



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΡΕΥΣΤΩΝ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΘΕΡΜΙΚΩΝ ΣΤΡΟΒΙΛΟΜΗΧΑΝΩΝ

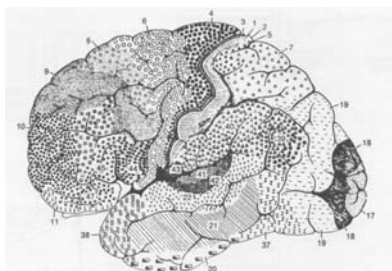
Διπλωματική Εργασία :

Χρήσεις των Δικτύων Αυτο-Οργανούμενης Απεικόνισης (Self Organized Maps) στην Αεροδυναμική Βελτιστοποίηση μέσω Εξελκτικών Αλγορίθμων.

του
Στυλιανού Α. Κυριάκου

Επιβλέπων:

Κυριάκος Χ. Γιαννάκογλου



Φεβρουάριος 2008

Από την θέση αυτή θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα της διπλωματικής εργασίας κ. Κυριάκος Χ. Γιαννάκογλου, Αναπληρωτή Καθηγητή ΕΜΠ, για την ευκαιρία που μου δόθηκε για τρίμηνη άσκηση τον τομέα σχεδιασμού και ανάπτυξης της εταιρείας να tech-hydro, την δυνατότητα που μου έδωσε να ασχοληθώ με το ενδιαφέρον αυτό θέμα, την καθοδήγηση και τη διάθεση σημαντικού μέρους του χρόνου του.

Θα ήθελα να εκφράσω της θερμές μου ευχαριστίες σε όλη την ερευνητική ομάδα του Εργαστηρίου Θερμικών Στροβιλομηχανών για την άποψη συνεργασία και υποστήριξη. Ιδιαίτερα τον υποψήφιο διδάκτορα Ιωάννη Καμπόλη για την βοήθεια του στη χρήση του λογισμικού E.A.S.Y τόσο στα πλαίσια της διπλωματικής μου εργασίας όσο και κατά την διάρκεια της παρουσίας μου στην να tech-hydro. Την υποψήφια διδάκτορα Βαρβάρα Ασούτη για την βοήθεια της και την παραχώρηση των αποτελεσμάτων της βελτιστοποίηση, προκαταρκτικού σχεδιασμού ενός δικινητήριου υπερηχητικού αεροσκάφους, που έγινε στο πλαίσιο της διδακτορικής της διατριβής. Επίσης την υποψήφια διδάκτορα Χαρίκλειας Γεωργοπούλου για την βοήθεια της σε θέματα Εξελικτικών αλγορίθμων.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου Δ. Μακρίδη ο οποίος τόσο με την διδασκαλία του όσο και με τις παρεμβάσεις του σε κρίσιμες στιγμές της λυκειακής μου ζωής με βοήθησε στην πορεία μου προς το Ε.Μ.Π. Και την οικογένεια μου για την δυνατότητα που μου παρείχε να σπουδάσω στο εξωτερικό σε ένα από το καλύτερα τεχνολογικά πανεπιστήμια του κόσμου.

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών

Τομέας Ρευστών,

Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών

Διπλωματική Εργασία

Χρήσεις των Δικτύων Αυτο-Οργανούμενης Απεικόνισης (Self Organized Maps) στην Αεροδυναμική Βελτιστοποίηση μέσω Εξελικτικών Αλγορίθμων.

του

Στυλιανού Α. Κυριάκου

Φεβρουάριος 2008

Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας αποτελεί η χρήση των δικτύων αυτο-οργανούμενης απεικόνισης (Self Organizing Maps, SOM) ως υποβοηθητικό εργαλείο των Εξελικτικών Αλγορίθμων, στο πλαίσιο της βελτιστοποίησης στην Αεροδυναμική. Το SOM αρχικά χρησιμοποιείται ως τελεστής αναπαραγωγής όπου τα πρότυπα εκπαίδευσης αναλαμβάνουν το ρόλο των γονέων και το εκπαιδευμένο δίκτυο SOM συνθέτει την επόμενη γενιά. Στη συνέχεια το SOM χρησιμοποιείται ως μεταπρότυπο αξιολόγησης, βασισμένο σε ένα αριθμό προηγούμενων αξιολογήσεων και για το προς αξιολόγηση διάλυμα σχεδιασμού επιστρέφει μια προσεγγιστική τιμή της αντικειμενικής του συνάρτησης. Ως τρίτη και τελευταία χρήση, το SOM συνδυάζεται με μια μέθοδο ομαδοποίησης και χρησιμοποιείται για να διευκολυνθεί η παρουσίαση και η κατανόηση αποτελεσμάτων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης. Και οι τρεις μέθοδοι εφαρμόζονται τόσο σε προβλήματα ελαχιστοποίησης μαθηματικών συναρτήσεων όσο και σε προβλήματα βελτιστοποίησης στην αεροδυναμική

NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS,
School of Mechanical Engineering,
Fluids Section,
Lab. of Thermal Turbomachines,

Diploma Thesis

**The Self Organized Maps In Evolutionary-Algorithm based
Aerodynamic Optimization**

by
Stylios A. Kyriacou

February 2008

Abstract

The present Diploma Thesis on different ways of using a particular class of neural networks, i.e. the so called Self-Organizing Maps (SOMs), to support the efficient use of Evolutionary Algorithms in aerodynamic optimization. In the first method, SOMs are used as reproduction operator where the training patterns correspond to the parent population and the trained SOM nodes correspond the new generation members (offspring). In the second method, SOMs are used as evaluation metamodel, that returns an approximate fitness function value. The last SOM's usage serves to increase the comprehension of the optimization results. All three methods are used in function minimization and aerodynamic optimization problems.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κεφάλαιο 1	Εισαγωγή	6
1.1	Η Βελτιστοποίηση στην Αεροδυναμική	6
1.2	Αντικείμενο της παρούσας εργασίας	8
1.3	Δομή της εργασίας	10
Κεφάλαιο 2	Εξελικτικοί Αλγόριθμοι	12
2.1	Εισαγωγικά	12
2.2	Βασικά Χαρακτηριστικά	13
2.3	Γενικευμένος Εξελικτικός Αλγόριθμος	13
2.4	Αντιμετώπιση πολυκριτηριακών προβλημάτων	16
Κεφάλαιο 3	Δίκτυα Αυτό-Οργανούμενης Απεικλονισής (SOM) – Βασική Θεωρία	21
3.1	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα-Γενικά	21
3.2	Δίκτυα αυτο-οργανούμενης απεικόνισης - Kohonen (SOM)	24
3.2.1	Διαδικασία εκπαίδευσης ενός SOM (SOM Training)	26
3.2.2	Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 4X4 και βάση δεδομένων 100 τυχαία σημεία στο $[0\ 1]^2$.	31
3.2.3	Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 10X10 και βάση δεδομένων 400 τυχαία διεσπαρμένα σημεία στις γωνίες του $[0\ 1]^2$.	32
3.2.4	Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 10X10 και βάση δεδομένων 2000 τυχαία σημεία $[0\ 1]^3$.	33

Κεφάλαιο 4 Το SOM ως Τελεστής Αναπαραγωγής στους ΕΑ	35
4.1 Προτεινόμενη Διαδικασία – Η ιδέα	35
4.2 Βασικά Χαρακτηριστικά και ρύθμιση του Αλγορίθμου	38
4.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα από τη χρήση SOM, ως τελεστή αναπαραγωγής των ΕΑ	41
4.4 Παράδειγμα: Συνάρτηση Rastrigin 2 ελευθέρων μεταβλητών	42
4.5 Παράδειγμα: Συνάρτηση Rastrigin 30 ελευθέρων μεταβλητών	46
4.6 Παράδειγμα σχεδιασμού αεροτομής πτερύγωσης συμπιεστή	48
Κεφάλαιο 5 Το SOM ως Μεταπρότυπο στους ΕΑ	51
5.1 Διαδικασία προαξιολόγησης	52
5.2 Ρύθμιση	56
5.2.1 Μέγεθος του πλέγματος	56
5.2.2 Αριθμός βημάτων εκπαίδευσης	58
5.3 Σύγκριση με υπάρχοντα μεταπρότυπα	59
Κεφάλαιο 6 Το SOM στην επεξεργασία των Αποτελεσμάτων	61
6.1 Διαδικασία	62
6.2 Προκαταρκτικός Σχεδιασμός Υπερηχητικού Αεροσκάφους	64
6.2.1 Πρώτος τρόπος επεξεργασίας	67
6.2.2 Δεύτερος τρόπος επεξεργασίας	81
Κεφάλαιο 7 Συμπεράσματα	83
Βιβλιογραφία	85

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή

1.1 Η Βελτιστοποίηση στην Αεροδυναμική

Η λειτουργία αεροσκαφών, συστημάτων δημιουργίας ώσης ή/και, ακόμα, μετατροπής ενέργειας (αεριοστροβίλων και ατμοστροβίλων) εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό ή και εξ' ολοκλήρου από την αεροδυναμική συμπεριφορά των υποσυστημάτων τους, όπως για παράδειγμα πτερύγων, ακροφυσίων, πτερυγώσεων κτλ. Αποτέλεσμα αυτής της εξάρτησης είναι η ανάγκη σχεδιασμού βέλτιστων αεροδυναμικών μορφών (σε επίπεδο εξαρτημάτων/υποσυστημάτων, πχ πτερύγια κλπ), έτσι ώστε να επιτυγχάνονται μεγαλύτεροι βαθμοί απόδοσης και γενικά καλύτερα χαρακτηριστικά στα γενικότερα, αυτών, συστήματα, [1,2,3,4].

Οι μέθοδοι βελτιστοποίησης διακρίνονται σε δύο κατηγορίες: τις αιτιοκρατικές (deterministic methods) και τις στοχαστικές (stochastic methods). Στις πρώτες, η πορεία προς τη λύση καθορίζεται με βάση μαθηματικούς κανόνες (κυρίως την κλίση αλλά, ενδεχομένως, και δεύτερες παραγώγους της αντικειμενικής συνάρτησης). Στις στοχαστικές μεθόδους, το βέλτιστο προσεγγίζεται με 'οργανωμένα' τυχαίο τρόπο. Σύμφωνα με τη σύγχρονη επιστημονική και ερευνητική δραστηριότητα το ενδιαφέρον πλέον βρίσκεται στους έξυπνους αλγορίθμους, οι οποίοι αυξάνουν προοδευτικά την πιθανότητα εύρεσης της βέλτιστης λύσης, περιορίζοντας συγχρόνως το συνολικό υπολογιστικό κόστος, [1,2,3,4].

Τα παραπάνω χαρακτηριστικά κάνουν προφανές ένα από τα πλεονεκτήματα των στοχαστικών μεθόδων έναντι των αιτιοκρατικών: οι

στοχαστικές μέθοδοι δεν απαιτούν υπολογισμό της κλίσης της αντικειμενικής συνάρτησης. Για αρκετά προβλήματα βελτιστοποίησης, όπως λ.χ. στην αεροδυναμική, ο υπολογισμός της τελευταίας απαιτεί σημαντικό υπολογιστικό κόστος αλλά και υπολογισμούς και προγραμματισμός (ο υπολογισμός της κλίσης γίνεται με την βοήθεια συζυγών εξισώσεων, *adjoint equations*, πεπερασμένων διαφορών κλπ), τα οποία ενεργοποιούνται σε κάθε παραμικρή αλλαγή της αντικειμενικής συνάρτησης. Επειδή μάλιστα το αποτέλεσμα των αιτιοκρατικών μεθόδων εξαρτάται από το σημείο εκκίνησης, μπορεί η γνώση της κλίσης να έχει ως αποτέλεσμα την ταχεία σύγκλιση προς τη βέλτιστη λύση, απ' την άλλη όμως δεν υπάρχει εγγύηση ότι η τελευταία είναι η καθολικά βέλτιστη. Αυτό συμβαίνει ειδικά στην αεροδυναμική βελτιστοποίηση, όπου η φυσική οδηγεί συχνά σε αντικειμενικές συναρτήσεις με πολλά ακρότατα. Στον αντίποδα, οι στοχαστικές μέθοδοι προσαρμόζονται ευκολότερα σε διαφορετικά προβλήματα, αφού το μόνο που χρειάζονται είναι ένα εργαλείο αξιολόγησης. Επίσης η ιδιότητα των στοχαστικών μεθόδων να χειρίζονται πληθυσμούς λύσεων και όχι μεμονωμένες λύσεις έχει ως αποτέλεσμα να μην εγκλωβίζονται εύκολα σε τοπικά ακρότατα. Το σημαντικό τίμημα που ο χρήστης καλείται να πληρώσει λόγω του πληθυσμιακού τους χαρακτήρα είναι, ωστόσο, το μεγάλο υπολογιστικό κόστος, που ειδικά σε προβλήματα αεροδυναμικής είναι σημαντικό, αφού τα εργαλεία αξιολόγησης είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα (*Navier-Stokes*), [1,2,3,4].

Στα περισσότερα πραγματικά προβλήματα απαιτείται η ταυτόχρονη βελτιστοποίηση περισσότερων του ενός στόχων, που συνήθως είναι αντικρουόμενοι μεταξύ τους. Τα προβλήματα αυτά ονομάζονται πολυκριτηριακά προβλήματα βελτιστοποίησης. Για παράδειγμα, για το βέλτιστο σχεδιασμό πτερυγίων μπορούμε να επιδιώξουμε μείωση αντίστασης και ταυτόχρονα αύξηση άνωσης, ή ακόμα καλή συμπεριφορά σε περισσότερα του ενός σημείων λειτουργίας, [1,2,3,4].

Όπως έχει αναλυθεί στις πιο πάνω παραγράφους όλες οι μορφές βελτιστοποίησης έχουν ανάλογα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Ειδικότερα για τις στοχαστικές μεθόδους έχουν επινοηθεί. Για το πρόβλημα του μεγάλου υπολογιστικού κόστους τα ‘μεταπρότυπα’, είναι μέθοδοι μη ακριβείς και με μικρό υπολογιστικό κόστος υπολογισμού της αντικειμενικής συνάρτησης, με κεντρική ιδέα να προ-αξιολογούν τις υποψήφιες λύσεις κάθε γενιάς ώστε να γίνεται ακριβής αξιολόγηση μόνο στις ‘υποσχόμενες’ λύσεις. Τα ‘μεταπρότυπα’ βασίζονται συνήθως σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης όπως τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ). Επίσης για τις περιπτώσεις πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, όπου είναι δύσκολη η κατανόηση και παρουσίαση των αποτελεσμάτων γίνεται προσπάθεια δημιουργίας τεχνικών ομαδοποίησης και παρουσίασης των αποτελεσμάτων, [5].

1.2 Αντικείμενο της παρούσας εργασίας

Στην παρούσα εργασία εξετάζεται η χρήση των δικτύων αυτο-οργανούμενης απεικόνισης (Self Organized Maps, SOM) ως υποβοηθητικό εργαλείο των Εξελικτικών Αλγορίθμων (ΕΑ, Evolutionary Algorithms), στο πλαίσιο της βελτιστοποίησης στην Αεροδυναμική.

Τα δίκτυα αυτο-οργανούμενης απεικόνισης είναι νευρωνικά δίκτυα δύο επιπέδων, τα οποία μπορούν να οργανώσουν έναν τοπολογικό χάρτη από τυχαία αρχικά σημεία [3,4,5,6]. Το δίκτυο αυτό συνδυάζει ένα επίπεδο εισόδου με ένα ανταγωνιστικό επίπεδο υπολογιστικών κόμβων (ΥΚ) και εκπαιδεύεται από ένα μηχανισμό μάθησης χωρίς επίβλεψη. Αυτή η νέα ιδέα, που δημιούργησε τα SOM, παρουσιάστηκε από τον Kohonen, αν και είχαν προηγηθεί σχετικές ιδέες και από άλλους (Grossberg), [7].

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) είναι μία από τις τεχνικές που προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου και

εφαρμόζουν μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence). Τα ΤΝΔ ενσωματώνουν μια μοναδική υπολογιστική αρχιτεκτονική, η οποία έχει ως βάση την οργάνωση και τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Βασίζονται σε μία πολύπλοκη αρχιτεκτονική ενός μεγάλου αριθμού απλών υπολογιστικών μονάδων. Οι δυνατότητες των ΤΝΔ βασίζονται στο μεγάλο αριθμό υπολογιστικών μονάδων και την πολύπλοκη συνδεσμολογία τους, [6].

Σε αυτή την εργασία παρουσιάζεται και δοκιμάζεται η χρήση των δικτύων αυτο-οργανούμενης απεικόνισης (Self-Organized Maps, συντομογραφικά SOM):

- **ως ‘μεταπρότυπο’**, για την μείωση του υπολογιστικού κόστους
- **ως τελεστής αναπαραγωγής**, για την καλύτερη συνεργασία του ιδίου του ΕΑ με το μεταπρότυπο.
- **στην επεξεργασία αποτελεσμάτων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης**, για να διευκολυνθεί η παρουσίαση και η κατανόηση τους.

Μέσα από τη χρήση των SOM ως επιμέρους τμήματα των ΕΑ, αλλά και ως μέθοδοι διαχείρισης δεδομένων θα γίνει προσπάθεια να αντιμετωπισθούν ορισμένα από τα μειονεκτήματα των στοχαστικών μεθόδων βελτιστοποίησης και να προταθούν ‘έξυπνοι’ και ‘ευέλικτοι’ τρόποι επεξεργασίας δεδομένων. Από τα αποτελέσματα των δοκιμών που παρουσιάζονται στην εργασία αποδεικνύεται επιτυχής η επιλογή των SOM για τους προαναφερθέντες σκοπούς.

1.3 Δομή της εργασίας

Με κέντρο τα προαναφερθέντα στοιχεία η διπλωματική αυτή εργασία έχει την ακόλουθη δομή:

Το 2^ο κεφάλαιο αναφέρεται στον γενικευμένο ΕΑ. Εκτίθενται τα απαραίτητα για την πληρότητα της εργασίας κύρια στοιχεία του.

Το 3^ο κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στα Τ.Ν.Δ. Παρουσιάζεται η σχετική βασική θεωρία. Στη συνέχεια γίνεται μια εκτενέστερη παρουσίαση των SOM που αφορούν την εργασία αυτή.

Στο 4^ο κεφάλαιο, το SOM χρησιμοποιείται ως τελεστής αναπαραγωγής. Μελετάται ο τρόπος με τον οποίο μια τεχνική που σκοπό της έχει την τοπολογική χαρτογράφηση, χρησιμοποιείται ως τελεστής αναπαραγωγής στους ΕΑ. Και ο τρόπος με τον οποίο τα κύρια χαρακτηριστικά της επηρεάζουν τον ίδιο τον Ε.Α. και τα χαρακτηριστικά του.

Στο 5^ο κεφάλαιο, το SOM χρησιμοποιείται ως ‘μεταπρότυπο’. Μαντεύει δηλ. τις λύσεις των αντικειμενικών συναρτήσεων στα σημεία του πλέγματός του χρησιμοποιώντας την πληροφορία που βρίσκεται στη (Β.Δ. σε κάθε γενιά, Β.Δ. ονομάζουμε όχι το σύνολο της διαθέσιμης πληροφορίας, αλλά το τμήμα αυτής που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του SOM – αυτά είναι να καλύτερα διαθέσιμα, μόνο, με σκοπό να απορριφθούν κακές λύσεις από τη συνολική Β.Δ.). Αυτή η προσεγγιστική τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης βοηθά στην επιλογή των ατόμων της νέας γενιάς που θα υποβληθούν σε ακριβείς αξιολογήσεις.

Στο 6^ο κεφάλαιο εξετάζεται το SOM ως εργαλείο επεξεργασίας αποτελεσμάτων. Όταν το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι δύο στόχων, τα αποτελέσματα μπορούν να απεικονιστούν (visualized) εύκολα. Όταν

όμως υπάρχουν περισσότεροι στόχοι χρειαζόμαστε μια τεχνική για να παρουσιάσουμε κυρίαρχες λύσεις. Στην παρούσα εργασία, γίνεται χρήση των αυτο-οργανούμενων απεικονίσεων για το σκοπό αυτό. Το SOM δεν χρησιμοποιείται όχι μόνο για την παρουσίαση αλλά και για την ευφυή συμπίεση της πληροφορίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

2.1 Εισαγωγικά

Η διατύπωση της θεωρίας εξέλιξης των ειδών από τον Darwin (1859)[20] καθώς και αποκωδικοποίηση σε σημαντικό βαθμό των φαινομένων προσαρμογής εξέλιξης και μάθησης, όπως ήταν φυσικό σύντομα οδήγησε σε προσπάθειες μίμησης αφής της φυσικής διαδικασίας βελτιστοποίηση για την λύσει τεχνολογικών προβλημάτων. Αρχικά επινοήθηκε ο εξελικτικός προγραμματισμός [8,9], και σχεδόν ταυτόχρονα των Στρατηγικών Εξέλιξης (evolutionary strategies) από τον Rechenberg (1965,1973) [21]. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (genetic algorithms) προτάθηκαν ανεξάρτητα την ίδια περίοδο από τον Holland (1962,1975) [22] με κύριο σκοπό την προσομοίωση της φυσικής εξελίξεις και όχι την αναζήτηση λύσης σε συγκεκριμένα προβλήματα. Αρκετά αργότερα προτάθηκε ο γενετικός προγραμματισμός (genetic programming) από τον Cramer [23] (1985) και εξελίχθηκε από τον Koza (1992,1994) [24,25,26,27,28], με σκοπό την αυτοματοποιημένη δημιουργία προγραμμάτων υπολογιστή, ξεκινώντας από ένα γενικό αίτημα για το τι πρέπει να επιλυθεί. Όλοι οι πιο πάνω αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία των Εξελικτικών Αλγόριθμών (EA, evolutionary algorithms) και αποτελούν θεμελιώδες κεφάλαιο της μάθησης των μηχανών, [1,2,3,4,29].

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (EA) είναι μία από της τεχνικές που υπάγονται στις στοχαστικές μεθόδους βελτιστοποίησης. Οι EA χρησιμοποιούν μια αλληλουχία τελεστών που έχει ως βάση την εξελικτική θεωρία του Δαρβίνου. Βασικά χαρακτηριστικά τους που οδήγησαν στην γρήγορη και ευρεία χρήση τους είναι το μη μαθηματικό

υπόβαθρό τους, η εύκολη προσαρμογή τους σε κάθε νέο πρόβλημα, με προϋπόθεση ότι υπάρχει το εργαλείο αξιολόγησης και η δυνατότητα τους ως στοχαστικές μέθοδοι να μην εγκλωβίζονται σε τοπικά ακρότατα. Οι ΕΑ ενώ αρχικά αναπτύχθηκαν για να λύνουν προβλήματα ενός στόχου, με απλές μετατροπές μπόρεσαν να αντιμετωπίσουν και προβλήματα πολλών στόχων.

2.2 Βασικά Χαρακτηριστικά

Βασικό γνώρισμα των ΕΑ είναι ότι χειρίζονται πληθυσμούς και όχι μια υποψήφια λύση ανά επανάληψη [30,31]. Σε αυτό άλλωστε οφείλονται κατά μεγάλο ποσοστό τόσο τα πλεονεκτήματά τους όπως η ικανότητα εύρεση ολικού ακρότατου, αλλά και το μεγαλύτερο τους μειονέκτημα, δηλαδή η απαίτηση για αξιολόγηση μεγάλου αριθμού υποψήφιων λύσεων μέχρι τον εντοπισμό του ακρότατου.

Θεμελιώδης αρχή των ΕΑ είναι ότι (όπως και στην φύση) η πιθανότητα επιβίωσης ενός ατόμου εξαρτάται από το βαθμό προσαρμογής του στο περιβάλλον (δηλαδή προς επίλυση πρόβλημα). Επιδίωξη ενός ΕΑ είναι η μεγιστοποίηση της προσαρμογής του πληθυσμού του στο περιβάλλον, ή ισοδύναμα η ελαχιστοποίηση του κόστους (μη προσαρμογή). Η καταλληλότητα ενός ατόμου, για δεδομένο περιβάλλον, κρίνεται από την απόδοση του ως προς τους m στόχους (αντικειμενικές συναρτήσεις f).

2.3 Γενικευμένος Εξελικτικός Αλγόριθμος

Τα προβλήματα βελτιστοποίησης σε αυτή την εργασία είναι της μορφής (2)

$$\begin{aligned} & \text{Ελαχιστοποίηση των } \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\} \\ & \text{υπο τους περιορισμούς } x \in X \text{ και } (g_1(x), g_2(x), \dots, g_{n_c}(x))^T \leq 0 \end{aligned}$$

όπου $X \subset \mathbb{R}^n$ είναι το πεδίο λύσεων (ή πεδίο σχεδιασμού), το οποίο απεικονίζεται μέσω των $m \geq 1$ αντικειμενικών συναρτήσεων f_i στο πεδίο των στόχων Y ,

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_m)^T : \mathbb{R}^n \supset X \mapsto Y \subset \mathbb{R}^m$$

και οι g_i είναι $n_c \geq 0$ συναρτήσεις περιορισμών. Το πεδίο των αποδεκτών (feasible) λύσεων είναι το υποσύνολο του X στο οποίο ικανοποιούνται όλοι οι περιορισμοί g_i ,

$$X_f \triangleq \{x \in X \mid g(x) = (g_1(x), g_2(x), \dots, g_{n_c}(x))^T \leq 0\}$$

Σε ένα ΕΑ κάθε σημείο (διάνυσμα) x στο πεδίο των λύσεων X , διάστασης ίσης με το πλήθος n των μεταβλητών του προβλήματος, αντιστοιχεί σε ένα άτομο του πληθυσμού P . Ο P ενός ΕΑ σε κάθε γενιά g αποτελείται από το σύνολο μ των γονέων $P_{\mu,g}$, το σύνολο λ των απογόνων $P_{\lambda,g}$ και το σύνολο των α επιλεγόμενων από τα καλύτερα άτομων $P_{\alpha,g}$ (σύνολο επιλέκτων, elite ή archival set).

Η λειτουργία ενός ΕΑ περιγράφεται από τον πιο κάτω αλγόριθμο, [10]:

Αλγόριθμος Γενικευμένου ΕΑ

E1. Αξιολόγηση απογόνων. Για κάθε απόγονο $x \in P_{\lambda,g}$ υπολογίζονται οι τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων $f_m(x)$. Στην περίπτωση που $g=1$, το σύνολο $P_{\lambda,g}$ περιέχει τυχαία άτομα, ομοιόμορφα καταναμημένα εντός των ορίων των μεταβλητών. Ορισμένες φορές είναι χρήσιμο συγκεκριμένα άτομα-λύσεις να ενσωματωθούν στον αρχικό πληθυσμό, το οποίο γίνεται με την απόδοση καθορισμένων τιμών στις μεταβλητές ενός ή περισσότερων ατόμων του $P_{\lambda,g}$. Επιπλέον στην πρώτη γενιά τίθενται $P_{\mu,g} = 0$ και $P_{\alpha,g} = 0$.

E2. Απόδοση τιμής καταλληλότητας. Με βάση τις τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων $f_m(x)$ υπολογίζεται η καταλληλότητα κάθε ατόμου. Για ένα συγκεκριμένο άτομο, αυτή προκύπτει από τις $f_m(x)$ τόσο του ίδιου όσο και των υπολοίπων ατόμων του πληθυσμού,

$$\Phi(x) = \Phi(f_m(x), \{f_m(z) | z \in P \setminus \{x\}\}) \in \mathbb{R}, x \in P$$

E3. Διαχείριση επίλεκτων. Επιλέγονται τα καλύτερα άτομα από τους απογόνους $P_{\lambda,g}$ και και το τρέχον αρχείο επίλεκτων $P_{a,g}$ και δημιουργείται ένα νέο, προσωρινό $P'_{a,g+1}$ με εφαρμογή του τελεστή επιλογής επίλεκτων (E_s),

$$P'_{a,g+1} = E_s(P_{\lambda,g} \cup P_{a,g}).$$

Αν το μέγεθος του προσωρινού αρχείου $P'_{a,g+1}$ υπερβαίνει ένα μια μέγιστη a_{\max} τιμή, τότε αραιώνεται με προαιρετική εφαρμογή του τελεστή αραιώσης συνόλου επίλεκτων (E_t), αλλιώς διατηρείται ως έχει,

$$P_{a,g+1} = \begin{cases} E_t(P'_{a,g+1}), & |P'_{a,g+1}| > a_{\max} \\ P'_{a,g+1}, & \text{other} \end{cases}$$

Αντικαθίστανται οι $\lambda_r < \lambda$ χειρότεροι απόγονοι από ισάριθμα επίλεκτα άτομα,

$$P_{\lambda,g} \ni x_i \leftarrow x_j \ni P_{a,g+1}, \quad i, j, = 1, \dots, \lambda_r.$$

E4. Επιλογή γονέων. Από τους απογόνους και τους παλαιούς γονείς επιλέγονται οι νέοι, που θα διαμορφώσουν την επόμενη γενιά, εφαρμόζοντας τον τελεστή επιλογής γονέων (S) και λαμβάνοντας υπόψη το όριο ζωής κ γενεών ενός ατόμου,

$$P_{\mu,g+1} = S(P_{\mu,g} \cup P_{\lambda,g})$$

E5. Αναπαραγωγή. Για τη δημιουργία καθενός από τους λ νέους απογόνους συνδυάζονται ρ γονείς. Οι γονείς επιλέγονται από το $\mathbf{P}_{\mu,g+1}$, που μόλις διαμορφώθηκε, αλλά και με μικρή πιθανότητα \mathbf{p}_e από το σύνολο των επίλεκτων ατόμων $\mathbf{P}_{a,g+1}$. Κάθε νέος απόγονος προκύπτει με εφαρμογή του τελεστή Διασταύρωσης (C), και υπόκειται σε μετάλλαξη (M) με μια μικρή πιθανότητα,

$$P_{\lambda,g+1} = M(S(P_{\mu,g+1}, P_{a,g+1})).$$

Σημαντικές παράμετροι της φάσης αυτής είναι :

(α) η πιθανότητα \mathbf{p}_e να γίνει πράγματι η διασταύρωση ή ο απόγονος να προκύψει ως ακριβές αντίγραφο κάποιου από τους ρ γονείς του και

(β) η πιθανότητα \mathbf{p}_m να πραγματοποιηθεί μετάλλαξη.

E6. Συνθήκη τερματισμού. Αν ικανοποιείται κάποιο κριτήριο τερματισμού (π.χ. συνεχιζόμενη αδυναμία βελτίωσης του καλύτερου ατόμου, μέγιστο πλήθος αξιολογήσεων κ.λ.π.), η εξέλιξη σταματά. Αλλιώς $g \leftarrow g+1$ και επιστροφή στο E1.

2.4 Αντιμετώπιση πολυκριτηριακών προβλημάτων

Στα περισσότερα πραγματικά προβλήματα απαιτείται η ταυτόχρονη βελτιστοποίηση περισσότερων του ενός στόχων, που συνήθως είναι αντικρουόμενοι μεταξύ τους. Τα προβλήματα αυτά ονομάζονται πολυκριτηριακά προβλήματα βελτιστοποίησης. Για παράδειγμα, για το βέλτιστο σχεδιασμό πτερυγίων μπορούμε να επιδιώξουμε μείωση αντίστασης και ταυτόχρονα αύξηση άνωσης, ή ακόμα καλή

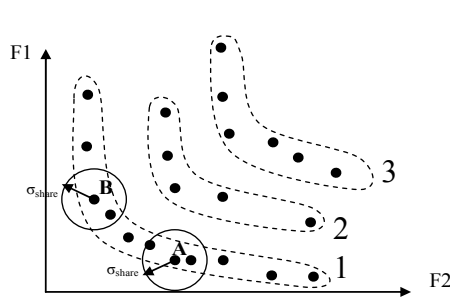
συμπεριφορά σε περισσότερα του ενός σημείων λειτουργίας. Αυτή η απαίτηση, της ταυτόχρονης βελτιστοποίησης πολλών στόχων, μπορεί να ικανοποιηθεί, αν οι τιμές, που χαρακτηρίζουν την επίδοση ως προς τους επιμέρους στόχους, συγχωνευτούν σε μια ενιαία τιμή αξιολόγησης, πχ. ένα σταθμισμένο άθροισμα ή μια βαθμωτή αντικειμενική συνάρτηση, ανάγοντας έτσι το πολυκριτηριακό πρόβλημα σε μονοκριτηριακό. Ωστόσο, όταν οι στόχοι είναι ετεροειδείς, η συγχώνευση τους στερείται φυσικής σημασίας και, σε πολλές περιπτώσεις, κάθε άλλο παρά προφανής είναι η επιλογή των συντελεστών στάθμισης. Τα μειονεκτήματα αυτά εξαλείφονται, αν η αντικειμενική συνάρτηση λάβει μορφή διανύσματος, κάθε συνιστώσα του οποίου να αντιστοιχεί σε ένα στόχο βελτιστοποίησης. Σε αυτή την περίπτωση, η αξιολόγηση των υποψήφιων λύσεων βασίζεται στην έννοια της κυριαρχίας και η επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης οδηγεί σε ένα σύνολο λύσεων, γνωστό ως μέτωπο Pareto. Η κυριαρχία της κάθε λύσης στις υπόλοιπες υπολογίζεται στο διάγραμμα των στόχων της αντικειμενικής συνάρτησης και είναι ανάλογη με τον αριθμό των λύσεων, οι οποίες παρουσιάζουν ‘χειρότερες’ τιμές για τους στόχους από την υπόψη λύση. Εκείνες οι λύσεις που κυριαρχούν αλλά δεν κυριαρχούνται από καμία άλλη σχηματίζουν το κατά Pareto βέλτιστο μέτωπο λύσεων. Χαρακτηριστικό του μετώπου αυτού είναι ότι κανένα μέλος του δεν υπερτερεί (ως προς όλους τους στόχους) έναντι των υπολοίπων μελών. Συνεπώς, η τελική επιλογή λύσης από το μέτωπο Pareto επαφίεται στο μηχανικό-σχεδιαστή. Γι’ αυτό το λόγο η οπτικοποίηση του μετώπου Pareto οδηγεί σε κατανόηση των ιδιοτήτων του κάθε μέλους του μετώπου από το μηχανικό, γεγονός πολύ σημαντικό για την τελική ανάληψη απόφασης. Σε προβλήματα δύο στόχων, η οπτικοποίηση του μετώπου Pareto οδηγεί στο σχηματισμό μίας διδιάστατης καμπύλης, σε μια τρισδιάστατη ‘επιφάνεια’ σε προβλήματα 3^{ων} στόχων κοκ. Με την ίδια ωστόσο λογική, είναι αδύνατη η παρουσίαση προβλημάτων με περισσότερους των 3 στόχων. Σε αυτήν την εργασία παρουσιάζεται μια διαφορετική λογική παρουσίασης, η οποία εκμεταλλεύεται άμεσα την ιδιότητα των SOM να

χαρτογραφούν πολυδιάστατες βάσεις δεδομένων σε διδιάστατους χάρτες περιοχών που παρουσιάζουν παρόμοιες ιδιότητες. [3,5]

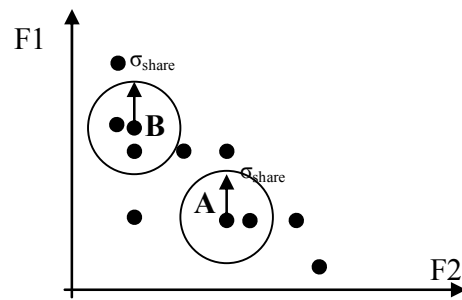
Μέθοδοι υπολογισμού της κυριαρχίας και συνάρτησης υγείας:

- **NSGA.** Οι N.Srinivas και K.Deb [32] πρότειναν το σχήμα NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm). Αφορά στην κατάταξη όλων των ατόμων του πληθυσμού με βάση την κυριαρχία καθενός στα υπόλοιπα. Δημιουργούνται λοιπόν βαθμίδες ατόμων: η πρώτη συνίσταται από άτομα που δεν κυριαρχούνται από κανένα άτομο, η δεύτερη αποτελείται από τα άτομα που απομένουν και δεν κυριαρχούνται από άλλα άτομα, εκτός από του προηγούμενου μετώπου, και ούτω καθεξής. Ο αριθμός κάθε μετώπου αποτελεί την τιμή κόστους των λύσεων που ανήκουν σ' αυτό, οπότε μεταξύ δύο λύσεων διαφορετικών μετώπων, καλύτερη θεωρείται εκείνη που έχει το μικρότερο αύξοντα αριθμό, (**Σχήμα 2.1**).
- **NPGA.** Πρόταση των J.Horn και N.Ναυπλιώτη [33] αποτελεί ο αλγόριθμος NPGA (Niched Pareto Genetic Algorithm). Η διαδικασία επιλογής ατόμων γίνεται με διαγωνισμό, χωρίς να υπολογίζεται τιμή καταλληλότητας. Επιλέγεται ένα τυχαίο σύνολο ατόμων N του πληθυσμού και δύο επιπλέον άτομα, που θα διαγωνισθούν μεταξύ τους, προκειμένου να τους αποδοθεί ευκαιρία αναπαραγωγής. Ο διαγωνισμός γίνεται ως εξής: εάν το ένα εκ των δύο δεν κυριαρχείται από κανένα άτομο του συνόλου N , ενώ το άλλο κυριαρχείται, τότε το πρώτο επιλέγεται για αναπαραγωγή. Όταν και τα δύο κυριαρχούνται, τότε επιλέγεται το άτομο με το μικρότερο βαθμό γειτνίασης. Με τον ίδιο τρόπο κρίνονται, όταν δεν κυριαρχούνται από κανένα άλλο άτομο του πληθυσμού N . Ο βαθμός γειτνίασης υπολογίζεται από τον αριθμό των ατόμων που βρίσκονται εντός μιας ακτίνας σ_{share} , που ορίζει ο χρήστης του αλγορίθμου, (**Σχήμα 2.2**).

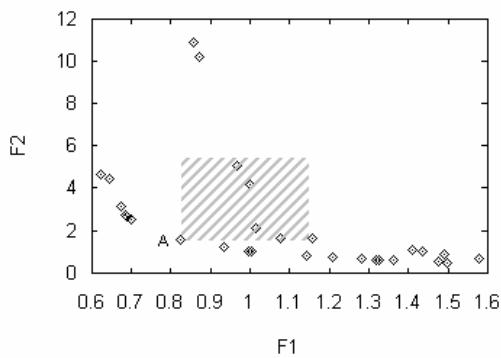
- **SPEA.** Η μέθοδος SPEA, ακρωνύμιο των λέξεων Strength Pareto Evolutionary Algorithm, είναι μια σχετικά πρόσφατη ελιτιστική τεχνική για την απόδοσης ενιαίας τιμής κόστους, σε προβλήματα πολλαπλών στόχων. Προτάθηκε από τους E.Zitzler και L.Thiele [34]. Η τεχνική SPEA υποστηρίζει τις επιδιώξεις της τελευταίας γενιάς εξελικτικών αλγορίθμων πολλαπλών στόχων, τη διατήρηση ενός συνόλου επίλεκτων ατόμων, ανεξάρτητα από τη γενιά από την οποία προέρχονται (γονείς ή απόγονοι ή υπάρχοντες επίλεκτοι) και την καλή διασπορά των λύσεων σε όλο το μέτωπο Pareto, (Σχήμα 2.3,2.4).
- **SPEA2.** Η τεχνική SPEA2 αποτελεί βελτιωμένη έκδοση του αλγορίθμου SPEA. Προτάθηκε από τους E.Zitzler, M.Laumanns & L.Thiele [35,36] με τα εξής χαρακτηριστικά:
 - Στην αξιολόγηση ενός ατόμου που ανήκει στο υπερσύνολο γονέων, απογόνων και επίλεκτων λαμβάνονται υπόψη τα κυριαρχούμενα από αυτό και τα κυρίαρχα σε αυτό άτομα.
 - Στην ενιαία τιμή της συνάρτησης κόστους προσμετράται η επίδραση της απόστασης μεταξύ των πιο γειτονικών ατόμων.
 - Εγγυάται τη διατήρηση των λύσεων, που βρίσκονται στα άκρα του μετώπου Pareto.
 - Στόχος της μεθόδου είναι να αντιμετωπίσει τις δυσκολίες της SPEA, που αντιστοιχούν άμεσα στα προηγούμενα χαρακτηριστικά, (Σχήμα 2.3,2.4).



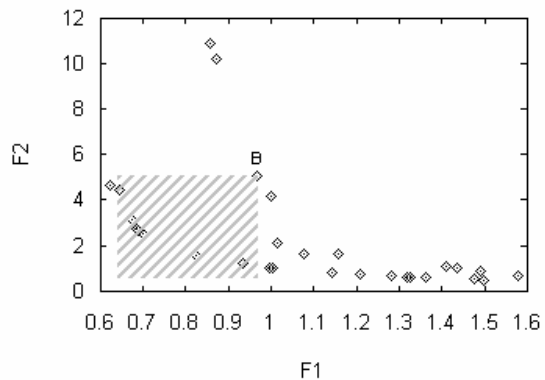
Σχήμα 2.1 Παρουσίαση του τρόπου αξιολόγησης των λύσεων με τη μέθοδο NSGA. Με τις διακεκομμένες γραμμές οριοθετούνται τα διαφορετικά μέτωπα λύσεων. Το μέτωπο 1 κυριαρχεί στα 2 και 3. Οι λύσεις A και B ανήκουν στο ίδιο μέτωπο, ωστόσο, λόγω μικρότερου βαθμού γειτνίασης, το B έχει μικρότερη τιμή κόστους από το A



Σχήμα 2.2 Παρουσίαση του τρόπου επιλογής ατόμων προς αναπαραγωγή με τη μέθοδο NPGA, όταν και τα δύο άτομα (A και B) κυριαρχούνται. Επιλέγεται το άτομο A, γιατί γειτνιάζει με μικρότερο αριθμό ατόμων, συγκριτικά με το B, εντός της ακτίνας σ_{share} που όρισε ο χρήστης.



Σχήμα 2.3 Για το πρόβλημα ελαχιστοποίησης των δύο στόχων F1 και F2, στο διάγραμμα των F1 και F2, παρουσιάζονται ορισμένες υποψήφιες λύσεις. Διακρίνονται τα άτομα που κυριαρχούν, όπως το άτομο A. Επειδή το άτομο A δεν κυριαρχείται από άλλα άτομα, η τιμή κόστους του υπολογίζεται από το πλήθος των ατόμων στα οποία κυριαρχεί, που βρίσκονται εντός του γραμμοσκιασμένου εμβαδού, προς το σύνολο γονέων και απογόνων, συν τη μονάδα.



Σχήμα 2.4 Υπολογισμός ενιαίας τιμής συνάρτησης κόστους $R(i)$ για τα i άτομα των συνόλων $(S^{g,\mu} \cup S^{g,\lambda})$. Το άτομο B λαμβάνει τιμή κόστους ανάλογη των αντίστοιχων τιμών των καλύτερων ατόμων, που κυριαρχούν σ' αυτό και φαίνονται μέσα στο γραμμοσκιασμένο παραλληλόγραμμο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

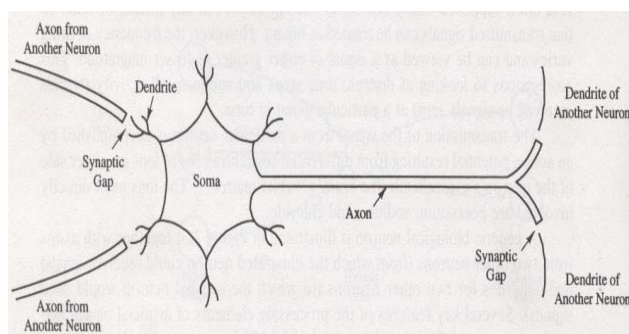
Δίκτυα Αυτο-Οργανούμενης Απεικόνισης (SOM)-Βασική Θεωρία

3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα-Γενικά

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) είναι μία από τις τεχνικές που υπάγονται στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence). Τα ΤΝΔ ενσωματώνουν μια μοναδική υπολογιστική αρχιτεκτονική, η οποία έχει ως βάση την οργάνωση και τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα ΤΝΔ βασίζονται σε μια πολύπλοκη αρχιτεκτονική ενός μεγάλου αριθμού απλών υπολογιστικών μονάδων. Οι δυνατότητες των ΤΝΔ βασίζονται στον μεγάλο αριθμό υπολογιστικών μονάδων και την πολύπλοκη συνδεσμολογία τους. Η δομή αυτή είναι ανάλογη της δομής που εμφανίζεται στον εγκέφαλο, όπου τα νευρικά κύτταρα (νευρώνες) διασυνδέονται πολύπλοκα μέσω των απολήξεων τους (δενδρίτες), [6,11].

Τα ΤΝΔ είναι μια δομή επεξεργασίας πληροφορίας εμπνευσμένη από τον τρόπο επεξεργασίας στα βιολογικά νευρικά συστήματα. Αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό στοιχείων (νευρώνες) που λειτουργούν μαζί για την επίτευξη ενός στόχου. Το κάθε ΤΝΔ διαμορφώνεται για ένα σκοπό, όπως η ανάγνωση σχεδίων ή η ταξινόμηση σχημάτων, μέσω μιας διαδικασίας εκπαίδευσης. Η διαδικασία αυτή τόσο στα βιολογικά νευρικά συστήματα όσο και στα ΤΝΔ περιλαμβάνει τις ρυθμίσεις των συνδέσεων που υπάρχουν μεταξύ των νευρώνων (συνάψεις).

Ο **Υπολογιστικός Κόμβος (ΥΚ)** (**Σχήμα 3.1**) ή τεχνητός νευρώνας είναι το θεμελιώδες στοιχείο επεξεργασίας ενός ΤΝΔ. Ο τεχνητός νευρώνας, όπως και ο βιολογικός, είναι δομημένος για να λειτουργεί με συναφή τρόπο: ένας νευρώνας δέχεται εισόδους από άλλες πηγές (εξωτερικά ερεθίσματα ή από άλλους νευρώνες), τις συνδυάζει, επεξεργάζεται το αποτέλεσμα και εξάγει το τελικό αποτέλεσμα.



Σχήμα 3.1:

Τυπική δομή νευρικού κύτταρου

Η στοιχειώδης λειτουργία που γίνεται σε ένα ΤΝΔ είναι η εξής: ο κάθε ΥΚ (ή τεχνητός νευρώνας) δέχεται συνήθως ένα μεγάλο αριθμό σημάτων τα οποία, για να σχηματίσουν το όρισμα της **συνάρτησης ενεργοποίησης** (activation function) ή συνάρτησης μεταφοράς, σταθμίζονται με κατάλληλους συντελεστές (εκπαίδευση) και αθροίζονται αλγεβρικά. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι εκείνη που εν γένει καθορίζει τις ιδιότητες του ΥΚ. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας αποτελεί την έξοδο του δικτύου.

Κάθε ΥΚ έχει μία μόνο έξοδο την οποία μπορεί να διανέμει σε όσους άλλους ΥΚ είναι απαραίτητο. Κανονικά, η έξοδος είναι το αποτέλεσμα της συνάρτησης μεταφοράς. Ωστόσο, μερικές τοπολογίες δικτύων ενσωματώνουν ένα ή δύο επίπεδα ανταγωνισμού, όπου οι νευρώνες αφήνονται να ανταγωνιστούν μεταξύ τους, με αποτέλεσμα να καταργούνται εκείνες οι έξοδοι των ΥΚ που δεν έχουν αρκετή ένταση. Οι ΥΚ που 'επιζούν' από τον ανταγωνισμό επιτρέπεται να συμμετάσχουν στην εκπαίδευση.

Η συνδεσμολογία των ΥΚ καθορίζει τη ροή της πληροφορίας μέσα στο δίκτυο και ονομάζεται αρχιτεκτονική ή τοπολογία του ΤΝΔ. Ανάλογα με τη συνδεσμολογία τα δίκτυα διαχωρίζονται σε: α) δίκτυα ενός η πολλών επιπέδων, β) σε δίκτυα εμπρός ροής (feed forward), γ) πίσω ροής (feedback) και δ) πλευρικής σύνδεσης (lateral connectivity networks). Τα **βάρη σύνδεσης** παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο αφού ουσιαστικά εκεί μεταφράζεται η πληροφορία που δέχεται το ΤΝΔ.

Η εκπαίδευση του ΤΝΔ, όπως έγινε αντιληπτό, είναι η διαδικασία καθορισμού (υπολογισμού της τιμής) των βαρών σύνδεσης μεταξύ των ΥΚ. Οι μέθοδοι εκπαίδευσης χωρίζονται σε δυο κατηγορίες. Πρώτη κατηγορία είναι η **εκμάθηση χωρίς επίβλεψη** (unsupervised training), όπου δεν χρησιμοποιεί κανένα εξωτερικό «δάσκαλο» και είναι βασισμένη μόνο στις τοπικές πληροφορίες. Αυτή αναφέρεται και ως **αυτο-οργάνωση**, γιατί οργανώνει τα δεδομένα που παρουσιάζονται στο δίκτυο και ανιχνεύει τις αλληλοσυσχετίσεις τους. Δεύτερη κατηγορία είναι η **εκμάθηση με επίβλεψη** (supervised training), όπου κάθε μονάδα εξόδου έχει ως στόχο να πετύχει μια δεδομένη έξοδο. Μια χαρακτηριστική περίπτωση είναι η εκμάθηση δοκιμής λάθους. Ένα σημαντικό ζήτημα σε αυτή τη μορφή εκπαίδευσης είναι το πρόβλημα σύγκλισης, η ελαχιστοποίηση, δηλαδή, της διαφοράς της πραγματικής εξόδου από την επιθυμητή. Επίσης η διαδικασία εκπαίδευσης χωρίζεται σε **off-line**, εάν προηγείται η φάση εκμάθησης από τη λειτουργία, και **on-line**, εάν μαθαίνει και λειτουργεί συγχρόνως.

Μνημονική ισχύς είναι η δυνατότητα που έχουν τα ΤΝΔ να μαθαίνουν ένα σύνολο πληροφοριών, να διαμορφώνουν δηλαδή τα βάρη σύνδεσης, έτσι ώστε να μπορούν να αναπαράγουν τις σωστές απαντήσεις για τα δεδομένα πρότυπα. Είναι επόμενο λοιπόν ενδεχόμενη αύξηση των ΥΚ να αυξήσει και τη μνημονική ισχύ, καθώς αυξάνεται ο αριθμός των διασυνδέσεων και, κατά συνέπεια, των βαρών που αντιστοιχούν σε αυτές.

Γενίκευση είναι η δυνατότητα των ΤΝΔ να δίνουν καλά αποτελέσματα για δεδομένα εισόδου διαφορετικά από αυτά με τα οποία έχουν εκπαιδευτεί. Συχνά όμως η γενίκευση έρχεται σε αντίφαση με τη δυνατότητα ενός ΤΝΔ να μαθαίνει καλά από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Έχει παρατηρηθεί ότι η δυνατότητα γενίκευσης ενός ΤΝΔ είναι αντιστρόφως ανάλογη του μεγέθους του.

Σύνθεση είναι η ικανότητα του δικτύου, που έχει εκπαιδευτεί, να αναγνωρίζει σωστά κάποια χαρακτηριστικά, ακόμη και όταν αυτά συνυπάρχουν.

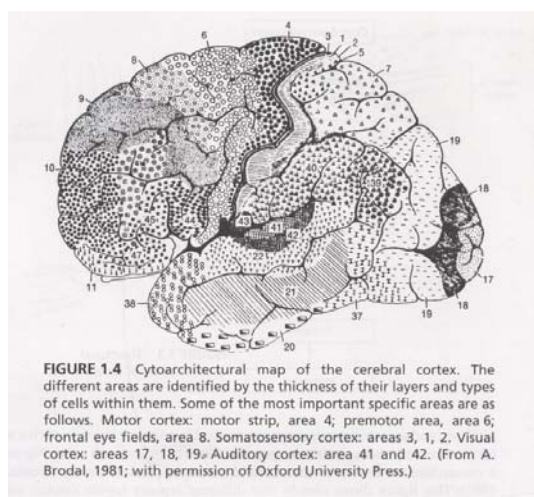
Επίσης τα ΤΝΔ εμφανίζουν την ικανότητα να λειτουργούν υπό μερική καταστροφή. Λόγω του τρόπου λειτουργίας και οργάνωσής τους, τα ΤΝΔ διαμερίζουν την πληροφορία σε όλες σχεδόν τις συνάψεις. Αυτή η μεθοδολογία παρουσιάζει το βασικό χαρακτηριστικό ότι πολύ συχνά η πληροφορία είναι πλεονάζουσα, δηλαδή έχει καταχωρηθεί σχεδόν ολόκληρη περισσότερες από μια φορές. Αν και, εκ πρώτης όψεως, αυτό μπορεί να θεωρηθεί σπατάλη μνημονικής ισχύος, δίνει την δυνατότητα στο ΤΝΔ να λειτουργεί, έστω και αν έχει υποστεί μερική καταστροφή.

3.2 Δίκτυα αυτο-οργανούμενης απεικόνισης - Kohonen (SOM)

Προτού προβούμε στον ορισμό των νευρωνικών δικτύων με τα οποία ασχολείται η εργασία αυτή, είναι αναγκαίο να ορισθεί η έννοια του τοπολογικού χάρτη. Αυτός ο χάρτης δείχνει τις σχέσεις μεταξύ των προτύπων εκπαίδευσης που έχουν δοθεί στο δίκτυο. Κάθε περιοχή του τοπολογικού χάρτη χαρακτηρίζεται από συγκεκριμένες ιδιότητες, οι οποίες την καθιστούν ανεξάρτητη περιοχή από τις υπόλοιπες του χάρτη.

Τα δίκτυα αυτο-οργανούμενης απεικόνισης είναι νευρωνικά δίκτυα δύο επιπέδων, τα οποία μπορούν να οργανώσουν έναν **τοπολογικό χάρτη** από τυχαία αρχικά σημεία [7,11,12,13]. Το δίκτυο αυτό συνδυάζει ένα επίπεδο εισόδου με ένα ανταγωνιστικό επίπεδο ΥΚ και εκπαιδεύεται από ένα μηχανισμό **μάθησης χωρίς επίβλεψη**. Αυτή η νέα ιδέα, που δημιούργησε τα SOM, παρουσιάστηκε από τον Kohonen, αν και είχαν προηγηθεί σχετικές ιδέες και από άλλους (Grossberg).

Τοπολογική χαρτογράφηση (π.χ. αισθήσεων, όρασης, **Σχήμα 3.2**) υπάρχει στην επιφάνεια του εγκεφάλου: άλλες περιοχές αναφέρονται στην αίσθηση της αφής, της όρασης, της γεύσης, κλπ. Βέβαια, οι μηχανισμοί οργάνωσης του εγκεφάλου είναι διαφορετικοί και αρκετά πιο περίπλοκοι από αυτούς που υλοποιούν τα SOM, ωστόσο η βασική ιδέα είναι περίπου η ίδια. Ακόμα μεγαλύτερη πολυπλοκότητα συναντάται στα βιολογικά συστήματα, όπου οι νευρώνες είναι πολύ πιο σύνθετα διασυνδεδεμένοι. Παρόλα αυτά, η ιδέα της ύπαρξης ενός νευρωνικού δικτύου, το οποίο να οργανώνει ένα τοπολογικό χάρτη, έχει τις ρίζες της στις βιολογικές δομές των ζωντανων οργανισμών.



Σχήμα 3.2 :
Τοπολογική χαρτογράφηση στην επιφάνεια του εγκεφάλου. Φαίνεται η περιοχή κινήσεων 4 και οι περιοχές όρασης 1,2,3 κ.α.

Το SOM βρίσκει και οργανώνει τις σχέσεις μεταξύ προτύπων εκπαίδευσης. Τα πρότυπα εκπαίδευσης ταξινομούνται από τα σημεία που ενεργοποιούν στο ανταγωνιστικό επίπεδο ΥΚ (πλέγμα SOM) .Οι

ομοιότητες μεταξύ των προτύπων χαρτογραφούνται από σχέσεις αποστάσεων στο πλέγμα SOM. Αφού η εκπαίδευση ολοκληρωθεί, παρατηρούνται σχέσεις και ομαδοποιήσεις μεταξύ των προτύπων στο πλέγμα SOM.

Σε τελική ανάλυση το SOM δίνει μια γραφική οργάνωση των σχέσεων μεταξύ προτύπων εκπαίδευσης .

3.2.1 Διαδικασία εκπαίδευσης ενός SOM (SOM Training)

Για να εκπαιδεύσει το δίκτυο του ο Kohonen χρησιμοποίησε μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών. Εδώ όμως θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση μία **βάση δεδομένων** (B.Δ.) που περιέχει σημεία από προηγούμενες αξιολογήσεις. [6]

Βασικοί συμβολισμοί :

α) N :

n είναι η διάσταση του χώρου των μεταβλητών σχεδιασμού.

β) $E=[e_1, e_2, \dots, e_n] \in \mathbb{R}^n$:

ένα διάνυσμα των μεταβλητών σχεδιασμού.

γ) B.Δ :

το σύνολο των σημείων εκπαίδευσης.

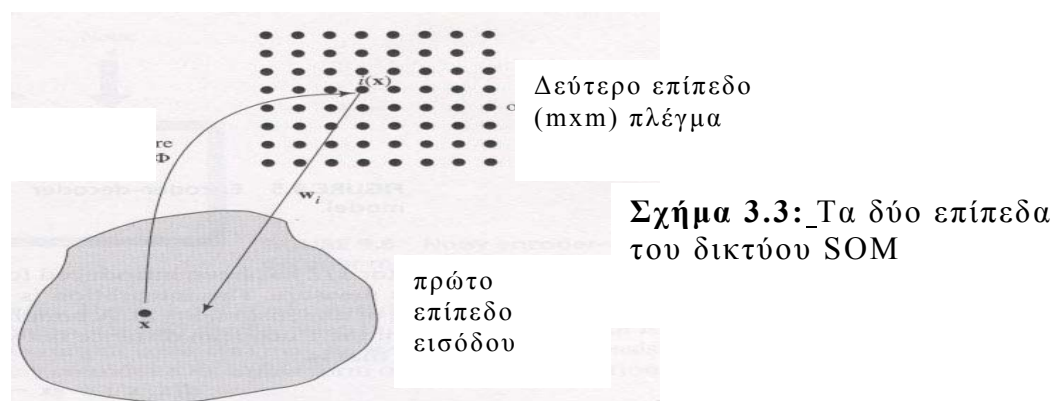
δ) $V(i,j)=[v_1(i,j), v_2(i,j), \dots, v_n(i,j)] \in \mathbb{R}^n$:

σημείο-κορυφή (i,j) ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m$) του πλέγματος SOM.

ε) $\text{Dist}(i,j)$:

ευκλείδεια απόσταση του κάθε $V(i,j)$ από το τρέχον E στον N -διάστατο χώρο.

Συνεχίζοντας με τη διαδικασία εκπαίδευσης, το πρώτο επίπεδο εισόδου έχει n ΥΚ και το δεύτερο ανταγωνιστικό επίπεδο, ορίζεται ως ένα πλέγμα $m \times m$ (εδώ παρουσιάζεται ως τετραγωνικό πλέγμα με ίσες τις δύο διαστάσεις του, χωρίς όμως αυτό να είναι υποχρεωτικό). Απαραίτητη είναι η αρχικοποίηση των $m \times m \times n$ βαρών των συνδέσεων μεταξύ ΥΚ, με τιμές συνήθως μηδενικές ή και πολύ μικρές (**Σχήμα 3.3**).



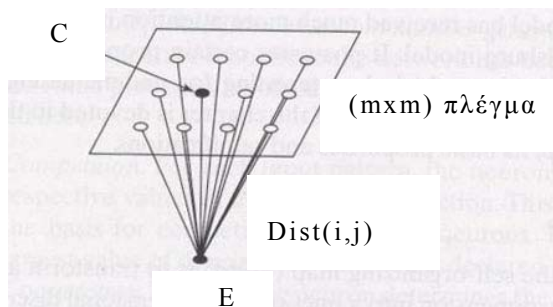
Στη συνέχεια, για κάθε σημείο της Β.Δ. ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

1. Υπολογίζεται η γεωμετρική απόσταση (στο χώρο μεταβλητών σχεδιασμού) του τρέχοντος στοιχείου εκπαίδευσης από όλα τα σημεία του πλέγματος.

Έστω $E=[e_1, e_2, \dots, e_n] \in \mathbb{R}^n$ ένα πρότυπο εκπαίδευσης. Για κάθε $V(i,j)=[v_1(i,j), v_2(i,j), \dots, v_n(i,j)] \in \mathbb{R}^n$ σημείο-κορυφή (i,j) ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m$) του πλέγματος SOM, υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση ($\text{Dist}(i,j)$) του προτύπου εκπαίδευσης, σύμφωνα με τη σχέση:

$$Dist(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (e_k - v_k(i, j))^2}$$

2. Συγκρίνοντας μεταξύ τους τους κόμβους του δικτύου, εντοπίζεται εκείνος ο κόμβος (i, j) του πλέγματος ο οποίος παρουσιάζει τη μικρότερη απόσταση $Dist(i, j)$ από το πρότυπο E. Στη συνέχεια τον κόμβο αυτό θα ονομάζουμε ‘c’ (Σχήμα 3.4).



Σχήμα 3.4: Εύρεση του ‘c’ από ένα σημείο E της ΒΔ.

3. Ορίζεται η γειτονιά του ‘c’ και το μέγεθος αυτής. Με τον όρο ‘γειτονιά’ χαρακτηρίζεται το σύνολο των κόμβων οι οποίοι βρίσκονται εντός μιας περιοχής γειτνίασης γύρω από το ‘c’, που θα ορισθεί παρακάτω. Αφού εντοπισθούν οι κόμβοι αυτοί, τότε εκείνοι και μόνο εκείνοι μετακινούνται προς το υπόψη πρότυπο εκπαίδευσης E κατά ένα ποσοστό της απόστασης του ‘c’ από το E. Η μετακίνηση αυτή αφορά τα διανύσματα των μεταβλητών σχεδιασμού που χαρακτηρίζουν τους κόμβους αυτούς και δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta v_k(i, j) = \begin{cases} a(e_k - v_k(i, j)) & \text{αν το } (i, j) \text{ είναι στην γειτονιά του E} \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

$k \in [1, n]$

Το ποσοστό a ξεκινά συνήθως από μια μεγάλη τιμή ($a_0=0.2-0.5$) και ‘τεχνητά’ και αυτόματα ελαττώνεται με το πέρασμα των επαναλήψεων με ρυθμό που καθορίζει ο χρήστης. Μια επανάληψη ή κύκλος

αντιστοιχεί στην παρουσίαση ενός προτύπου εκπαίδευσης στο SOM. Αν T είναι οι συνολικές επαναλήψεις, τότε η ακόλουθη σχέση δίνει ένα τυπικό νόμο μεταβολής:

$$\alpha = \alpha_o \left(1 - \left(\frac{t}{T} \right)^{0.3} \right)$$

όπου t η τρέχουσα επανάληψη. Είναι προφανές ότι υπάρχει μια αυθαίρετη επιλογή του T (ο χρήστης στην αρχή αγνοεί το πόσες επαναλήψεις θα χρειαστούν). Ωστόσο, ας ξεκαθαριστεί ότι επιλέγοντας τιμή για το T , ο χρήστης επιλέγει τη ‘χρονική διάρκεια’ μεταβολής της τιμής του συντελεστή α και όχι το τέλος της σύγκλισης του SOM (η σύγκλιση εδώ είναι τεχνητή και όχι πραγματική).

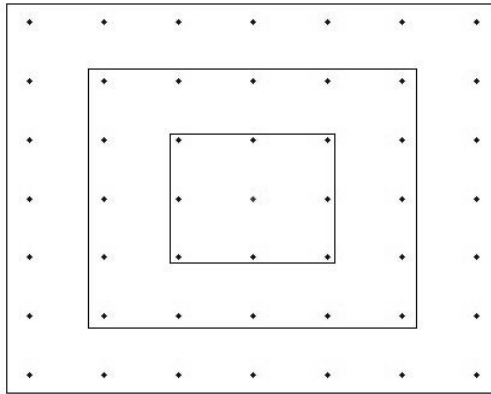
Το μέγεθος της γειτονιάς ξεκινά επίσης από μια αρχική τιμή d_o , η οποία μπορεί να είναι $m/2$ ή $m/3$ (όπου m η μια διάσταση του τετραγωνικού πλέγματος) και μειώνεται με το νόμο:

$$d = d_o \left(1 - \left(\frac{t}{T} \right)^{0.3} \right)$$

Είναι προφανές ότι το d συνήθως ξεκινά από μία μεγάλη τιμή και τείνει προς το 0.

Ένα σημείο (i,j) ανήκει στην γειτονιά του ‘ c ’ (i_c, j_c) όταν (**Σχήμα 3.5**):

$$\begin{aligned} i_c - d < i < i_c + d \\ & \& \\ j_c - d < j < j_c + d \end{aligned}$$



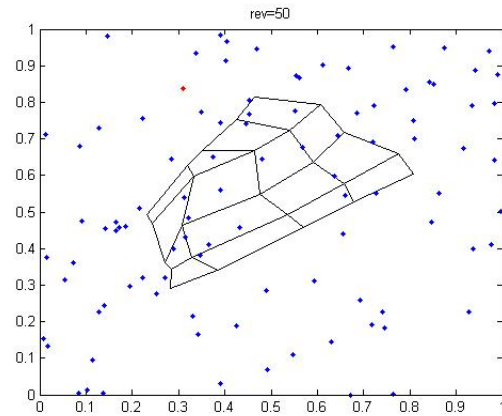
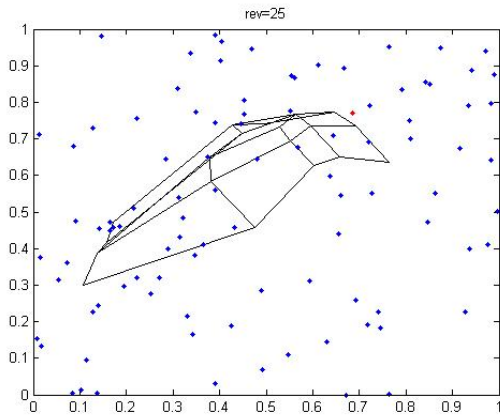
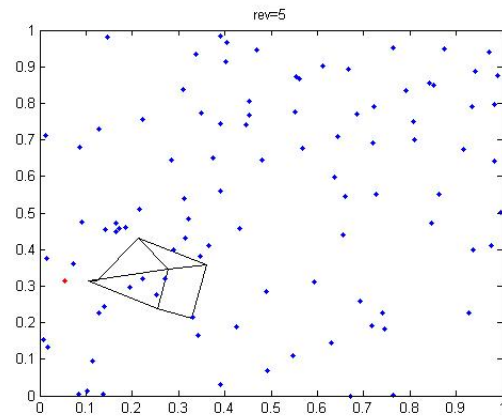
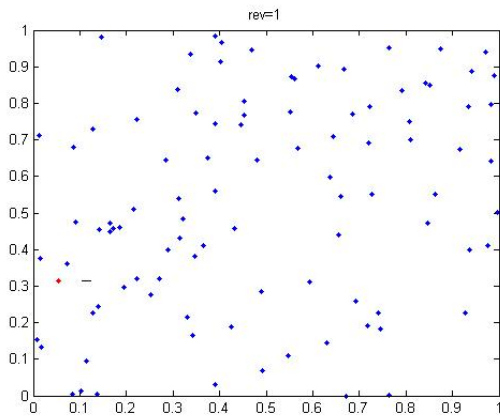
Σχήμα 3.5:

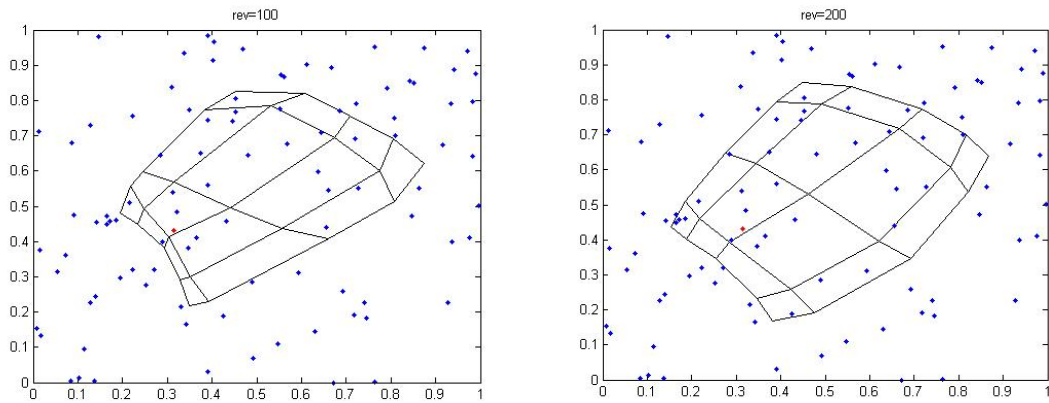
Γειτονιές για $d=1$ $d=2$ και $d=3$.
Οι αριθμοί αυτοί πρακτικά
καθορίζουν την απόσταση από
το κέντρο του τέλους των
Σχηματιζόμενων τετραγώνων

Συνεχίζοντας για όλα τα σημεία της βάσης δεδομένων, εκπαιδεύεται το SOM, έτσι ώστε να απλώσει ‘σαν πανί’ το πλέγμα του στον πολυδιάστατο χώρο και να αντιπροσωπεύει όσο μπορεί καλύτερα τα σημεία της βάσης δεδομένων.

3.2.2 Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 4 X 4 και βάση δεδομένων 100 τυχαία σημεία στο $[0, 1]^2$.

Βασικά Δεδομένα :	Διάσταση πλέγματος SOM	=4X4
	Μέγεθος Β.Δ.	=100 $E[0,1]^2$
	T	=200
	α_0	=0.2
	d_0	=2

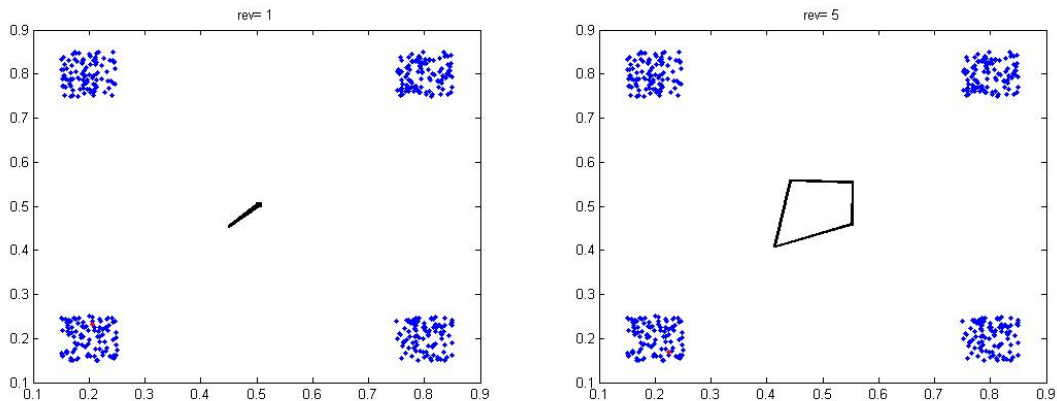


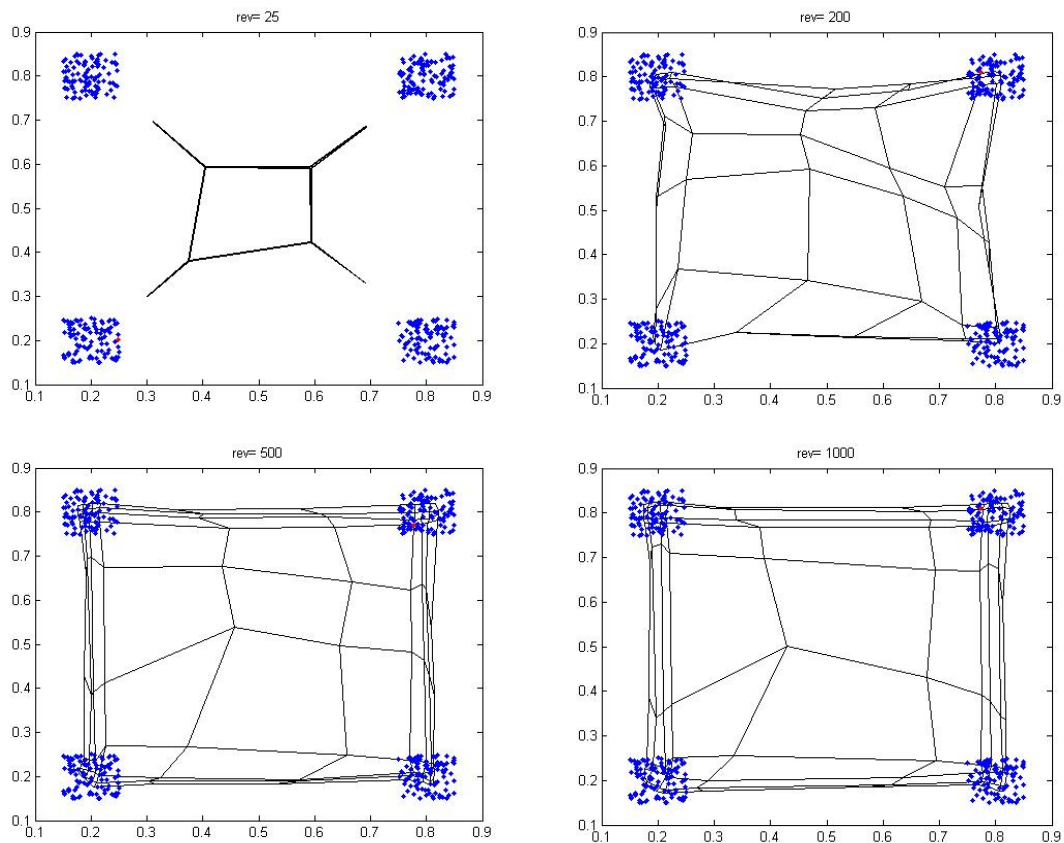


Σχήμα 3.7: Με κουκίδες παρατηρούνται τα σημεία μίας εικονικής Β.Δ. Επίσης παρουσιάζεται το πλέγμα SOM και η εξέλιξη του. Παρατηρείται ότι όλα τα σημεία του πλέγματος ξεκινούν από το (0,0) (αυτή η αρχικοποίηση έγινε) και, καθώς προχωρά η εκπαίδευση, απλώνονται στο χώρο για να αντιπροσωπεύσουν όσο το δυνατόν καλύτερα τα σημεία της Β.Δ. Το τελικό SOM παρουσιάζεται στο 20^ο-ιστό κύκλο.

3.2.3 Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 10 X 10 και βάση δεδομένων 400 τυχαία διεσπαρμένα σημεία στις γωνίες του [0 1]².

Βασικά Δεδομένα :	Διάσταση πλέγματος SOM	=10X10
	Μέγεθος Β.Δ.	=400 Ε[0,1] ²
	T	=1000
	α ₀	=0.2
	d ₀	=4

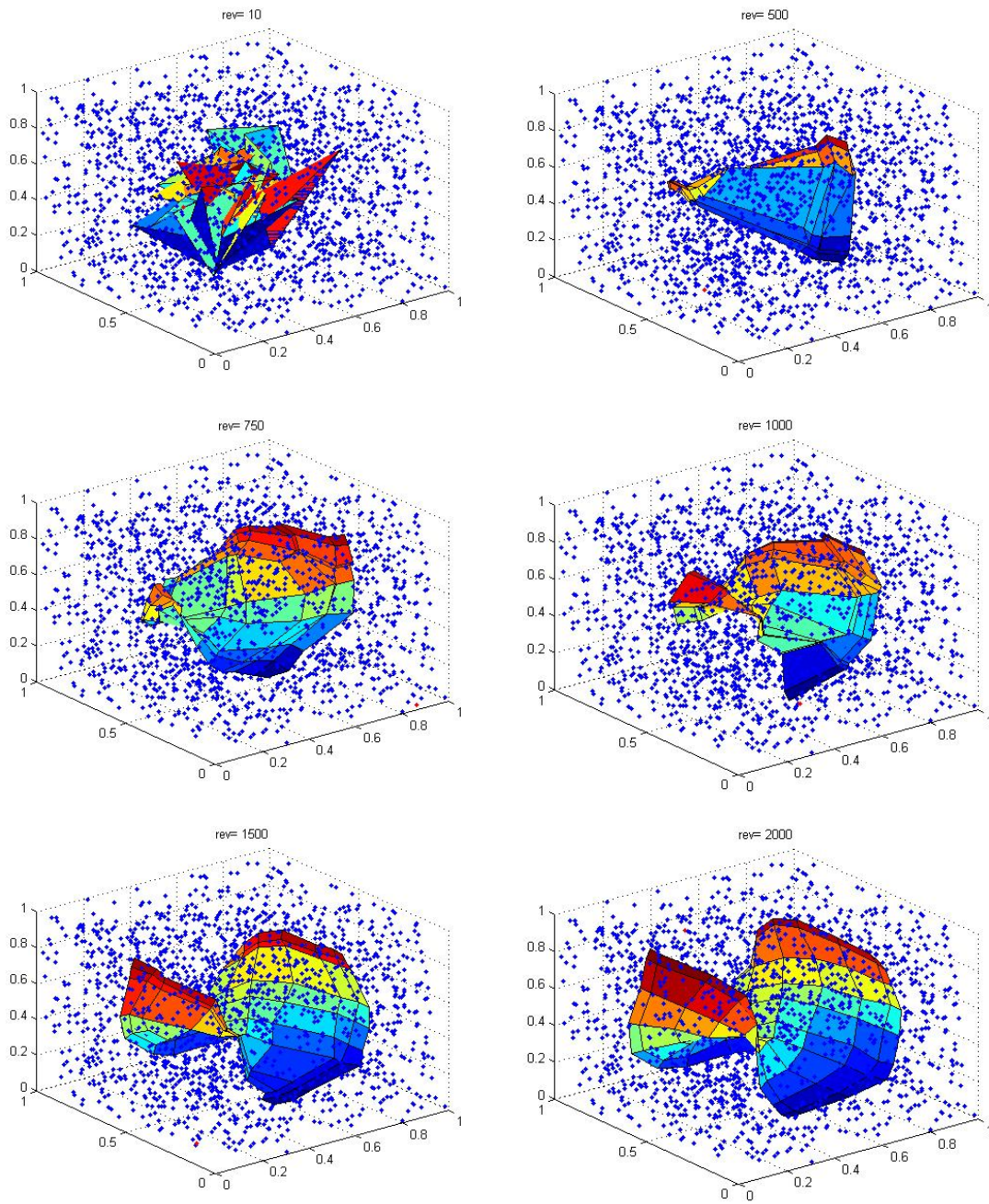




Σχήμα 3.8: Ενδεικτική εξέλιξη ενός SOM όταν μεγάλη περιοχή του χώρου εκπαίδευσης είναι κενή. Είναι εμφανές ότι ενώ οι περισσότεροι κόμβοι του SOM συγκεντρώνονται στις περιοχές όπου υπάρχουν πρότυπα εκπαίδευσης, παραμένουν μερικοί στην κενή περιοχή. Για την σύγκλιση (ολοκλήρωση της εκπαίδευσης) χρειάστηκαν περίπου 1000 κύκλοι.

3.2.4 Παράδειγμα εκπαίδευσης SOM με πλέγμα 10 X 10 και βάση δεδομένων 2000 τυχαία σημεία $[0, 1]^3$.

Βασικά Δεδομένα :	Διάσταση πλέγματος SOM	=10X10
	Μέγεθος Β.Δ.	=2000 $E[0,1]^3$
	T	=2000
	α_0	=0.2
	d_0	=4



Σχήμα 3.9: Ενδεικτική εξέλιξη ενός SOM στον τριδιάστατο χώρο. Μετά από 2000 κύκλους το SOM μοιάζει με μια αναδιπλωμένη επιφάνεια στο χώρο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Το SOM ως Τελεστής Αναπαραγωγής στους ΕΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο θα μελετηθεί μια νέα διαφορετική διαδικασία ένταξης του SOM στην εξελικτική βελτιστοποίηση. Η αυτή αφορά στον τρόπο με τον οποίο μια τεχνική, που σκοπό της έχει την τοπολογική χαρτογράφηση του χώρου των λύσεων ενός προβλήματος βελτιστοποίησης ως προς τους τεθέντες στόχους (υπό αυτήν την ιδιότητα ασφαλώς και χρησιμοποιείται στη βιβλιογραφία), μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί (και) ως τελεστής αναπαραγωγής στους ΕΑ. Ως προς τη νέα αυτή χρήση η προτεινόμενη μέθοδος είναι πρωτότυπη στη βιβλιογραφία).

4.1 Προτεινόμενη Διαδικασία – Η ιδέα

Προτείνεται η αντικατάσταση του κλασικού τελεστή αναπαραγωγής (ή τελεστή διασταύρωσης) ενός ΕΑ με ένα SOM. Σε μια οποιαδήποτε γενιά ενός ΕΑ, αντί να δημιουργούνται ζεύγη γονέων τα οποία, μετά από διασταύρωση, θα δώσουν το καθένα δύο νέους απογόνους (αν λ.χ. υποθεθεί ότι ο ΕΑ λειτουργεί με αυτό το απλό και συνηθισμένο σχήμα διασταύρωσης δύο γονέων), όλοι οι γονείς συνθέτουν μια δεξαμενή υποψηφίων λύσεων ή ατόμων (θα την ονομάζουμε «δεξαμενή γονέων») η οποία χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός SOM κατάλληλης διάστασης. Οι κορυφές του SOM, στο χώρο των μεταβλητών σχεδιασμού, αποτελούν τους απογόνους οι οποίοι καθορίζουν και την επόμενη γενιά του ΕΑ.

Η λειτουργία του προτεινόμενου τελεστή αναπαραγωγής περιγράφεται από τον παρακάτω αλγόριθμο :

Αλγόριθμος SOM ως Τελεστής Αναπαραγωγής

E1. Επιλογή γονέων: Από τους απογόνους της τρέχουσας γενιάς και τους παλαιούς γονείς επιλέγονται οι νέοι γονείς, που (με διασταύρωση, μετάλλαξη, κλπ) θα διαμορφώσουν την επόμενη γενιά. Για το σκοπό αυτό εφαρμόζεται ο τελεστής επιλογής γονέων (**S**) και λαμβάνοντας υπόψη το όριο ζωής κ γενεών ενός ατόμου. δημιουργείται μια προσωρινή «δεξαμενή γονέων».

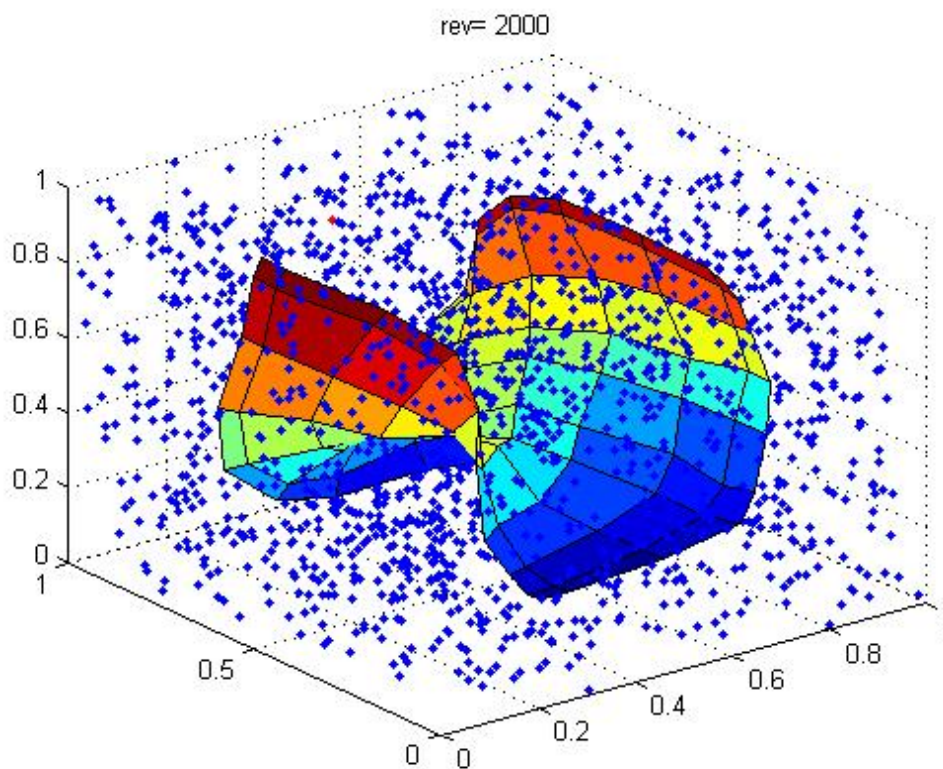
E2. Είσοδος Τυχαίου Ατόμου στη «Δεξαμενή Γονέων»: Με μια πολύ πιθανότητα, επιτρέπεται να προστεθεί στη «δεξαμενή γονέων» ένα τυχαίο νέο άτομο. Η διαδικασία αυτή εισάγει «νέο αίμα» στον πληθυσμό και ουσιαστικά δρα όπως και ο τελεστής μετάλλαξης σε κλασικούς εξελικτικούς αλγόριθμους.

E3. Ελιτισμός: Στα άτομα της «δεξαμενής γονέων» που, όπως προαναφέρθηκε, θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του SOM, προστίθεται η καλύτερη μέχρι τώρα λύση (ελιτισμός), ενδεχομένως περισσότερες από μία φορές .

E4. Αναπαραγωγή (Δημιουργία Νέων Απογόνων): Χρησιμοποιώντας την «δεξαμενή γονέων», εκπαιδεύεται ένα SOM στο χώρο των μεταβλητών σχεδιασμού (**Σχήμα 4-1**). Η διάστασή του επιλέγεται έτσι ώστε οι κορυφές του να αποτελέσουν τους απογόνους που θα σχηματίσουν την επόμενη γενιά και, προφανώς, θα αξιολογηθούν.

Για να υλοποιηθεί η παραπάνω διαδικασία, επιλέγονται από τον χρήστη οι παρακάτω τιμές παραμέτρων:

- Ο αριθμός των γονέων (βλ. «Έλεγχο Μεγέθους Προσωρινής Δεξαμενής Γονέων») όπως αναφέρεται και στη συνέχεια.
- Ο αριθμός των απογόνων.
- Η τιμή της πιθανότητας «διασταύρωσης».
- Η τιμή της πιθανότητας εισόδου νέων τυχαίων ατόμων στη «δεξαμενή γονέων», που επέχει θέση μιας πιθανότητας μετάλλαξης (στον κλασικό ΕΑ).
- Η σκληρότητα ελιτισμού.



Σχήμα 4-1: Αναπαραγωγή σε πρόβλημα τριών μεταβλητών σχεδιασμού. Στο χώρο των μεταβλητών σχεδιασμού, οι κορυφές του εκπαιδευόμενου SOM ορίζουν τους νέους απογόνους. Οι γονείς είναι τα πρότυπα εκπαίδευσης, δηλαδή οι κουκίδες.

4.2 Βασικά Χαρακτηριστικά και ρύθμιση του Αλγορίθμου

Ένας αποδοτικός ΕΑ, ένας δηλαδή αλγόριθμος που εντοπίζει καθολικά ακρότατα σε λογικό υπολογιστικό χρόνο, πρέπει να συνδυάζει δυο χαρακτηριστικά: επαρκή δυνατότητα εξερεύνησης του χώρου λύσεων (ώστε να μπορεί να εντοπίσει τη βέλτιστη λύση όπου και αν αυτή βρίσκεται) αλλά και πολύ καλή εκμετάλλευση κάθε πληροφορίας η οποία συγκεντρώθηκε κατά την προηγηθείσα ανίχνευση (λ.χ. κατά τις προηγούμενες γενιές ενός ΕΑ). Είναι γνωστό ότι οι δύο αυτές απαιτήσεις (**ανίχνευση** και **εκμετάλλευση**, *exploration* και *exploitation*) είναι αντικρουόμενες, με την έννοια ότι οι τρόποι βελτίωσης του ενός χαρακτηριστικού συνήθως χειροτερεύουν τον άλλο, κοκ. Συνεπώς, ένας αποδοτικός ΕΑ πρέπει να συνδυάζει έξυπνα και ισορροπημένα και τα δύο χαρακτηριστικά αυτά. Στον κλασικό ΕΑ υπάρχουν δύο τέτοιοι τρόποι βελτίωσης που μπορούν και πρέπει να ρυθμισθούν κατάλληλα από το χρήστη του ΕΑ ώστε να μεγιστοποιήσει την απόδοσή του, **Ο Έλεγχος Τιμής της Πιθανότητας Διασταύρωσης** και **ο Έλεγχος Τιμής της Πιθανότητας Μετάλλαξης**. Μετά την μετατροπή που προτάθηκε σε αυτούς προστέθηκε και ένα τρίτος συγκεκριμένα **Ο Έλεγχος Μεγέθους Προσωρινής Β.Δ.** Αυτοί οι τρόποι δεν είναι μοναδικοί, αλλά κατά τη γνώμη του γράφοντος είναι οι πιο άμεσοι στους οποίους μπορεί να παρέμβει ο χρήστης, όχι κατ' ανάγκη παρεμβαίνοντας στον πηγαίο κώδικα αλλά μόνο στον ορισμό των παραμέτρων του.

Λεπτομερέστερα οι τρεις τρόποι είναι:

Έλεγχος Τιμής της Πιθανότητας Διασταύρωσης :

Με την αύξηση της τιμής της πιθανότητας διασταύρωσης μεγαλώνει η δυνατότητα εξερεύνησης του χώρου των λύσεων. Αντίθετα, περιορίζεται ο αριθμός των ατόμων που μεταφέρονται ατόφια (χωρίς να εμπλακούν σε διασταύρωση που, προφανώς, τείνει να τα αλλάξει, προς το καλύτερο ή το χειρότερο) στην επόμενη εξελικτική διαδικασία

(μετάλλαξη) καθώς δημιουργείται η επόμενη γενιά. Έτσι, λοιπόν, αν ένα πολύ καλό άτομο συνέφερε να φτάσει ατόφιο στη μετάλλαξη (ώστε με μια μικρή τυχαία αλλαγή, ως συνέπεια της μετάλλαξης, αυτό να βελτιωθεί ακόμη περισσότερο), η μεγαλύτερη πιθανότητα διασταύρωσης τείνει να το αποτρέψει. Από την άλλη πλευρά, βέβαια, αυτό το «μειονέκτημα» (που όπως φάνηκε, υπό άλλες συνθήκες, γίνεται «πλεονέκτημα» της μεθόδου) αίρεται αν λ.χ. έχει ήδη σχεδόν ομογενοποιηθεί ο πληθυσμός, οπότε η διασταύρωση μεταξύ δύο ίδιων ατόμων είναι ακίνδυνη (εννοείται ότι αυτό εξαρτάται και από τον τύπο της διασταύρωσης). Μπορεί δηλαδή, με απλά λόγια, να διατυπωθεί ότι η αύξηση της τιμής της πιθανότητας διασταύρωσης ενισχύει την ανίχνευση και εξασθενίζει την εκμετάλλευση.

Έλεγχος Τιμής της Πιθανότητας Μετάλλαξης :

Με ενδεχόμενη αύξηση της πιθανότητας μετάλλαξης, μεγαλώνει η δυνατότητα εξερεύνησης του χώρου λύσεων (αφού νέες, ενδεχομένως καλύτερες λύσεις ανακλύπτουν από τη μετάλλαξη των καλύτερων, αν και όχι αναγκαστικά, τρεχουσών λύσεων). Η ίδια αύξηση (αλλά και κάθε αύξηση πέραν των «λογικών» ορίων) προκαλεί μια «αστάθεια» στη σύγκλιση του αλγορίθμου, με την έννοια ότι καλές λύσεις που έχουν εντοπισθεί υφίστανται μετάλλαξη και αλλοιώνονται. Άρα, και εδώ, η αύξηση της τιμής της πιθανότητας μετάλλαξης ενισχύει την ανίχνευση και εξασθενεί την εκμετάλλευση.

Έλεγχος Μεγέθους Προσωρινής «Δεξαμενής Γονέων».::

Με την αύξηση του, μεγαλώνει η δυνατότητα εξερεύνησης χώρου λύσεων και μικραίνει η ικανότητα εντοπισμού της βέλτιστης λύσης με την εκμετάλλευση της μέχρι τώρα συλλεχθείσας πληροφορίας (στην Β.Δ. βρίσκονται οι γονείς και σε αντιστοιχία με την πιθανότητα διασταύρωσης, με την αύξηση της περισσότερα άτομα έχουν δικαίωμα διασταύρωσης).

Ελιτισμός και μετάλλαξη στον προτεινόμενο τελεστή αναπαραγωγής

Σε έναν ΕΑ που χρησιμοποιεί το SOM ως τελεστή αναπαραγωγής, χρησιμοποιείται μία διαφορετική τεχνική Ελιτισμού. Στα άτομα της «δεξαμενής γονέων» που χρησιμοποιούνται κάθε φορά για την εκπαίδευση του SOM, προστίθεται το καλύτερο περισσότερες από μία φορές .

Με την υιοθέτηση του SOM ως τελεστή αναπαραγωγής, η εκπαίδευσή του δίνει τους νέους απογόνους. Στην περίπτωση που ο ΕΑ χρησιμοποιεί δυαδική κωδικοποίηση (όπως συνήθως γίνεται στην παρούσα εργασία), είναι εύκολο να γίνει κατανοητό ότι οι προκύπτοντες απόγονοι δεν γράφονται επακριβώς με τρόπο συμβατό με τη δυαδική κωδικοποίηση (εννοείται, για το ορισμένο πλήθος δυαδικών ψηφίων που έχει κάθε μεταβλητή). Δηλαδή, στη γενική περίπτωση, είναι αδύνατο να μετατραπούν με ακρίβεια οι απόγονοι σε δυαδική γραφή. Ως αποτέλεσμα, δεν είναι δυνατό να εφαρμοσθεί ο τελεστής μετάλλαξης με τον κλασικό τρόπο. Η ιδέα που προτείνεται εδώ είναι, με μια μικρή πιθανότητα (με βάση τα παραπάνω, θα συνεχίζουμε να την ονομάζουμε «πιθανότητα μετάλλαξης»), να προστίθεται στην προσωρινή «δεξαμενή γονέων» ένα εντελώς τυχαίο σημείο, το οποίο θα συνεισφέρει στην εκπαίδευση του SOM άρα και θα επηρεάζει την επιλογή των απογόνων, εισάγοντας «νέο αίμα».

4.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα από τη χρήση SOM, ως τελεστή αναπαραγωγής των ΕΑ

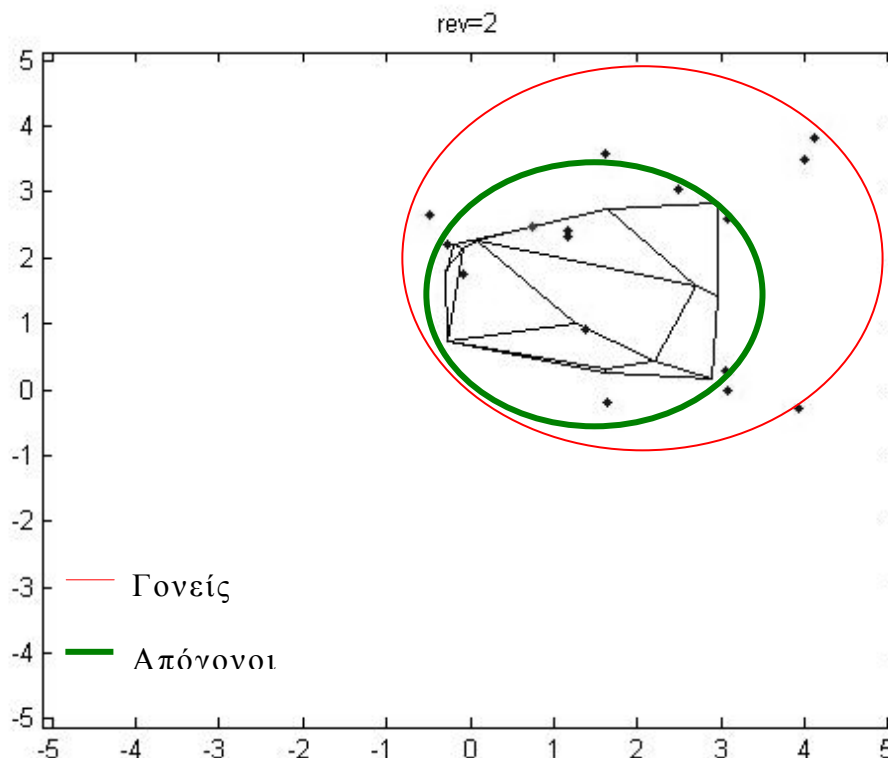
Πλεονεκτήματα :

- Η εσωτερική οργάνωση των απογόνων (με την έννοια ότι, εξ ορισμού, οι κορυφές ενός SOM, δηλαδή ενός πλέγματος στον πολυδιάστατο χώρο, έχουν «οργάνωση») προκαλεί, όπως θα φανεί παρακάτω, επιτάχυνση της σύγκλισης του ΕΑ.
- Βολικότητα στη μετέπειτα χρήση του SOM και ως μεταπρότυπο. Το δίκτυο είναι ήδη εκπαιδευμένο και έχει ως κόμβους τα άτομα της νέα γενιάς μπορεί άμεσα να δώσει προσεγγιστικές τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης στις κορυφές του, λειτουργώντας ακριβώς ως μεταπρότυπο (χωρίς νέα εκπαίδευση).

Μειονεκτήματα :

- Το μεγαλύτερο ίσως μειονέκτημα του SOM ως τελεστή αναπαραγωγής είναι η ιδιότητα του να συρρικνώνεται καθώς περνούν οι γενιές. Αν τα μέλη της «δεξαμενής γονέων» καταλαμβάνουν από μόνα τους έναν υποχώρο του χώρου των μεταβλητών σχεδιασμού, είναι αναμενόμενο ότι το SOM που θα εκπαιδευτεί από αυτά θα καταλαμβάνει, κατά κάποιο τρόπο, ένα περισσότερο συρρικνωμένο υποχώρο (**Σχήμα 4-2**). Αυτό προκαλεί μεν αύξηση της εκμετάλλευσης (exploitation), μπορεί να είναι δηλαδή καλό όταν τείνουμε προς το ολικό ακρότατο, αλλά και μείωση της ανίχνευσης (exploration), είναι δηλαδή κακό όταν το βέλτιστο βρίσκεται στα όρια του χώρου μεταβλητών σχεδιασμού ενώ η μέθοδος, έτσι, μπορεί πιθανόν, να εγκλωβιστεί σε τοπικά ακρότατα. Ως θεραπεία προτείνεται η προσθήκη μικρού αριθμού τυχαίων απογόνων στην επόμενη γενιά, μια τέλεση δηλαδή η οποία ήδη αναφέρθηκε.
- Το επιπλέον υπολογιστικό κόστος εκπαίδευσης του SOM (αν και μικρό). Το μειονέκτημα αυτό δεν αναιρείται στην περίπτωση

χρήσης του SOM και ως μεταπροτύπου αφού, στην περίπτωση αυτή, η εκπαίδευση θα ήταν έτσι κι αλλιώς αναγκαία.



Σχήμα 4-2: Φαινόμενο συρρίκνωσης του χώρου των μεταβλητών σχεδιασμού (εδώ έστω διδιάστατος) κατά τη δημιουργία των απογόνων της επόμενης γενιάς μέσω SOM. Οι δυο άξονες αντιστοιχούν στις δυο μεταβλητές σχεδιασμού του προβλήματος.

4.4 Παράδειγμα: Συνάρτηση Rastrigin 2 ελευθέρων μεταβλητών

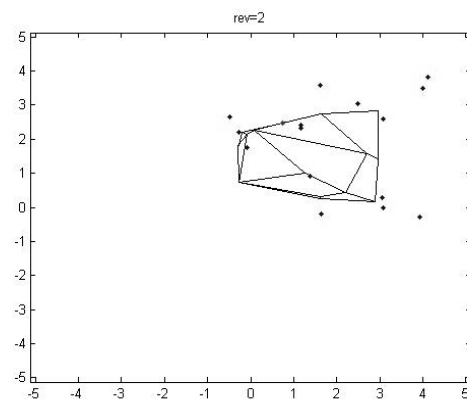
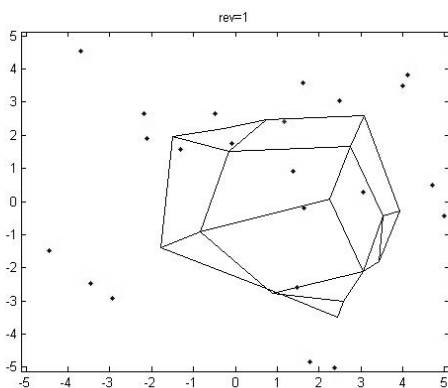
Εδώ παρουσιάζεται ένα παράδειγμα όπου το SOM χρησιμοποιείται ως τελεστής αναπαραγωγής σε ένα πρόβλημα Rastrigin 2 ελευθέρων μεταβλητών. Στο διδιάστατο χώρο των μεταβλητών σχεδιασμού, η εποπτεία είναι πολύ πιο εύκολη. Επιπλέον, η βέλτιστη λύση μετατοπίστηκε στο (2,2), από το (0,0) της κλασικής συνάρτησης Rastrigin, για να μην βρίσκεται το βέλτιστο στο κέντρο, [15]. Η συνάρτηση Rastrigin δύο ελευθέρων μεταβλητών ($n=2$) είναι :

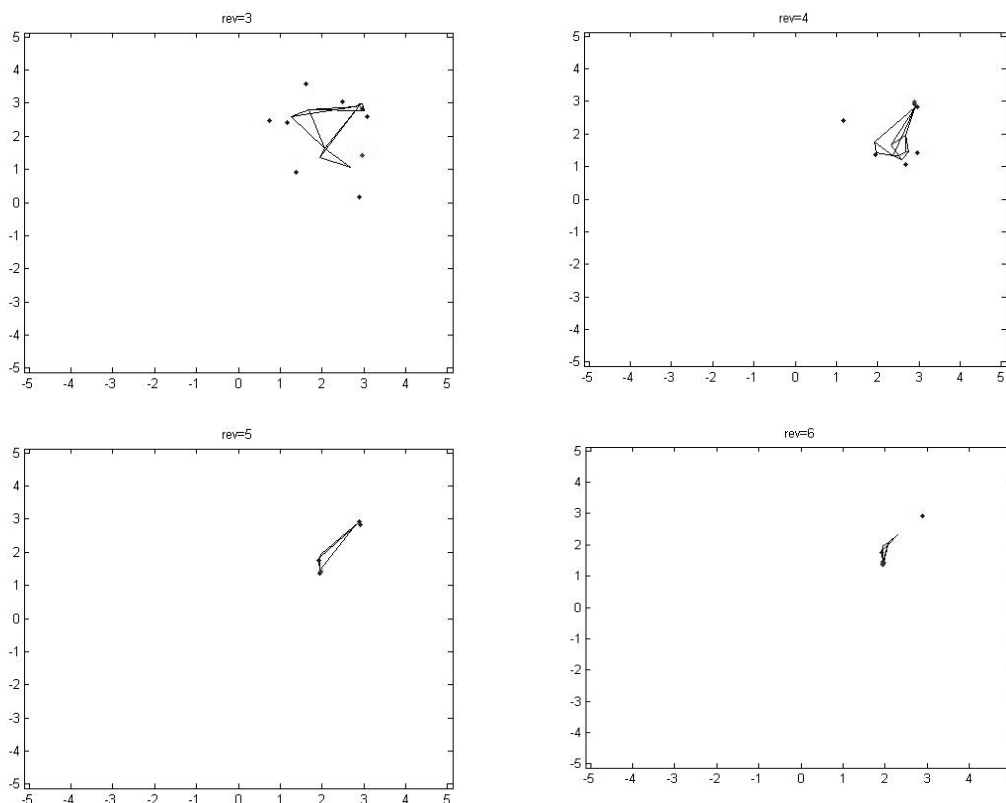
$$f = \sum_1^n (x_i - 2)^2 + 0.5 \left(n - \sum_1^n \cos(2\pi(x_i - 2)) \right)$$

$$x_i = [-5.12, 5.12]$$

Βασικά Δεδομένα του ΕΑ είναι: Ο πληθυσμός γονέων-απογόνων (μ,λ) είναι ίσος με (3,9), το οποίο σημαίνει ότι, κατά την εκπαίδευση του SOM, το μέγεθος της «δεξαμενής γονέων» (δείγματα εκπαίδευσης) είναι ίσο με 3. Από τους απογόνους της προηγούμενης γενιάς, οι γονείς της νέας γενιάς επιλέγονται (εδώ) με τον εξής τρόπο: τουρνουά μεταξύ 2 ατόμων με πιθανότητα να επιλεγεί το καλύτερο 0.8, έτσι επιλέγονται οι μ (εδώ 3) γονείς. Από αυτά που θα επιλεγούν με τον προηγούμενο τρόπο, ορισμένα (με μια μικρή πιθανότητα «μετάλλαξης», εδώ ίσης με 0.01) αντικαθίστανται από άλλα τυχαία επιλεγμένα.

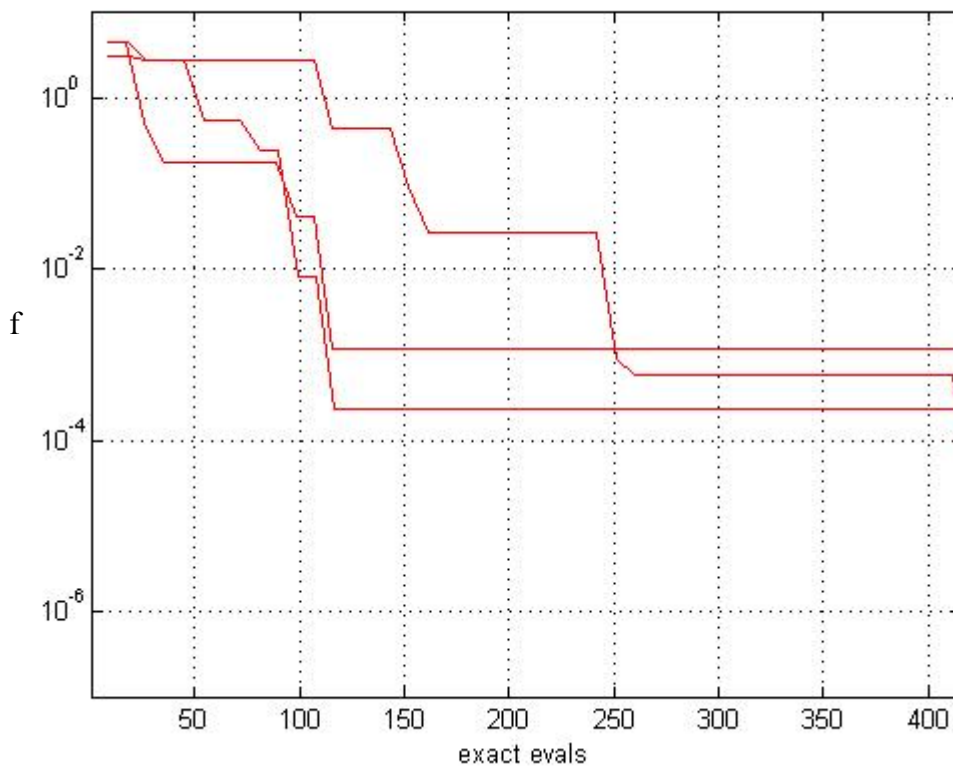
Βασικά Δεδομένα ΕΑ	
«δεξαμενής γονέων» (δείγματα εκπαίδευσης), μ	3
πληθυσμός απογόνων, λ	9
πιθανότητα «μετάλλαξης», Pm	0.01
πιθανότητα «διασταύρωσης» Pc	0.8





Σχήμα 4-3: Εξέλιξη του πληθυσμού. Κουκίδες, στα διαγράμματα με άξονες τις δύο μεταβλητές σχεδιασμού, είναι τα σημεία της «δεξαμενής γονέων» και το πλέγμα είναι το πλέγμα SOM έχει ως κορυφές του τους απογόνους. Ο αριθμός των σημείων που βρίσκονται στη «δεξαμενή γονέων» είναι σταθερός και παρατηρούμε ότι όσο προχωρούν οι γενιές μαζεύονται γύρω από το (2,2) που είναι και η λύση .

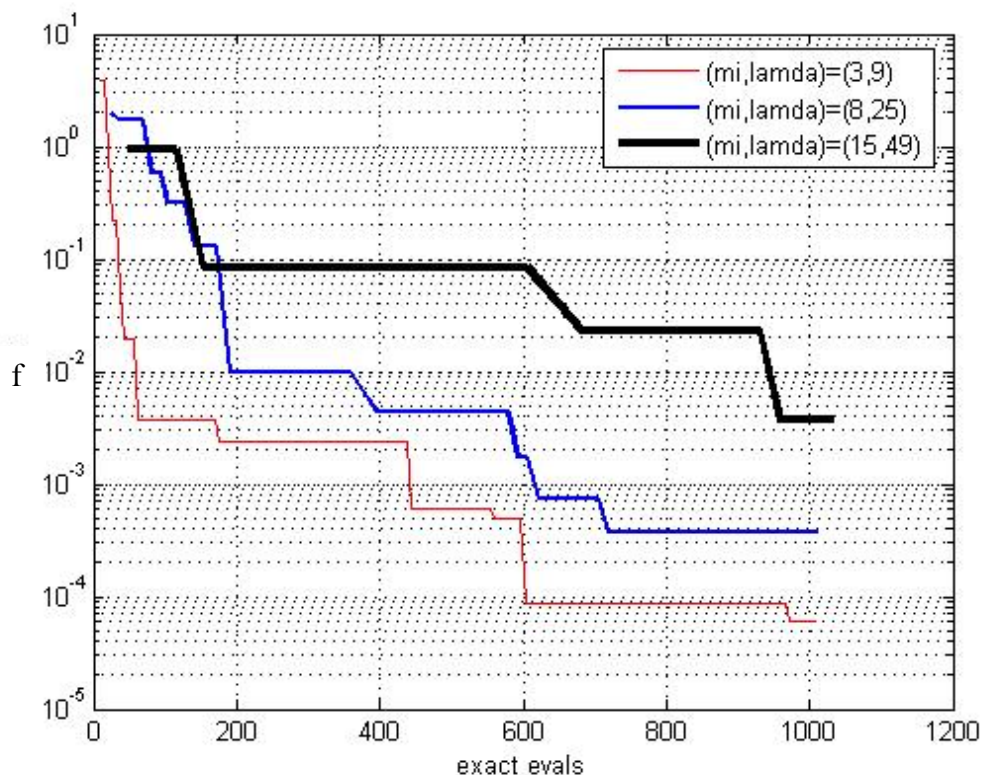
Παρατηρείται ότι ο EA ξεκινάει σαρώνοντας μια μεγάλη περιοχή πιθανών λύσεων (δηλαδή στις πρώτες γενιές τα άτομα του πληθυσμού είναι διασκορπισμένα στο χώρο έρευνας) και όσο προχωρά συρρικνώνεται γύρω από τη βέλτιστη λύση (2,2). Στο πιο πάνω παράδειγμα σε 150 με 250 αξιολογήσεις εντοπίστηκε βέλτιστη λύση στο: (2.00, 2.00) όπως εξάλλου είναι και το σωστό.



Σχήμα 4-4: Πορείες σύγκλισης, για διάφορες γεννήτριες τυχαίων αριθμών, του προβλήματος Rastrigin δύο ελευθέρων μεταβλητών. Ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί σε αριθμό αξιολογήσεων. Παρατηρείται η σταθερότητα της μεθόδου.

Επίδραση «δεξαμενής γονέων, πληθυσμός απογόνων» (μ, λ) στη σύγκλιση.

Το πιο πάνω παράδειγμα λύνεται με τρία διαφορετικά μεγέθη «δεξαμενής γονέων», ($\mu=3,8$ και 15), πληθυσμός απογόνων, ($\lambda=9,25$ και 49) αντίστοιχα και πιθανότητες «μετάλλαξης» και «διασταύρωσης» ($P_m=0.8$ και $P_c=0.01$).



Σχήμα 4-5: Πορείες σύγκλισης του προβλήματος Rastrigin δύο ελευθέρων μεταβλητών για τρία διαφορετικά μεγέθη «δεξαμενής γονέων». Παρατηρείται ότι όσο μικραίνει το πλήθος γονέων μ τόσο ταχύτερη είναι και η σύγκλιση με αυξανόμενη όμως της πιθανότητα εγκλωβισμού σε τοπικό ακρότατο.

4.5 Παράδειγμα: Συνάρτηση Rastrigin 30 ελευθέρων μεταβλητών

Εδώ παρουσιάζεται ένα παράδειγμα όπου το SOM χρησιμοποιείται ως τελεστής αναπαραγωγής σε ένα πρόβλημα Rastrigin 30 ελευθέρων μεταβλητών. Σε αυτό το βέλτιστο σημείο μετατοπίστηκε από το $(0, \dots, 0)$ στο $(2, \dots, 2)$ για να μην βρίσκεται το βέλτιστο στο κέντρο.[15]

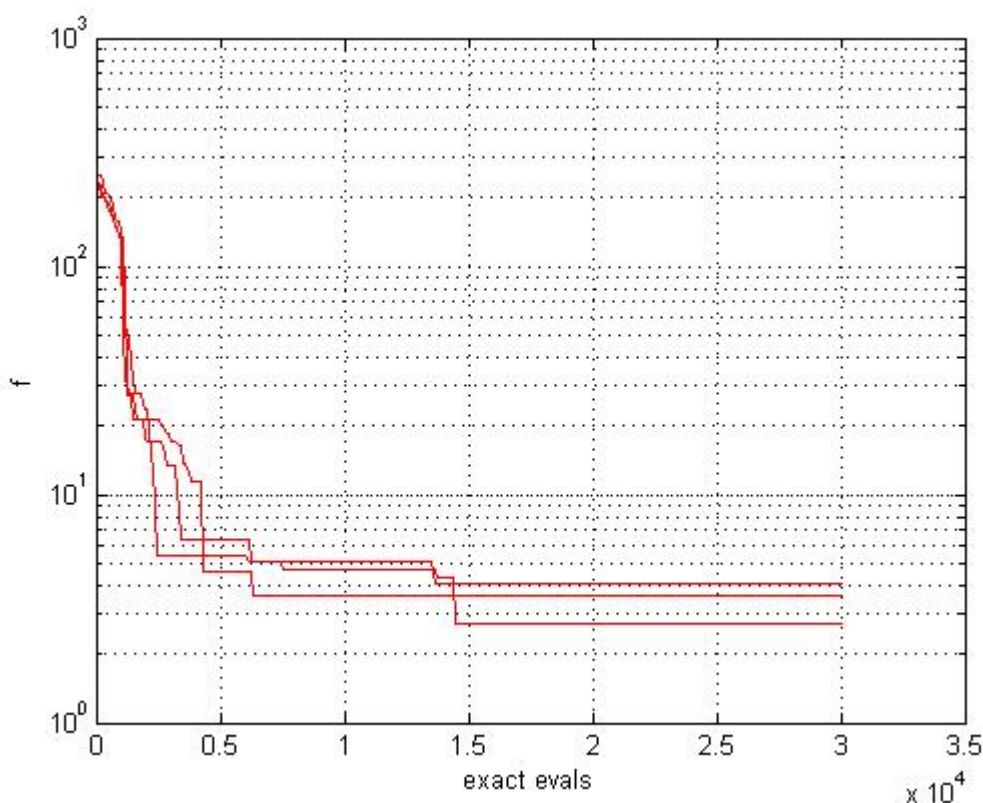
Τα βασικά Δεδομένα του ΕΑ φαίνονται στον πίο κάτω πίνακα. Το μέγεθος της «δεξαμενής γονέων» είναι σχεδόν δεκαπλάσιο από το προηγούμενο παράδειγμα, ο χώρος των μεταβλητών σχεδιασμού είναι κατά πολύ μεγαλύτερος άρα και η πιθανότητα εγκλωβισμού σε τοπικό ακρότατο. Αντίστοιχα μεγαλώνει και ο πληθυσμός απογόνων.

Βασικά Δεδομένα ΕΑ	
«δεξαμενής γονέων» (δείγματα εκπαίδευσης), μ	34
πληθυσμός απογόνων, λ	100
πιθανότητα «μετάλλαξης», P_m	0.01
πιθανότητα «διασταύρωσης» P_c	0.85

Η συνάρτηση Rastrigin 30 ελευθέρων μεταβλητών είναι :

$$f = \sum_1^n (x_i - 2)^2 + 0.5 \left(n - \sum_1^n \cos(2\pi(x_i - 2)) \right)$$

$$x_i = [-5.12, 5.12]$$



Σχήμα 4-6: Πορείες σύγκλισης, για διάφορες γεννήτριες τυχαίων αριθμών ,του προβλήματος Rastrigin 30 ελευθέρων μεταβλητών. Ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί σε αριθμό αξιολογήσεων.

4.6 Παράδειγμα σχεδιασμού αεροτομής πτερύγωσης

συμπιεστή

Στόχος είναι η ελαχιστοποίηση απωλειών ολικής πίεσης μιας πτερύγωσης που εκφράζεται από τον αδιάστατο συντελεστή απωλειών

$$\text{πίεσης ως } f = \left(\frac{P_{t1} - P_{t2}}{\rho V_1^2 / 2} \right)$$

σε συνθήκες ροής :

Γωνία Εισόδου ροής	=	28°
Αριθμός Mach Εισόδου	=	0.27
Reynolds (στη χορδή)	=	400000

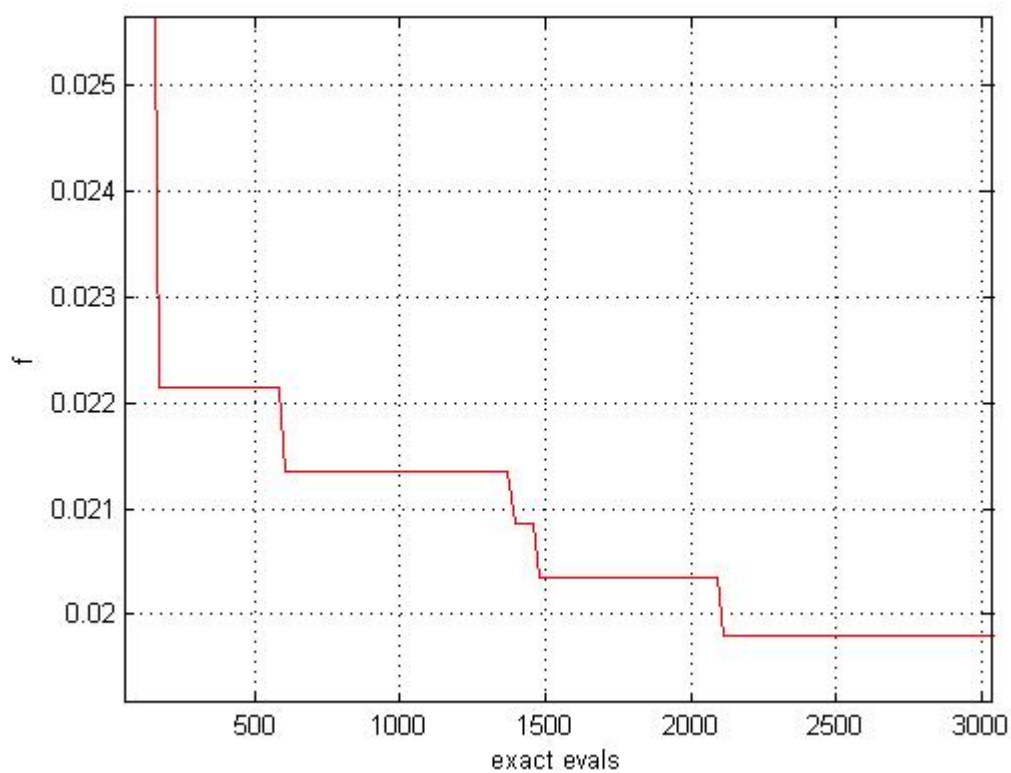
Και υπό τους περιορισμούς ανισότητας:

Μέγιστο πάχος	>	0.072 της χορδής
Γωνία α_2 (εξόδου της ροής)	<	16°

Το πρόβλημα είναι πολλών μεταβλητών. Η ροή γύρω από μία γεωμετρία εξαρτάται από την ίδια την γεωμετρία (σημεία Bezier που την παραμετροποιούν, ο αριθμός τους ορίζεται από τον χρήστη) και της συνθήκες της επ' άπειρον ροής. Σε αυτή την εκδοχή μόνο 8 από αυτές ερευνώνται (δηλαδή αποτελούν τις μεταβλητές σχεδιασμού του προβλήματος), οι οποίες είναι τα σημεία Bezier της πάνω πλευράς (πλευρά υποπίεσης) η οποία είναι και η σημαντικότερη από φυσικής πλευράς. Σε αυτήν έχουμε τη μεγαλύτερη επιβράδυνση της ροής .

Ως εργαλείο αξιολόγησης (λύση ροής γύρω από τη γεωμετρία της αεροτομής) χρησιμοποιούμε τον κώδικα MISES (αναπτύχθηκε στο MIT από τον καθηγητή Drela και είναι ελεύθερα διαθέσιμος για χρήση από πανεπιστημιακές ομάδες) [18] που επιλύει τις ολοκληρωτικές εξισώσεις του οριακού στρώματος συνεξευγμένες με έναν επιλύτη της εξωτερικής ροής (που και αυτός είναι ενσωματωμένος στον MISES).

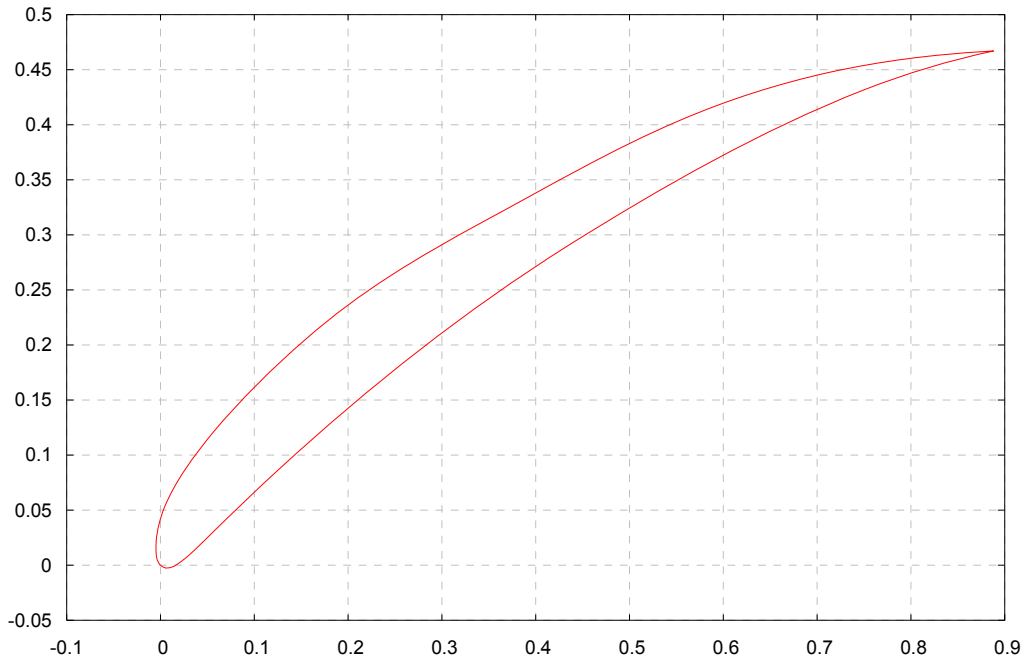
Βασικά Δεδομένα ΕΑ	
«δεξαμενής γονέων» (δείγματα εκπαίδευσης), μ	48
πληθυσμός απογόνων, λ (EA,SOM)	121
πιθανότητα «μετάλλαξης», P_m	0.01
πιθανότητα «διασταύρωσης» P_c	0.8



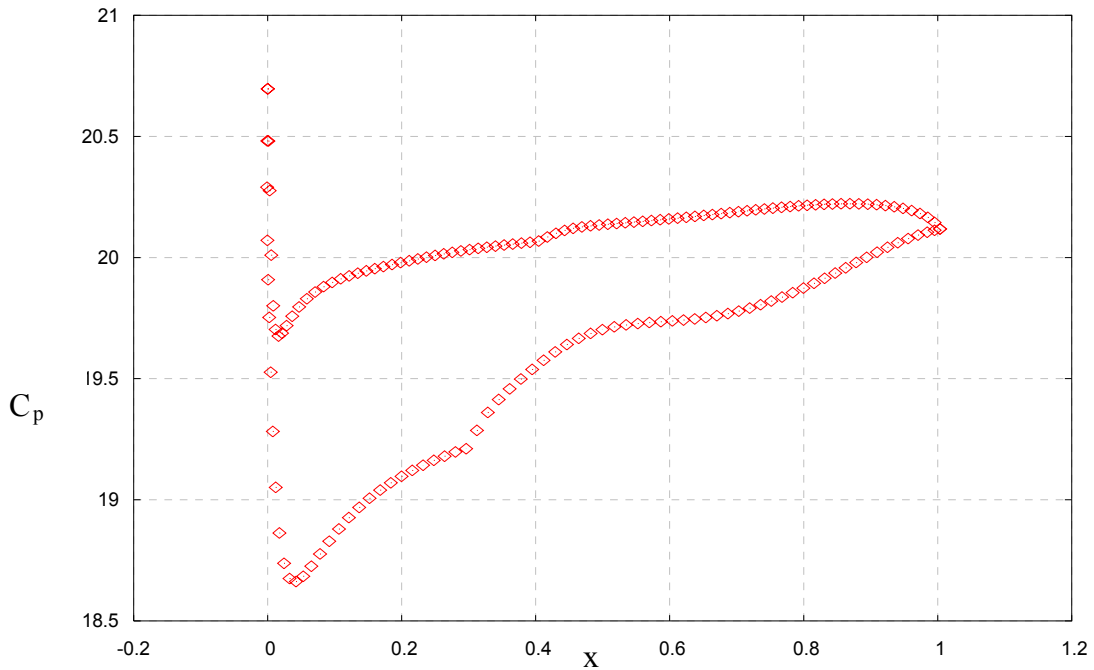
Σχήμα 4-7: Πορεία σύγκλισης του προβλήματος βελτιστοποίησης.

Χαρακτηριστικά Βέλτιστης αεροτομής .

Απώλειες Ολικής Πίεσης	=	0.0197
Μέγιστο πάχος αεροτομής	=	0.0778
Γωνία α_2	=	15.9



Σχήμα 4-8: Μορφή βέλτιστης αεροτομής. Οι δυο άξονες δεν είναι σε κλίμακα.



Σχήμα 4-9 : Συντελεστής πίεσης κατά μήκος των στερεών τοιχωμάτων της βέλτιστης αεροτομής

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Το SOM ως Μεταπρότυπο στους ΕΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο εξετάζεται το SOM ως μεταπρότυπο στους ΕΑ. Η ιδέα βασίζεται στη λογική ενός ΕΑ που χρησιμοποιεί προσεγγιστική προαξιολόγηση των υποψηφίων λύσεων του πληθυσμού. Δηλαδή σε κάθε γενιά, αρχικά (με το μεταπρότυπο) προσεγγιστικά αξιολογούνται τα μέλη του πληθυσμού και μόνο τα καλύτερα από αυτά (το πόσα καλύτερα είναι βασική παράμετρος της μεθόδου και εξαρτάται από το πρόβλημα και την εμπειρία του χρήστη) αξιολογούνται με τα ακριβές (και συνήθως ακριβό υπολογιστικό) λογισμικό αξιολόγησης. Το μεταπρότυπο μαντεύει δηλ. τις τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων στα σημεία του πλέγματός του χρησιμοποιώντας την πληροφορία που βρίσκεται σε μια Β.Δ. η οποία περιέχει όλες τις, μέχρι την τρέχουσα στιγμή, ακριβώς αξιολογημένες υποψήφιες λύσεις σε όλη την διάρκεια του ΕΑ. Αυτή η προσεγγιστική τιμή βοηθά στην επιλογή των ατόμων της νέας γενιάς που θα υποβληθούν σε ακριβή αξιολόγηση. [10,16,37,38]

Θα παρουσιαστούν επίσης μερικά παραδείγματα βελτιστοποίησης στη συνάρτηση Rastrigin και συγκρίσεις τόσο με συμβατικούς ΕΑ όσο και με υποβοηθούμενους ΕΑ από άλλα μεταπρότυπα που χρησιμοποιούνται από το Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών [17].

5.1 Διαδικασία προαξιολόγησης

Ακολουθούν τα βήματα με τα οποία γίνεται η προσεγγιστική προαξιολόγηση χρησιμοποιώντας το SOM.

Πριν ξεκινήσει η κύρια διαδικασία σημειώνεται ότι το SOM χρησιμοποιήθηκε ως εξωτερικό μεταπρότυπο στο λογισμικό του Εργαστήριου Θερμικών Στροβιλομηχανών EASY [17]. Η συμβολή, δηλαδή της εργασίας αυτής ήταν στο να προγραμματιστεί το λογισμικό SOM για την Προσεγγιστική Προαξιολόγηση και να το εντάξει στο λογισμικό EASY [17].

Η συνεργασία των δύο λογισμικών γίνεται ως εξής. Το EASY παραχωρεί την υποψήφια λύση και μία τοπική Β.Δ. και περιμένει από το SOM να του επιστρέψει μια προσεγγιστική λύση της υποψήφιας λύσης.

1. Για κάθε σημείο της τοπικής ΒΔ, υπολογίζεται η απόσταση από όλες τις κορυφές του πλέγματος SOM (όπως ακριβώς και στην διαδικασία εκπαίδευσης).

$$Dist(i, j) = \sqrt{\sum_k (e_k - v_k(i, j))^2}$$

Όπου: **(i,j)** : η εκάστοτε κορυφή του SOM,

Dist(i,j) : η ευκλείδεια απόσταση ενός σημείου της τοπικής ΒΔ e από της κορυφή (i,j) , στον χώρο των μεταβλητών σχεδιασμού,

k : αρίθμηση μεταβλητών σχεδιασμού,

e_k : μεταβλητή σχεδιασμού k του σημείου της τοπικής ΒΔ e ,

$v_k(i,j)$: μεταβλητή σχεδιασμού k της (i,j) κορυφής SOM.

2. Εύρεση του κόμβου SOM που αντιπροσωπεύει στο τρέχον σημείο της τοπικής ΒΔ, αναζητώντας την ελάχιστη απόσταση, δηλαδή

$$x_c(h) = i(\min(Dist(i,j)))$$
$$y_c(h) = j(\min(Dist(i,j)))$$

όπου h το τρέχον σημείο της Β.Δ.

3. Προσεγγιστική λύση

Για κάθε κορυφή SOM (i,j) βρίσκονται τα σημεία από την τοπική ΒΔ(h) που αντιπροσωπεύει.

Ένα σημείο h αντιπροσωπεύεται από ένα σημείο του SOM (i,j) αν

$$x_c(h) = i$$
$$y_c(h) = j$$

Τώρα για κάθε σημείο του SOM είναι γνωστά τα σημεία της τοπικής ΒΔ που αντιπροσωπεύει και οι αντικειμενικές τους τιμές. Άρα μπορεί να υπολογιστεί η προσεγγιστική τιμή του κόμβου (i,j) .

Η προσεγγιστική αυτή τιμή υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των αντικειμενικών τιμών των αντιπροσωπευόμενων από τον εκάστοτε (i,j) κόμβο SOM , σημείων της τοπικής ΒΔ.

$$u(i, j) = \frac{\sum_1^k u_h(h)}{k}$$

όπου :

$u(i,j)$	η προσεγγιστική τιμή για τον κόμβο (i,j)
$u_h(h)$	η αντικειμενική τιμή του σημείου h
k	ο αριθμός των αντιπροσωπευόμενων σημείων .

Αν τώρα, για κάποιο λόγο, κάποιο σημείο του SOM δεν αντιπροσωπεύει κανένα σημείο της Β.Δ. (αυτό μπορεί να συμβεί όταν έχουμε περιορισμένη τοπική ΒΔ και μεγάλη διάσταση πλέγματος SOM η είμαστε ακόμη στην αρχή της εξέλιξης) τότε παίρνει την τιμή του μέσου όρου των γειτονικών του

$$u(i, j) = \frac{u(i-1, j-1) + u(i-1, j+1) + u(i+1, j-1) + u(i+1, j+1)}{4}$$

4. Απόδοση προσεγγιστικής αντικειμενικής τιμής στο τυχαίο (προερχόμενο από τον ΕΑ) διάνυσμα σχεδιασμού Ε, χρησιμοποιώντας τις τιμές των κόμβων του SOM που βρέθηκαν στο βήμα3. Υπολογίζεται.

$$DistE(i, j) = \sqrt{\sum_k (E_k - v_k(i, j))^2}$$

Όπου: (i,j) : η εκάστοτε κορυφή SOM.

DistE(i,j) : η ευκλείδεια απόσταση του προς προαξιολόγηση διανύσματος σχεδιασμο \mathbf{E} από της κορυφή (i,j), στο χώρο των μεταβλητών σχεδιασμός.

k : αρίθμηση μεταβλητών σχεδιασμού.

E_k : μεταβλητή σχεδιασμού k του προς προαξιολόγηση E.

v_k(i,j) : μεταβλητή σχεδιασμού k της (i,j) κορυφής SOM.

Το E παίρνει ως προσεγγιστική αντικειμενική τιμή την προσεγγιστική τιμή της πλησιέστερης προς αυτό κορυφής SOM.

$$\begin{aligned}i \min &= i(\min(\text{DistE}(i, j))) \\j \min &= j(\min(\text{DistE}(i, j))) \\u(E) &= u(i \min, j \min)\end{aligned}$$

Όπου **(imin,jmin)** : κοντινότερη κορυφή SOM

u(E) : προσεγγιστική αντικειμενική τιμή του E

u(imin,jmin) : προσεγγιστική τιμή της πλησιέστερης κορυφή SOM

5.2 Ρύθμιση

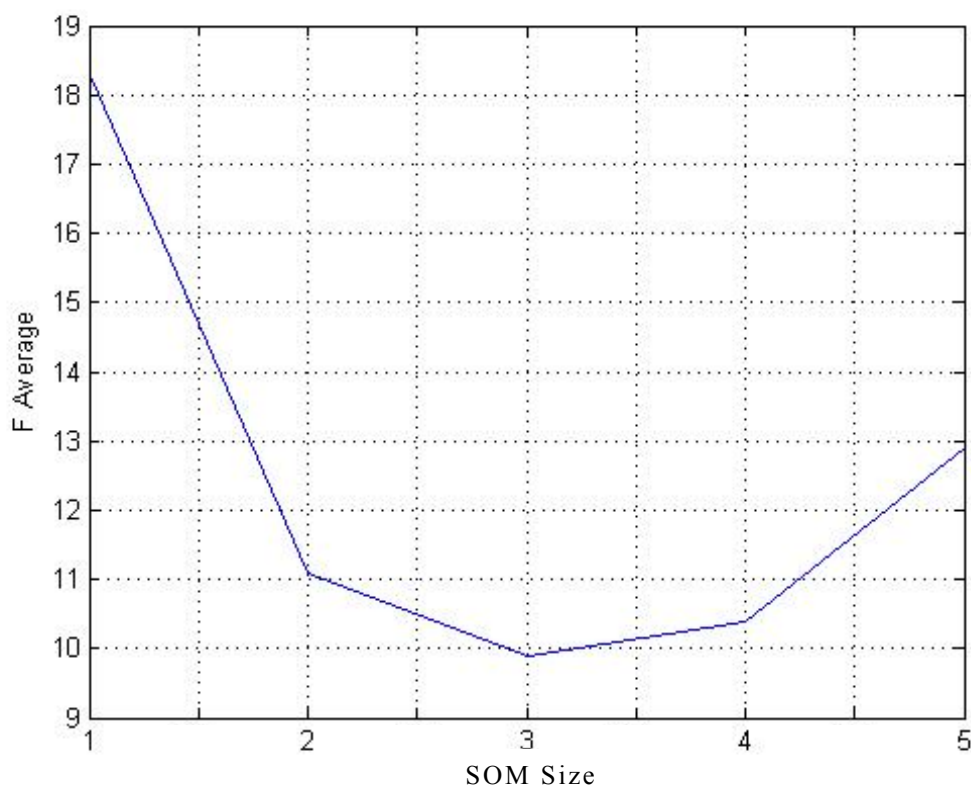
Ένα SOM ρυθμίζεται μέσω 2 παραμέτρων,

- το **μέγεθος του πλέγματος**: δηλαδή το πόσους κόμβους έχει.
- και τον **αριθμό βημάτων εκπαίδευσης**: πόσες φορές θα «περάσει» από πρότυπο εκπαίδευσης.

5.2.1 Μέγεθος του πλέγματος

Εξετάζεται η επίδραση του μεγέθους πλέγματος στην ακρίβεια προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής κατά τη διάρκεια ολόκληρης της διαδικασίας ελαχιστοποίησης της συνάρτησης Rastrigin δύο ελευθέρων μεταβλητών (n=2) [15] (**Σχήμα 5_1**).

$$f = \sum_1^n (x_i - 2)^2 + 0.5 \left(n - \sum_1^n \cos(2\pi(x_i - 2)) \right)$$
$$x_i = [-5.12, 5.12]$$



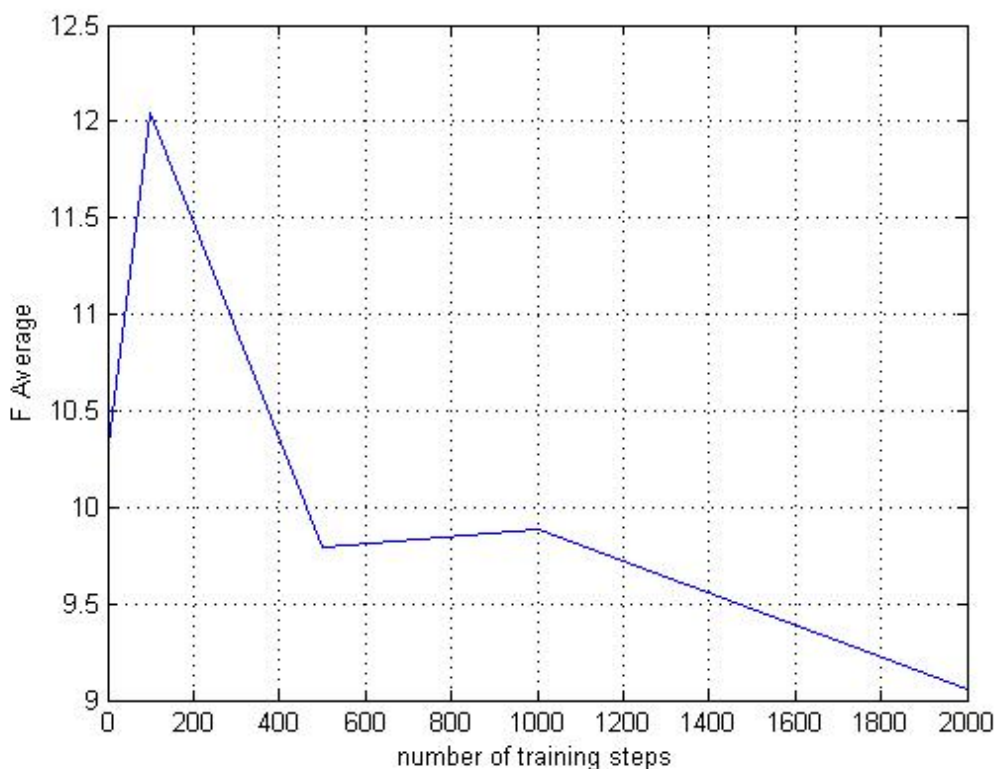
Σχήμα 5_1 : Στο σχήμα αυτό, 'F Average' είναι η, καθόλη τη διάρκεια του EA, μέση τιμή του σφάλματος προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής. 'Som Size' είναι το μέγεθος πλευράς του πλέγματος SOM. Όλα τα επιπλέον στοιχεία του EA ήταν τα ίδια σε όλες της περιπτώσεις και κριτήριο τερματισμού EA ήταν οι 500 ακριβείς αξιολογήσεις.

Παρατηρείται ότι για τη συγκεκριμένη συνάρτηση καλύτερα συμπεριφέρεται το SOM με πλευρά ίση με 3 (δηλαδή ένα SOM διάστασης 3x3). Το αποτέλεσμα αυτό, βέβαια, δεν μπορεί να γενικευθεί αλλά προσφέρει τη χρήσιμη πληροφορία ότι υπάρχει πάντοτε μια βέλτιστη διάσταση του δικτύου SOM. Μεταξύ άλλων, η επιλογή αυτή έγκειται και στην εμπειρία του χρήστη της μεθόδου.

Σημειώνεται ότι το SOM με πλευρά μοναδιαία ουσιαστικά το μόνο που κάνει είναι να υπολογίζει το μέσο όρο των προτύπων εκπαίδευσης που παρέχονται από το λογισμικό EASY για το κάθε προς προαξιολόγηση διάνυμα σχεδιασμού. Το γεγονός ότι το σφάλμα είναι σχετικά μικρό κάνει φανερή την ποιότητα επιλογής πρότυπων εκπαίδευσης του EASY αν προστεθεί επίσης ότι κατά την πάροδο του EA το σφάλμα μειώνεται δραματικά.

5.2.2 Αριθμός βημάτων εκπαίδευσης

Εξετάζεται η επίδραση του αριθμού βημάτων εκπαίδευσης στην ακρίβεια προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής κατά τη διάρκεια της ίδιας διαδικασίας βελτιστοποίησης με πλευρά SOM ίση με 3 (Σχήμα 5_2).



Σχήμα 5_2 : Στο σχήμα αυτό, 'F Average' είναι η, καθόλη τη διάρκεια του ΕΑ, μέση τιμή του σφάλματος προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής. 'number of training steps' είναι ο αριθμός βημάτων εκπαίδευσης, 0 όταν είναι όσο και το μέγεθος της τοπικής ΒΔ.¹

Παρατηρείται ότι γενικά, όσο μεγαλώνει ο αριθμός βημάτων εκπαίδευσης, αυξάνεται και η ακρίβεια του μεταπροτύπου, παράλληλα όμως αυξάνεται και σχετικό το υπολογιστικό κόστος.

¹ Συνηθίζεται το SOM κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του να περνάει περισσότερες της μίας φορές από κάθε πρότυπο εκπαίδευσης που υπάρχει στην ΒΔ. Μέγεθος της τοπικής ΒΔ είναι ο αριθμός των προτύπων εκπαίδευσης που υπάρχουν σε αυτήν. .

5.3 Σύγκριση με υπάρχοντα μεταπρότυπα

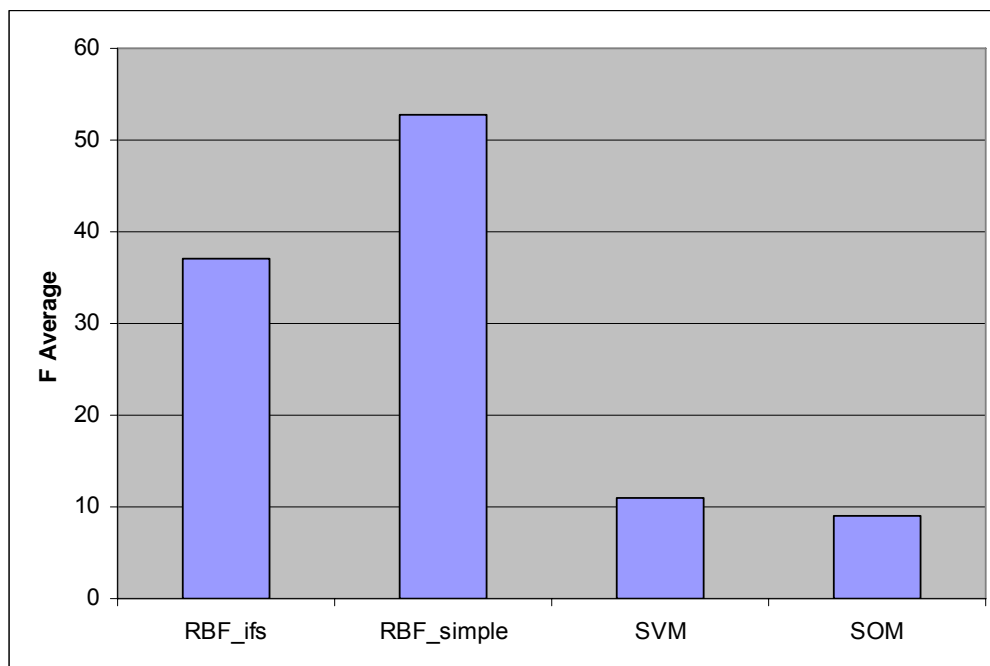
Γίνεται σύγκριση ως προς την ακρίβεια προσέγγισης (Σχήμα 5_3) της αντικειμενικής τιμής κατά τη διάρκεια ολόκληρης της διαδικασίας ελαχιστοποίησης της συνάρτησης Rastrigin δύο ελευθέρων μεταβλητών (n=2) [15] (Σχήμα 5_1).

$$f = \sum_1^n (x_i - 2)^2 + 0.5 \left(n - \sum_1^n \cos(2\pi(x_i - 2)) \right)$$

$$x_i = [-5.12, 5.12]$$

Ανάμεσα στο SOM και σε προσφερόμενα από το λογισμικό EASY μεταπρότυπα όπως [17] :

- 1: Συμβατικά Δίκτυα Ακτινικής Βάσης (RBF_simple),
- 2: Δίκτυα Ακτινικής Βάσης με Ανάλυση Ευαισθησία (RBF_ifs),
- 3: και Διανυσματικές Μηχανές Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVM).



Σχήμα 5_3 : Στον άξονα των Y 'F Average' είναι η, καθόλη τη διάρκεια του EA, μέση τιμή του σφάλματος προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής. Όλα τα επιπλέον στοιχεία του EA ήταν τα ίδια σε όλες της περιπτώσεις και κριτήριο τερματισμού EA

ήταν οι 500 ακριβείς αξιολογήσεις.

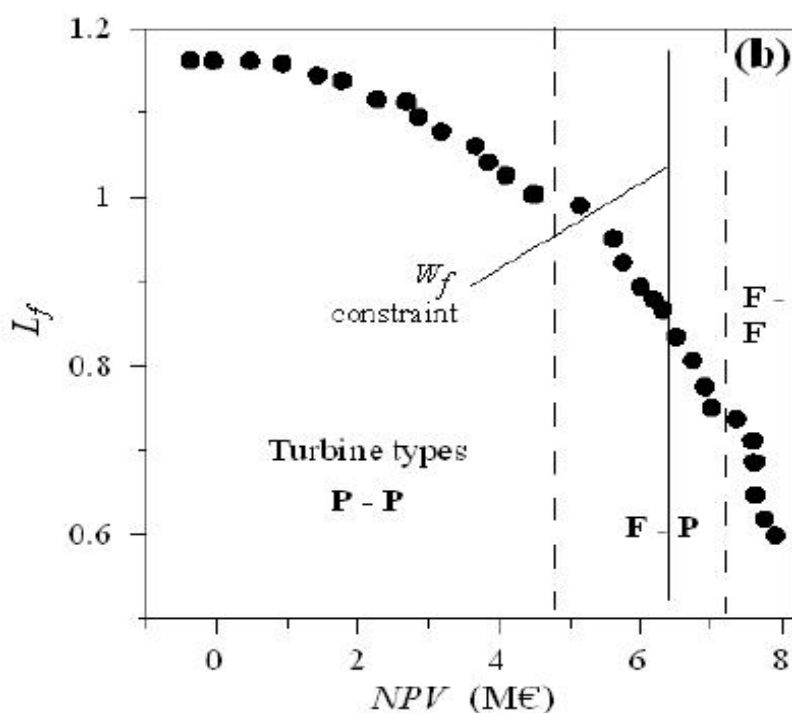
Παρατηρείται ότι SOM και SVM συμπεριφέρονται πανομοιότυπα ενώ οι δυο παραλλαγές των δικτύων ακτινικής βάσης RBF έχουν λίγο χειρότερη συμπεριφορά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

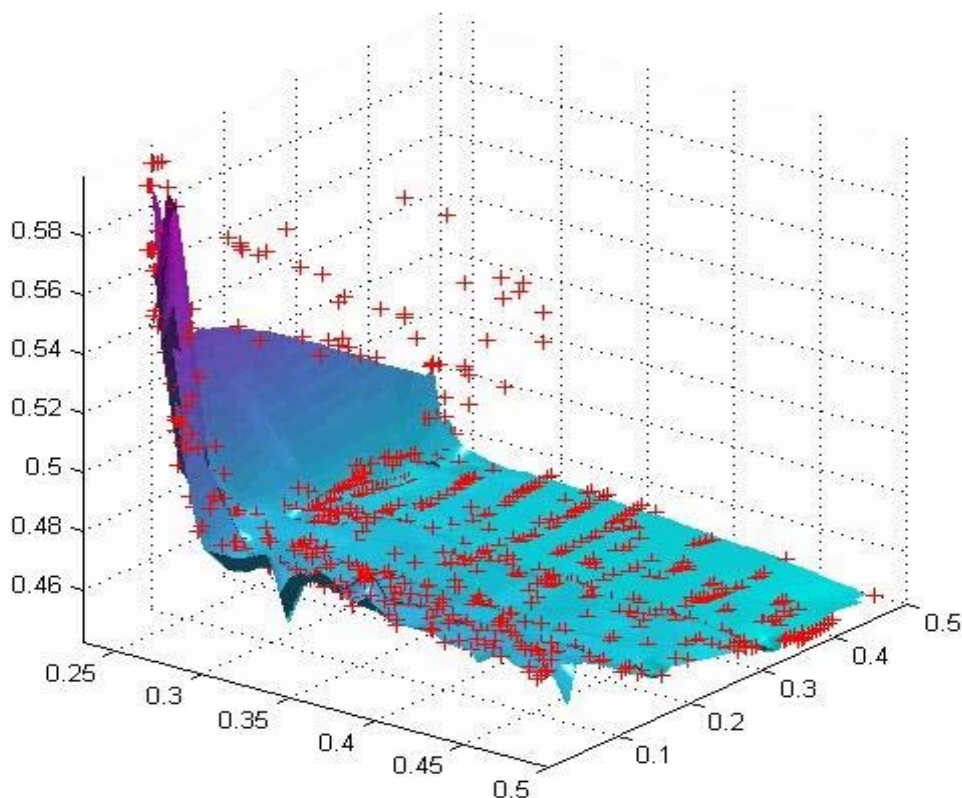
To SOM

στην επεξεργασία των Αποτελεσμάτων

Όταν το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι δύο στόχων, τα αποτελέσματα μπορούν να παρουσιαστούν - απεικονιστούν εύκολα. Όταν όμως υπάρχουν περισσότεροι στόχοι χρειαζόμαστε μια τεχνική για να παρουσιάσουμε κυρίαρχες λύσεις. Στην παρούσα εργασία, γίνεται χρήση των δικτύων αυτό-οργανούμενων απεικονίσεων (SOM) για το σκοπό αυτό. Το SOM δεν χρησιμοποιείται μόνο για την παρουσίαση αλλά και για την ευφυή συμπίεση της πληροφορίας.



Σχήμα 6-1: Οπτικοποίηση μετώπου Pareto 2 στόχων [17].



Σχήμα 6-2: Οπτικοποίηση μετώπου Pareto 3 στόχων.

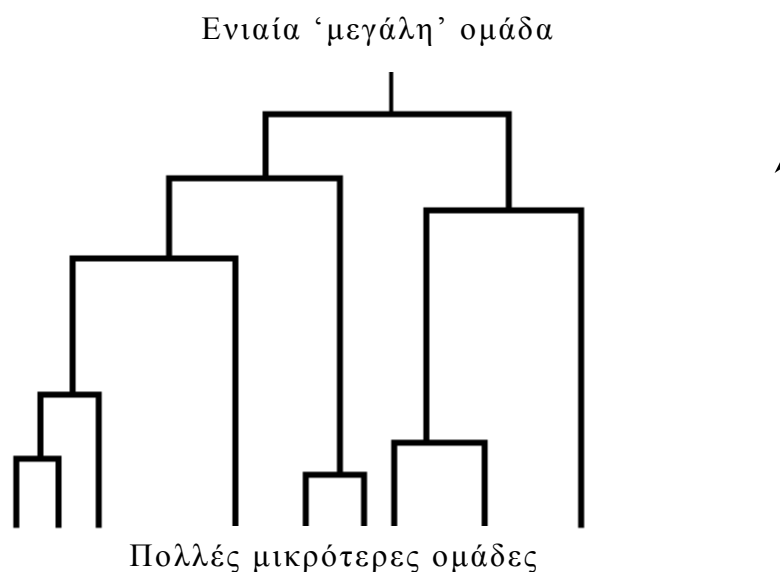
6.1 Διαδικασία

Το SOM δημιουργεί ένα διδιάστατο τετραγωνικό πλέγμα ξεκινώντας από πολυδιάστατα αριθμητικά δεδομένα. Όπως ήδη δείξαμε, το πλέγμα αυτό είναι ‘απλωμένο’ στον πολυδιάστατο χώρο έτσι ώστε να αντιπροσωπεύει όσο το δυνατό πιο πιστά τα αριθμητικά δεδομένα.

Αφού το διδιάστατο πλέγμα SOM αντιπροσωπεύει τα αριθμητικά δεδομένα (αποτελέσματα ΕΑ), μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην παρουσίαση και διερεύνηση των αποτελεσμάτων αυτών. Όταν ο αριθμός των κόμβων του πλέγματος είναι μεγάλος, για να είναι δυνατή η ποσοτική ανάλυση του και των δεδομένων, οι κόμβοι με παρόμοιες ιδιότητες πρέπει να ομαδοποιηθούν (clustered).

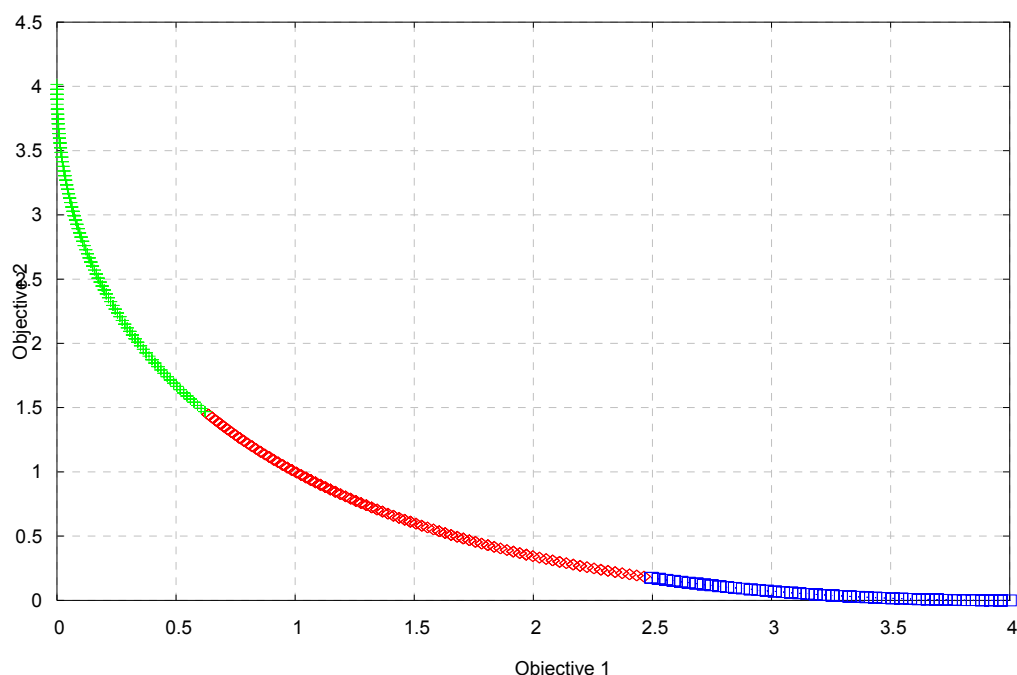
Για την διαδικασία ομαδοποίησης των κόμβων του πλέγματος SOM χρησιμοποιείτε ιεραρχικός συσσωρευτικός αλγόριθμος (Hierarchical

agglomerative algorithm). Σε κάθε βήμα του αλγόριθμου τα δύο πιο ‘κοντινά’ όμοια σημεία συγχωνεύονται. Ο αριθμός των ομάδων επιλέγεται από τον χρήστη, εκ των οποίων η μία χρησιμοποιείται για να μαζέψει τους ‘ορφανούς’ κόμβους του πλέγματος SOM τους κόμβους δηλαδή που δεν αντιπροσωπεύουν κανένα άτομο του Pareto (όπως έχει δηχθεί στο κεφάλαιο τρία). Για την οπτικοποίηση επιλέγεται σχετικά μικρός αριθμός ομάδων. [5]



Σχήμα 6-4: Ιεραρχικός συσσωρευτικός αλγόριθμος (Hierarchical agglomerative algorithm)

Στο **Σχήμα 6.5**, ενδεικτικά, παρουσιάζεται ένα εικονικό μέτωπο Pareto στο οποίο, με τη χρήση SOM, και τον ιεραρχικό συσσωρευτικό αλγόριθμο εντοπίζονται τρεις υποπεριοχές του μετώπου. Ο αριθμός των υποπεριοχών επιλέγεται από τον χρήστη. Μια πραγματική τέτοια περίπτωση, σχετικά με το σχεδιασμό μικρού υπερηχητικού αεροσκάφους παρουσιάζεται στην συνέχεια.



Σχήμα 6-5: Ομαδοποίηση Pareto 2 στόχων σε 3 ομάδες (καθεμία σχεδιάζεται με διαφορετικό τύπο συμβόλου).

6.2 Προκαταρκτικός Σχεδιασμός Υπερηχητικού Αεροσκάφους

Εδώ, ως παράδειγμα, παρουσιάζεται ο προκαταρκτικός σχεδιασμός (βασισμένος σε εξισώσεις και εμπειρικές σχέσεις) ενός δικινητήριου μικρού υπερηχητικού αεροσκάφους με σκοπό να επιλεγούν βασικές μεταβλητές σχεδιασμού (αφενός μεν λειτουργικές, αφετέρου δε σχετικές με το σχήμα της κάτοψης της πτέρυγας του) που να οδηγούν στη βελτιστοποίηση των στόχων :

- μέγιστη ακτίνα δράσης (Range)
- ελάχιστο βάρος απογείωσης (TOW)
- ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης (Approach speed)
- ελάχιστο μήκος διαδρόμου απογείωσης (Balanced Field Length BFL).

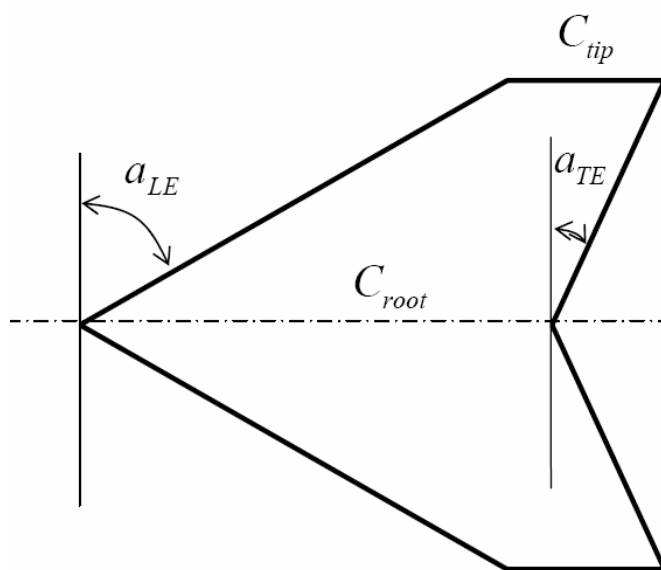
Το πρόβλημα είχε 11 μεταβλητές σχεδιασμού, τις εξής :

- Υψόμετρο έναρξης κρουαζιέρας
- Ταχύτητα κρουαζιέρας (ευθείας πτήσης)
- Βάρος Καυσίμου (κατά την απογείωση)
- Επιφάνεια Πτέρυγας
- Γωνία οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης της πτέρυγας
- Γωνία οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής της πτέρυγας
- Λόγος εκλέπτυνσης

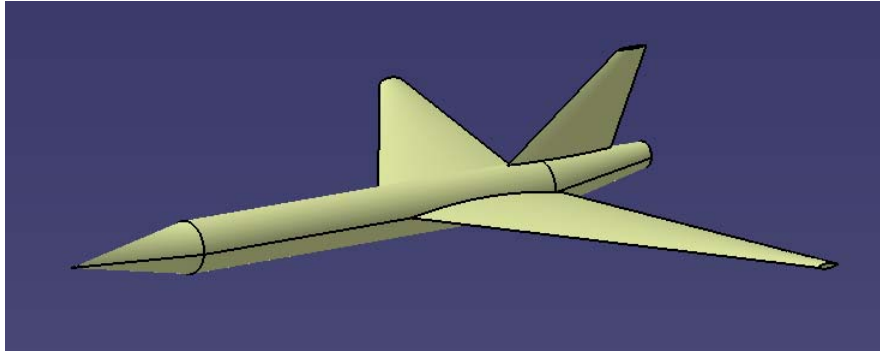
(λόγος μήκους χορδής στο ακροπτερύγιο προς το μήκος της χορδής στη ρίζα της πτέρυγας)

- Γωνία οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης του κάθετου σταθερού
- Γωνία οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής του κάθετου σταθερού.
- Λόγος εκλέπτυνσης κάθετου σταθερού
- Λόγος βάρους προσγείωσης προς βάρος απογείωσης

για τα οποία ορίστηκαν συγκεκριμένα όρια που δεν παρουσιάζονται εδώ, αφού εδώ παρουσιάζεται απλά η μετεπεξεργασία των αποτελεσμάτων.



Σχήμα 6-6,α: Γεωμετρία της κάτοψης της οπισθοκλινούς πτέρυγας.



Σχήμα 6-6,β: Ενδεικτική γεωμετρία του μικρού υπερηχητικού αεροσκάφους για ένα σύνολο των προαναφερθέντων μεταβλητών σχεδιασμού, από τη διδακτορική διατριβή της κ. Β. Ασούτη [19].

Η βελτιστοποίηση έγινε στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής της κ. Β. Ασούτη [19] Στην παρούσα διπλωματική εργασία, το ενδιαφέρον εστιάζεται μόνο στη χρήση των SOM για την κατανόηση-ομαδοποίηση των βέλτιστων κατά Pareto λύσεων και όχι στην ίδια τη βελτιστοποίηση. Δηλαδή, πρακτικά, χρησιμοποιούνται τα αποτελέσματα υπολογισμού βελτιστοποίησης που παρήχθησαν στην προαναφερθείσα διατριβή.

Ακολουθούν δύο τρόποι επεξεργασίας των ‘έτοιμων’ αποτελεσμάτων: ο πρώτος είναι αυτός που προτείνεται στην παρούσα εργασία ενώ ο δεύτερος έχει ληφθεί από τη βιβλιογραφία.

6.2.1 Πρώτος τρόπος επεξεργασίας

Τα ‘έτοιμα’ αποτελέσματα αποτελούνται από 40 βέλτιστες κατά Pareto λύσεις στον 4Δ χώρο (αφού υπάρχουν τέσσερις στόχοι). Οι βέλτιστες αυτές λύσεις με τη χρήση SOM και τον ιεραρχικό συσσωρευτικό αλγόριθμο χωρίζονται σε πέντε ομάδες.

Ο προτεινόμενος τρόπος επεξεργασίας χωρίζεται σε δύο στάδια:

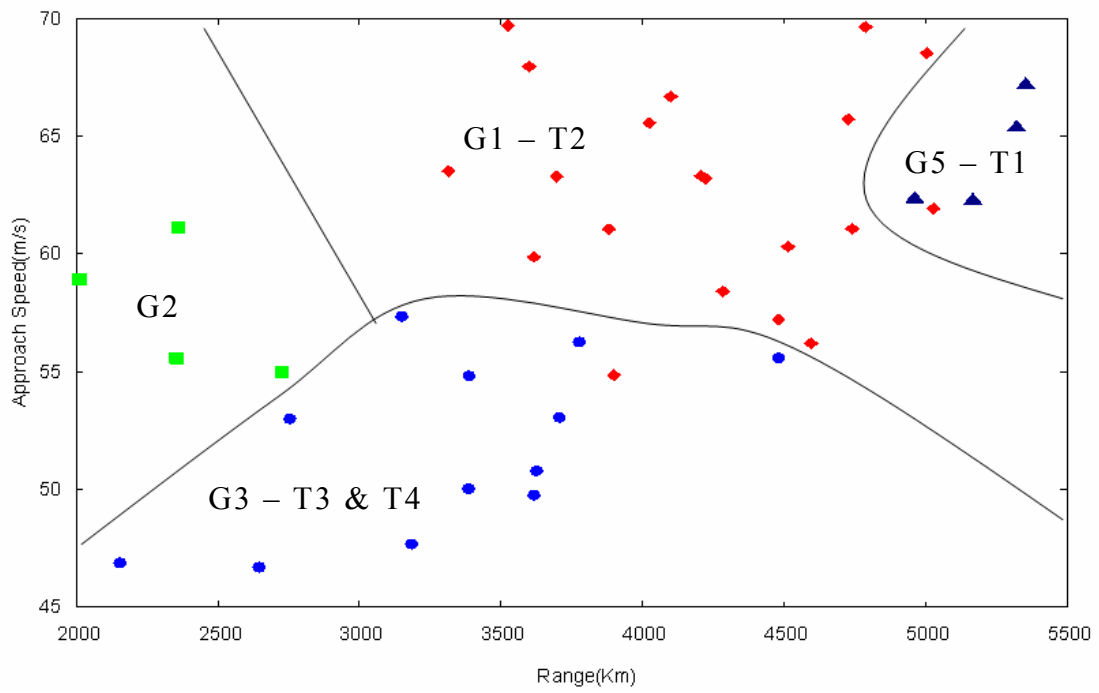
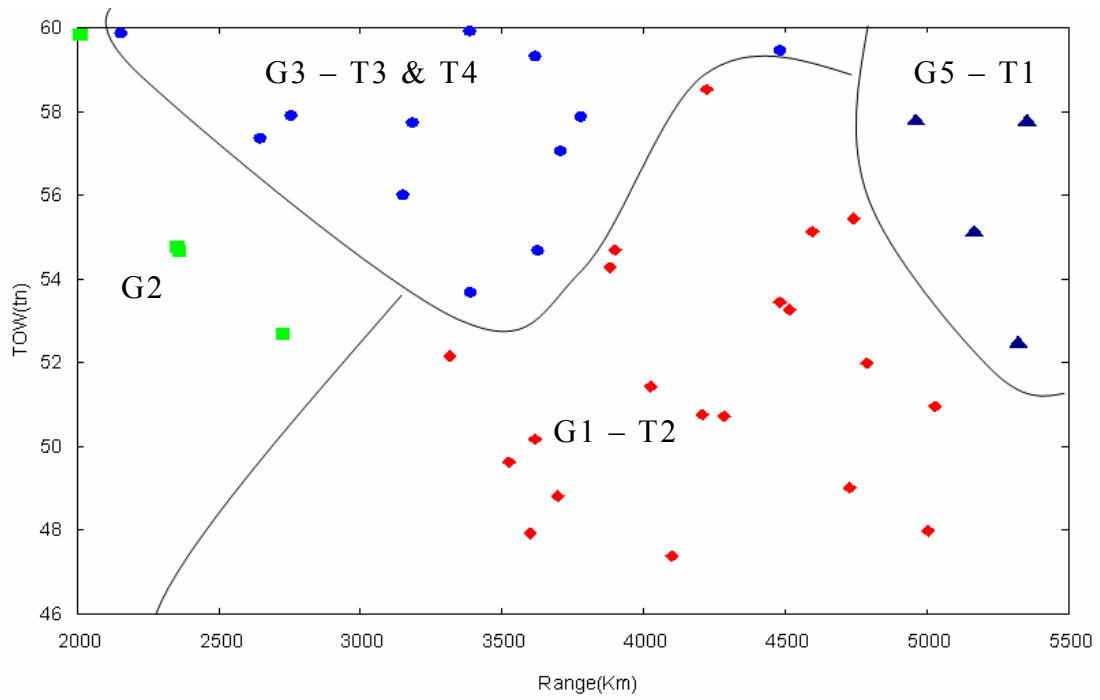
- **Προκαταρτικά Αποτελέσματα**, όπου εντοπίζονται οι συσχετίσεις μεταξύ ομάδων και στόχων και
- **Παραμετρική Μελέτη**, όπου εντοπίζονται οι συσχετίσεις μεταξύ ομάδων και παραμέτρων σχεδιασμού οι οποίες, σε συνδυασμό με το πρώτο στάδιο, βοηθούν στην κατανόηση της επίδρασης της κάθε μεταβλητής σχεδιασμού στον κάθε στόχο.

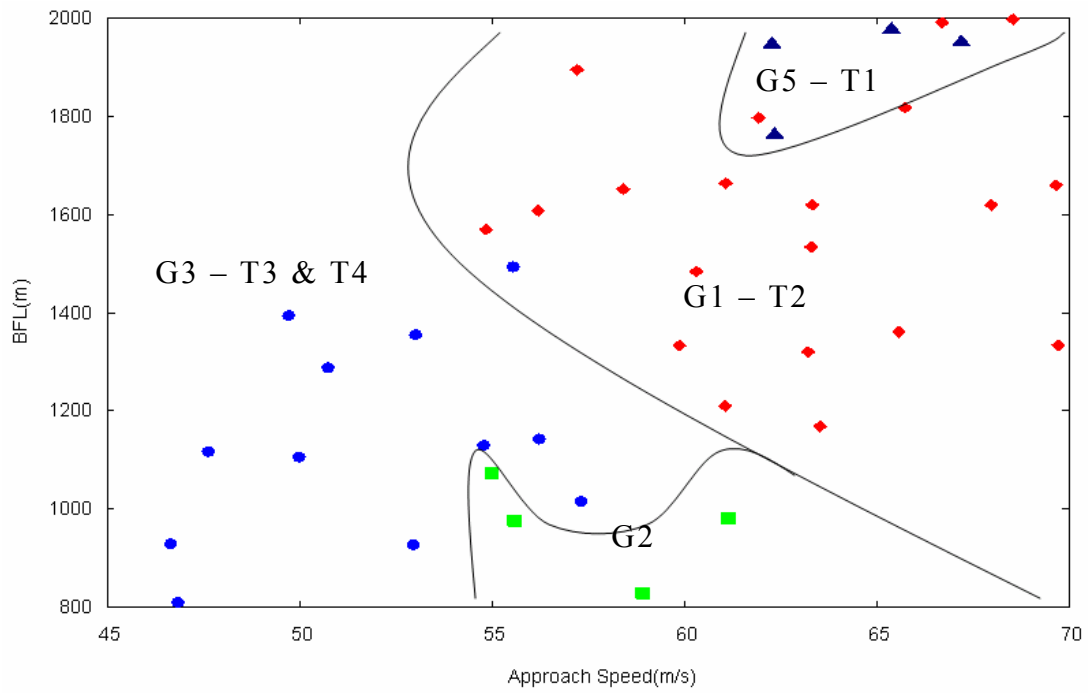
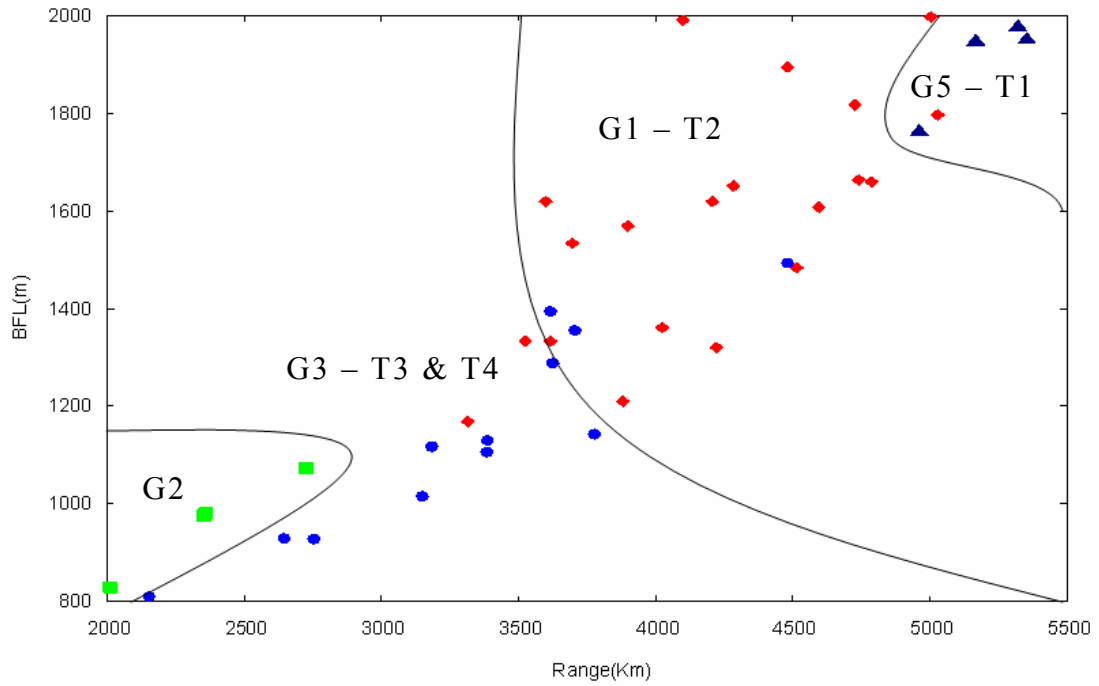
Προκαταρτικά Αποτελέσματα

Στον ποιο κάτω πίνακα παρουσιάζονται οι συσχετίσεις μεταξύ ομάδων και στόχων.

Στόχος		Ομάδα του καλύτερου
T1	μέγιστη ακτίνα δράσης	G5 ▲
T2	ελάχιστο βάρος απογείωσης	G1 ♦
T3	ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης	G3 •
T4	ελάχιστο διάδρομο προσγείωσης απογείωσης	G3 •

Παρατηρούμε μια συσχέτιση στους στόχους 3 και 4 αφού βρίσκονται στην ίδια ομάδα. Αυτό αποτελεί ένδειξη ότι δυο στόχοι ίσως δεν είναι αντικρουόμενοι. Και ότι η ομάδα 4 μάζεψε τους κόμβους SOM που δεν αντιπροσωπεύουν κανένα άτομο του Pareto (**Σχήμα 6-7**).



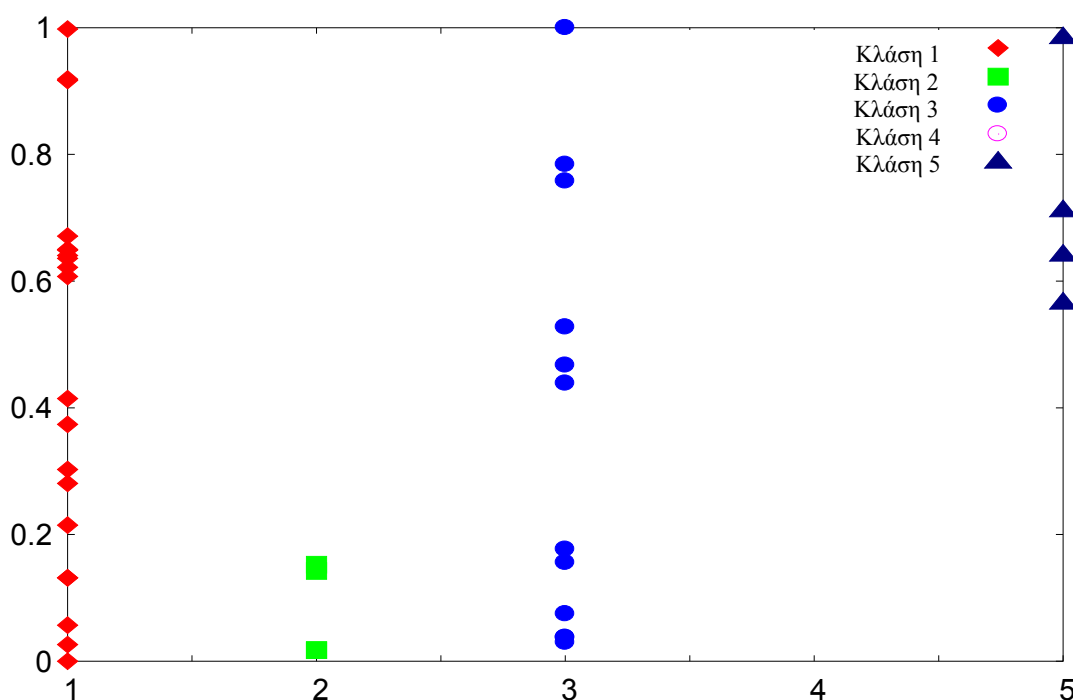


Σχήμα 6-7: Προβολή του ομαδοποιημένου μετώπου Pareto στα επίπεδα των 4 στόχων ανά 2.

Παραμετρική μελέτη

Ακολουθεί η συσχέτιση παραμέτρων σχεδιασμού και ομάδων σε μια σειρά σχημάτων στο καθένα από τα οποία ο κατακόρυφος άξονας η αντίστοιχη μεταβλητή σχεδιασμού (αδιάστατη).

Πρώτη παράμετρος σχεδιασμού – Υψόμετρο έναρξης κρουαζιέρας

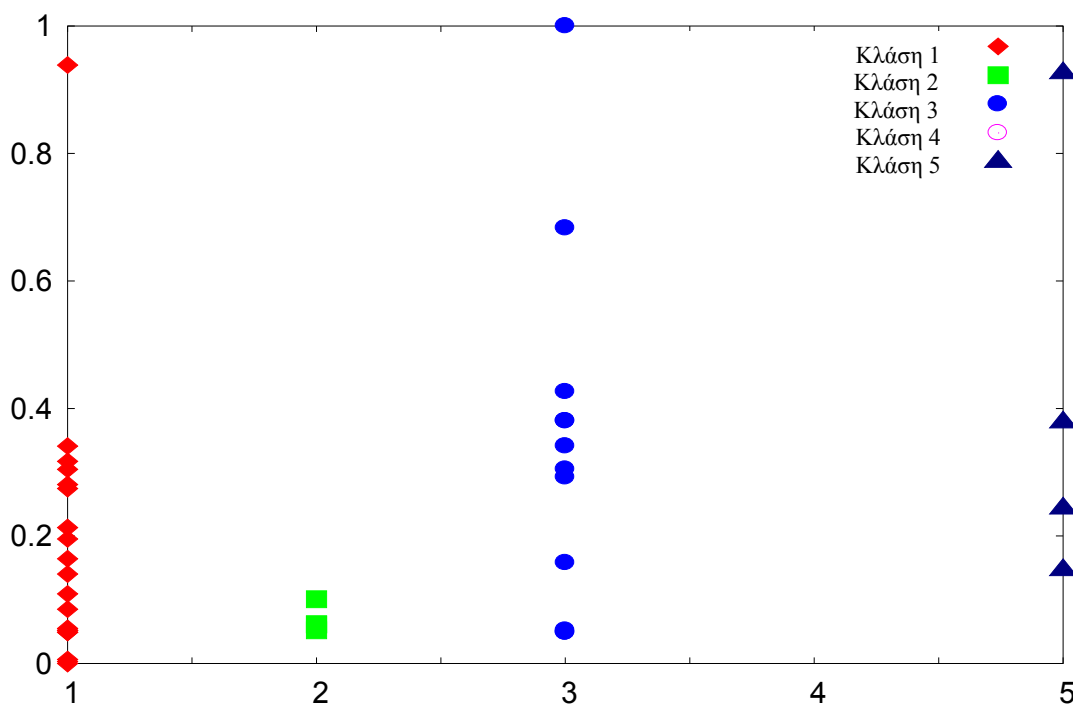


Σχήμα 6-8: Κατακόρυφος άξονας το Υψόμετρο έναρξης κρουαζιέρας και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Υψόμετρο έναρξης κρουαζιέρας	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↓ (μικρές τιμές)	
3	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	- ↑ (μέτριες και μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσις

Παρατηρείται ότι μεγάλο υψόμετρο έναρξης κρουαζιέρας οδηγεί σε αύξηση της ακτίνας δράσις.

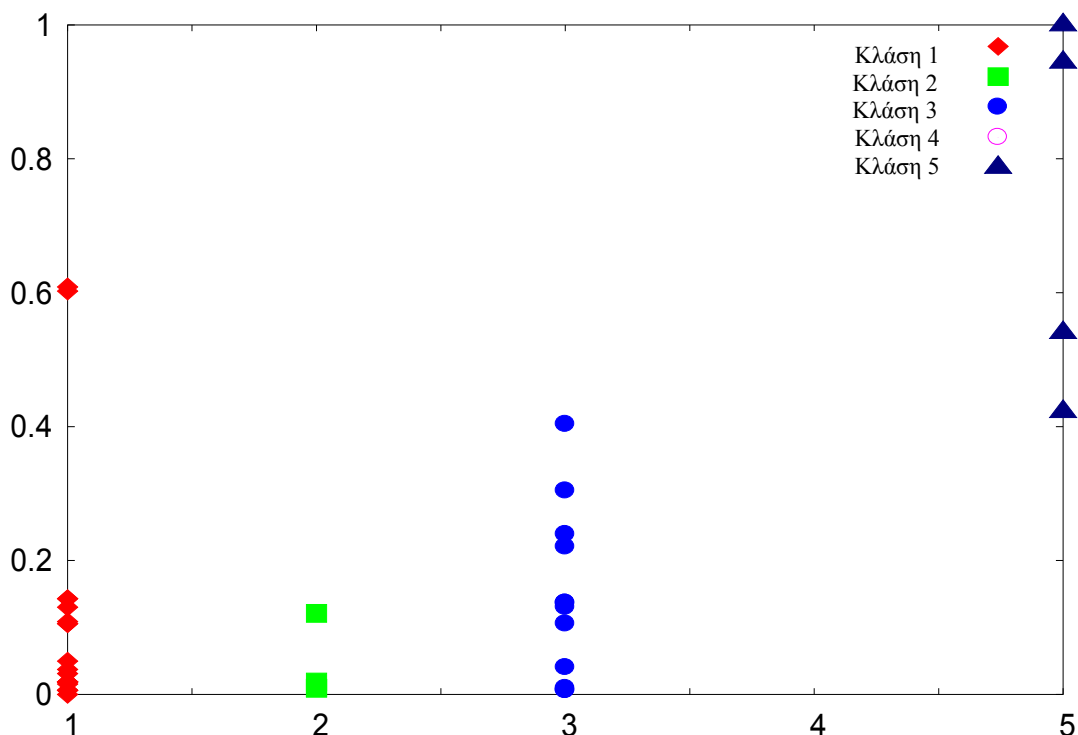
Δεύτερη παράμετρος σχεδιασμού – Ταχύτητα κρουαζιέρας (ευθείας πτήσης).



Σχήμα 6-9: Κατακόρυφος άξονας η ταχύτητα κρουαζιέρας (ευθείας πτήσης) και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Ταχύτητα κρουαζιέρας (ευθείας πτήσης)	Σχόλιο
1	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↓ (μικρές τιμές)	
3	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	~ (διάσπαρτες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

Τρίτη παράμετρος σχεδιασμού – Βάρος Καυσίμου (κατά την απογείωση).

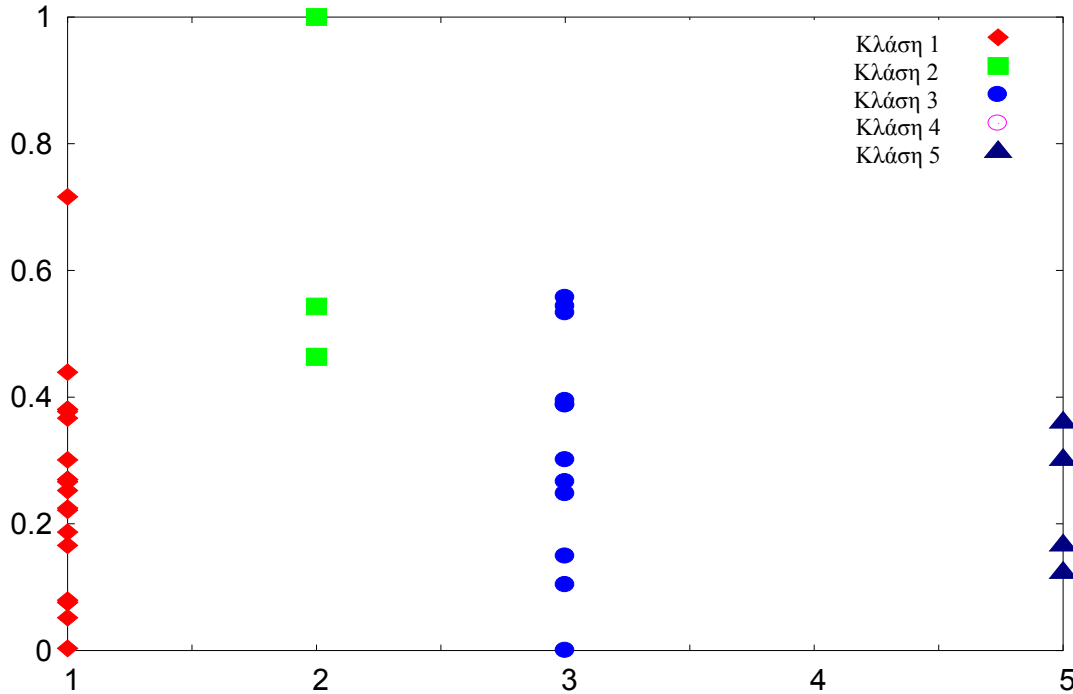


Σχήμα 6-10: Κατακόρυφος άξονας το βάρος καυσίμου (κατά την απογείωση) και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Βάρος Καυσίμου (κατά την απογείωση)	Σχόλιο
1	↓ (μικρές τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↓ (μικρές τιμές)	
3	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	-↑ (μέτριες και μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

Παρατηρείται η αντίθεση των στόχων «Μέγιστη ακτίνα δράσης» και «Ελάχιστο βάρος απογείωσης». Αφού μικρό βάρος καυσίμου (κατά την απογείωση) οδηγεί σε μικρό βάρος απογείωσης αλλά και μικρή ακτίνα δράσης.

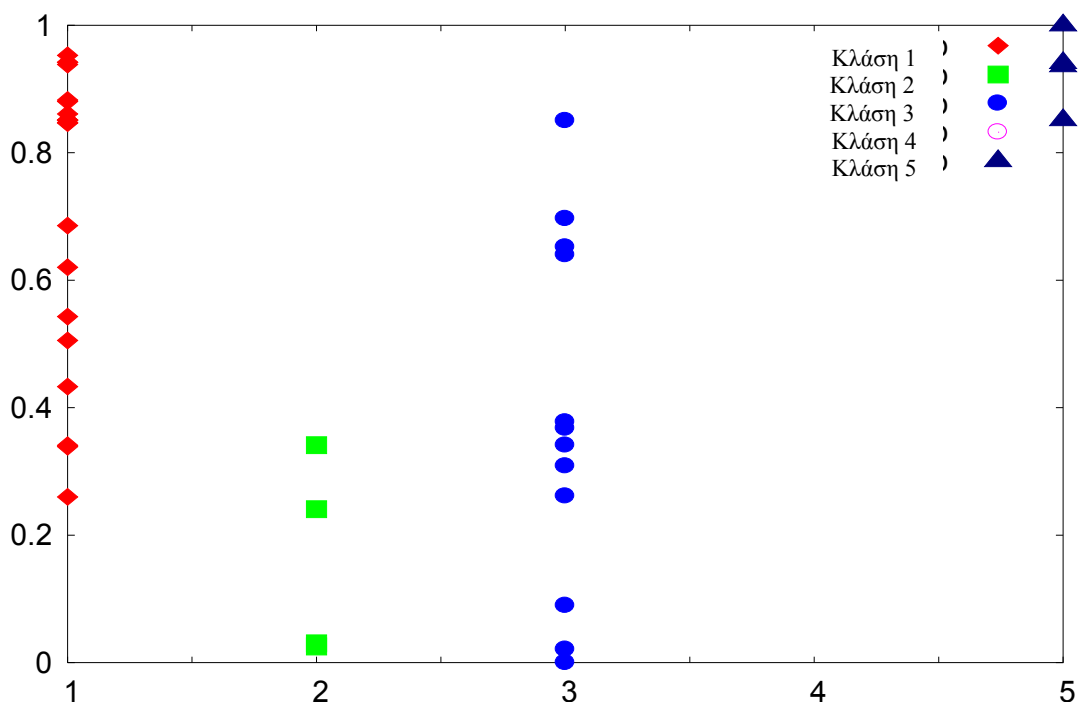
Τέταρτη παράμετρος σχεδιασμού – Επιφάνεια Πτέρυγας.



Σχήμα 6-11: Κατακόρυφος άξονας η Επιφάνεια Πτέρυγας και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Επιφάνεια Πτέρυγας	Σχόλιο
1	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↑ (μεγάλες τιμές)	
3	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

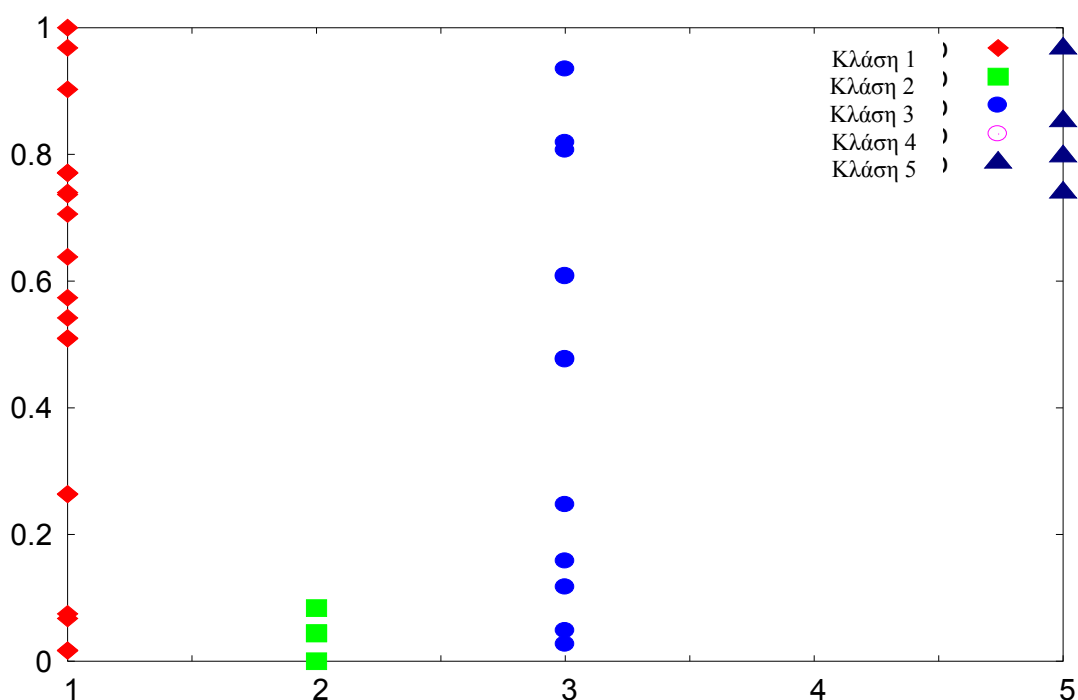
Πέμπτη παράμετρος σχεδιασμού – Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης της πτέρυγας.



Σχήμα 6-12: Κατακόρυφος άξονας η γωνία οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης της πτέρυγας και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης της πτέρυγας	Σχόλιο
1	-↑ (μέτριες και μεγάλες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↓ (μικρές τιμές)	
3	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↑ (μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

Έκτη παράμετρος σχεδιασμού - Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής της πτέρυγας.

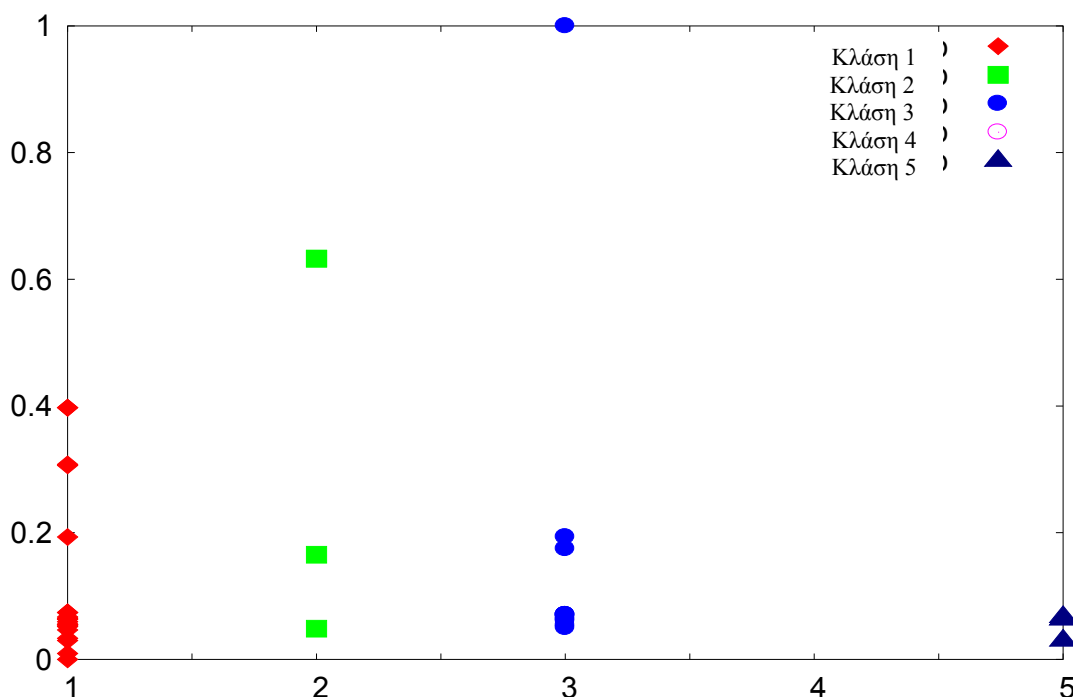


Σχήμα 6-13: Κατακόρυφος άξονας η Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής της πτέρυγας και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής της πτέρυγας	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↓ (μικρές τιμές)	
3	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↑ (μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

Παρατηρείται η μη εξάρτηση των κλάσεων 3 και 1 από την γωνία οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής της πτέρυγας.

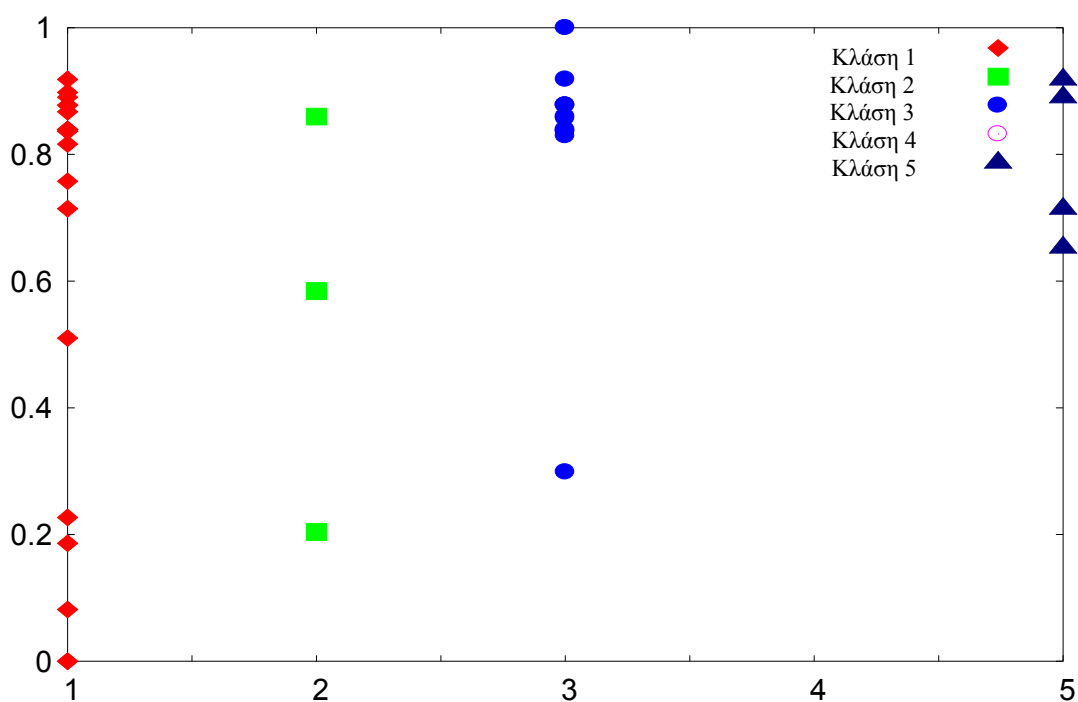
**Έβδομη παράμετρος σχεδιασμού – Λόγος Εκλέπτυνσης
(λόγος μήκους χορδής στο ακροπερύγιο προς το μήκος της χορδής ρίζας πτέρυγας)**



Σχήμα 6-14: Κατακόρυφος άξονας ο λόγος εκλέπτυνσης (λόγος μήκους χορδής στο ακροπερύγιο προς το μήκος της χορδής ρίζας πτέρυγας) και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Λόγος Εκλέπτυνσης (λόγος μήκους χορδής στο ακροπερύγιο προς το μήκος της χορδής ρίζας πτέρυγας)	Σχόλιο
1	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	
3	↓ (μικρές τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↓ (μικρές τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

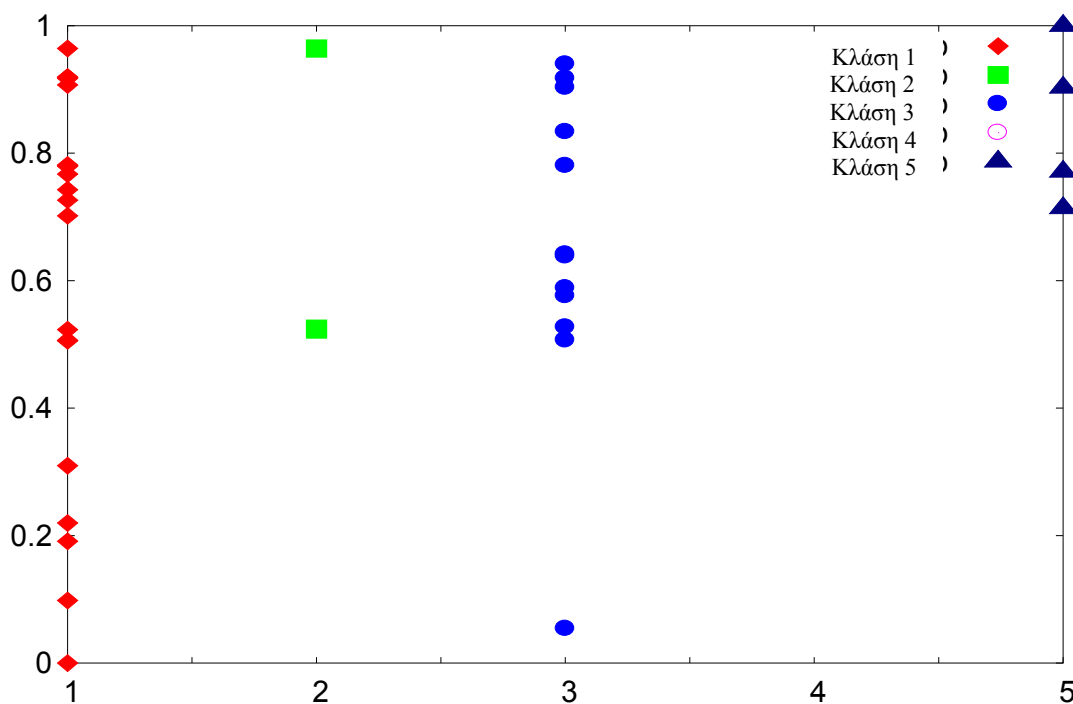
Όγδοη παράμετρος σχεδιασμού - Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης του κάθετου σταθερού.



Σχήμα 6-15: Κατακόρυφος άξονας η γωνία οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης του κάθετου σταθερού και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή πρόσπτωσης του κάθετου σταθερού	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	~ (διάσπαρτες τιμές)	
3	↑ (μεγάλες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↑ (μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

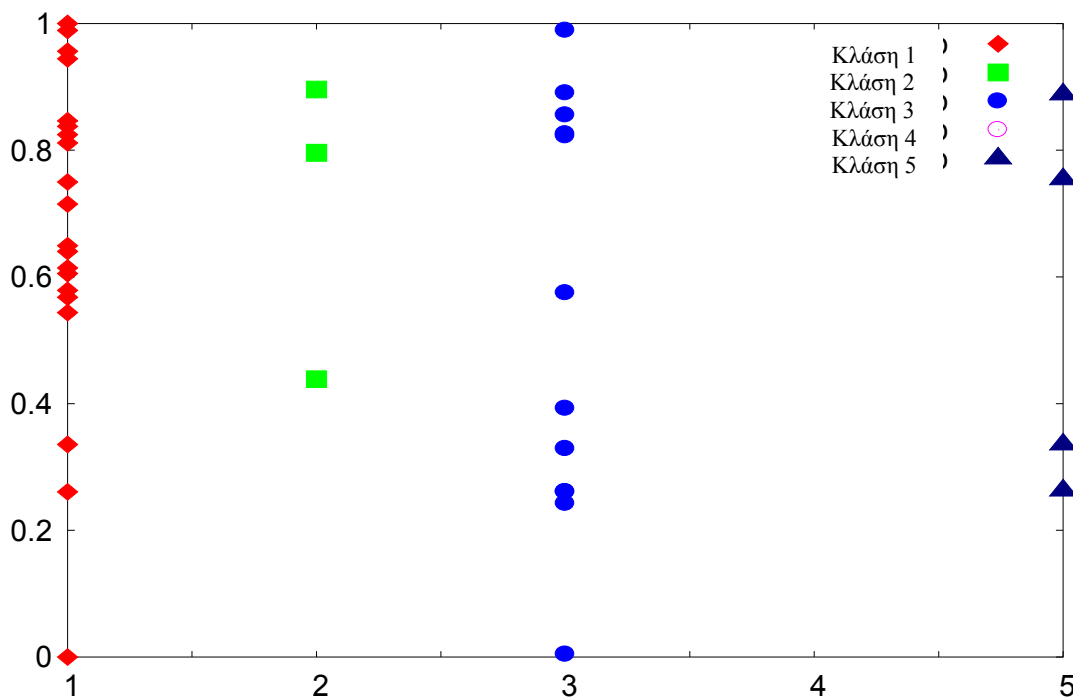
Ένατη παράμετρος σχεδιασμού - Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής του κάθετου σταθερού.



Σχήμα 6-16: Κατακόρυφος άξονας η γωνία οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής του κάθετου σταθερού και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Γωνία Οπισθόκλισης στην ακμή εκφυγής του κάθετου σταθερού	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	↑ (μεγάλες τιμές)	
3	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↑ (μεγάλες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

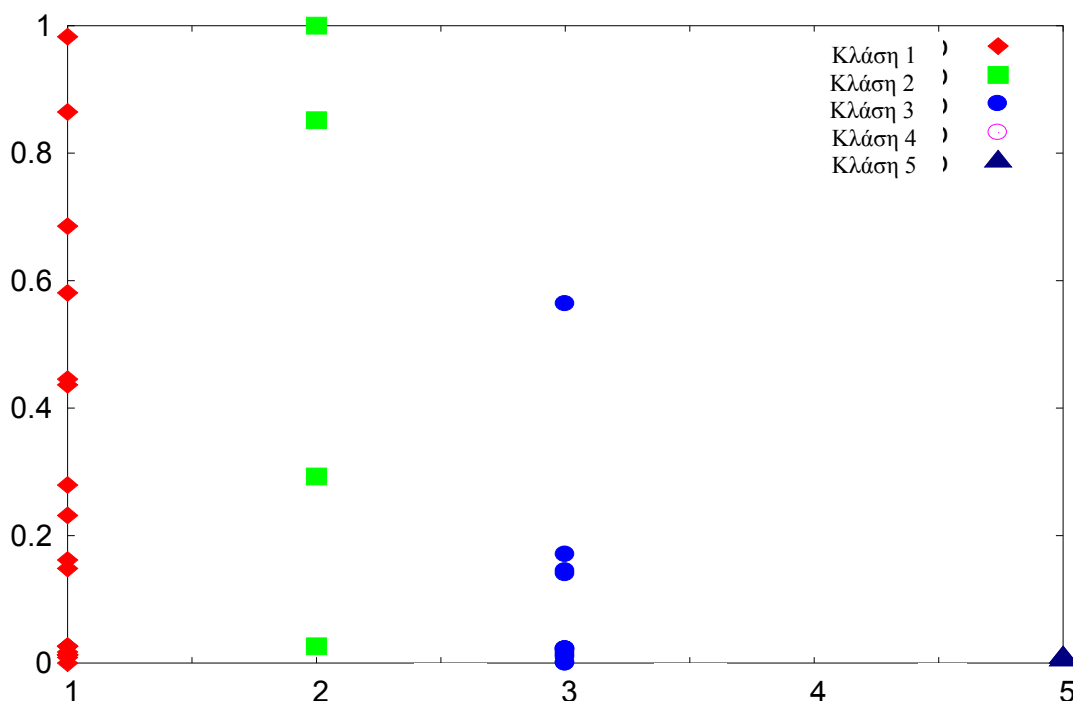
Δέκατη παράμετρος σχεδιασμού - Λόγος εκλέπτυνσης κάθετου σταθερού.



Σχήμα 6-17: Κατακόρυφος άξονας ο λόγος εκλέπτυνσης κάθετου σταθερού και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Λόγος εκλέπτυνσης κάθετου σταθερού	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	-↑ (μέτριες και μεγάλες τιμές)	
3	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	- (μέτριες τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

Ενδέκατη παράμετρος σχεδιασμού – Λόγος βάρους προσγείωσης προς βάρος απογείωσης.



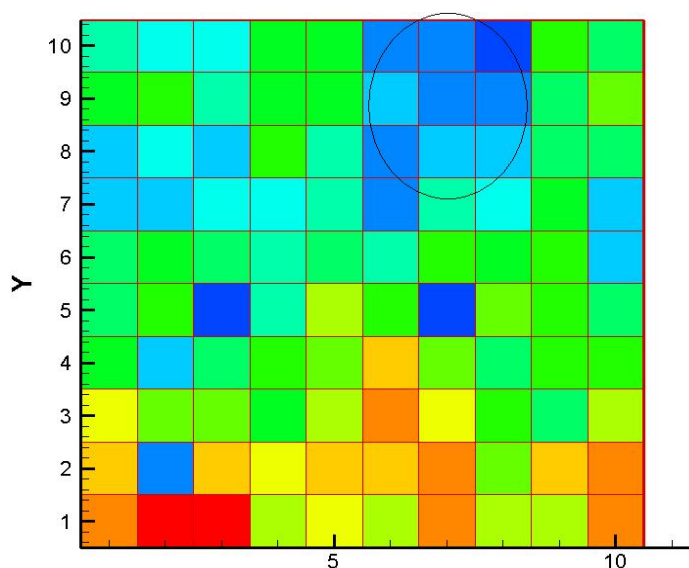
Σχήμα 6-18: Κατακόρυφος άξονας ο λόγος βάρους προσγείωσης προς βάρος απογείωσης και οριζόντιος άξονας η κλάση.

Ομάδα	Λόγος βάρους προσγείωσης προς βάρος απογείωσης	Σχόλιο
1	~ (διάσπαρτες τιμές)	Ελάχιστο βάρος απογείωσης
2	~ (διάσπαρτες τιμές)	
3	-↓ (μέτριες και μικρές τιμές)	Ελάχιστη ταχύτητα προσέγγισης Ελάχιστο διάδρομο απογείωσης
4		
5	↓ (μικρές τιμές)	Μέγιστη ακτίνα δράσης

6.2.2 Δεύτερος τρόπος επεξεργασίας

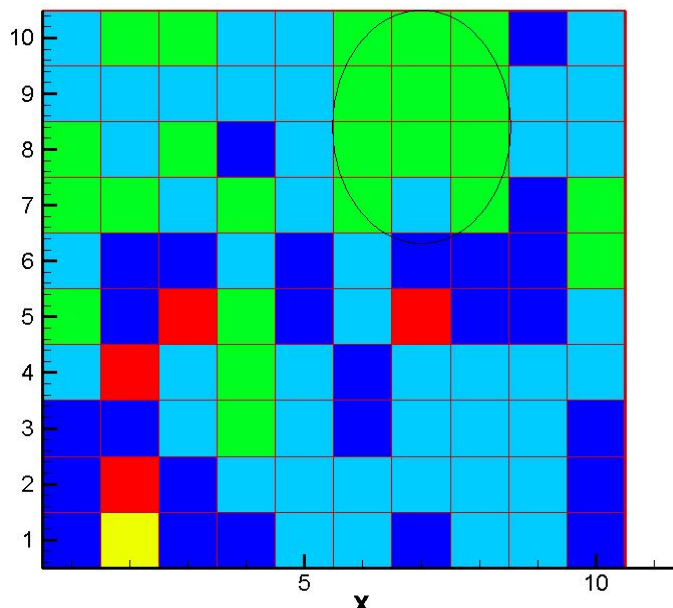
Αυτός ο τρόπος χρησιμοποιήθηκε από τους D. Sasaki και S. Obayashi [5] και βασίζεται στην οπτική συσχέτιση κάποιων κλάσεων με τους στόχους και, στη συνέχεια, αυτών των κλάσεων με τις μεταβλητές σχεδιασμού. Η επεξεργασία αυτή γίνεται στο μέτωπο των βέλτιστων λύσεων που μια μέθοδος, όπως οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, έχει προηγουμένως υπολογίσει [19]. Παρακάτω παρατίθεται ενδεικτικά η παραμετρική μελέτη μόνο μίας παραμέτρου σχεδιασμού (βάρος καυσίμου) σε σχέση με τον στόχο μέγιστη ακτίνα δράσης.

Βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου σε σχέση με την προηγούμενη είναι ότι απαιτεί πυκνό Pareto (εδώ χρησιμοποιήθηκε Pareto με μέγεθος 400 ατόμων ενώ στην προηγούμενη μέθοδο με 40).



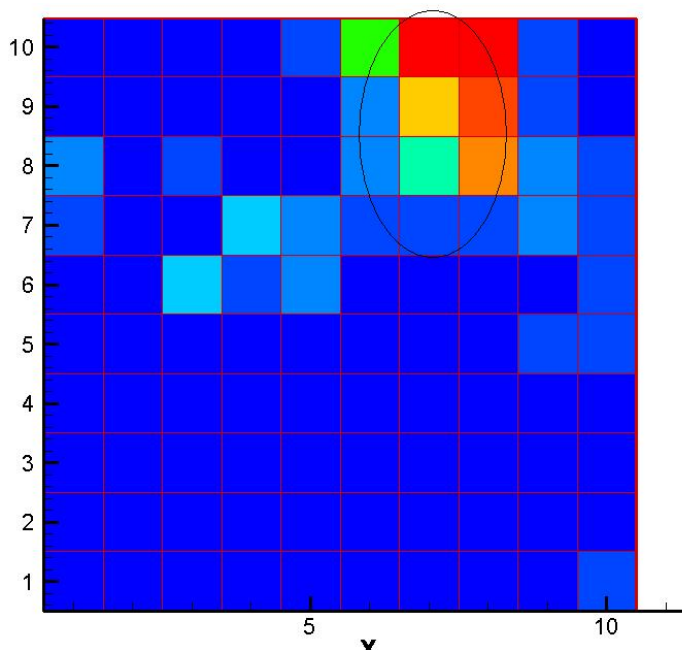
Σχήμα 6-19 : Οι χρωματισμοί ανά κυψέλη εκφράζουν την ακτίνα δράσης (η αντιστροφής που έγινε ώστε ο στόχος μεγιστοποίησης της ακτίνας δράσης να μετατραπεί σε ελαχιστοποίηση έχει ως αποτέλεσμα βέλτιστο να είναι το Μπλε).

Λεπτομέρεια σχεδιασμού: Κάθε κόμβος του, εκπαιδευμένου με τα άτομα του μετώπου Pareto, SOM απεικονίζεται σε μια τετραγωνική κυψέλη (π.χ. ο (1,1) αντιστοιχεί στο κέντρο του τετραγώνου (0.5-1.5,0.5-1.5)) το οποίο έχει χρωματισμό από την παλέτα χρωμάτων της κλίμακας του αντίστοιχου μεγέθους που θέλουμε να μελετήσουμε.



Σχήμα 6-20 : Οι διαφορετικοί χρωματισμοί αποτελούν τις διαφορετικές κλάσεις.

Παρατηρείται ότι το βέλτιστο maxRange αντιστοιχεί στην πράσινη κλάση.



Σχήμα 6-21: Οι χρωματισμοί ανά κυψέλη εκφράζουν το Βάρος Καυσίμου.

Παρατηρείται ότι στην συγκεκριμένη περιοχή της πράσινης κλάσης αντιστοιχεί μεγάλο βάρος καυσίμου. Άρα μεγάλες τιμές του βάρους καυσίμου ευνοούν μεγάλη ακτίνα δράσης! Αυτό κρίνεται ως απολύτως λογικό.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Συμπεράσματα

Ακολουθούν συμπεράσματα από την εμπλοκή, με τρεις διαφορετικούς τρόπους, των δικτύων αυτο-οργανούμενης απεικόνισης στην εξελικτική βελτιστοποίηση.

Το SOM ως Τελεστής Αναπαραγωγής στους ΕΑ:

Στην παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύχθηκε ένας τρόπος με τον οποίο το SOM μπορεί χρησιμοποιηθεί ως τελεστής αναπαραγωγής στο πλαίσιο εξελικτικών αλγορίθμων. Και μέσα από εφαρμογές δείχθηκε ότι είναι μια αρκετά σταθερή τεχνική αναπαραγωγής πραγματικής κωδικοποίησης με πλεονεκτήματα την εσωτερική οργάνωση των απογόνων που προκαλεί επιτάχυνση της σύγκλισης του ΕΑ και τη βολικότητα στη (μετέπειτα) χρήση του SOM και ως μεταπρότυπο.

Το SOM ως Μεταπρότυπο στους ΕΑ:

Όσον αφορά στη χρήση του SOM ως μεταπρότυπο, παρουσιάζεται η διαδικασία προαξιολόγησης και η ρύθμιση των παραμέτρων του δικτύου. Επίσης μέσα από εφαρμογές έγινε φανερό όχι μόνο ότι είναι δυνατή αλλά ότι είναι και μια από τις καλύτερες τεχνικές που υπάρχουν. Μιας και στην μελέτη που έγινε φάνηκε ότι καθόλη τη διάρκεια του ΕΑ, η μέση τιμή του σφάλματος προσέγγισης της αντικειμενικής τιμής είναι στην ίδια τάξη μεγέθους με το SVM και αρκετά μικρότερη από τα RBF. Αυτό ενδεικτικά φαίνεται απο το σχήμα 5-3 του 5^{ου} Κεφαλαίου.

Το SOM στην Επεξεργασία των Αποτελεσμάτων:

Σε σχέση με το SOM ως εργαλείο επεξεργασίας αποτελεσμάτων αρχικά παρουσιάστηκε η διαδικασία με την οποία λειτουργεί. Και στη συνέχεια παρουσιάζεται ο τρόπος χρήσης του μέσα από ένα πραγματικό πρόβλημα βελτιστοποίησης τεσσάρων στόχων, τον προκαταρκτικό σχεδιασμό ενός δικινητήριου μικρού υπερηχητικού αεροσκάφους. Έτσι γίνεται εμφανές ότι το SOM βοηθά στην παρουσίαση αλλά και την ευφυή συμπίεση της πληροφορίας.

Προτάσεις για μελλοντική μελέτη

Με βάση τις πραγματοποιηθείσες μελέτες, η περισσότερο αξιόλογη χρήση του SOM φαίνεται να είναι ως μεταπρότυπο για την προσεγγιστική προαξιολόγηση υποψηφίων λύσεων στην εξελικτική βελτιστοποίηση. Χρησιμότετη όμως είναι και η χρήση του ως εργαλείο επεξεργασίας των αποτελεσμάτων της βελτιστοποίησης ώστε ο χρήστης να έχει υψηλό βαθμό κατανόησης αυτών. Σε αυτή την περίπτωση προτείνεται η δημιουργία ενός γραφικού περιβάλλοντος το οποίο τροφοδοτούμενο με ένα πολυδιάστατο μέτωπο Pareto να επιστρέφει τα αντίστοιχα γραφήματα όπως παρουσιάζεται στο αντίστοιχο κεφάλαιο.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] D. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, εκδόσεις Addison-Wesley, 1989.
- [2] Z. Michalewits, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, εκδόσεις Springer-Verlag, 1992.
- [3] Κ. Χ. Γιαννάκογλου, Μέθοδοι Βελτιστοποίησης στην Αεροδυναμική, Σημειώσεις Μαθήματος ΕΜΠ, 2^η Έκδοση, 2004.
- [4] Μ. Καρακάσης, Ιεραρχικοί, Κατανεμημένοι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι και Υπολογιστική Ευφυΐα στη Σχεδίαση Βέλτιστων Αεροδυναμικών Μορφών, σε Περιβάλλον Πολυεπεξεργασίας, Διδακτορική Διατριβή, Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, 2006.
- [5] D. Sasaki, S. Obayashi, Adaptive range multi-objective genetic algorithms and self-organizing map for multi-objective optimization problem, VKI Lecture series on Optimization, 2006.
- [6] S. Haykin, Neural Networks - a comprehensive foundation, εκδόσεις MacMillan Publishing Company, 1994.
- [7] T. Kohonen, Self Organization and Associative Memory, εκδόσεις Springer, 1988.
- [8] A. E. Eiben, J.E. Smith, Introduction to Evolutionary Computing, εκδόσεις Springer, 2003.
- [9] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh. Artificial Intelligence through Simulated Evolution, εκδόσεις John Wiley, 1966.
- [10] M. Emmerich, A. Giotis, M. Ozdemir, T. Back, K.C. Giannakoglou, 'Metamodel-Assisted Evolution Strategies', 7th Intern. Conf. on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN 2002), Granada, Spain, Sept. 7-11, 2002
- [11] L. Fausett, Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms And Applications, εκδόσεις Prentice Hall, 1993.
- [12] S. Haykin, Neural Networks: a comprehensive foundation (2nd Edition), εκδόσεις Prentice Hall, 1998.
- [13] N. K. Bose, P. Liang, Neural Network Fundamentals With Graphs, Algorithms, and Applications, εκδόσεις McGraw-Hill, 1995.

- [14] S. Grossberg, The Adaptive Brain Cognition, Learning, Reinforcement, and Rhythm (ADVANCES IN PSYCHOLOGY), North Holland, 1988.
- [15] E. Zitzler, K. Deb & L. Thiele, “Comparison of multiobjective Evolutionary Algorithms. Empirical results”, TIK-Report No. 70 (Revised Version), 1999
- [16] Ι Καμπόλης, Πρωτότυπα νευρωνικά δίκτυα για εφαρμογές βελτιστοποίησης και αντίστροφης σχεδίασης αεροδυναμικών σωμάτων – Χρήση σε πολύεπεξεργαστικό περιβάλλον, Διδακτορική Διατριβή, Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, 2005.
- [17] <http://velos0.ltt.mech.ntua.gr/research/easy.html>
- [18] M. Drela and M. B. Giles, “Viscous-inviscid analysis of transonic and low Reynolds number airfoils”, AIAA journal, vol.25, no.10, pp. 1347-1355, Oct 1987.
- [19] Β Ασούτη, ‘Αεροδυναμική Ανάλυση και Σχεδίαση Πτερυγώσεων και Πτερυγύων Υψηλών και Χαμηλών Ταχυτήτων Ροής, σε Πολυεπεξεργαστικό Περιβάλλον’. Διδακτορική Διατριβή υπό εξέλιξη, Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ.
- [20] C. Darwin, On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life, εκδόσεις John Murray, 1st edition, 1859.
- [21] I. Rechenberg, Evolutionsstrategie - Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution, PhD thesis, 1971.
- [22] J. H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [23] N. L. Cramer, "A representation for the Adaptive Generation of Simple Sequential Programs" in Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and the Applications, Grefenstette, John J. (ed.), Carnegie Mellon University, 1985.
- [24] J.R. Koza, Genetic Programming: A Paradigm for Genetically Breeding Populations of Computer Programs to Solve Problems, Stanford University Computer Science Department technical report , 1990.

- [25] J. R. Koza, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, MIT Press, 1992.
- [26] J. R. Koza, Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs, MIT Press, 1994.
- [27] J. R. Koza, F. H. Bennett, F. H. Andre, and M. A. Keane, Genetic Programming III: Darwinian Invention and Problem Solving, Morgan Kaufmann, 1999.
- [28] J. R. Koza, M. A. Keane, M. J. Streeter, W. Mydlowec, J. Yu, G. Lanza, Genetic Programming IV: Routine Human-Competitive Machine Intelligence, Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [29] R. S. Michalski, J. G. Carbonell, T. M. Mitchell, Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Volume II, Morgan Kaufmann 1986.
- [30] T. Bäck, , D. Fogel, Z. Michalewicz, Handbook of Evolutionary Computation, Oxford Univ. Pres, 1997.
- [31] K.A. De Jong, Evolutionary computation: a unified approach. MIT Press, Cambridge MA, 2006
- [32] N. Srinivas & K. Deb, “Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms”, Technical report, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanput, India, 1993.
- [33] J. Horn & N. Nafpliotis, “Multiobjective optimization using the Niche Pareto genetic algorithm”, Technical Report IlliGAl Report 93005, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, Illinois, USA, 1993.
- [34] E. Zitzler & L. Thiele, “An Evolutionary Algorithm for Multiobjective optimization: The Strength Pareto Approach”, Technical Report 43, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich, Switzerland, May 1998.
- [35] E. Zitzler, M. Laumanns & L. Thiele, “SPEA2: Improving the strength Pareto EA for MO”, Evolutionary Methods For Design, Optimization and Control, CIMNE, Barcelona, Spain 2002.

- [36] M. Laumanns, E. Zitzler & L. Thiele, “On the effects of archiving, elitism and density based selection in evolutionary multiobjective optimization”, First International Conference on Evolutionary Multi- Criterion Optimization (EMO 2001), Vol.1993 Lecture Notes in Computer Science, pp.181-196, Berlin, Springer-Verlag, 2001.
- [37] M. K. Karakassis, A. P. Giotis and K. C. Giannakoglou: 'Efficient Genetic Optimization Using Inexact Information and Sensitivity Analysis. Application in Shape Optimization Problems', ECCOMAS Computational Fluid Dynamics Conference 2001, Swansea, Sept. 2001.
- [38] A. P. Giotis and K. C. Giannakoglou: 'Single- and Multi-Objective Airfoil Design Using Genetic Algorithms and Artificial Intelligence', EUROGEN 99, Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science, May 1999.