Title : "Introduction to Genetic Algorithms"
Author : Spyros Kazarlis
Affiliations : Aristotle University of Thessaloniki,
Faculty of Engineering, Department of Electrical Eng.
Address : Marasli 45, 54249, Thessaloniki, GREECE
Phone : +3031 319226
e-mail : kazarlis@vergina.eng.auth.gr ,
kazarlis@egnatia.eng.auth.gr ,
root@eleni.eng.auth.gr

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΥΣ ΓΕΝΝΕΤΙΚΟΥΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥΣ

Καζαρλής Σπύρος

Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης
Πολυτεχνική Σχολή, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών
Διεύθυνση : Μαρασλή 45, 54249,Θεσσαλονίκη, τηλ : (031) 319226
e-mail : kazarlis@vergina.eng.auth.gr ,
kazarlis@egnatia.eng.auth.gr
root@eleni.eng.auth.gr

Εισαγωγή

Οι Γεννετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms ή GAs) αποτελούν αλγόριθμους γενικής βελτιστοποίησης (Global Optimization) και αναζήτησης (search) γενικής εφαρμογής. Η ανακάλυψη των Γεννετικών Αλγορίθμων εμπίπτει χρονικά στο ρεύμα έρευνας των τελευταίων δεκαετιών που ήταν σαφώς προσανατολισμένο στην υλοποίηση συστημάτων και τεχνικών με σκοπό την προσομοίωση συγκεκριμένων διαδικασιών της φύσης ή της ανθρώπινης σκέψης. Σε αυτό το ρεύμα εμπίπτουν και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks), η Τεχνητή Ευφυία (Artificial Intelligence) και τα Συστήματα Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic Systems). Οι Γεννετικοί Αλγόριθμοι βασίζονται σε αρχές εμπνευσμένες από τους πραγματικούς μηχανισμούς της Γεννετικής και της εξέλιξης των ειδών (θεωρία του Δαρβίνου) που διέπουν τα φυσικά βιολογικά συστήματα.

Οπως είναι γνωστό στα φυσικά βιολογικά συστήματα ισχύει οι νόμος της φυσικής επιλογής, μέσα από τον μηχανισμό της επιβίωσης των καλύτερων (survival of the fittest), για την επιλογή ατόμων προς αναπαραγωγή. Η αναπαραγωγή σε τέτοια συστήματα γίνεται συνήθως με την ανάμιξη των γεννετικών χαρακτηριστικών δύο γονέων, που επιλέγονται με βάση τον παραπάνω νόμο, και οδηγεί στην γέννεση νέων ατόμων στον πληθυσμό. Ο ανασυνδυασμός των γεννετικών χαρακτηριστικών των γονέων μαζί με την μικρή αλλά όχι μηδενική πιθανότητα μετάλλαξής τους από εξωτερικούς παράγοντες του περιβάλλοντος, είναι που δίνουν την πιθανότητα δημιουργίας νέων βελτιωμένων χαρακτηριστικών αλλά και την πιθανότητα δημιουργίας χειρότερων χαρακτηριστικών στον πληθυσμό των απογόνων. Σε συνδυασμό όμως με τον νόμο επιβίωσης των καλύτερων η εξέλιξη που πραγματοποιείται έχει κατεύθυνση προς την σταδιακή βελτίωση των χαρακτηριστικών του πληθυσμού και την ολοένα και καλύτερη προσαρμογή τους στο περιβάλλον. Αυτή η δυναμική προσαρμογής και βελτίωσης καθιστά τους πληθυσμούς βιώσιμους στις μεταβολές του περιβάλλοντος και συμβάλλει στην βελτίωση των χαρακτηριστικών των ειδών. Αυτην την δυναμική των πληθυσμών προσπαθούν να εξομοιώσουν και οι Γεννετικοί Αλγόριθμοι με απώτερο σκοπό όχι τόσο την μοντελοποίηση και μελέτη των φυσικών βιολογικών συστημάτων αλλά την αναζήτηση και εξέλιξη λύσεων σε προβλήματα βελτιστοποίησης και εκμάθησης.

Ιστορική Αναδρομή

Οι Γ.Α. εμπνεύσθηκαν και αναπτύχθηκαν πρώτα από τον John Holland τους συναδέλφους του και τους μαθητές του στο Πανεπιστήμιο του Michigan την δεκαετία του '70. Οι στόχοι της έρευνάς τους ήταν δύο :

α) να εξαγάγουν και να εξηγήσουν τις διαδικασίες προσαρμογής που παρατηρούνται στα φυσικά συστήματα και

β) να σχεδιάσουν λογισμικό για την υλοποίηση τεχνητών συστημάτων που θα υιοθετούσαν τους μηχανισμούς των πραγματικών συστημάτων και θα τους αξιοποιούσαν προς κάποιο πρακτικό σκοπό.
Αυτή η προσέγγιση οδήγησε σε σημαντικές ανακαλύψεις και στις επιστήμες των φυσικών συστημάτων αλλά και στις επιστήμες των τεχνητών συστημάτων.

Η πρώτη δουλειά πάνω στις αρχές των Γ.Α. δημοσιεύτηκε το 1975 από τον Holland [10] με τίτλο "Adaptation in Natural and Artificial Systems", εισάγοντας έτσι τις βασικές αρχές. Πολλές εργασίες ακολούθησαν από τον ίδιο τους μαθητές του αλλά και άλλους ερευνητές που εργάζονταν παράλληλα, με αποτέλεσμα γρήγορα να θεμελιωθεί και να αποδειχτεί η εγκυρότητα αυτής της νέας τεχνικής στην βελτιστοποίηση συναρτήσεων και σε εφαρμογές Αυτομάτου Ελέγχου. Εχοντας εφαρμοστεί σε δύσκολα προβλήματα που απαιτούν τεχνικές ικανής και αποτελεσματικής αναζήτησης, γρήγορα η χρήση τους διαδόθηκε και σε τομείς όπως της Μηχανικής της Επιχειρησιακής Ερευνας ακόμα και στον τομέα των Οικονομικών. Το μυστικό γύρω από την γρήγορη και πλατιά διάδοση των Γ.Α. είναι το ότι παρόλο που η υλοποίησή τους είναι πολύ απλή και εύκολη, έχουν πολύ ευρύ πεδίο εφαρμογών παρουσιάζοντας ελάχιστη απόκλιση στην απόδοσή τους από πρόβλημα σε πρόβλημα και απαιτώντας ελάχιστες έως μηδενικές ρυθμίσεις κάθε φορά.

Περίπου την ίδια εποχή με τον John Holland, μία άλλη ομάδα επιστημών στην Ευρώπη και συγκεκριμένα στο Πανεπιστήμιο του Βερολίνου, αποτελούμενη από τους Ingo Rechenberg και Hans Paul Schwefel ανέπτυξαν μία παρόμοια ιδέα που ονομάστηκε Εξελικτική Στρατηγική (Evolution Strategie) που επίσης βασίζεται στις ίδιες αρχές αλλά έχει κάποιες διαφοροποιήσεις στην τελική υλοποίηση. Η Εξελικτική Στρατηγική επίσης χρησιμοποιήθηκε σε βελτιστοποίηση συναρτήσεων και συστημάτων και αποτελεί ένα δυναμικό τομέα, με επιτυχημένες εφαρμογές, που αναπτύσσεται ακόμα και σήμερα.

Λίγο αργότερα οι Fogel, Owens και Walsh, ανέπτυξαν την δική τους εξελικτική τεχνική που ονομάστηκε Εξελικτικός Προγραμματισμός (Evolutionary Programming) και μπορούσε να εκπαιδεύσει μία μηχανή με είσοδο και έξοδο ώστε να παράγει στην έξοδό της μία συγκεκριμένη ακολουθία καταστάσεων εξαρτώμενη από την είσοδο και την τρέχουσα κατάσταση της μηχανής. Η τεχνική εξομοίωνε τον νόμο της φυσικής επιλογής του καλύτερου αλλά όχι και της αναπαραγωγής. Ετσι όπως αποδείχτηκε η τεχνική αυτή δεν ήταν αρκετά ικανή παρά μόνο για την αντιμετώπιση προβλημάτων μικρής κλίμακας. Οπως αποδείχτηκε και με άλλες τεχνικές που υλοποιήθηκαν, η παράλειψη του νόμου της αναπαραγωγής και της ανταλλαγής γεννετικών χαρακτηριστικών οδηγεί σε αλγορίθμους μειωμένης ικανότητας και αποτελεσματικότητας.

Αρκετά αργότερα και στην δεκαετία του '90 ο John Koza εισάγει μία ακόμα παραλλαγή αυτής της τεχνικής που ονομάζεται Γεννετικός Προγραμματισμός (Genetic Programming). Σε αυτή την παραλλαγή εξελίσσονται εκφράσεις Lisp ή και άλλων γλωσσών προγραμματισμού με σκοπό την αυτόματη παραγωγή προγραμμάτων για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων όπως για παράδειγμα μία γεννήτρια τυχαίων αριθμών.

Ολες αυτές οι τεχνικές σήμερα ανταλάσσουν μεταξύ τους ιδέες αλλά και εφαρμογές και έχουν πλέον ενοποιηθεί κάτω από το όνομα Εξελικτική Υπολογιστική (Evolutionary Computation). Ολες οι παραλλαγές της βασικής ιδέας του John Holland εξελίσσονται σήμερα με ταχύς ρυθμούς και κατακτούν ολοένα και περισσότερα πεδία πρακτικών εφαρμογών και σε μερικές περιπτώσεις εκτοπίζουν τις αντίστοιχες παραδοσιακές μεθόδους.

Βασικές Αρχές των Γεννετικών Αλγορίθμων

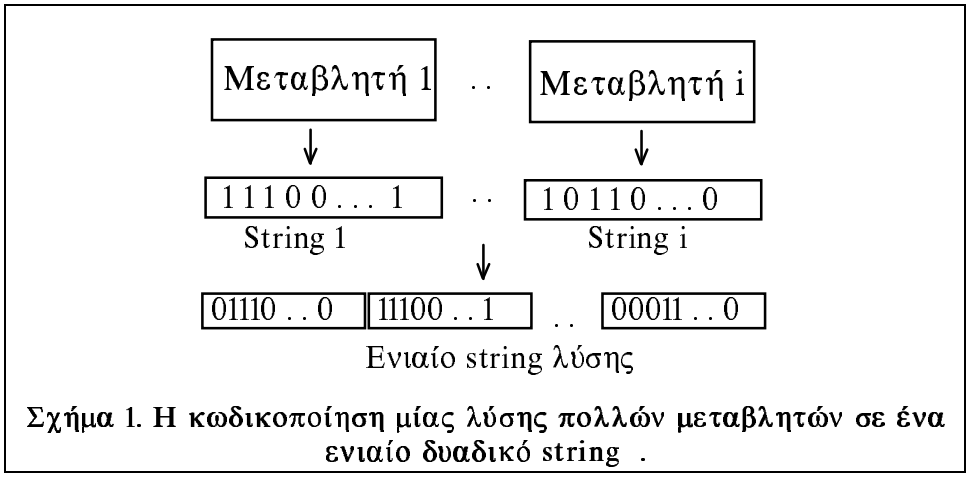
Η βασική αρχή των Γ.Α. είναι η διατήρηση ενός πληθυσμού από λύσεις του συγκεκριμένου προβλήματος, οι οποίες αρχικά παράγονται τυχαία και συγκροτούν έναν πληθυσμό από άτομα στον οποίο θα εφαρμοστούν οι εξομοιωμένες τεχνικές της εξέλιξης. Αυτο έρχεται σε αντίθεση με άλλες παραδοσιακές μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως οι μέθοδοι Monte Carlo και το Simulated Annealing που διατηρούν μία μόνο λύση η οποία εξελίσσεται μέσα από μετασχηματισμούς. Μεσα σε αυτόν τον πληθυσμό του Γ.Α. κάθε άτομο περιέχει κάποια χαρακτηριστικά που είναι στην ουσία τα χαρακτηριστικά της λύσης που αντιπροσωπεύει, προσομοιάζοντας έτσι τα γεννετικά χαρακτηριστικά των βιολογικών ατόμων. Για παράδειγμα, έχοντας να βελτιστοποιήσουμε μία συνάρτηση δύο πραγματικών παραμέτρων $f(x,y)$, $x,y \in R$, μία λυση στο πρόβλημα θα μπορούσε να είναι το διάνυσμα (x1,y1), ενώ ένας πληθυσμός P, αποτελούμενος από m λύσεις θα μπορούσε να είναι ως εξής:

$P = \{ (x1,y1) , (x2,y2) , ... , (xm,ym) \}$

Ο πληθυσμός λύσεων που δημιουργείται αρχικά μπορεί να θεωρηθεί οτι αποτελεί για τον Γ.Α. ένα πρώτο δείγμα για τον χώρο που πρόκειται να ψάξει.

Κωδικοποίηση

Οι λύσεις- άτομα του πληθυσμού σε έναν Γ.Α. δεν διατηρούνται με την κανονική τους μορφή (π.χ. σαν αριθμοί) αλλά με μία κωδικοποιημένη μορφή έτσι ώστε να προσομοιάσουν τα βιολογικά χρωμοσώματα, που κρύβουν κωδικοποημένα τα χαρακτηριστικά του ατόμου, και να μπορέσουν να εφαρμοστούν πάνω τους οι γεννετικοί τελεστές (αναπαραγωγή). Ετσι κάθε λύση είναι κωδικοποιημένη σε μία σειρά (string) από σύμβολα τα οποία λαμβάνονται από ένα κατά το δυνατό ολιγομελές σύνολο συμβόλων. Το πιό συνηθισμένο σύνολο συμβόλων που χρησιμοποιείται είναι το σετ των δυαδικών συμβόλων (0,1) που δίνουν και την απλούστερη μορφή κωδικοποίησης. Κάθε λύση λοιπον κωδικοποιείται σε ένα δυαδικό string από 0 και 1 συγκεκριμένου μήκους l, προσομοιώνοντας με αφαιρετικό τρόπο τα πραγματικά βιολογικά χρωμοσώματα (βλέπε Σχήμα 1).



Σχήμα 1. Η κωδικοποίηση μίας λύσης πολλών μεταβλητών σε ένα ενιαίο δυαδικό string .

Το μήκος του string l, καθορζεται ανάλογα με το πρόβλημα. Στο παραπάνω παράδειγμα, αν π.χ. οι μεταβλητές x,y κινούνται στο διάστημα -32000 .. 32000, θα μπορούσαμε να κωδικοποιήσουμε κάθε μία απο τις δύο μεταβλητές σε έναν 32- bit δυαδικό αριθμό με 2^{32} = 4294967296 διαφορετικές τιμές. Ετσι ένα bit της κωδικοποιημένης μορφης αντιστοιχεί σε ένα βήμα διακριτοποίησης του διαστήματος -32000...32000 ίσο με $64000/2^{32}$ = 1.5E-5. Αν το βήμα διακριτοποίησης είναι υπερβολικά αναλυτικό τότε μπορούμε να μειώσουμε τα bit κωδικοποίησης, ενώ άν είναι ανεπαρκές μπορούμε να τα αυξήσουμε.

Ετσι παράγεται μία απεικόνιση, ένα-προς-ένα, του συνόλου των πραγματικών λύσεων στο σύνολο των δυαδικών strings με μήκος l. Στην περίπτωσή του παραπάνω παραδείγματος οι λύσεις στην κανονική τους μορφή είναι από το σύνολο RxR = R^2, ενώ οι κωδικοποιημένες λύσεις είναι από το σετ των δυαδικών αριθμών με μήκος 64-bits δηλαδή από το $S_{32}xS_{32}$ ή S_{32}^2 όπου S_{32} το σύνολο των strings με μήκος 32 bit.

Μία λύση του πληθυσμού υπό την μορφή δυαδικού string ονομάζεται και γονότυπος (genotype) ενώ υπό την κανονική πραγματική παραμετρική της μορφή ονομάζεται φαινότυπος (phenotype).

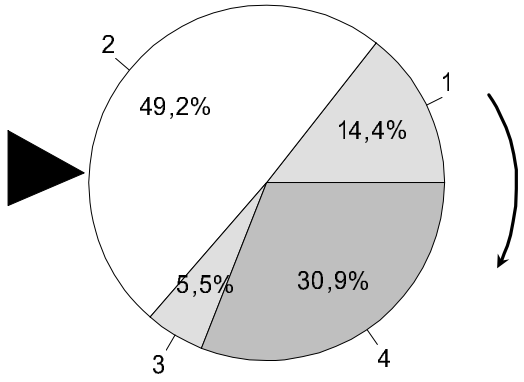
Ο Αλγόριθμος

Αφού παραχθεί ο αρχικός πληθυσμός με m άτομα κωδικοποιημένα σε δυαδικά string, η εξέλιξη αρχίζει. Πρώτα όλες οι λύσεις του πληθυσμού θα πρέπει να αξιολογηθούν σύμφωνα με μία συνάρτηση ποιότητας που μας δίνει για κάθε λύση μία τιμή για το πόσο καλή ή πόσο κακή είναι η λύση αυτή. Αυτή η συνάρτηση ποιότητας (quality function ή fitness function) είναι συνήθως η προς βελτιστοποίηση συνάρτηση και είναι από τους πιό καθοριστικούς παράγοντες σε έναν Γ.Α. εφόσον καθορίζουν το "σχήμα" του χώρου λύσεων. Στο παραπάνω παράδειγμα η συνάρτηση ποιότητας είναι η f(x,y).

Μετά την αξιολόγηση του πληθυσμού αρχίζει η διαδικασία επιλεκτικής αναπαραγωγής. Ατομα του πληθυσμού επιλέγονται σε ζευγάρια για αναπαραγωγή με βάση κάποιο μηχανισμό επιλογής που να επιλέγει πιό συχνά τα άτομα με καλύτερη ποιότητα. Ετσι τα υψηλής απόδοσης άτομα-λύσεις του πληθυσμού θα επιλεγούν πολλές φορές και θα αποτελέσουν τους γονείς για πολλά νέα άτομα-λύσεις, ενώ τα χαμηλής ποιότητας άτομα θα συμβάλλουν λιγότερο ή και καθόλου στον νέο πληθυσμό λύσεων. Με αυτή την τεχνική υλοποιείται ουσιαστικά ο νόμος της φυσικής επιλογής στους Γ.Α.

Διάφοροι μηχανισμοί επιλογής έχουν προταθεί κατά καιρούς [8] από τους οποίους οι σημαντικότεροι είναι:

- Αναλογική Επιλογή (Proportionate selection), που έχει πολλές παραλλαγές. Η πιό αντιπροσωπευτική από αυτές είναι η Επιλογή Γονέων με τον Τροχό της Ρουλέτας (Roulette Wheel Parent Selection), όπου ένας γονέας επιλέγεται με πιθανότητα κατευθείαν ανάλογη της ποιότητάς του[4],[8]. Η ονομασία εχει προέλθει από τον τρόπο επιλογής που προσομοιάζει το γύρισμα του τροχού της ρουλέτας βάζοντας στον τροχό μία "φέτα" για κάθε γονέα, με εμβαδό ανάλογο της ποιότητας του καθενός (βλέπε Σχήμα 2).
- Επιλογή με βαθμολόγηση (Ranking selection), όπου οι γονείς ταξινομούνται σύμφωνα με την ποιότητά τους (fitness) και παίρνουν έτσι έναν αύξοντα αριθμό σειράς. Ο αριθμός των φορών που θα επιλεγεί ο καθένας από τους γονείς καθορίζεται απόλυτα από μία συγκεκριμένη συνάρτηση του αύξοντα αριθμού του [9].
- Επιλογή με τουρνουά (Tournament selection), όπου για κάθε μία επιλογή γονέα επιλέγεται αρχικά μία ομάδα ατόμων και από αυτούς ο καλύτερος κερδίζει και συμμετέχει στην αναπαραγωγή [8]



Α/Α	Χρωμόσωμα	Καταλληλότητα	% επί συνόλου
1	00110110	169	14.4 %
2	10111001	576	49.2 %
3	00101111	64	5.5 %
4	11101100	361	30.9 %
	ΣΥΝΟΛΟ	1170	100 %

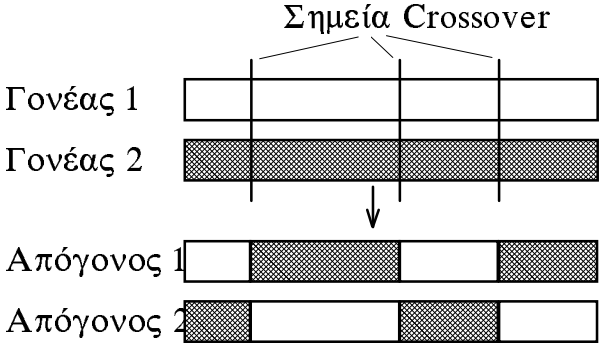
Σχήμα 2. Επιλογή Γονέων με τον Τροχό της Ρουλέττας

Οταν δύο γονείς επιλεγούν για αναπαραγωγή τα strings τους από σύμβολα ανασυνδυάζονται ανταλάσσοντας πληροφορίες ώστε να παράγουν μία λύση-απόγονο (offspring). Ο ανασυνδυασμός αυτός γίνεται βάσει τεχνικών που ονομάζονται Γεννετικοί Τελεστές (genetic operators) και προσομοιάζουν την ανάμιξη των χρωμοσωμάτων που συμβαίνει στην φύση.

Γεννετικοί τελεστές

Δύο είναι οι πιό βασικοί γεννετικοί τελεστές. Το Crossover και το Mutation.

Το Crossover ανασυνδυάζει τους γονότυπους των δύο γονέων ανταλάσσοντας τμήματα των δύο strings και δημιουργωντας έτσι ένα νέο γονότυπο ο οποίος κληρονομεί χαρακτηριστικά καί από τις δύο λύσεις-γονείς όπως φαίνεται στο Σχημα 3.



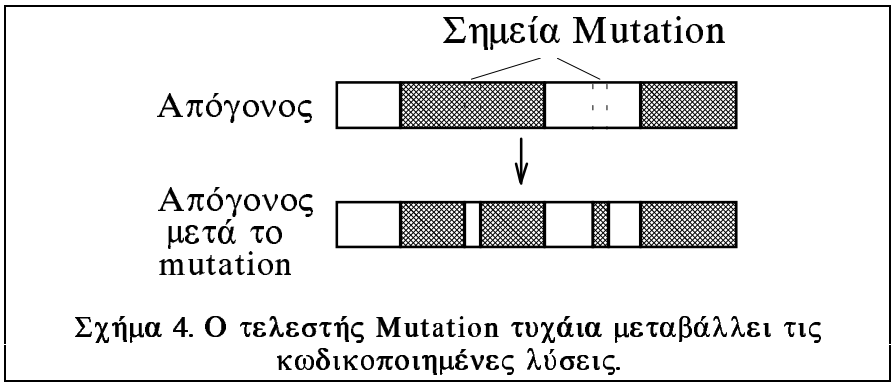
Σχήμα 3. Το Crossover ανασυνδυάζει τις κωδικοποιημένες λύσεις.

Αρκετές παραλλαγές του Crossover έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία. Οι πιό σημαντικές είναι:

- **Crossover ενός σημείου** (One point crossover) όπου κάθε γονέας χωρίζεται σε δύο τμήματα από ένα σημείο "κοπής" το οποίο επιλέγεται τυχαία και τα τμηματα ανταλάσσονται [10].
- **Crossover 2 σημείων**, (2-point crossover) όπου κάθε γονέας χωρίζεται σε τρία τμήματα από δύο σημεία "κοπής" τα οποία επιλέγονται τυχαία και τα τμηματα ανταλάσσονται [5].
- **Crossover πολλών σημείων** (multi-point crossover) όπου κάθε γονέας χωρίζεται σε έναν αριθμό N+1 τμημάτων από N σημεία "κοπής" τα οποία επιλέγονται τυχαία και τα τμηματα ανταλάσσονται [15] και
- **Ομοιόμορφο Crossover** (uniform crossover) οπου κάθε σύμβολο του γονότυπου του απογόνου λαμβάνεται με ίση πιθανότητα από τον έναν ή τον άλλο γονέα [16].

Το Crossover, παρόλο που είναι ο πρωτεύον τελεστής που είναι υπεύθυνος για την αναζήτηση λύσεων, δρώντας καθαρά ανασυνδυαστικά δεν μπορεί να παράγει πληροφορία που να μην υπάρχει ήδη μέσα στον πληθυσμό (Το Crossover σε δύο ίδια string θα δώσει και πάλι το ίδιο string).

Το **Mutation** (μετάλλαξη) καλύπτει την ανάγκη αυτή παράγοντας νέα πληροφορία μέσα στον πληθυσμό των γονότυπων. Το mutation μεταβάλλει σύμβολα σε τυχαίες θέσεις του νεοπαραγόμενου γονότυπου, εξομοιώνοντας έτσι τις τυχαίες μεταλλάξεις των βιολογικών χρωμοσωμάτων από επιδράσεις του περιβάλλοντος (Σχήμα 4).



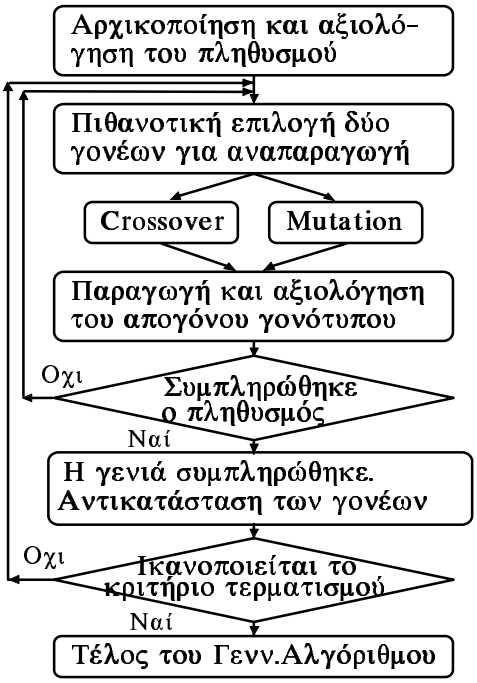
Σχήμα 4. Ο τελεστής Mutation τυχάια μεταβάλλει τις κωδικοποιημένες λύσεις.

Οι δύο αυτοί βασικοί τελεστές δεν εφαρμόζονται πάντα αλλά με κάποια πιθανότητα. Το crossover συνήθως εφαρμόζεται με πιθανότητα κοντά στο 0.8, και η εφαρμογή του ή όχι καθορίζεται από μία γεννήτρια τυχαίων αριθμών. Οταν δεν εφαρμόζεται, τότε ο απόγονος λαμβάνεται ως ακριβές αντίγραφο ενός από τους δύο γονείς με ίση πιθανότητα. Το mutation απ'την άλλη εφαρμόζεται με μία πιθανότητα κοντά στο 0.01 ανά bit (ανά σύμβολο γενικότερα).

Και άλλοι γεννετικοί τελεστές έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία, συμπεριλαμβάνοντας και εξειδικευμένους τελεστές για συγκεκριμένες κατηγορίες προβλημάτων, όπως: Inversion [7], Partially Matched Crossover [6], hill-climbing [1],[13], και πολλοί άλλοι. Αυτοί οι τελεστές έχει αναφερθεί οτι βελτιώνουν την απόδοση των Γ.Α. σε συγκεκριμένα προβλήματα.

Με αυτή την διαδικασία (Επιλογή γονέων-εφαρμογή τελεστών), παράγεται ένας αριθμός απογόνων συνήθως ίσος με αυτόν των γονέων. Οι απόγονοι που παρήχθησαν αντικαθιστούν ολικά (ή μερικά) τους γονείς και τότε λέμε οτι έχει περάσει μία γενιά του Γ.Α. Πολλές γενιές χρειάζεται να περάσουν ωστε ο πληθυσμός να συγκλίνει στην βέλτιστη ή κοντά στην βέλτιστη λύση.

Τέλος ο Γ.Α. τερματίζει σύμφωνα με κάποιο κριτήριο τερματισμού που μπορεί να είναι ένα απόλυτο όριο γενεών ή ένα κριτήριο σύγκλισης. Δηλαδή μπορεί ο Γ.Α. να τερματίζει μόλις περάσουν για παράδειγμα 1000 γενιές ή να τερματίζει όταν επι πολλές γενιές (π.χ. 50) δεν παράγεται καλύτερη λύση. Μία αλγοριθμική εικόνα των Γ.Α. φάινεται στο Σχήμα 5.



Σχήμα 5. Αλγοριθμική απεικόνιση του Γεννετικού Αλγόριθμου

Αλλες τεχνικές που χρησιμοποιούνται στους Γ.Α.

Ενα σύνολο από τεχνικές έχουν κατά καιρούς χρησιμοποιηθεί σε Γ.Α. για να βελτιώσουν την απόδοσή τους. Ανάμεσα σε αυτέ είναι και οι εξής:

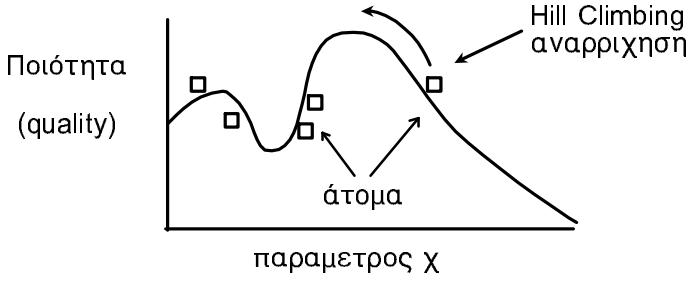
α) Ο **Ελιτισμός** (Elitism) που συνίσταται στην διατήρηση του καλύτερου σε απόδοση ατόμου μίας γενιάς και η αντιγραφή του στην επόμενη γενιά. Αυτό εξασφαλίζει οτι μία καλή λύση που βρέθηκε δεν πρόκειται να χαθεί εξ'αιτίας κάποιου γεννετικού τελεστή ή της απειροελάχιστης πιθανότητας να μήν επιλεγεί για αναπαραγωγή. Επίσης διασφαλίζεται οτι η καλύτερη λύση κάθε γενιάς θα είναι καλύτερη ή ίση απο άυτή της προηγούμενης γενιάς, χωρίς να υπάρχει η πιθανότητα της. Η διατήρηση της καλύτερης "μέχρι τωρα" λύσης είναι ζωτικής σημασίας για έναν Γ.Α. [14].

β) **Κλιμάκωση της ποιότητας** (fitness scaling) που συνίσταται στον μετασχηματισμό της πραγματικής ποιότητας των ατόμων-λύσεων, μέσω μίας μή γραμμικής συνάρτησης, έτσι ώστε να δοθεί έμφαση ανάμεσα στις μικρές διαφορές ποιότητας που παρατηρούνται σε ένα πληθυσμό που έχει συγκλίνει [7]. Με αυτό τον τρόπο ασκείται μεγαλύτερη "πίεση" για επιλογή (selection pressure) στην καλύτερη από τις λύσεις λάθε γενιάς (Σχήμα 6)

γ) **Προσαρμογή των πιθανοτήτων εφαρμογής των γεννετικών τελεστών**. Οι Γ.Α. χρησιμοποιούν δύο τεχνικές αναζήτησης λύσεων συνδυασμένες με ένα βέλτιστο τρόπο [10] : την **εξερεύνηση**, δηλαδή την ανίχνευση νέων ανεξερεύνητων περιοχών του χώρου λύσεων και την **εκμετάλλευση** δηλαδή την χρησιμοποίηση ήδη αποκτημένης γνώσης για τον χώρο λύσεων για την περαιτέρω κατεύθυνση του ψαξίματος. Ο μηχανισμός επιλογής γονέων και το Crossover αποτελούν το τμήμα της εκμετάλλευσης ενώ το mutation και άλλοι τελεστές είναι υπεύθυνοι για το κομμάτι της εξερεύνησης. Η εκμετάλλευση όμως οδηγεί σε σύγκλιση του πληθυσμού γύρω από ένα βέλτιστο ενώ η εξερεύνηση οδηγεί σε διασπορά του πληθυσμού μέσα στον χώρο λύσεων. Ετσι για να αποφευχθούν φαινόμενα πρώιμης σύγκλισης ή υπερβολικής διασποράς στην περίπτωση των οποίων το ψάξιμο γίνεται μή αποτελεσματικό, θα πρέπει με κατάλληλες ρυθμίσεις στις πιθανότητες εφαρμογής των τελεστών να κρατάται σε μία ισορροπία η διασπορά του πληθυσμού [2],[13.

δ) **Τελεστές hill-climbing**. Οι κλασσικοι γεννετικοι τελεστες μπορουν να βοηθησουν τον Γ.Α. να εντοπίσει την περιοχη του βελτιστου. Η αναρριχηση όμως προς το απολυτο βελτιστο ειναι μαλλον αργη με τους τελεστες αυτους επειδη υπαρχει παντα ο τυχαιος παραγοντας. Σε αυτη την τελικη

αναρριχηση βοηθουν πολυ αποτελεσματικα οι Hill Climbing τελεστες που ακολουθουν την τοπικη κλιση της συναρτησης ποιοτητας προς το τελικό βέλτιστο (Σχήμα 6). Τεχνικές που βασιζονται μόνο στο Hill-climbing όπως και ο αλγόριθμος του Back-propagation έχουν το μειονέκτημα οτι "κολλάνε" εύκολα σε τοπικά ελάχιστα. Ο Γ.Α. με τον εξελισσόμενο και μερικώς διασπαρμένο πληθυσμό έχει μεγάλες πιθανότητες να μήν παρασυρθεί τυφλά σε ένα τέτοιο τοπικό βέλτιστο. Οι hill-climbing τελεστές συνήθως είναι εξαρτώμενοι από το πρόβλημα και θεωρούνται ως μη γεννετικοί τελεστές αλλα δίνουν πολύ καλά αποτελέσματα στην πράξη [1],[11],[12],[13]. Συνηθως εχουν εφαρμογη σε προβληματα με συνεχεις παραμετρους και οχι Combinatorial.

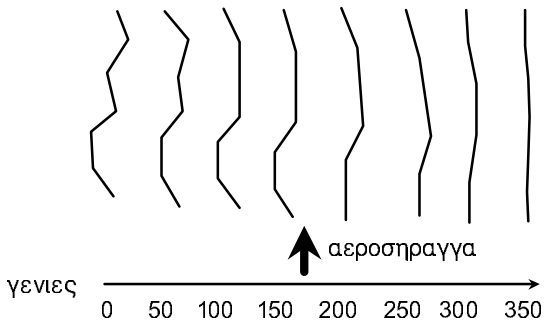


Σχήμα 6. Η επίδραση των τελεστών Hill-climbing.

ε) **Υβριδικά σχήματα**. Ενα μειονέκτημα των Γ.Α. είναι η ίδια η αρχή της εξέλιξης στην οποία βασίζονται και η οποία απαιτεί την παρέλευση ενός αριθμού γενεών ωσπου να συγκλίνει ο πληθυσμός στο βέλτιστο και αυτό βέβαια με κάποια πιθανότητα. Είναι δηλαδή σχετικά χρονοβόροι και η εύρεση βέλτιστου δεν είναι πάντα εγγυημένη. Γι'αυτό σε πολλές εφαρμογές έχουν υλοποιηθεί υβριδικά σχήματα που αποτελούνται από έναν Γ.Α. και κάποια παραδοσιακή μέθοδο αναζήτησης όταν είναι διαθέσιμη (όπως το Back-prop) ώστε να βελτιστοποιηθεί και ο χρόνος αλλά και η ποιότητα της λύσης [11].

Εφαρμογές των Γεννετικών Αλγορίθμων

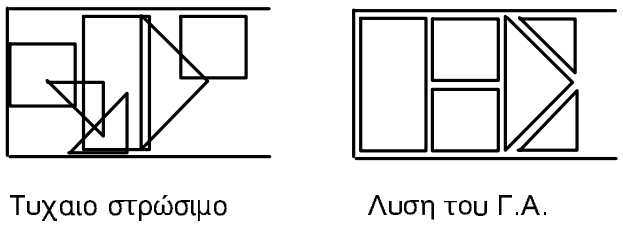
Μία από τις πρώτες εφαρμογές των εξελικτικών Αλγορίθμων ήταν αυτή του Ingo Rechenberg (1964) ο οποίος χρησιμοποίησε έναν τέτοιο αλγόριθμο για να εξελίξει μία επιφάνεια ώστε να παρουσιάζει ελάχιστη αεροδυναμική αντίσταση όπως φαίνεται στο σχήμα 7. Κάνοντας δοκιμές σε μία αεροσήραγγα και έχοντας παραμετροποιήσει το σχήμα της επιφάνειας άφησε τον Γ.Α. να βρεί την βέλτιστη λύση με την χαμηλότερη αεροδυναμική αντίσταση.



Σχήμα 7. Το πείραμα του Rechenberg και η εξέλιξη μιας αεροδυναμικής επιφάνειας.

Ακολούθησαν έκτοτε πολλές εφαρμογές που εκτείνονταν σε τομεις όπως η Μηχανικη, η Βιομηχανία, η Επιχειρησιακη Ερευνα, η Βιολογια, η Επεξεργασια Εικονας οι Φυσικες Επιστημες ακομα και οι Κοινωνικες Επιστημες. Μερικά παραδειγματα εφαρμογων είναι τα εξής:
1) Σχεδιαση βιομηχανικων εξαρτηματων με βελτιστα χαρακτηριστικα.
2) Βελτιστοποιηση υδραυλικων δικτυων.

3) Σχεδιαση χαρακτηριστικων αεροσκαφων.
4) Υπολογισμο βελτιστων τροχιων ρομποτ.
5) Διαγνωση πολλαπλών σφαλματων σε συστηματα επικοινωνιων.
6) Προβληματα scheduling οπως το Travelling Salesman Problem, προγραμματισμος γραμμης παραγωγης (Job Shop Problems), κατανομη tasks σε CPUs κ.λ.π.
7) Ευρεση Βελτιστης Αρχιτεκτονικης Νευρωνικών Δικτυων
8) Χρηση του Γ.Α. ως αλγοριθμου εκπαιδευσης σε Forward και Recurrent Νευρωνικα Δικτυα.
9) Pattern Recognition problems.
10) Αναγνωριση υποπτων απο χαρακτηριστικα του προσωπου.
11) Σχεδιαση κυκλωμάτων VLSI.
12) Κατασκευη Αλγοριθμων (Random generator)
13) Συνθεση Μουσικης με την βοηθεια Γ.Α.
14) Επιλυση προβληματων Συστηματων Ισχυος όπως η οικονομικη κατανομη φορτιου (Economic Dispatch) στις μοναδες του συστηματος παραγωγης.
15) Επιλυση προβληματων κοπης (Cutting Stock roblems) και προβληματων συσκευασιας (Packing) (βλέπε Σχήμα 8).
16) Προσομοιωση μοντελλων στην Κοινωνιολογια και στην Βιολογια.



Σχήμα 8. Μία τυχαία λύση και η λύση του Γ.Α. σε ένα πρόβλημα κοπής (Cutting Stock problem).

Genetic-Based Machine Learning - Σύγκριση με τα Νευρωνικά Δίκτυα

Μία από τις σημαντικότερες εφαρμογές των Γ.Α. είναι η χρησιμοποίησ'η τους στην εξέλιξη λογικών κανόνων σε συστήματα Genetic-Based Machine Learning (GBML) για την προσομοίωση συστημάτων. Τα GBML συστήματα έχουν την ικανοτητα αξιολογησης και εξελιξης της γνωσης υπο την μορφή απλων κανονων με την βοηθεια μεθοδων γεννετικης εξελιξης. Το πιο αντιπροσωπευτικο GBML συστημα ειναι τα Classifier Systems.

Ενα Classifier system έχει την ικανοτητα να μαθαινει απλους συντακτικα κανονες (Classifiers) που αναπαρισταναι υπο την μορφη Strings, ωστε να εξελιξει την συμπεριφορα του σε ενα συγκεκριμενο περιβαλλον, στην κατευθυνση μιας επιθυμητης συμπεριφορας.

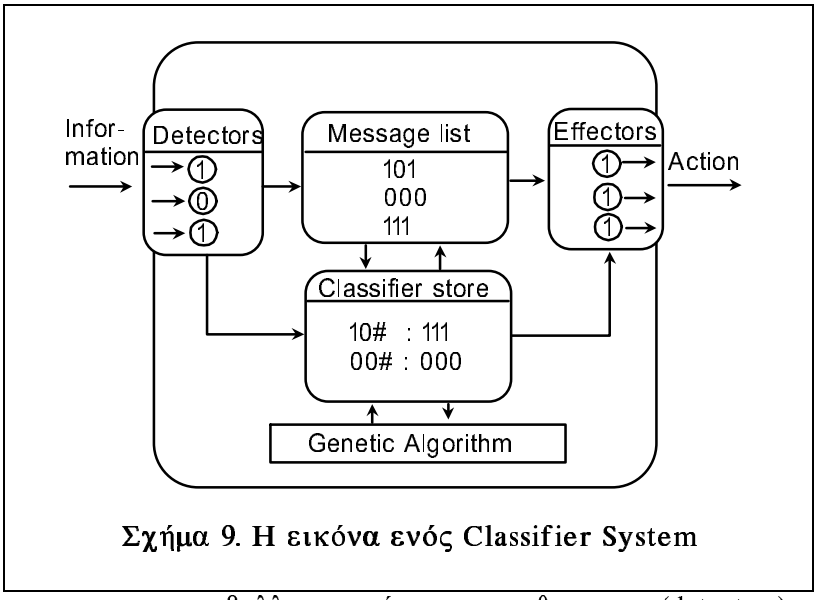
Οι κανονες (rules) ειναι της μορφης :

Εάν ‹συνθήκη› τότε ‹ενέργεια›

Η συνθηκη (condition) εκφραζεται με ένα string συμβολων απο το αλφαβητο { 1 , 0 , # } όπου το συμβολο # ταιριαζει και με το 1 και με το 0.

Το μήνυμα (message) ή ‹action› που ενεργοποιειται απο τον κανονα οταν ικανοποιηθει η συνθηκη έχει την μορφη binary string. Ακολουθεί ένα παράδειγμα με classifiers

A/A	Classifiers	
1 2 3 4	01## : 0000 00#0 : 1100 10## : 1000 ##00 : 0001	Το σημα 0100 ενεργοποιει τους classifiers 1 και 4, ενώ το σημα 0010 μονο τον classifier 2.



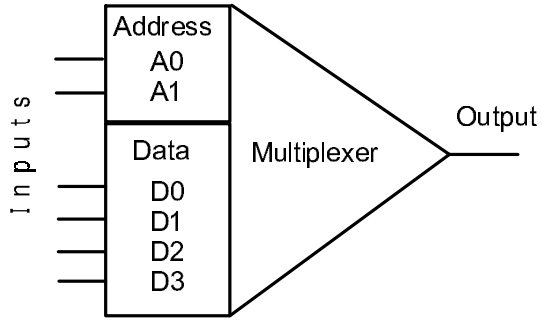
Σχήμα 9. Η εικόνα ενός Classifier System

Οι πληροφοριες του περιβαλλοντος μέσω των αισθητηριων (detectors) ενεργοποιουν τους classifiers που εκπεμπουν μηνυματα προς το περιβαλλον μεσω των effectors. Οι κανονες αξιολογουνται μεσω ειδικου αλγοριθμου (Bucket Brigade Algorithm) και εξελισσονται μεσω Γεννετικου Αλγοριθμου. Ετσι το Classifier System μπορει να εκπαιδευθεί έτσι ώστε να προσομοιασει μια οποιαδήποτε συνάρτηση εισοδου - εξοδου.

Σε αυτό το σημείο φαίνεται και η ομοιότητα ανάμεσα στα Classifier Systems και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα με την αντιστοιχία :

Νευρωνικά Δίκτυα	Γεννετικοί Αλγόριθμοι
Νευρόνια Εισόδου	Detectors
Νευρόνια Εξόδου	Effectors
Κρυμμένα Νευρόνια	Classifiers
Βάρη των συνάψεων	Classifier rules
Αλγόριθμος εκμάθησης	Εξέλιξη με Γεννετικό Αλγόριθμο

Ενα παράδειγμα κοινής εφαρμογής ενός Classifier System και ενός Νευρωνικού Δικτύου είναι η προσομοίωση της συναρτηση input-output ενός binary multiplexer 6 σε 1 όπως φαίνεται στο παρακάτω παράδειγμα του σχήματος 10.



Κανονες	Περιγραφη
00 0### : 0	0 Address/0 Signal
00 1### : 1	0 Address/1 Signal
01 #0## : 0	1 Address/0 Signal
01 #1## : 1	1 Address/1 Signal
10 ##0# : 0	2 Address/0 Signal
10 ##1# : 1	2 Address/1 Signal
11 ###0 : 0	3 Address/0 Signal
11 ###1 : 1	3 Address/1 Signal

Σχήμα 10. Ο multiplexer 6 σε 1 και το σετ των κανόνων που βρέθηκε από το Classifier System για να προσομοιάσει το σύστημα.

Το παραπάνω πρόβλημα συναντάται συχνά στην βιβλιογραφία σαν εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Εκεί το T.N.N καλείται να προσομοιώσει την συμπεριφορά του Multiplexer.

Τα Υπέρ και κατά των Γενετικών Αλγορίθμων

Οι Γ.Α. γενικά έχουν τα εξής πλεονεκτήματα :
1) Είναι απλοί στην σύλληψη και την υλοποίησή τους αντίθετα με άλλες μαθηματικές μεθόδους.
2) Εύκολα εφαρμόζονται σε μεγάλη γκάμα προβλημάτων απαιτώντας ελάχιστες μετατροπές.
3) Επιδεικνύουν πολύ καλή απόδοση (robustness) σε διαφορετικού είδους προβληματα με συνεχείς παραμέτρους και συνδυαστικά προβλήματα (combinatorial problems)
4) Εχουν την ικανότητα να ξεπερνούν τοπικά ελάχιστα σε περίπλοκους χώρους λύσεων.
5) Μπορούν εύκολα να μετατραπούν ωστε να δουλεύουν σε παράλληλες μηχανές.
6) Μπορούν εύκολα να υλοποιηθουν σε hardware γιατι χρησιμοποιούν αποκλειστικά δυαδική αριθμητική.

Τα κυριότερα δε μειονεκτήματά τους είναι τα εξής :
1) Είναι χρονοβόροι απαιτώντας αρκετές γενεές μέχρι την σύγκλιση
2) Ο αλγόριθμος βασίζεται σε πιθανότητες (non-deterministic) και δεν εγγυάται οτι η βέλτιστη λύση θα βρεθεί σε κάθε τρέξιμο του αλγόριθμου. Γι' αυτό και η απόδοσή των Γ.Α. συνήθως μετριέται με την συχνότητα έυρεσης βέλτιστης λύσης μέσα από ένα σύνολο τρεξιμάτων.

Με την συνεχή εξέλιξη της τεχνολογίας των υπολογιστών και των παράλληλων μηχανών τα δύο αυτά μειονεκτήματα τείνουν να εξαλειφθούν.

Βιβλιογραφία

[1] A.Bakirtzis, V.Petridis, S.Kazarlis, "A Genetic Algorithm Solution to the Economic Dispatch Problem" to be published in Part C, Proceedings IEE.

[2] L. Davis, "Adapting operator probabilities in genetic algorithms", Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, San Mateo, California, Morgan Kaufman, 1989.

[3] L. Davis (ed.) *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand, N.York, 1991.

[4] K.A. De Jong, "An analysis of the behaviour of a class of genetic adaptive systems" Ph.D. dissertation, Univ. Michigan, *Dissertation Abstracts International*, 36(10), 5140b. (University Microfilms No. 76-9381), 1975.

[5] L.J. Eshelman, R.A. Caruana and J.D. Schaffer, "Biases in the crossover landscape", in *Proc. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms*, 1989, pp. 10-19.

[6] D.E. Goldberg and R. Lingle, "Alleles, loci, and the travelling salesman problem", in *Proc. int. Conf. on Genetic Alorithms and Their Applications*, 1985, Pittsburg, PA, pp. 154-159.

[7] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Reading, Mass.: Addison Wesley, 1989.

[8] D.E. Goldberg and K.Deb, "A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms" in Foundations of Genetic Algorithms, San Mateo California, Morgan Kaufman, 1991, pp.69-93 .

[9] J.J. Grefenstette and J.E. Baker, "How genetic algorithms work: A critical look at implicit parallelism" in *Proc. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms and their Applications*, 1989, pp. 20-27.

[10] J. H. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems", Ann Arbor, Michigan : The University of Michigan Press, 1975.

[11] V. Petridis, S.Kazarlis, A.Papaikonomou and A. Filelis, "A Hybrid Genetic Algorithm for Training Neural Networks" In : Proceedings of ICANN '92, p.p. 953-956, Sep. 1992, Brighton England.

[12] V. Petridis, S.Kazarlis and A.Papaikonomou, "A Genetic Algorithm for Training Recurrent Neural Networks" In : Proceedings of IJCNN '93, Oct. 1993, Nagoya Japan.

[13] V. Petridis and S. Kazarlis "Varying Quality Function in Genetic Algorithms and the Cutting Problem" to be published in the WCCI - 94 (Evolutionary Computation) Proceedings.

[14] Gunter Rudolf, "Convergence Analysis of Canonical Genetic Algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1, Jan. 1994, pp. 96-101.
[15] W.M. Spears and K.A. De Jong, "An Analysis of Multi-Point Crossover" in Foundations of Genetic Algorithms, San Mateo California, Morgan Kaufman, 1991, pp. 301-315.
[16] G. Syswerda, "Uniform Crossover in genetic algorithms", in Proc. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms, 1989, pp. 2-9.