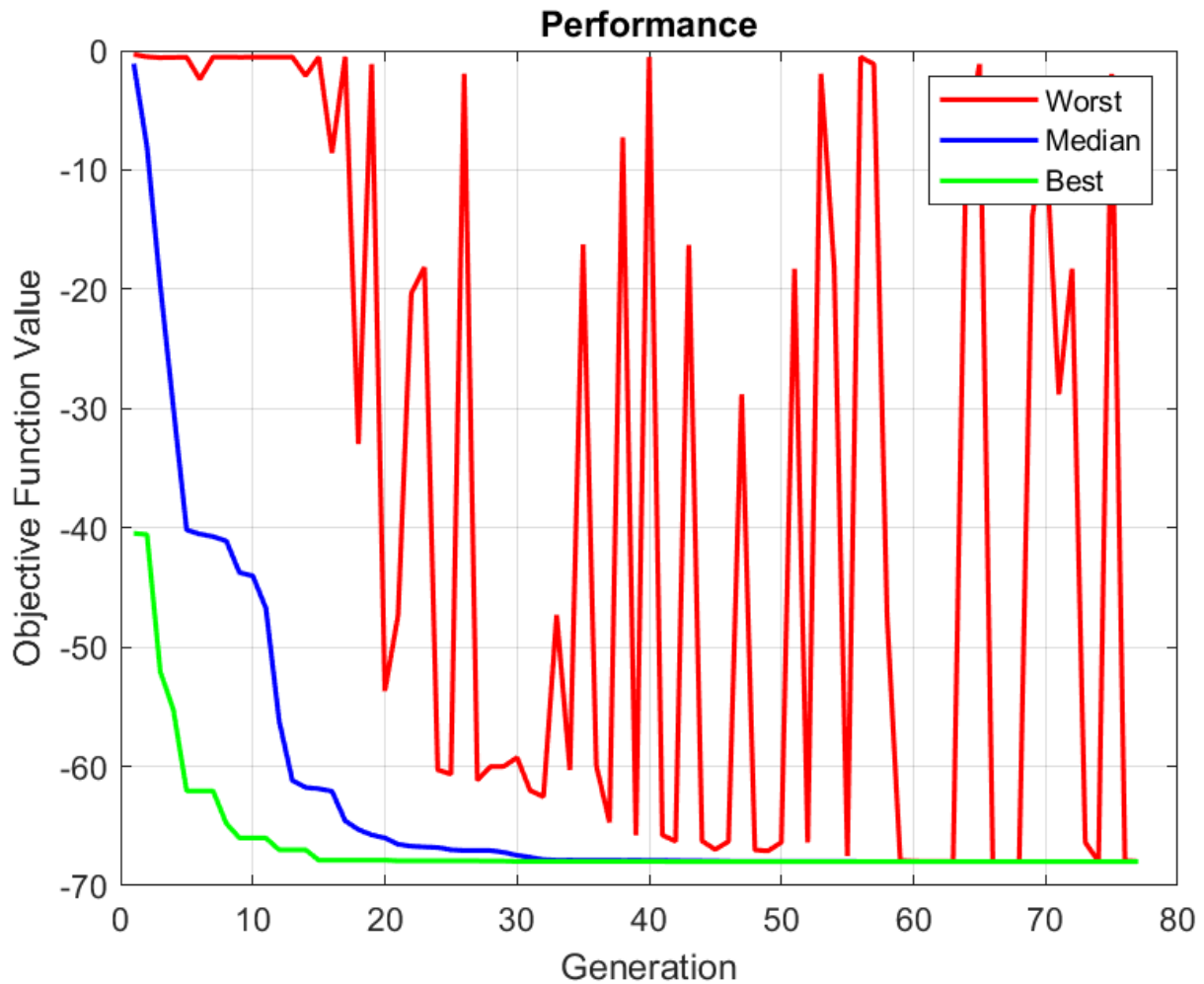
Ο χρόνος που απαιτήθηκε για την εύρεση είναι: 24 λεπτά

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

Η μέθοδος σάρωσης χρησιμοποιήθηκε μόνο για την εύρεση του ελαχίστου σε μια συγκεκριμένη διακριτική ικανότητα.

7.3.2 Με Γενετικούς Αλγόριθμους

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.10: Απόδοση - με Γενετικούς – με έξι ελάχιστα

που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος χρωμοσωμάτων και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(10.4297137388502, -0.6501326158682) = -67.9774114286320$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

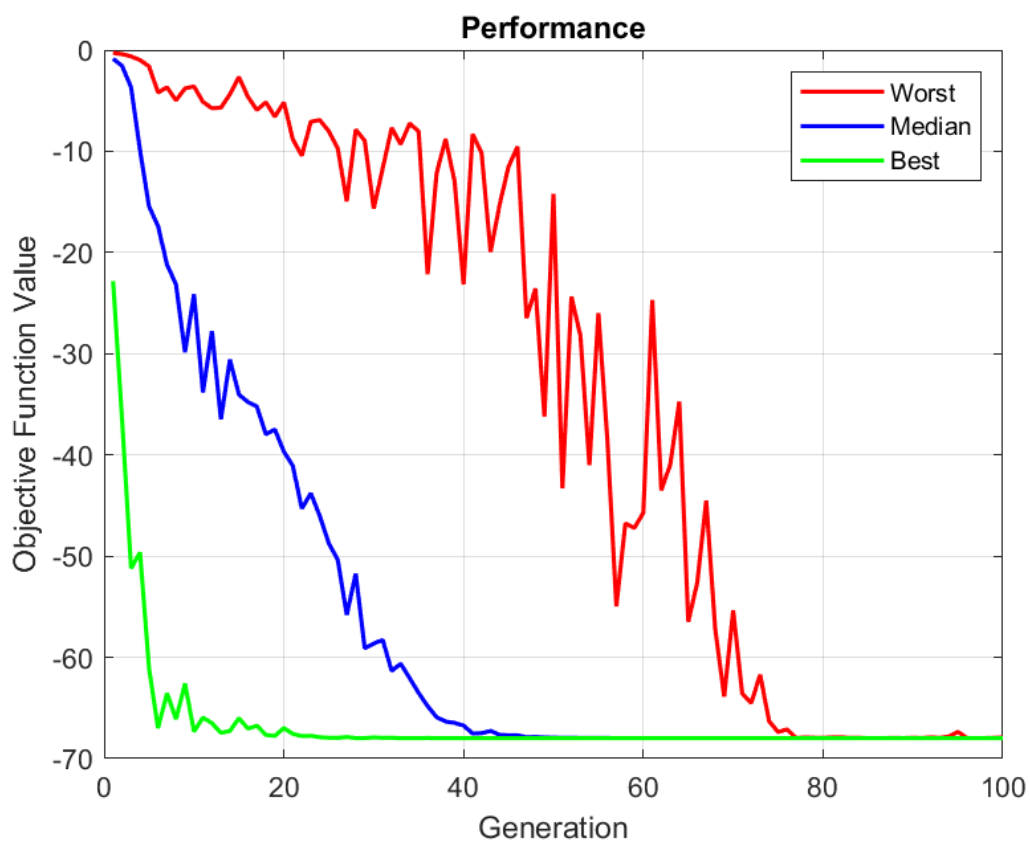
σε χρόνο 0.216579s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 14297 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.3.3 Με PSO

Προκύπτει γράφημα



Εικόνα 7.11: Απόδοση - με PSO – με έξι ελάχιστα

που δείχνει την απόδοση για την εύρεση του ελαχίστου μέσω του κατάλληλου δείγματος πτηνών και παρατηρούμε την καλύτερη πως βρίσκει το ελάχιστο πιο γρήγορα.

Παρουσιάζει

$$f(10.4076812997475, -0.6498714069210) = -67.9835577065950$$

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

σε χρόνο 0.145629s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 9300 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.3.4 Με Taguchi

Στην περιοχή:

X	-30	30
Y	-30	30

Παρουσιάζει

$$f(10.407733355113570, -0.649945254803289) = -67.983557513790670$$

σε χρόνο 0.013683s

και χρειάστηκε να τρέξει η συνάρτηση 369 φορές.

Έχει περιοριστεί η περιοχή επειδή γνωρίζουμε που περίπου είναι το ελάχιστο.

7.3.5 Σύγκριση

Με ελάχιστο -67.983 στο σημείο [10.407; -0.649]

Πίνακας 7.2.

	GA	PSO	Taguchi
Min	-67.9774114286320	-67.9835577065950	-67.98355751379067
X	10.4297137388502	10.4076812997475	10.407733355113570
Y	-0.6501326158682	-0.6498714069210	-0.649945254803289
Φορές εκτέλεσης	14297	9300	369
Χρόνος εύρεσης	0.216579s	0.145629s	0.013683s

Παρατηρούμε ότι η μέθοδος Taguchi βρίσκει με μικρότερο χρόνο εκτέλεσης και λιγότερες φορές εκτέλεσης της συνάρτησης το ελάχιστο αλλά η μέθοδος PSO το βρίσκει με καλύτερη ακρίβεια.

7.4 Εφαρμογή αλγορίθμων βελτιστοποίησης σε ενεργοποιητή IPMC (MEM)

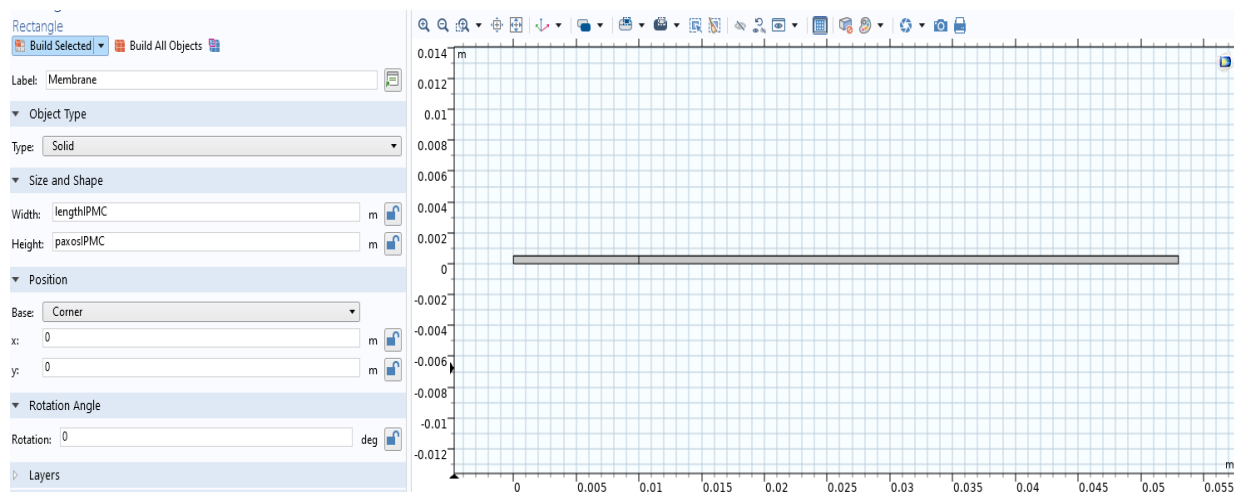
Χρησιμοποιήθηκε το ειδικό πρόγραμμα Comsol για την κατασκευή και προσομοίωση ενός IPMC ενεργοποιητή.

Τα χαρακτηριστικά που εισήχθησαν παρουσιάζεται στην Εικόνα 7.12..

Name	Expression	Value	Description
width_IP...	8.9[mm]	0.0089 m	
D_cat	7e-11 [m^2/s]	7E-11 m ² /s	
R	8.31 [J/(mol*K)]	8.31 J/(mol·K)	
T	293 [K]	293 K	
z_cat	1	1	
conc_cat...	1200 [mol/m^3]	1200 mol/m ³	
epsilon	2[mF/m]	0.002 F/m	
Faraday	96485.3415 [s*A/mol]	96485 C/mol	
Young_IP...	41 [MPa]	4.1E7 Pa	
Poisson_l...	0.49	0.49	
density_IP...	2000 [kg/m^3]	2000 kg/m ³	
Alpha	0.0001 [N/C]	1E-4 V/m	
endtime	20[s]	20 s	
lengthIP...	53[mm]	0.053 m	
paxosIPMC	0.5[mm]	5E-4 m	
paxPoint1	paxosIPMC+0.008[mm]	5.08E-4 m	
paxClamp	paxosIPMC+2*0.008[m...]	5.16E-4 m	

Εικόνα 7.12: Χαρακτηριστικά για το υλικό

και το υλικό παρουσιάζεται στην Εικόνα 7.13.



Εικόνα 7.13: Το υλικό IPMC

Στο υλικό εφαρμόζεται μια τάση στο άκρο του ίση με 2V.

Η έξοδος του δηλαδή η απόκριση του παρουσιάζεται στην Εικόνα 7.14 και είναι βηματική απόκριση. Τα χαρακτηριστικά που μπορούμε να αλλάξουμε μέσω προγραμματισμού και τα οποία εισάγονται στην συνάρτηση για τους αλγόριθμους βελτιστοποίησης είναι:

- Μήκος
- Πλάτος
- Πάχος

Σε αυτά πρέπει να τεθούν κάποια όρια στα οποία το υλικό μπορεί να μην έχει σωστή συμπεριφορά-απόκριση.

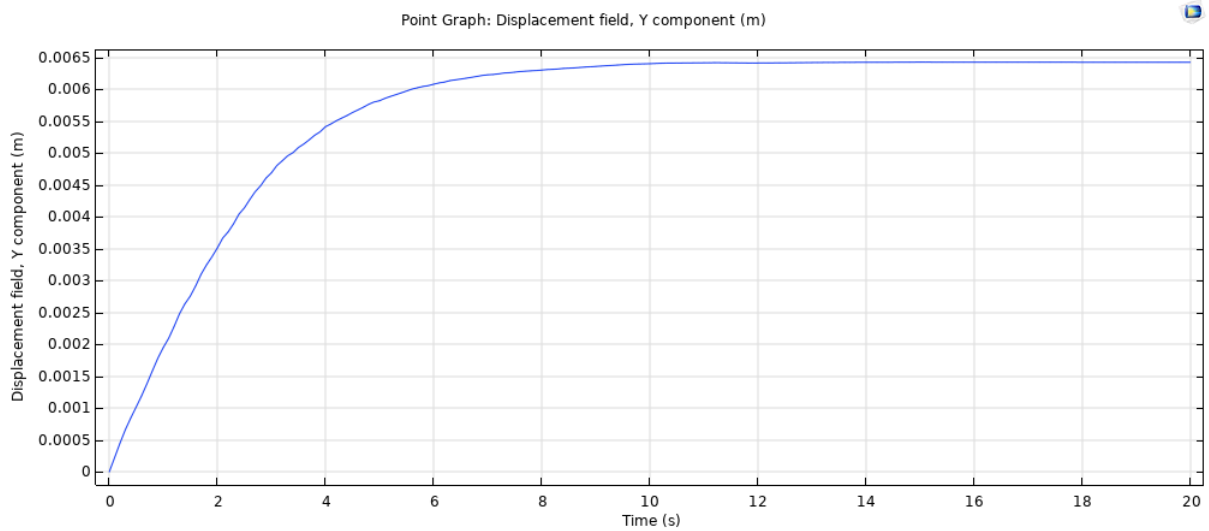
Αυτά τα όρια είναι:

	Min	Max
Length- Μήκος [mm]	10	100
Width- Πλάτος [mm]	5	20
Thickness-Πάχος [mm]	0.3	1

Στη συνέχεια παρουσιάζονται διάφορες καταστάσεις – αποκρίσεις του ενεργοποιητή για διάφορες τιμές των τριών χαρακτηριστικών.

Με

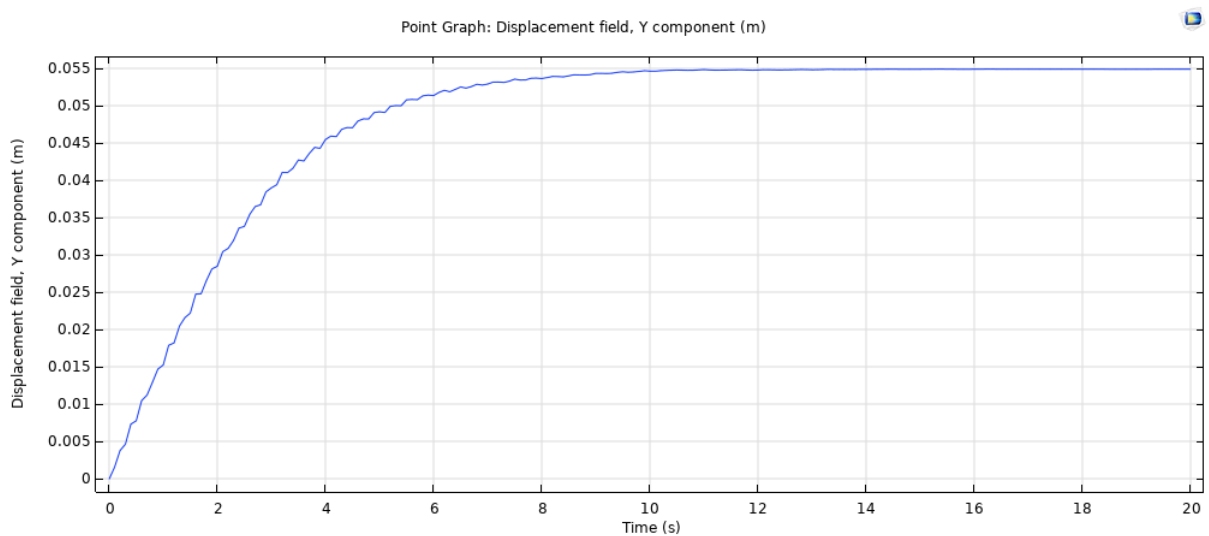
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
50	10	0.55



Εικόνα 7.14: Βηματική απόκριση του IPMC - 1

Με

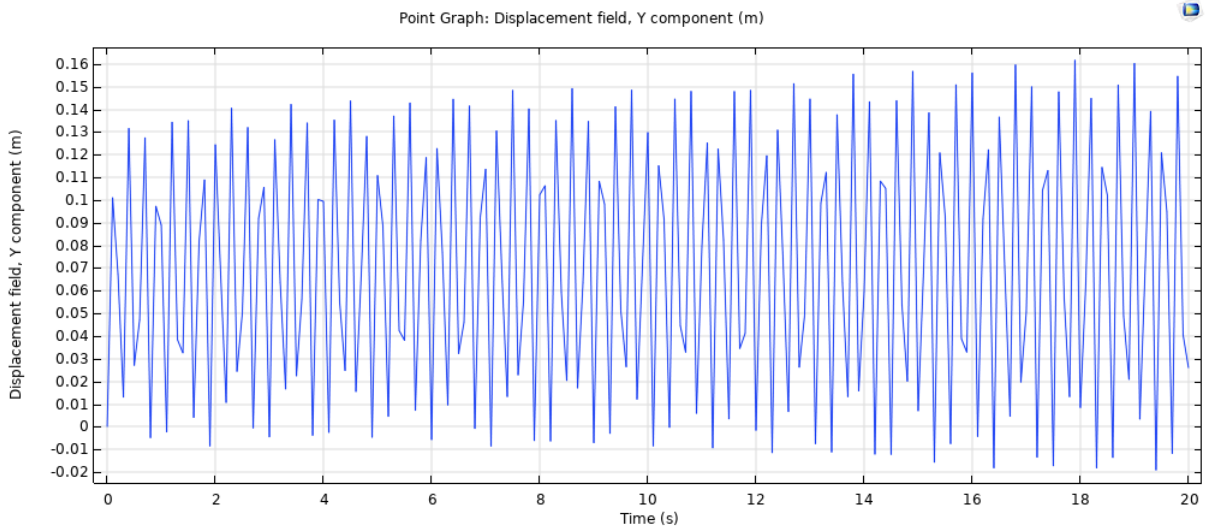
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	9	0.57



Εικόνα 7.15: Βηματική απόκριση του IPMC - 2

Με

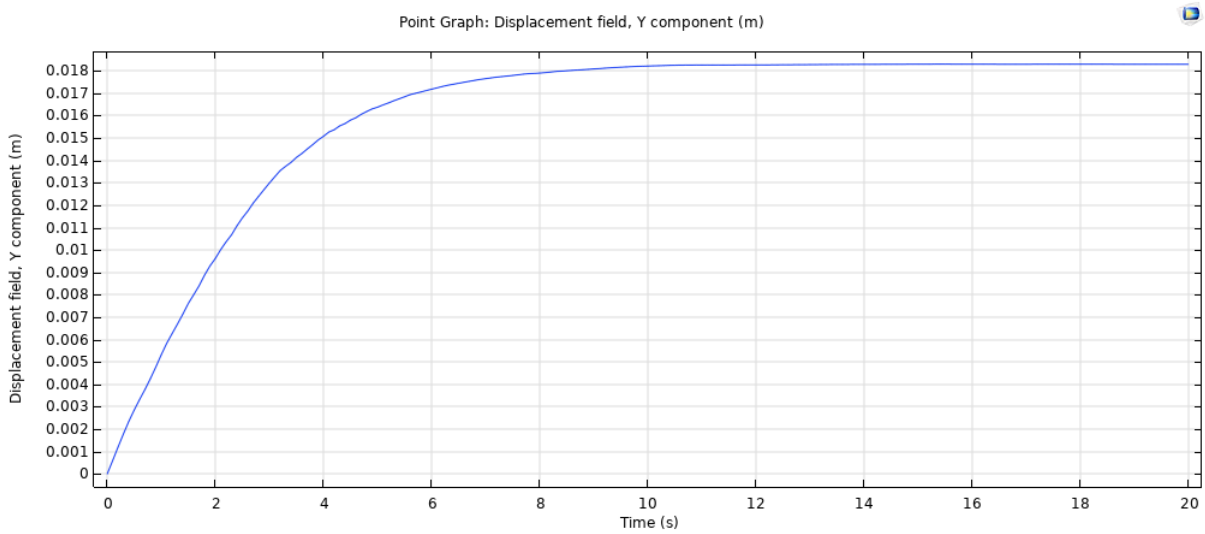
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	9	0.8



Εικόνα 7.16: Απόκριση του IPMC

Με

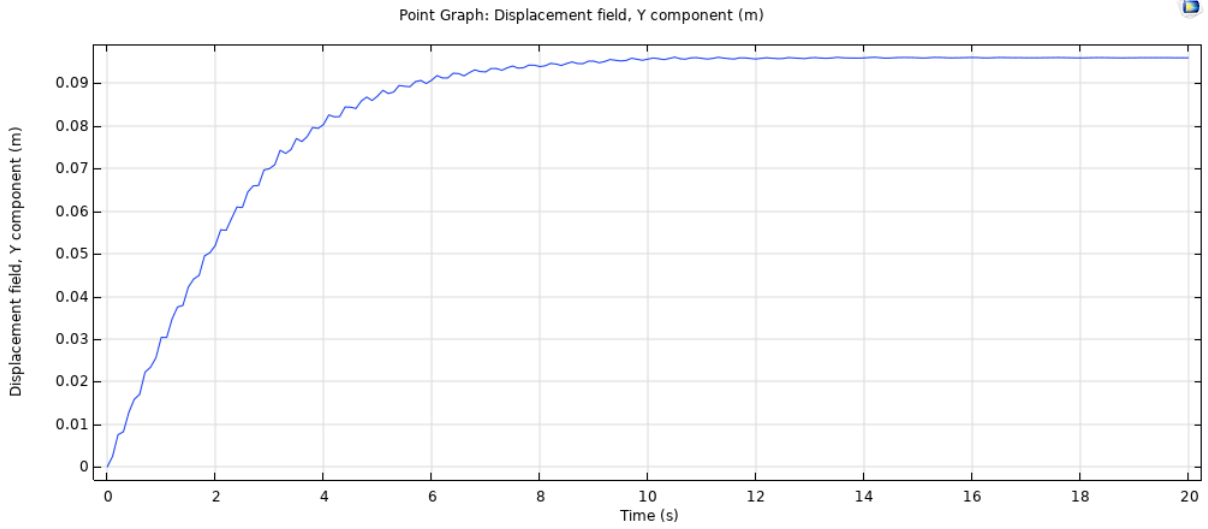
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	15	0.57



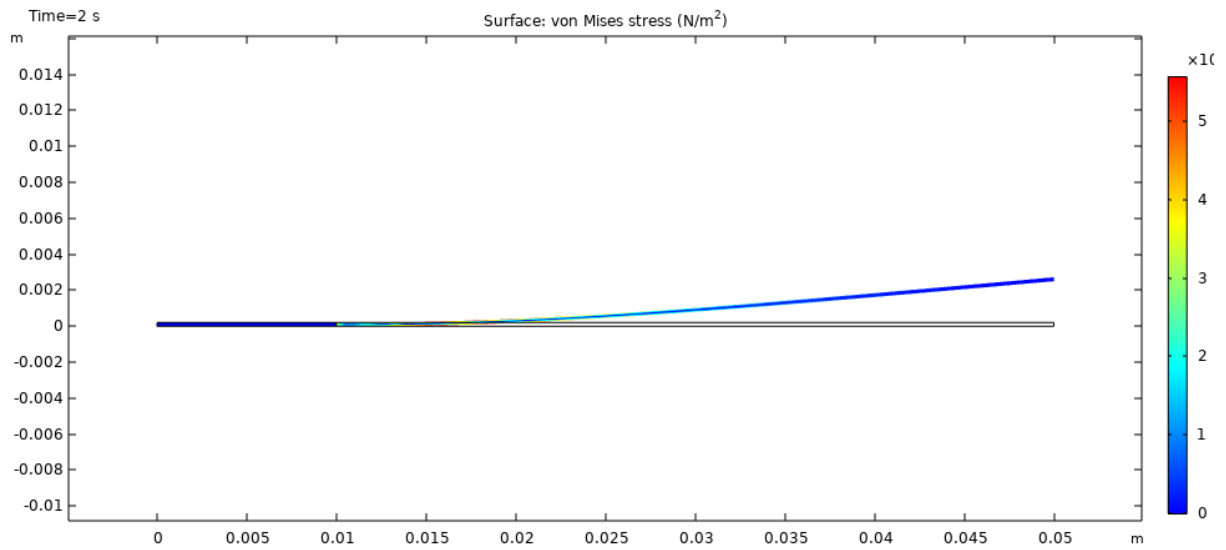
Εικόνα 7.17: Βηματική απόκριση του IPMC - 3

Με

Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	9	0.2



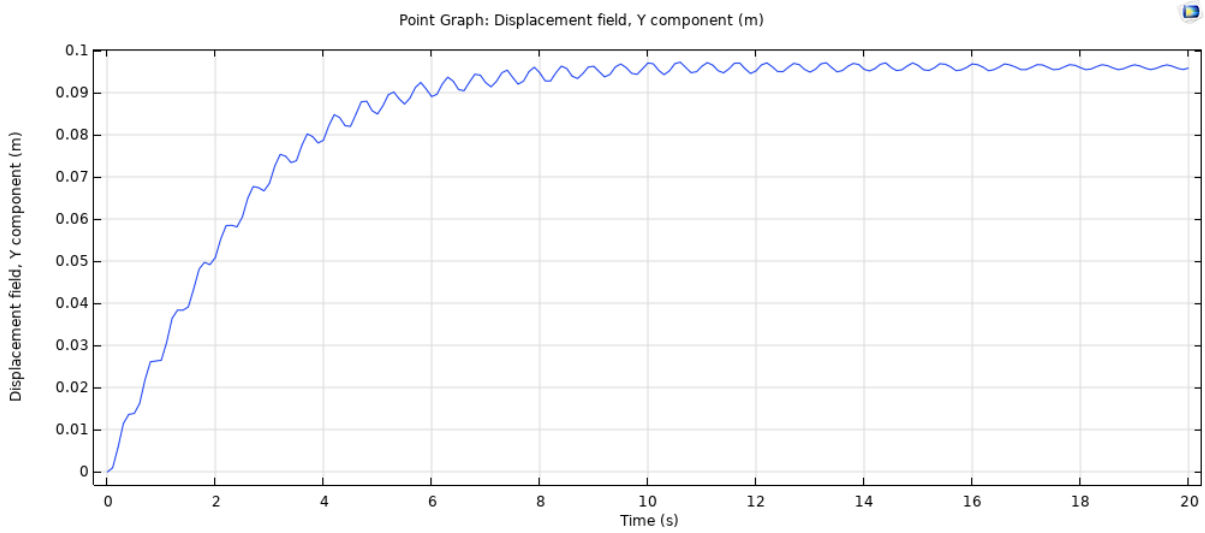
Εικόνα 7.18: Βηματική απόκριση του IPMC - 4



Εικόνα 7.19: Μετατόπιση του υλικού – Πίεση ανα N/m² - 1

Με

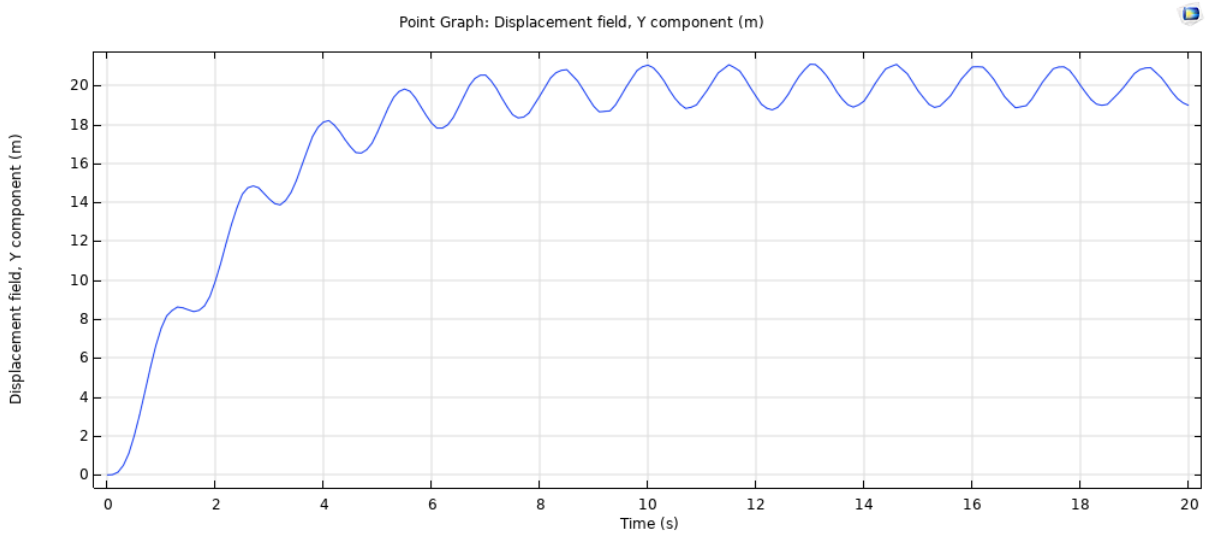
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	20	0.1



Εικόνα 7.20: Βηματική απόκριση του IPMC - 4

Με

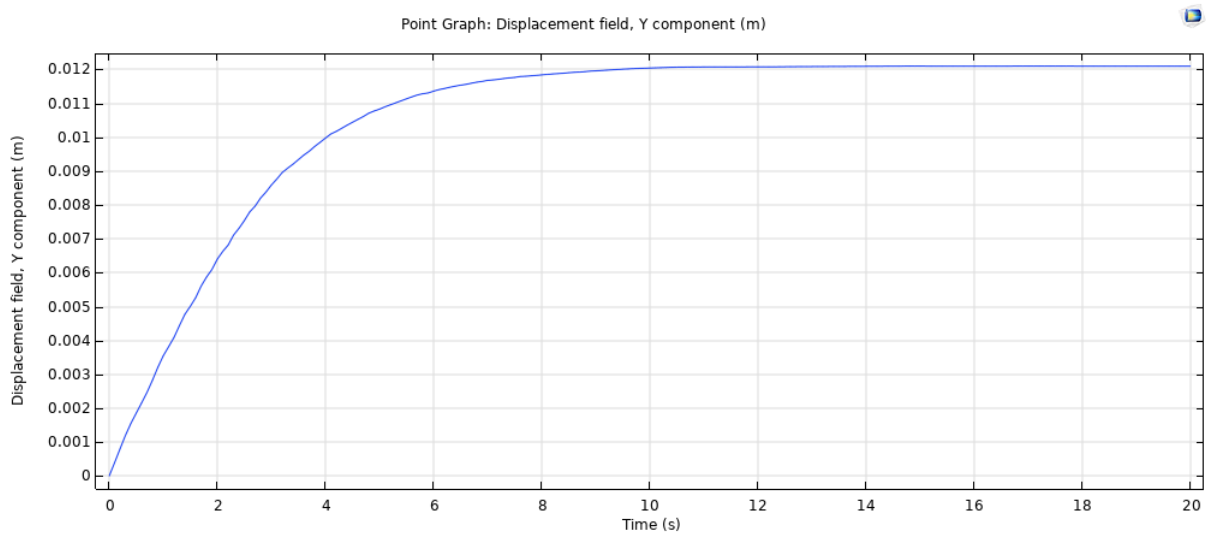
Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
90	9	0.02



Εικόνα 7.21: Βηματική απόκριση του IPMC - 4

Με

Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]
50	9	0.57



Εικόνα 7.22: Βηματική απόκριση του IPMC - 6

Η συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιήθηκε είναι η

$$F = - \text{displacement}$$

Το Comsol σε κάθε γύρα δέχεται τα

Length- Μήκος [mm]

Width- Πλάτος [mm]

Thickness-Πάχος[mm]

ως εισόδους

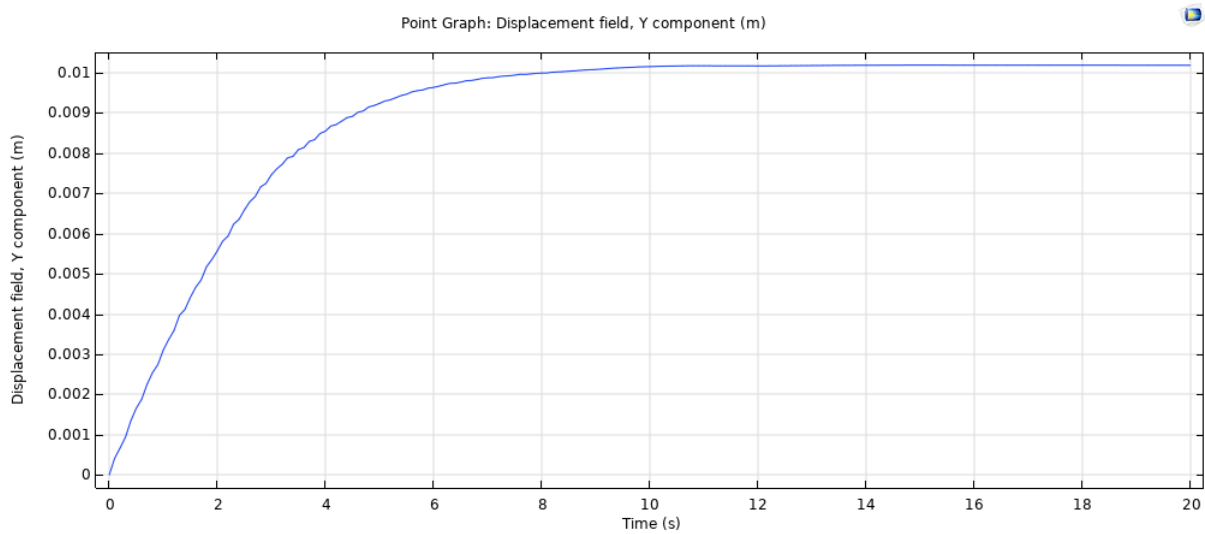
και λαμβάνει την έξοδο του στο 6^ο δευτερόλεπτο

και προσπαθεί να εντοπίσει την μεγαλύτερη τιμή της μετατόπισης σε εκείνο το δευτερόλεπτο, θεωρώντας ότι το σύστημα είναι πιο γρήγορο.

Βρέθηκαν οι παρακάτω τιμές

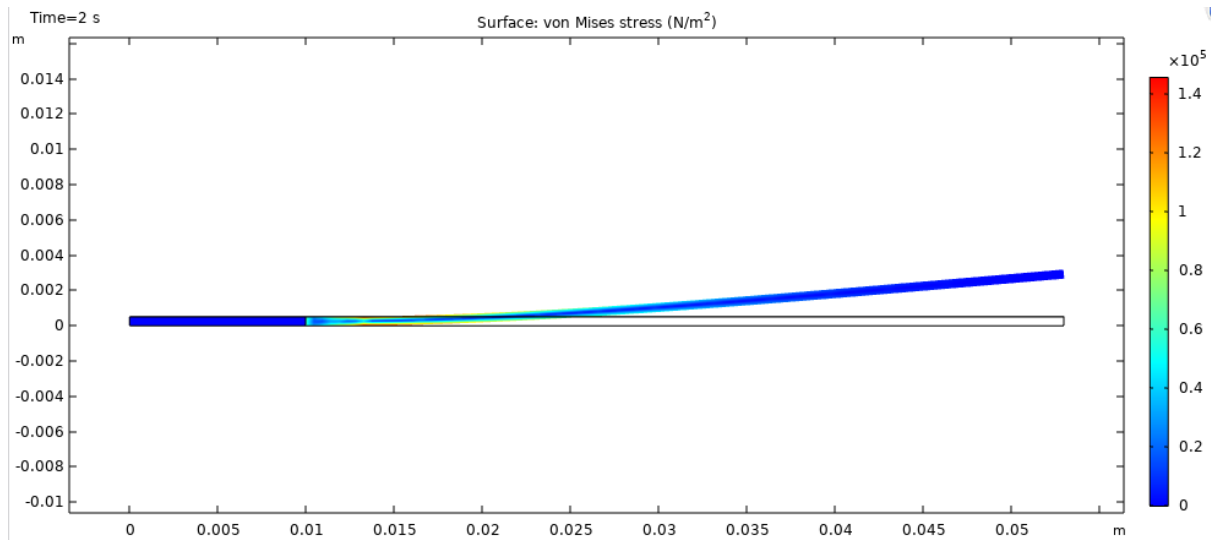
	Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]	Displacement (60 sec)
Genetic	53.5	8.95	0.51	9.63 mm
PSO	53.2	8.93	0.51	9.68 mm
Taguchi	53	8.92	0.5	9.7 mm

Με 0.0097m ή στο 6^ο δευτερόλεπτο με εφαρμογή των μετρήσεων από το Taguchi.



Εικόνα 7.23: Βηματική απόκριση του IPMC - 7

Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται η πίεση που δέχεται το υλικό και τα χαρακτηριστικά του στο Comsol για τη βέλτιστη τιμή που βρέθηκε.



Εικόνα 7.24: Μετατόπιση του υλικού – Πίεση ανα N/m² - 2

Κεφάλαιο 8ο: Συμπεράσματα και προτάσεις βελτίωσης

Στην εργασία αυτή κατασκευάστηκε ειδικό ηλεκτρομικρομηχανικό πολυμερές υλικό με ειδικό πρόγραμμα. Η συμπεριφορά του όταν εφαρμόζεται στην είσοδο του βηματική τάση ποικίλει ανάλογα τις διαστάσεις του.

Μέσω ειδικών αλγορίθμων αλλάξαμε τις διαστάσεις του για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ταχύτητα βηματικής απόκρισης όσο η συμπεριφορά του διατηρείται μη ασταθής.

Αρχικά πραγματοποιήθηκε μελέτη και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης με χρήση Matlab για συγκεκριμένες εφαρμογές στα MEMS. Υλοποιήθηκαν, δοκιμάστηκαν και αξιολογήθηκαν πρώτα σε απλές συναρτήσεις κόστους. Από αυτούς επιλέχθηκαν οι Γενετικοί αλγόριθμοι, ο Particle Swarm Optimization και ο Taguchi. Αυτοί εφαρμόστηκαν για να μεταβάλλουν τις διαστάσεις του υλικού και εξάγοντας μεταβλητές εξόδου μπόρεσαν να βελτιστοποιήσουν τη συμπεριφορά του υλικού-ενεργοποιητή όσον αφορά τον χρόνο απόκρισης του.

Βρέθηκε ότι καλύτερη συμπεριφορά το υλικό παρουσιάζει όταν εφαρμοστούν διαστάσεις

	Length [mm]	Width [mm]	Thickness [mm]	Displacement (60 sec)
Taguchi	53	8.92	0.5	9.7 mm

με μετατόπιση 0.0097m ή στο 6^ο δευτερόλεπτο με εφαρμογή των μετρήσεων από το Taguchi.

Μια σημαντική βελτίωση που μπορεί να γίνει μελλοντικά είναι να μπορεί να αλλάζει και η τάση στην είσοδο του ενεργοποιητή.

Επίσης, θα μπορούσαν να ερευνηθούν και άλλοι σημαντικοί αλγόριθμοι και να εξαχθούν και άλλα συγκριτικά αποτελέσματα.

BIBΛIOΓPAΦIA

- Kochenderfer, M.J. and Wheeler, T.A., 2019. *Algorithms for optimization*. Mit Press.
- Mirjalili, S., 2019. Genetic algorithm. In *Evolutionary algorithms and neural networks* (pp. 43-55). Springer, Cham.
- Katoch, S., Chauhan, S.S. and Kumar, V., 2021. A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 80(5), pp.8091-8126.
- Whitley, D., 1994. A genetic algorithm tutorial. *Statistics and computing*, 4(2), pp.65-85.
- Forrest, S., 1996. Genetic algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 28(1), pp.77-80.
- Lambora, A., Gupta, K. and Chopra, K., 2019, February. Genetic algorithm-A literature review. In *2019 international conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)* (pp. 380-384). IEEE.
- Mathew, T.V., 2012. Genetic algorithm. *Report submitted at IIT Bombay*.
- Sivanandam, S.N. and Deepa, S.N., 2008. Genetic algorithms. In *Introduction to genetic algorithms* (pp. 15-37). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Wang, D., Tan, D. and Liu, L., 2018. Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft computing*, 22(2), pp.387-408.
- Jain, M., Saihjpal, V., Singh, N. and Singh, S.B., 2022. An Overview of Variants and Advancements of PSO Algorithm. *Applied Sciences*, 12(17), p.8392.
- Bai, Q., 2010. Analysis of particle swarm optimization algorithm. *Computer and information science*, 3(1), p.180.
- Guedria, N.B., 2016. Improved accelerated PSO algorithm for mechanical engineering optimization problems. *Applied Soft Computing*, 40, pp.455-467.
- Jiang, Y., Hu, T., Huang, C. and Wu, X., 2007. An improved particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 193(1), pp.231-239.
- Jiang, Y., Hu, T., Huang, C. and Wu, X., 2007. An improved particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 193(1), pp.231-239.
- Rahmat-Samii, Y., 2003, October. Genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) in engineering electromagnetics. In *17th International Conference on Applied Electromagnetics and Communications, 2003. ICECom 2003*. (pp. 1-5). IEEE.
- Shi, X.H., Liang, Y.C., Lee, H.P., Lu, C. and Wang, L.M., 2005. An improved GA and a novel PSO-GA-based hybrid algorithm. *Information Processing Letters*, 93(5), pp.255-261.
- Shi, X.H., Liang, Y.C., Lee, H.P., Lu, C. and Wang, L.M., 2005. An improved GA and a novel PSO-GA-based hybrid algorithm. *Information Processing Letters*, 93(5), pp.255-261.
- Shi, X.H., Liang, Y.C., Lee, H.P., Lu, C. and Wang, L.M., 2005. An improved GA and a novel PSO-GA-based hybrid algorithm. *Information Processing Letters*, 93(5), pp.255-261.

- Wang, P., Kong, Y., He, X., Zhang, M. and Tan, X., 2019. An improved squirrel search algorithm for maximum likelihood DOA estimation and application for MEMS vector hydrophone array. *IEEE Access*, 7, pp.118343-118358.
- Kordrostami, Z. and Roohezadegan, S., 2019. Particle swarm approach to the optimisation of trenched cantilever-based MEMS piezoelectric energy harvesters. *IET Science, Measurement & Technology*, 13(4), pp.582-588.
- Ghani, J.A., Choudhury, I.A. and Hassan, H.H., 2004. Application of Taguchi method in the optimization of end milling parameters. *Journal of materials processing technology*, 145(1), pp.84-92.
- Yang, W.P. and Tarng, Y.S., 1998. Design optimization of cutting parameters for turning operations based on the Taguchi method. *Journal of materials processing technology*, 84(1-3), pp.122-129.
- Unal, R. and Dean, E.B., 1990, January. Taguchi approach to design optimization for quality and cost: an overview. In *1991 Annual Conference of the International Society of Parametric Analysts*.
- Syrcos, G.P., 2003. Die casting process optimization using Taguchi methods. *Journal of materials processing technology*, 135(1), pp.68-74.
- Oktem, H., Erzurumlu, T. and Uzman, I., 2007. Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part. *Materials & design*, 28(4), pp.1271-1278.
- Karna, S.K. and Sahai, R., 2012. An overview on Taguchi method. *International journal of engineering and mathematical sciences*, 1(1), pp.1-7.
- Spasos, M., Tsiakmakis, K., Charalampidis, N. and Nilavalan, R., 2011. RF-MEMS switch actuation pulse optimization using Taguchi's method. *Microsystem technologies*, 17(8), pp.1351-1359.
- Zhang, J., Tan, K.L., Hong, G.D., Yang, L.J. and Gong, H.Q., 2001. Polymerization optimization of SU-8 photoresist and its applications in microfluidic systems and MEMS. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 11(1), p.20.
- Kshirsagar, A., Apte, P., Dutttagupta, S.P. and Gangal, S.A., 2010, June. Optimization of pull-in voltage and contact force for MEMS series switch using Taguchi method. In *2010 IEEE International Conference on Semiconductor Electronics (ICSE2010)* (pp. 279-282). IEEE.
- H. Fujita, "Microactuators and micromachines," Proc. IEEE, vol. 86, no. 8, pp. 1721–1732, 1998.
- N. Yazdi, F. Ayazi, and K. Najafi, "Micromachined inertial sensors," Proc. IEEE, vol. 86, no. 8, pp. 1640–1658, 1998.
- G. Langfelder and A. Tocchio, "MEMS integrating motion and displacement sensors.," Woodhead Publ. Ser. Electron. Opt. Mater.,2014.

- M. Kraft and N M White, “MEMS for automotive and aerospace applications,” Woodhead Publishing Limited, 2013.
- E. M. Yeatman, “Applications of MEMS in power sources and circuits,” J. Micromechanics Microengineering, vol. 17, no. 7, pp. S184–S188, 2007.
- H.A.C. Tilmans, W.D. Raedt, E. Beyne, MEMS for wireless communications from RF-MEMS components to RF-MEMS SiP, J. Micromech. Microeng. 13 (2003) 139–163.
- Addington, M., Schodek, D.L. (eds.): Smart Materials and Technologies in Architecture. Architectural Press, Oxford (2004)
- <https://towardsdatascience.com/introduction-to-genetic-algorithms-including-example-code-e396e98d8bf3>
- https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/65811-tutorial-genetic-algorithm-and-particle-swarm-optimization?s_tid=prof_contriblnk

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζονται ενδεικτικά οι κώδικες που χρησιμοποιήθηκαν.

A.1. Κώδικας για γραφική αναπαράσταση

```
clc;
clear all;
close all;

%tStart = tic;

%--- One min ---
%range = 50;
%func = @(x,y) -(5e2./((x.*7.0+4e1).^2+(y.*2.0+8.0).^2+2e1));
%[f_min, f_min_value] = displayGraphAndFindMinimum(func, linspace(-range, range, 100), linspace(-range, range, 100),[0,0], [70 -10] );
%--- One min ---

%--- Two different min ---
%range = 50;
%func = @(x,y) -(2.68e2./((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((x.*3.0-2.1e1).^2+(y.*3.0-7.0).^2+2.8e1));
%[computed_min, computed_y_min,computed_x_min] = findMinimumByComputing(func, [-range, range], [-range, range] );
%[f_min, f_min_value] = displayGraphAndFindMinimum(func, linspace(-range, range, 100), linspace(-range, range, 100),[0,0], [70 -10] );

%--- Two different min ---

%--- Six different min ---
range = 30;
func = @(x,y)...
-(2.68e2./((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0+7.0).^2+2.5e1)...
+1.072e3./((x.*3.0-2.1e1).^2+(y.*3.0-7.0).^2+2.8e1)...
)...
+(-8.04e2./((x.*3.0+1.8e1).^2+(y.*3.0-2.1e1).^2+3.9e1)...
-5.36e2./((x.*3.0-2.1e1).^2+(y.*3.0+2.1e1).^2+4.2e1)...
)...
```

```

-(5.2e2./((x.*3.2-1.8e1).^2+(y.*3.0+3.0).^2+1.5e1)...
+1.072e3./((x.*2.0-2.1e1).^2+(y.*3.0+2.0).^2+1.8e1)...
)...
;
%[computed_min, computed_y_min,computed_x_min] = findMinimumByComputing(func, [-range, range], [-range,
range] );

[f_min, f_min_value] = displayGraphAndFindMinimum(func, linspace(-range, range, 200), linspace(-range, range,
200),[0,0], [70 -10] );

    %--- Six different min ---

%tEnd = toc(tStart)
%-----

%-----

function [computed_min, computed_y_min,computed_x_min] = findMinimumByComputing(func,x_range,y_range)
msg="findMinimumByComputing started"

step=1; %0.001
i=0;
j=0;
for x = x_range(1):step:x_range(2)
    i=i+1;
    j=0;
    for y = y_range(1):step:y_range(2)
        j=j+1;
        computed_func(i,j) = func(0.4,0.5);
    end
end

computed_min = min(computed_func(:));
[computed_y_min,computed_x_min] = find(computed_func==computed_min);
computed_y_min = (computed_y_min + y_range(1)/step - 1)*step;
computed_x_min = (computed_x_min + x_range(1)/step - 1)*step;

%% %or
%% [min_val,idx]=min(computed_func(:))
%% [row_y,col_x]=ind2sub(size(computed_func),idx)

```

```

%%
%% msg=abs(length(xvals)*length(yvals)/step)

msg="findMinimumByComputing finished"
end
%-----

function [f_min, f_min_value] = displayGraphAndFindMinimum(func,x,y,ub, viewcoor)
    msg="displayGraphAndFindMinimum started"
    %% more specific (etc egg)
    lb = [0,0];
    %ub = [600,600];
    A = [];
    b = [];
    Aeq = [];
    beq = [];
    x0 = (lb + ub)/2;
    %f_min = fminsearch(@(b) func(b(1),b(2)),x0,A,b,Aeq,beq,lb,ub);

    [f_min, fval,exitflag, output] = fminsearch(@(b) func(b(1),b(2)), [0; 0]);
    output = output(1)
    %f_min = fminsearch(@(b) func(b(1),b(2)), [50; 50]); %An doseis allo kentro tha xathei-den tha to vrei
    f_min_value = func(f_min(1), f_min(2));
    [X,Y] = meshgrid(x,y);
    figure(1)
    meshc(X, Y, func(X,Y))
    hold on
    plot3(f_min(1), f_min(2), func(f_min(1), f_min(2)), 'vr', 'MarkerFaceColor','r')
    hold off
    grid on
    if viewcoor(1)~= -1 && viewcoor(2)~= -1
        view(viewcoor)
    end
    msg="displayGraphAndFindMinimum finished"
end
%-----

```

A.2. Κώδικας Γενετικών Αλγορίθμων

https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/65811-tutorial-genetic-algorithm-and-particle-swarm-optimization?s_tid=prof_contriblnk

```
function GAtutor
clear; close all; clc;

counter =1;

%--- Two different min ---
%func = @(x) -(5e2./((x(1).*7.0+4e1).^2+(x(2).*2.0+8.0).^2+2e1));
%func = @(x) -(2.68e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((x(1).*3.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0-7.0).^2+2.8e1));
%xLow = [-30 -30];      % Lower Bounds [x1_low, x2_low]
%xHi = [30 30];        % Upper Bounds [x1_hi, x2_hi]
%-(2.68e2./((x*3.0+1.8e1)^2+(y*3.0+7.0)^2+2.5e1)+1.072e3./((x*3.0-2.1e1)^2+(y*3.0-7.0)^2+2.8e1))=0

xLow = [-30 -30];
xHi = [30 30];
func = @(x)...
(-(2.68e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((x(1).*3.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0-7.0).^2+2.8e1))...
+(-8.04e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0-2.1e1).^2+3.9e1)-5.36e2./((x(1).*3.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0+2.1e1).^2+4.2e1))...
-(5.2e2./((x(1).*3.2-1.8e1).^2+(x(2).*3.0+3.0).^2+1.5e1)+1.072e3./((x(1).*2.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0+2.0).^2+1.8e1)));

%% Major Parameters
tstart = tic;
P = 200;      % No of chromosomes produced each generation
B = 25;      % No of bits for binary coding
E = 10;      % No of elites retained each generation
G = 100;     % Max no. of generation
tol = 1e-3;  % Tolerance for convergence
Cr = 1.0;    % Crossover Rate
Mr = 0.01;   % Mutation Rate
x1B = [xLow(1) xHi(1)]; x2B = [xLow(2) xHi(2)];
h1 = (x1B(2) - x1B(1))/(2^B - 1);
h2 = (x2B(2) - x2B(1))/(2^B - 1);
```

```

gen = zeros(G,P);
gen(1,:) = ceil(rand(1,P).*(2^(2*B) - 1));

for c = 2:G
    f = fitnessOf(gen(c-1,:));
    f = f - min(f);
    if all(abs(f) < tol)
        gen(c:end,:) = []; break;
    end
    p = f./sum(f);
    [p,id] = sort(p,'descend');
    gen(c-1,:) = gen(c-1,id);
    p = cumsum(p);
    gen(c,1:E) = gen(c-1,1:E);
    m = E + 1;
    while m <= P
        if rand < Mr && m <= P
            gen(c,m) = mutate(gen(c-1,find(p > rand,1)));
            m = m + 1;
        end
        if rand < Cr && m <= P
            y = cross1([gen(c-1,find(p > rand,1)),...
                gen(c-1,find(p > rand,1))]);
            m = m + 1;
        end
        counter=counter+1;
    end
end
I = size(gen,1);
[~,id] = sort(fitnessOf(gen(I,:)),'descend');
gen(I,:) = gen(I,id); x = positionOf(gen(I,1));
fprintf('Stopped at %d\n',I);

fprintf('Minimum:\n f( %.13f , %.13f ) = %.13f\n',x,func(x));
toc(tstart);

%% Generation Performance

```

```

figure(2); record = zeros(I,3); col = 'rbg';
for j = 1:I
    record(j,1) = -fitnessOf(gen(j,P));      % worst
    record(j,2) = -fitnessOf(gen(j,floor(P/2))); % median
    record(j,3) = -fitnessOf(gen(j,1));      % best
end
neg = any(record <= 0,'all');
for j = 1:3
    if neg, plot(1:I,record(:,j),col(j),'LineWidth',1.5);
    else, semilogy(1:I,record(:,j),col(j),'LineWidth',1.5);
    end
    hold on;
end
hold off; xlabel('Generation'); ylabel('Objective-Function Value');
title('Performance'); grid on; legend('Worst','Median','Best');

counter
% Crossover
function F = cross1(y)
    t = ceil(rand*2*B);
    u = mod(y(1),2^t); v = mod(y(2),2^t);
    F = [y(1) - u + v,y(2) - v + u];
end
% Mutation
function F = mutate(y)
    t = ceil(rand*2*B);
    F = bitset(y,t,1-bitget(y,t));
end
% Fitness of a Chromosome n
function F = fitnessOf(n)
    F = -arrayfun(@(j) func(positionOf(j)),n);
end
% Position of a Chromosome n
function F = positionOf(n)
    x1t = bitshift(n(:),-B); x2t = mod(n(:),2^B);
    F = [h1*x1t + x1B(1),h2*x2t + x2B(1)];
end
end

```

A.3. Κώδικας PSO

```
%https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/65811-tutorial-genetic-algorithm-and-particle-swarm-
optimization?s_tid=prof_contriblnk

clear; close all; clc;

%--- Two different min ---

%func = @(x) -(5e2./((x(1).*7.0+4e1).^2+(x(2).*2.0+8.0).^2+2e1));

%func = @(x) -(2.68e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((x(1).*3.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0-
7.0).^2+2.8e1));

func = @(x)...

(-(2.68e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((x(1).*3.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0-7.0).^2+2.8e1))...

+(-8.04e2./((x(1).*3.0+1.8e1).^2+(x(2).*3.0-2.1e1).^2+3.9e1)-5.36e2./((x(1).*3.0-
2.1e1).^2+(x(2).*3.0+2.1e1).^2+4.2e1))...

-(5.2e2./((x(1).*3.2-1.8e1).^2+(x(2).*3.0+3.0).^2+1.5e1)+1.072e3./((x(1).*2.0-2.1e1).^2+(x(2).*3.0+2.0).^2+1.8e1)));

xLow = [-30 -30];
xHi = [30 30];

%% Major Parameters

tstart = tic; % Starts the timer

N = 2; % No. of variables

P = 100; % No. of particles

I = 100; % Max no. of iterations

tol = 1e-3; % Tolerance for convergence

w = [0.9 0.1]; % Linearly decreasing inertia weight, c0

xR = xHi - xLow; % Range of Bounds

vM = xR*0.1; % Maximum velocity

c1 = 2; % Cognitive Parameter

c2 = 2; % Social Parameter

%% Initialization

S = repmat(struct('pos',0,... % Position vector, x
'obj',0,... % Objective function at pos
'bestPos',0,... % Best position so far
'bestObj',0,... % Best obj. func. so far
'vel',0,... % Particle's velocity
P,1);
```

```

for j = 1:P
    S(j).pos = rand(1,N).*xR + xLow; % Set a random position
    S(j).vel = (2*rand(1,N) - 1).*vM; % Set a random velocity
    S(j).obj = func(S(j).pos); % Compute the obj. func.
    S(j).bestPos = S(j).pos; % Set personal best position
    S(j).bestObj = S(j).obj; % Set best obj. func.
end

%% Swarming
gen = cell(I,1); % Save all the swarms
xG = zeros(I+1,3); % Save global best in xG
xG(1,1:2) = rand(1,N).*xR + xLow; % Set random point as xG
xG(1,3) = func(xG(1,1:2));
for iter = 1:I % (exit criterion #1)
    f = vertcat(S.obj);
    if all(abs(f - min(f)) < tol) % (exit criterion #2)
        gen(iter:end) = [];
        xG(iter:end,:) = []; break;
    end
    gen{iter} = S; % Save the current swarm

    c0 = w(1) - (w(1)-w(2))*(iter-1)/(I-1); % Decrease c0
    for j = 1:P
        v = c0*S(j).vel ... % Inertia
            + c1*rand*(S(j).bestPos - S(j).pos)... % Cognitive
            + c2*rand*(xG(iter,1:2) - S(j).pos); % Social
        S(j).vel = sign(v).*min(abs(v),vM); % Clamp to max velocity
        S(j).pos = S(j).pos + S(j).vel; % Move the particle
        S(j).obj = func(S(j).pos); % Compute new obj. func
        iterations=iterations+1;
        if S(j).obj < S(j).bestObj % Update personal best
            S(j).bestPos = S(j).pos;
            S(j).bestObj = S(j).obj;
        end
        if S(j).obj < xG(iter,3) % Update global best
            xG(iter,3) = S(j).obj;
            xG(iter,1:2) = S(j).pos;
        end
    end
end

```

```

    end

    xG(iter+1,:) = xG(iter,:);
end
I = length(gen);
fprintf('Stopped at Iteration %d\n',I);
fprintf('Minimum:\n f( %.13f , %.13f ) = %.13f\n',xG(end,:));
toc(tstart);

%% Swarm Performance
figure(2); record = zeros(I,3); col = 'rbg';
for i = 1:I
    record(i,1) = max([gen{i}.obj]);    % worst
    record(i,2) = median([gen{i}.obj]); % median
    record(i,3) = min([gen{i}.obj]);   % best
end
neg = any(record <= 0,'all');
for j = 1:3
    if neg, plot(1:I,record(:,j),col(j),'LineWidth',1.5);
    else, semilogy(1:I,record(:,j),col(j),'LineWidth',1.5);
    end
    hold on;
end
hold off; xlabel('Generation'); ylabel('Objective Function Value');
title('Performance'); grid on; legend('Worst','Median','Best');

```

A.4. Κώδικας Taguchi

```

clc;
clear all;

%-----
%-----

reducedby = 0.75;

protipo_OA = [1 1;1 2;1 3;2 1;2 2;2 3;3 1;3 2;3 3]; %Par=2, Levels=3, SizeOA=9

```

```

%protipo_OA = [1 1;1 2;1 3;1 4;2 1;2 2;2 3;2 4;3 1;3 2;3 3;3 4;4 1;4 2;4 3;4 4]; %Par=2, Levels=4, SizeOA=16
SizeOA = length(protipo_OA);
Levels= max(protipo_OA(:));

Par = 2;
Fores = 100;
xmin(1) = -30; xmax(1) = 30;
xmin(2) = -30; xmax(2) = 30;
sum= zeros(Par,Levels);

%-----
%-----

tstart = tic;    % Starts the timer
counter=1;

for fora = 1:Fores

if fora==1
for i = 1:Par
LD(i) = (xmax(i) - xmin(i)) / (Levels + 1);
arxikoLD(i) = LD(i);
for j = 1:Levels
lev(i,j) = xmin(i) + (j) * LD(i);
end
end
end

for i = 1:SizeOA
for j = 1:Par
for k = 1:Levels
if protipo_OA(i,j) == k
OA(i,j) = lev(j,k);
end
end
end
end

for i = 1:SizeOA

```

```

counter=counter+1;

%--- Two different min ---
%f(i) = -(5e2./((OA(i,1).*7.0+4e1).^2+(OA(i,2).*2.0+8.0).^2+2e1));
f(i)      =      -(2.68e2./((OA(i,1).*3.0+1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((OA(i,1).*3.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0-7.0).^2+2.8e1));
%--- Two different min ---

%--- Four different min ---
%ss1      =      -(2.68e2./((OA(i,1).*3.0+1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((OA(i,1).*3.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0-7.0).^2+2.8e1));
%ss2      =      (-8.04e2./((OA(i,1).*3.0+1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0-2.1e1).^2+3.9e1)-5.36e2./((OA(i,1).*3.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0+2.1e1).^2+4.2e1));
%f(i) = ss1+ss2;
%--- Four different min ---

%--- Six different min ---
ss1      =      -(2.68e2./((OA(i,1).*3.0+1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0+7.0).^2+2.5e1)+1.072e3./((OA(i,1).*3.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0-7.0).^2+2.8e1));
ss2      =      (-8.04e2./((OA(i,1).*3.0+1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0-2.1e1).^2+3.9e1)-5.36e2./((OA(i,1).*3.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0+2.1e1).^2+4.2e1));
ss3      =      -(5.2e2./((OA(i,1).*3.2-1.8e1).^2+(OA(i,2).*3.0+3.0).^2+1.5e1)+1.072e3./((OA(i,1).*2.0-
2.1e1).^2+(OA(i,2).*3.0+2.0).^2+1.8e1));
f(i) = ss1+ss2+ss3;
%--- Six different min ---

end

[Min,posn] = min(f.);
pos = protipo_OA(posn,:);

for i = 1:Par
for j = 1:Levels
if (pos(i) == j)
centre(i) = lev(i,j);
end
end
end
end

```

```

for i = 1:Par
    LD(i) = LD(i) * reducedby;
    startOfLev = centre(i)- (0.5*Levels-0.5)*LD(i); %added for level=4
    for j = 1:Levels
        lev(i,j) = startOfLev + (j-1)*LD(i);
    end
end

if LD(1) / arxikoLD(1) < 0.00001
    break;
end

end

toc(tstart);
Loops = fora*SizeOA;

```