

Εφαρμογή Γενετικών Αλγορίθμων στην Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας

Π. Σ. Α. ΓΕΩΡΓΙΑΚΗΣ

Επίκουρος Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης

Περίληψη

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι τεχνικές βελτιστοποίησης που βασίζονται στις αρχές της φυσικής επιλογής και της γενετικής. Στο άρθρο αυτό γίνεται μία σύντομη εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους και στις εφαρμογές τους στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και παρουσιάζεται αναλυτικά η εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και πιο συγκεκριμένα στην επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι τεχνικές βελτιστοποίησης που βασίζονται στις αρχές της φυσικής επιλογής και της γενετικής [1]. Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν απαιτούν γνώση ή πληροφορία για την κλίση του χώρου αναζήτησης και δεν επηρεάζονται από πιθανές ασυνέχειες στο χώρο αναζήτησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι πολύ αποτελεσματικοί σε μεγάλης κλίμακας προβλήματα βελτιστοποίησης [2].

Καθώς τα μοντέρνα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας γίνονται περισσότερο σύνθετα, η βελτιστοποίηση της σχεδίασης, της λειτουργίας και του ελέγχου των συστημάτων αυτών γίνεται όλο και πιο δύσκολη. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί στο σχεδιασμό, τη λειτουργία και τον έλεγχο των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

Ο σχεδιασμός των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας είναι μία δυναμική διαδικασία, η οποία εξελίσσεται χρονικά. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας σχεδιασμού λαμβάνονται υπόψιν παράγοντες όπως η επαρκής και αξιόπιστη εξυπηρέτηση των φορτίων, η ανάπτυξη του συστήματος, το κόστος ενέργειας, το κόστος κατασκευής, κ.ο.κ. Η πολυπλοκότητα της διαδικασίας σχεδιασμού έχει αυξηθεί, ως αποτέλεσμα της αναδιάρθρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και της προόδου της τεχνολογίας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί στο σχεδιασμό της επέκτασης του συστήματος παραγωγής [3-4] και μεταφοράς [5-7] και στο σχεδιασμό της άεργης ισχύος [8]. Για παράδειγμα, η επέκταση του συστήματος παραγωγής είναι μία σημαντική δραστηριότητα σχεδιασμού των ηλεκτρικών εταιριών. Κύριος στόχος της επέκτασης του συστήματος παραγωγής είναι ο προσδιορισμός του βέλτιστου πλάνου για την προσθήκη μονάδων παραγωγής. Το βέλτιστο πλάνο πε-

ριλαμβάνει τον τύπο και το πλήθος των μονάδων παραγωγής καθώς και το χρόνο προσθήκης κάθε μίας από τις μονάδες έτσι ώστε να διασφαλίζεται αξιόπιστη και οικονομική εξυπηρέτηση του προβλεπόμενου φορτίου του συστήματος στο χρονικό ορίζοντα για τον οποίο γίνεται το πλάνο επέκτασης των μονάδων παραγωγής. Βέλτιστο πλάνο είναι εκείνο που ελαχιστοποιεί τις επενδύσεις και τα κόστη λειτουργίας, μεγιστοποιεί την αξιοπιστία του συστήματος και ικανοποιεί τους περιορισμούς του συστήματος. Η επέκταση του συστήματος παραγωγής είναι ένα μη γραμμικό πρόβλημα ακέραιου προγραμματισμού με πολλούς περιορισμούς και για την επίλυση του έχουν προταθεί μέθοδοι μαθηματικού και δυναμικού προγραμματισμού. Οι μέθοδοι μαθηματικού προγραμματισμού έχουν ως μειονεκτήματα ότι επεξεργάζονται τις μεταβλητές απόφασης σε ένα συνεχή χώρο και ότι δεν εγγυώνται την εύρεση του ολικού βέλτιστου. Λόγω του μεγάλου μεγέθους του προβλήματος, η μέθοδος του συμβατικού πλήρους δυναμικού προγραμματισμού δεν έχει εφαρμοστεί στην επίλυση πρακτικών προβλημάτων επέκτασης του συστήματος παραγωγής. Για να ξεπεραστεί η δυσκολία αυτή στην πράξη, έχουν αναπτυχθεί υβριδικές μέθοδοι, οι οποίες συνδυάζουν ευρετικές μεθόδους με δυναμικό προγραμματισμό [9], δηλαδή προεπιλέγονται καταστάσεις και τροποποιούνται διαδοχικά οι περιοχές αναζήτησης, προκειμένου να βρεθεί ένα τοπικό ελάχιστο. Για την επίλυση του προβλήματος της ελαχιστοποίησης του κόστους επέκτασης του συστήματος παραγωγής έχουν επίσης προταθεί οι γενετικοί αλγόριθμοι [3-4], επειδή από τη φύση τους μπορούν να επεξεργάζονται ακέραιες μεταβλητές, μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα μεγάλου μεγέθους και έχουν τη δυνατότητα εύρεσης του ολικού βέλτιστου ή του σχεδόν βέλτιστου σε εύλογο υπολογιστικό χρόνο.

Η λειτουργία και ο έλεγχος των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας έχουν υποστεί μεγάλες αλλαγές, εξαιτίας της αναδιάρθρωσης και της απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας. Ο διαχωρισμός της παραγωγής και της μεταφοράς σημαίνει ότι η λειτουργία και ο έλεγχος του συστήματος είναι ανεξάρτητος της παραγωγής. Το σύστημα μεταφοράς πρέπει να γίνει πιο ευέλικτο και αποδοτικό, ενώ ταυτόχρονα θα πρέπει να διατηρηθούν οι υψηλές προδιαγραφές ασφάλειας και αξιοπιστίας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί στον προγραμματισμό παραγωγής [10-12], στο συντονισμό

των προσφορών των παραγωγών σε περιβάλλον ανταγωνισμού [13], στην οικονομική κατανομή φορτίου [14-15], στην πρόβλεψη φορτίου [16], στη μοντελοποίηση φορτίων [17], στον εντοπισμό σφαλμάτων [18] και στην ευστάθεια συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας [19]. Για παράδειγμα, ο προγραμματισμός παραγωγής ή ένταξη μονάδων απαιτεί την κατάρτιση ενός προγράμματος λειτουργίας των μονάδων παραγωγής για τις επόμενες 24 έως 168 ώρες έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το κόστος λειτουργίας του συστήματος κατά τη διάρκεια του χρονικού ορίζοντα προγραμματισμού και συγχρόνως να ικανοποιούνται οι λειτουργικοί περιορισμοί του συστήματος. Ο προγραμματισμός παραγωγής απαιτεί την επίλυση ενός σύνθετου προβλήματος βελτιστοποίησης με διακριτές (καταστάσεις μονάδων) και συνεχείς (έξοδοι μονάδων) μεταβλητές απόφασης. Η ακριβής επίλυση του προβλήματος ένταξης των μονάδων προκύπτει από την πλήρη απαρίθμηση όλων των δυνατών συνδυασμών των καταστάσεων ένταξης η οποία είναι αδύνατο να εφαρμοστεί σε πρακτικού μεγέθους συστήματα εξαιτίας του μεγάλου υπολογιστικού χρόνου που απαιτεί. Για την επίλυση του προβλήματος της ένταξης μονάδων έχουν προταθεί οι μέθοδοι της σειράς ένταξης [20], του δυναμικού προγραμματισμού [21], της διάσπασης Lagrange [22] και των γενετικών αλγορίθμων [10-12]. Με βάση τις μεθόδους της σειράς ένταξης, οι μονάδες εντάσσονται βάσει της αύξουσας σειράς του ειδικού κόστους λειτουργίας στη μέγιστη έξοδο, έτσι ώστε οι οικονομικότερες μονάδες βάσης να εντάσσονται πρώτες και οι μονάδες αιχμής τελευταίες. Οι μέθοδοι της σειράς ένταξης είναι πολύ γρήγορες υπολογιστικά, όμως είναι ευρετικές και παράγουν πρόγραμμα λειτουργίας με σχετικά υψηλό κόστος παραγωγής. Το βασικότερο πρόβλημα των μεθόδων δυναμικού προγραμματισμού είναι ότι η αποθήκευση όλων των δυνατών συνδυασμών (2^{N-1} συνδυασμοί για N μονάδες) για κάθε ώρα είναι αδύνατη ακόμα και για συστήματα μεσαίου μεγέθους. Οι μέθοδοι της διάσπασης Lagrange αντιμετωπίζουν μεγάλες δυσκολίες στην εύρεση των πολλαπλασιαστών Lagrange που βελτιστοποιούν τη δυϊκή αντικειμενική συνάρτηση, όμως ακόμα και αν υπάρχει λύση του δυϊκού προβλήματος, η εφικτότητα της λύσης του αρχικού (βασικού) προβλήματος δεν είναι εγγυημένη εξαιτίας της μη κυρτότητας του προβλήματος βελτιστοποίησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί στο πρόβλημα της ένταξης μονάδων και έχουν δώσει καλύτερη βέλτιστη λύση σε σχέση με τις μεθόδους της σειράς ένταξης, του δυναμικού προγραμματισμού και της διάσπασης Lagrange.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν επίσης εφαρμοστεί στη σχεδίαση μετασχηματιστών [23] και στον προσδιορισμό παραμέτρων μηχανών [24].

Το άρθρο είναι οργανωμένο ως εξής: η λειτουργία, η διαμόρφωση και η βελτίωση της απόδοσης των γενετικών αλγορίθμων παρουσιάζονται στο δεύτερο τμήμα. Στο τρίτο τμήμα παρουσιάζεται η εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου. Τέλος, στο τέταρτο τμήμα παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της εργασίας.

2. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

2.1. Περιγραφή της λειτουργίας των γενετικών αλγορίθμων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι γενικές τεχνικές βελτιστοποίησης που βασίζονται στους μηχανισμούς της γενετικής και της εξέλιξης που παρατηρείται σε φυσικά συστήματα και πληθυσμούς έμβιων όντων. Στον Πίνακα 1 φαίνεται η αναλογία του βιολογικού προτύπου με το γενετικό αλγόριθμο. Η βασική αρχή των γενετικών αλγορίθμων είναι η διατήρηση ενός πληθυσμού του προβλήματος με τη μορφή κωδικοποιημένης πληροφορίας και η εξέλιξη του πληθυσμού με την πάροδο του χρόνου. Η εξέλιξη των μελών του πληθυσμού βασίζεται στους νόμους της φυσικής επιλογής (επιβίωση του ισχυρότερου) και του ανασυνδυασμού του γενετικού υλικού μέσα στον πληθυσμό. Ο εξελισσόμενος πληθυσμός δειγματοληπτεί το χώρο αναζήτησης, συσσωρεύει πληροφορία σχετικά με τις περιοχές λύσεων καλής και κακής ποιότητας και ανταλλάσσοντας τμήματα πληροφορίας σχηματίζει λύσεις με βέλτιστη συμπεριφορά για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Πίνακας 1: Βιολογικό πρότυπο και γενετικοί αλγόριθμοι.
Table 1: Biological prototype and genetic algorithms.

Βιολογικό πρότυπο	Γενετικοί αλγόριθμοι
Γονίδιο	Παράμετρος (μεταβλητή)
Χρωμόσωμα	Υποψήφια λύση (συμβολοσειρά)
Πληθυσμός	Σύνολο υποψήφιων λύσεων
Πιθανότητα επιβίωσης	Συνάρτηση βελτιστοποίησης
Μετάλλαξη	Τυχαία αναζήτηση λύσης
Διασταύρωση	Σύνθεση λύσεων
Γενιά	Ανακύκλωση

Αρχικά δημιουργείται τυχαία ένας αριθμός M λύσεων κωδικοποιημένων υπό τη μορφή συμβολοσειρών (συνήθως δυαδικών) που αναπαριστούν τα φυσικά χρωμοσώματα. Η έννοια του πληθυσμού δίνει στους γενετικούς αλγόριθμους μοναδικά χαρακτηριστικά: οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μέθοδος στοχαστικής βελτιστοποίησης που χρησιμοποιεί πολλές υποψήφιες λύσεις (μεγάλο πληθυσμό υποψήφιων λύσεων) ταυτόχρονα. Μετά τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού, κάθε μέλος του πληθυσμού αποκωδικοποιείται σε μία υποψήφια λύση του προβλήματος και ανατίθεται σε αυτή τη λύση μία τιμή “καταλληλότητας” μέσω μίας συνάρτησης ποιότητας που δίνει ένα μέτρο της ποιότητας της κάθε λύσης.

Στη συνέχεια επιλέγονται κατά ζεύγη μέλη του πληθυσμού για να αναπαραχθούν και να σχηματίσουν απογόνους (νέες λύσεις). Η επιλογή των ζευγών γίνεται πιθανοτικά, έτσι ώστε η πιθανότητα επιλογής της κάθε λύσης να είναι ανάλογη της “καταλληλότητάς” της. Αυτό εγγυάται ότι οι λύσεις υψηλής ποιότητας θα επιλεγούν πολλές φορές και

θα αποτελέσουν τους “γονείς” για πολλές νέες λύσεις, ενώ οι λύσεις χαμηλής ποιότητας θα συνεισφέρουν λιγότερο στο νέο πληθυσμό, με την πιθανότητα να μην επιλεγούν για αναπαραγωγή.

Όταν επιλεγούν οι δύο λύσεις-γονείς, οι συμβολοσειρές τους ανασυνδυάζονται για την παραγωγή μίας λύσης-απογόνου με τη χρήση τελεστών που προσομοιώνουν αντίστοιχους γενετικούς μηχανισμούς. Οι βασικοί γενετικοί τελεστές που χρησιμοποιούνται είναι η διασταύρωση και η μετάλλαξη. Η διασταύρωση ανασυνδυάζει τις συμβολοσειρές των γονέων παράγοντας έναν απόγονο που κληρονομεί χαρακτηριστικά και των δύο γονέων. Η διασταύρωση αν και αποτελεί το βασικό μηχανισμό αναζήτησης νέων λύσεων δεν είναι ωστόσο σε θέση να παράγει πληροφορία που δεν υπάρχει ήδη μέσα στον πληθυσμό. Η μετάλλαξη καλύπτει αυτή την ανάγκη εισάγοντας νέα πληροφορία στο νέο απόγονο. Η μετάλλαξη πραγματοποιείται με την τυχαία αλλαγή συμβόλων του νέου απογόνου. Γενικά η μετάλλαξη θεωρείται ως δευτερεύων, αλλά χρήσιμος τελεστής, ο οποίος δίνει μία μη μηδενική πιθανότητα για έλεγχο και αξιολόγηση, σε κάθε δυνατή λύση.

Όταν παραχθούν M νέες λύσεις, θεωρούνται ως η νέα γενιά και αντικαθιστούν πλήρως τους “γονείς” ώστε να προχωρήσει η εξέλιξη. Πολλές γενιές απαιτούνται ώσπου ο πληθυσμός να συγκλίνει στη βέλτιστη ή σε κοντινή της λύση, με τον αριθμό των γενιών να αυξάνεται ανάλογα με τη δυσκολία του προβλήματος βελτιστοποίησης.

2.2. Διαμόρφωση των γενετικών αλγορίθμων

Οι παράμετροι διαμόρφωσης των γενετικών αλγορίθμων συνοψίζονται στον Πίνακα 2.

Πίνακας 2: Παράμετροι διαμόρφωσης γενετικών αλγορίθμων.
Table 2: Genetic algorithm parameters.

Παράμετρος διαμόρφωσης	Σύμβολο
Δυναμικά ψηφία κωδικοποίησης κάθε μεταβλητής	b_n
Αριθμός χρωμοσωμάτων	c_n
Πιθανότητα διασταύρωσης	p_c
Πιθανότητα μετάλλαξης	p_m
Αριθμός γενιών (ανακυκλώσεων)	g_n

Ένα από τα θέματα-πρόκληση κατά τη χρήση των γενετικών αλγορίθμων είναι η επιλογή τιμών των παραμέτρων διαμόρφωσης. Το μέγεθος του πληθυσμού, η πιθανότητα μετάλλαξης, και ο τύπος του ανασυνδυασμού των γονιδίων έχουν τη μεγαλύτερη επίδραση στην απόδοση του γενετικού αλγόριθμου. Ακολουθούν μερικές πολύ γενικές οδηγίες για την επιλογή αυτών των παραμέτρων.

2.2.1. Μέγεθος πληθυσμού

Το μέγεθος του πληθυσμού υπαγορεύει τον αριθμό των χρωμοσωμάτων στον πληθυσμό. Μεγαλύτερα μεγέθη πληθυσμών αυξάνουν την ποσότητα των παραλλαγών που παρουσιάζονται στον αρχικό πληθυσμό σε βάρος των περισσότερων απαιτούμενων υπολογισμών της καταλληλότητας. Το μέγεθος του πληθυσμού εξαρτάται από την εφαρμογή και από το μήκος του χρωμοσώματος. Ένας καλός πληθυσμός χρωμοσωμάτων περιλαμβάνει μία ποικιλομορφή επιλογή των ενδεχόμενων δομικών μονάδων, οδηγώντας σε καλύτερη αναζήτηση. Αν ο πληθυσμός χάνει την ποικιλομορφία του, τότε λέγεται ότι ο πληθυσμός έχει πρόωρη σύγκλιση και γίνεται μικρή αναζήτηση. Για μεγαλύτερα χρωμοσώματα και δυσκολότερα προβλήματα βελτιστοποίησης, απαιτούνται μεγαλύτερα μεγέθη πληθυσμών για να συντηρήσουν την ποικιλομορφία και έτσι να επιτύχουν καλύτερη αναζήτηση. Πολλοί ερευνητές προτείνουν μεγέθη πληθυσμών από 25 έως 100.

2.2.2. Πιθανότητα μετάλλαξης

Η πιθανότητα μετάλλαξης προσδιορίζει την πιθανότητα να συμβεί η μετάλλαξη. Η μετάλλαξη γίνεται για να δώσει νέα πληροφορία στον πληθυσμό (αποκάλυψη νέων δομικών μονάδων) και επίσης για να εμποδίσει τον πληθυσμό από το να εμποτιστεί με παρόμοια χρωμοσώματα (πρόωρη σύγκλιση). Μεγάλες πιθανότητες μετάλλαξης αυξάνουν την πιθανότητα να καταστραφούν καλές υποψήφιες λύσεις, αλλά αυξάνουν την ποικιλομορφία του πληθυσμού.

2.2.3. Τύπος ανασυνδυασμού των γονιδίων

Στο βιβλίο του Michalewicz [2] περιγράφονται οι εναλλακτικές επιλογές διασταύρωσης. Προτείνεται να δοκιμάζονται οι διάφοροι τύποι διασταύρωσης και να επιλέγεται η διασταύρωση που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, σε σχέση και με τις τιμές των υπόλοιπων παραμέτρων διαμόρφωσης του γενετικού αλγόριθμου.

2.3. Βελτίωση της απόδοσης των γενετικών αλγορίθμων

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους μπορεί να βελτιωθεί η απόδοση των γενετικών αλγορίθμων όταν, κατά το αρχικό στάδιο εφαρμογής τους, δε δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Η πρώτη προσέγγιση είναι απλά η χρήση διαφορετικών τιμών για το ρυθμό μετάλλαξης, το μέγεθος του πληθυσμού, κτλ. Αυτή η μέθοδος δοκιμής-λάθους, παρόλο που είναι χρονοβόρα, συχνά θα έχει σαν αποτέλεσμα τη βελτίωση της

απόδοσης. Αν η αλλαγή των παραμέτρων δεν έχει επίδραση στην απόδοση, τότε πιθανόν να υπάρχει κάποιο άλλο, πιο ουσιαστικό, πρόβλημα.

Μία απλή μέθοδος για τη βελτίωση της απόδοσης μπορεί να είναι η αλλαγή της κωδικοποίησης. Σε κάποιες εφαρμογές δίνει καλύτερα αποτελέσματα η δυαδική κωδικοποίηση, ενώ σε άλλες εφαρμογές, είναι πιο αποτελεσματική η πραγματική κωδικοποίηση.

3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΤΗΝ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΦΟΡΤΙΟΥ

3.1. Διατύπωση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου

Οικονομική κατανομή φορτίου σημαίνει ελαχιστοποίηση του κόστους λειτουργίας των μονάδων παραγωγής, σχέση (3.1), κάτω από τον περιορισμό του ισοζυγίου ισχύος, σχέση (3.2), και επίσης κάτω από τον περιορισμό των τεχνικών ορίων των γεννητριών, σχέση (3.3).

$$\text{Min}_{P_i} \sum_{i=1}^n F_i(P_i) = \text{Min}_{P_i} \sum_{i=1}^n [c_i \cdot P_i^2 + b_i \cdot P_i + a_i] \cdot \text{Cost}_i \quad 3.1$$

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_D \quad 3.2$$

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max} \quad 3.3$$

όπου:

- n είναι ο αριθμός των ενεργών θερμικών μονάδων,
- P_i είναι η ισχύς εξόδου της i -οστής μονάδας σε MW,
- $F_i(P_i)$ είναι το ωριαίο κόστος παραγωγής P_i MW σε ευρώ ανά ώρα,
- $P_{i,\min}$ είναι το ελάχιστο θερμικό όριο της i -οστής μονάδας σε MW,
- $P_{i,\max}$ είναι το μέγιστο θερμικό όριο της i -οστής μονάδας σε MW και
- P_D είναι η συνολική ζήτηση φορτίου σε MW.

3.2. Ανασκόπηση λύσεων που έχουν δοθεί στο πρόβλημα της οικονομικής κατανομής φορτίου

Η οικονομική κατανομή φορτίου, όταν δε λαμβάνονται υπόψιν τα λειτουργικά όρια των μονάδων {σχέση (3.3)}, μπορεί να επιλυθεί με τη μέθοδο Lagrange. Αποδεικνύεται ότι η απαραίτητη συνθήκη για την ελαχιστοποίηση του κόστους λειτουργίας των μονάδων παραγωγής είναι όλες οι θερμικές μονάδες του συστήματος να λειτουργούν με το ίδιο διαφορικό κόστος λειτουργίας (€/MWh), το οποίο είναι ίσο

με τον πολλαπλασιαστική Lagrange.

Για την επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου, όταν λαμβάνονται υπόψιν τα λειτουργικά όρια των μονάδων {σχέση (3.3)}, έχουν προταθεί οι μέθοδοι των επαναλήψεων λάμδα, ο δυναμικός προγραμματισμός και οι γενετικοί αλγόριθμοι. Η εφαρμογή της μεθόδου των επαναλήψεων λάμδα περιορίζεται από το γεγονός ότι οι συναρτήσεις εισόδου-εξόδου των μονάδων παραγωγής δεν είναι κυρτές. Η μέθοδος του δυναμικού προγραμματισμού δεν περιορίζεται από τη μορφή των συναρτήσεων εισόδου-εξόδου των μονάδων παραγωγής, όμως υποφέρει από τη δραματική αύξηση των απαιτήσεων σε υπολογιστική μνήμη και σε χρόνο εκτέλεσης όταν αυξάνει ο αριθμός των θεωρούμενων μονάδων και οι απαιτήσεις για μεγαλύτερη ακρίβεια στον υπολογισμό της βέλτιστης λύσης. Η μέθοδος των γενετικών αλγορίθμων έχει προταθεί για να αντιμετωπίσει τα προβλήματα των μεθόδων των επαναλήψεων λάμδα και του δυναμικού προγραμματισμού.

3.3. Εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί στην επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου. Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν δρουν πάνω στις τιμές εξόδου των γεννητριών, αλλά στην κωδικοποιημένη συμβολοσειρά των εξόδων των μονάδων παραγωγής.

Η επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου με τη βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων γίνεται ως ακολούθως: οι έξοδοι των $n-1$ "ελεύθερων γεννητριών" μπορούν να επιλεγούν αυθαίρετα εντός των τεχνικών τους ορίων, ενώ η έξοδος της γεννήτριας αναφοράς υπόκειται στον περιορισμό του ισοζυγίου ισχύος (δηλαδή παράγει την απαιτούμενη ισχύ, έτσι ώστε αν προστεθεί στην παραγωγή των $n-1$ "ελεύθερων γεννητριών" να καλύπτεται η ζήτηση). Στην επόμενη ενότητα θα περιγραφεί αναλυτικά, μέσα από ένα αριθμητικό παράδειγμα, η επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου με τη βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων.

3.4. Αριθμητικό παράδειγμα

3.4.1. Διατύπωση του προβλήματος

Έστω ότι έχουμε να λύσουμε το πρόβλημα οικονομικής κατανομής φορτίου τεσσάρων γεννητριών, όπου τα χαρακτηριστικά τους φαίνονται στον Πίνακα 3. Οι συντελεστές a_i , b_i , c_i του Πίνακα 3 είναι οι συντελεστές κατανάλωσης καυσίμου {σχέση (3.1)}, ενώ η στήλη Cost_i είναι το κόστος καυσίμου κάθε μίας από τις τέσσερις μονάδες παραγωγής. Έστω ότι οι γεννήτριες αυτές καλούνται να καλύψουν ζήτηση $P_D = 50$ MW.

Πίνακας 3: Δεδομένα γεννητριών.
Table 3: Generator data.

i	Τύπος σταθμού	$P_{i,max}$ [MW]	$P_{i,min}$ [MW]	a_i [t/h ή m ³ /h]	b_i [t/MWh ή m ³ /MWh]	c_i [t/MW ² -h ή m ³ /MW ² -h]	Cost _i [€/t ή €/m ³]
1	Ατμοηλεκτρικός	6,25	4,0	0,0	0,368	0,0	134,9963
2	Φυσικό αέριο	14,75	3,0	2,0938	0,24837	0,002270	360,9685
3	Ντηζελοηλεκτρικός	12,28	3,0	0,3667	0,109	0,00425	134,9963
4	Ατμοηλεκτρικός	25,00	16,0	0,4053	0,2210	0,000643	134,9963

3.4.2. Επίλυση του προβλήματος με γενετικούς αλγόριθμους

Θεωρούμε ότι γεννήτρια αναφοράς είναι η γεννήτρια με αύξοντα αριθμό 4. Παρατηρούμε ότι οι 3 πρώτες γεννήτριες του Πίνακα 3 έχουν μέγιστη έξοδο έως 14,75 MW και ελάχιστη 3 MW. Άρα μία συμβολοσειρά 4 δυαδικών ψηφίων είναι αρκετή για να περιγράψει την έξοδο, αφού μπορεί να πάρει τιμές από (0000) έως (1111), δηλαδή από 0 MW έως 15 MW. Θα χρησιμοποιήσουμε μέγεθος πληθυσμού αποτελούμενο από 8 χρωμοσώματα. Κάθε χρωμόσωμα θα αποτελείται από 12 δυαδικά ψηφία (3 “ελεύθερες γεννήτριες” επί 4 δυαδικά ψηφία ανά γεννήτρια). Έστω ότι επιλέγεται ένας αρχικός πληθυσμός 8 χρωμοσωμάτων, όπου έστω ότι το ένα από αυτά τα χρωμοσώματα είναι το (01010001110). Τα πρώτα 4 δυαδικά ψηφία από δεξιά προς τα αριστερά του χρωμοσώματος αυτού, δηλαδή τα δυαδικά ψηφία (1110) αντιστοιχούν στη γεννήτρια με αύξοντα αριθμό 1, τα επόμενα 4 δυαδικά ψηφία (0000) στη δεύτερη γεννήτρια και τα δυαδικά ψηφία (0101) στην τρίτη γεννήτρια.

Πίνακας 4: Υπολογισμός κόστους χρωμοσώματος 3 γεννητριών.
Table 4: Calculation of the chromosome cost of the 3 generators.

i	Γονίδιο	P_i [MW]	$F_i(P_i)$ [€/h]
1	(1110)	14	6,1
2	(0000)	0	3,0
3	(0101)	5	6,0933

Στον Πίνακα 4 περιγράφεται ο υπολογισμός του κόστους του χρωμοσώματος. Για παράδειγμα, το πρώτο γονίδιο είναι ο δυαδικός (1110), ο οποίος αντιστοιχεί στον ακέραιο 14. Όμως, με κωδικοποίηση 4 δυαδικών ψηφίων μπορούμε να κωδικοποιήσουμε ακέραιους από 1 έως 15. Από την άλλη, η γεννήτρια 1 έχει τεχνικά όρια από 4,0 έως 6,25 MW. Άρα, ο ακέραιος αριθμός 14 αντιστοιχεί σε έξοδο:

$$P_1 = 4 + 14 \cdot (6,25 - 4) / 15 \Rightarrow P_1 = 6,1 \text{ MW}$$

Το ωριαίο κόστος παραγωγής για τη γεννήτρια 1 είναι:

$$F_1(P_1) = \text{Cost}_1 \cdot (c_1 \cdot P_1^2 + b_1 \cdot P_1 + a_1) \Rightarrow$$

$$F_1(P_1) = 134,9953 \cdot (0 + 0,368 \cdot 6,1 + 0) \Rightarrow$$

$$F_1(P_1) = 303,0397 \text{ €/h.}$$

Η έξοδος της γεννήτριας 2 είναι:

$$P_2 = 3 + 0 \cdot (14,75 - 3) / 15 \Rightarrow P_2 = 3,0 \text{ MW}$$

Το ωριαίο κόστος παραγωγής της γεννήτριας 2 είναι:

$$F_2(P_2) = 360,9685 \cdot (0,00227 \cdot 3^2 + 0,24837 \cdot 3 + 2,0938) \Rightarrow$$

$$F_2(P_2) = 1.032,1317 \text{ €/h.}$$

Η έξοδος της γεννήτριας 3 είναι:

$$P_3 = 3 + 5 \cdot (12,28 - 3) / 15 \Rightarrow P_3 = 6,0933 \text{ MW}$$

Το ωριαίο κόστος παραγωγής της γεννήτριας 3 είναι:

$$F_3(P_3) = 134,9963 \cdot (0,00425 \cdot 6,0933^2 + 0,109 \cdot 6,0933 + 0,3667) \Rightarrow$$

$$F_3(P_3) = 160,4654 \text{ €/h.}$$

Η γεννήτρια αναφοράς (γεννήτρια 4) παραλαμβάνει ισχύ:

$$P_4 = P_D - P_1 - P_2 - P_3 = 50 - 6,1 - 3 - 6,0933 \Rightarrow P_4 = 34,8067 \text{ MW}$$

Το ωριαίο κόστος παραγωγής της γεννήτριας 4 είναι:

$$F_4(P_4) = 134,9963 \cdot (0,000643 \cdot 34,8067^2 + 0,221 \cdot 34,8067 + 0,4053) \Rightarrow$$

$$F_4(P_4) = 1.198,3054 \text{ €/h.}$$

Το συνολικό κόστος παραγωγής είναι:

$$F_{\text{tot}} = \sum_{i=1}^4 F_i(P_i)$$

και με αριθμητική αντικατάσταση προκύπτει ότι:

$$F_{\text{tot}} = 2.693,9422 \text{ €/h.}$$

Επειδή η ισχύς εξόδου της γεννήτριας αναφοράς παραβιάζει το μέγιστο όριο της (34,8067 > 25), πρέπει να προστεθεί ένας παράγοντας ποινής. Αν δεν υπήρχε το πρόβλημα της παραβίασης, τότε η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας θα ήταν:

$$\text{fitness} = 1 / F_{\text{tot}} = 1 / 2.693,9422 \Rightarrow$$

fitness=0,0003712 h/€.

Όμως, επειδή υπάρχει παραβίαση του μέγιστου ορίου, θα πρέπει να υπολογίσουμε αρχικά το συνολικό μέγιστο ωριαίο κόστος παραγωγής.

Το μέγιστο ωριαίο κόστος παραγωγής για τη γεννήτρια 1 είναι:

$$F_{1,max} = Cost_1 \cdot (c_1 \cdot P_{1,max}^2 + b_1 \cdot P_{1,max} + a_1) \Rightarrow$$

$$F_{1,max} = 134,9953 \cdot (0 + 0,368 \cdot 6,25 + 0) \Rightarrow$$

$$F_{1,max} = 310,4915 \text{ €/h.}$$

Το μέγιστο κόστος παραγωγής για τη γεννήτρια 2 είναι:

$$F_{2,max} = 360,9685 \cdot (0,00227 \cdot 14,75^2 + 0,24837 \cdot 14,75 + 2,0938) \Rightarrow$$

$$F_{2,max} = 2.256,4590 \text{ €/h.}$$

Το μέγιστο κόστος παραγωγής για τη γεννήτρια 3 είναι:

$$F_{3,max} = 134,9963 \cdot (0,00425 \cdot 12,28^2 + 0,109 \cdot 12,28 + 0,3667) \Rightarrow$$

$$F_{3,max} = 316,7103 \text{ €/h.}$$

Το μέγιστο κόστος παραγωγής για τη γεννήτρια αναφοράς είναι:

$$F_{4,max} = 134,9963 \cdot (0,000643 \cdot 25^2 + 0,221 \cdot 25 + 0,4053) \Rightarrow$$

$$F_{4,max} = 854,8202 \text{ €/h.}$$

Το συνολικό μέγιστο κόστος παραγωγής είναι:

$$F_{tot,max} = \sum_{i=1}^4 F_{i,max}$$

και με αριθμητική αντικατάσταση προκύπτει ότι:

$$F_{tot,max} = 3.738,481 \text{ €/h.}$$

Η παραβίαση του άνω ορίου της γεννήτριας αναφοράς είναι:

$$dif = P_4 - P_{4,max} = 34,8067 - 25 \Rightarrow dif = 9,8067 \text{ MW}$$

Το τελικό συνολικό κόστος παραγωγής, μετά την πρόσθεση και του παράγοντα ποινής λόγω παραβίασης του πάνω ορίου της γεννήτριας αναφοράς, είναι:

$$F_{tot,fin} = F_{tot} + F_{tot,max} \cdot dif^2 = 2.693,9422 + 3.738,481 \cdot 9,8067^2 \Rightarrow$$

$$F_{tot,fin} = 362.228,7626.$$

Η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας του χρωμοσώματος (010100001110) είναι:

$$fitness = 1/F_{tot} = 1/362.228,7626 \Rightarrow fitness = 2,76 \cdot 10^{-6}$$

Όμως ο αρχικός πληθυσμός αποτελούνταν από ακόμα 7 χρωμοσώματα (συνολικά 8 χρωμοσώματα). Ακολουθώντας διαδικασία όμοια με αυτή που μόλις περιγράφηκε, υπολογίζεται η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας και για τα υπόλοιπα 7 χρωμοσώματα. Η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας του αρχικού πληθυσμού είναι ίση με το άθροισμα της τιμής καταλληλότητας των 8 χρωμοσωμάτων. Ακολουθεί η διαδικασία αναπαραγωγής και διασταύρωσης.

Μετά από εκτέλεση της παραπάνω διαδικασίας για 20 γενιές, με τη βοήθεια προγράμματος Η/Υ, λαμβάνονται τα αποτελέσματα του Πίνακα 5.

Πίνακας 5: Οικονομική κατανομή φορτίου μετά από 20 γενιές.
Table 5: Economic dispatch after 20 generations.

i	P _i [MW]	F _i (P _i) [€/h]
1	5,800	288,1
2	12,400	1.993,5
3	10,424	265,2
4	21,376	732,1
Σύνολο	50,000	3.278,9

Αν ο αλγόριθμος εκτελεστεί για 100 γενιές, λαμβάνονται τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.

Πίνακας 6: Οικονομική κατανομή φορτίου μετά από 100 γενιές.
Table 6: Economic dispatch after 100 generations.

i	P _i [MW]	F _i (P _i) [€/h]
1	5,200	258,3
2	9,267	1.657,0
3	11,043	282,0
4	24,491	837,4
Σύνολο	50,000	3.034,7

Παρατηρούμε ότι αν ο αλγόριθμος εκτελεστεί για 20 γενιές το συνολικό κόστος παραγωγής είναι 3.278,9 €/h, ενώ αν εκτελεστεί 100 φορές το κόστος πέφτει στα 3.034,7€/h. Εφόσον το κόστος μειώνεται, καθώς αυξάνεται ο αριθμός των γενιών, αυτό σημαίνει ότι δε βρέθηκε η βέλτιστη λύση. Για να βρεθεί η βέλτιστη λύση, είναι λοιπόν απαραίτητο να επιλεγούν κατάλληλες τιμές για τις παραμέτρους διαμόρφωσης του γενετικού αλγόριθμου.

3.4.3. Επιλογή τιμών για τις παραμέτρους διαμόρφωσης του γενετικού αλγόριθμου

Στη συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε δυαδική κωδικοποίηση. Η επιλογή των τιμών για τις παραμέτρους διαμόρφωσης του γενετικού αλγόριθμου έγινε μετά από πολλές δοκιμές. Στον Πίνακα 7 φαίνονται οι τιμές των παραμέτρων διαμόρφωσης που έδωσαν τη βέλτιστη λύση του Πίνακα 8.

Πίνακας 7: Τιμές παραμέτρων διαμόρφωσης γενετικού αλγορίθμου.
Table 7: Values of genetic algorithm parameters.

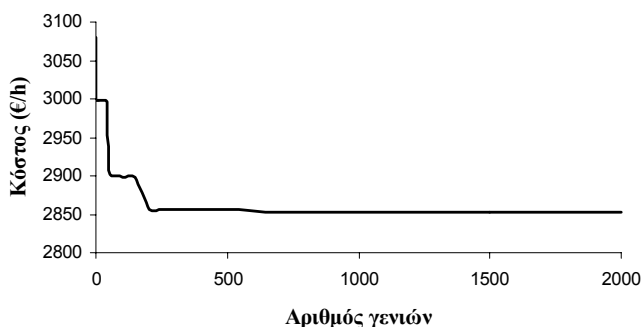
Παράμετρος διαμόρφωσης	Τιμή
Δυαδικά ψηφία κωδικοποίησης κάθε μεταβλητής	b _n = 10
Αριθμός χρωμοσωμάτων	c _n = 100
Πιθανότητα διασταύρωσης	p _c = 0,9
Πιθανότητα μετάλλαξης	p _m = 0,001
Αριθμός γενιών (ανακυκλώσεων)	g _n = 1000

Πίνακας 8: Βέλτιστη οικονομική κατανομή φορτίου.
Table 8: Optimal economic dispatch.

i	P_i [MW]	$F_i(P_i)$ [€/h]
1	6,250	310,5
2	6,470	1.370,2
3	12,280	316,7
4	25,000	854,8
Σύνολο	50,000	2.852,2

Από τον Πίνακα 8 προκύπτει ότι η βέλτιστη οικονομική κατανομή του φορτίου των 50 MW μεταξύ των 4 γεννητριών του Πίνακα 3 έχει ως εξής: η γεννήτρια 1 λειτουργεί στο μέγιστο φορτίο της (6,25 MW), η γεννήτρια 2 σε φορτίο 6,47 MW, η γεννήτρια 3 στο μέγιστο φορτίο της (12,28 MW), ενώ η γεννήτρια 4 λειτουργεί στο μέγιστο φορτίο της παραλαμβάνοντας το υπόλοιπο φορτίο (25 MW) έτσι ώστε να καλυφθεί η ζήτηση των 50 MW. Κάτω από αυτή την οικονομική κατανομή φορτίου προκύπτει το ελάχιστο κόστος παραγωγής, το οποίο είναι 2.852,2 €/h.

Στο Σχήμα 1 φαίνεται πώς επηρεάζεται η βέλτιστη λύση (κόστος 2.852,2 €/h, Πίνακας 8), αν μεταβάλλουμε την τιμή του αριθμού των γενιών g_n και κρατήσουμε σταθερές όλες τις υπόλοιπες παραμέτρους (δηλαδή $b_n = 10$, $c_n = 100$, $p_c = 0,9$ και $p_m = 0,001$). Από το Σχήμα 1 προκύπτει ότι καθώς αυξάνει ο αριθμός των γενιών, ο αλγόριθμος πλησιάζει καλύτερα στη βέλτιστη λύση (κόστος 2.852,2 €/h, Πίνακας 8), την οποία επιτυγχάνει για 1000 γενιές και πάνω.



Σχήμα 1: Βέλτιστη λύση σε σχέση με τον αριθμό των γενιών.
Figure 1: Optimal solution vs the number of generations.

4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται ευρέως στο σχεδιασμό, τη λειτουργία, και τον έλεγχο των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Στο άρθρο αυτό έγινε μία περιληπτική εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους και μία σύντομη ανασκόπηση των εφαρμογών των γενετικών αλγορίθμων στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Παρουσιάστηκε αναλυτι-

κά η εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και πιο συγκεκριμένα στην επίλυση του προβλήματος της οικονομικής κατανομής φορτίου. Η εφαρμογή αυτή μαζί με την περιληπτική παράθεση άλλων εφαρμογών από τη βιβλιογραφία απέδειξαν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να επιλύσουν σύνθετα προβλήματα βελτιστοποίησης των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. D.E. Goldberg, **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
2. Z. Michalewicz, **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**, Springer-Verlag, New York, 1996.
3. J.-B. Park, Y.-M. Park, J.-R. Won, K.Y. Lee, "An improved genetic algorithm for generation expansion planning," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 15, no 3, August 2000, pp. 916-922.
4. T.S. Chung, Y.Z. Li, Z.Y. Wang, "Optimal generation expansion planning via improved genetic algorithm approach," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 26, 2004, pp. 655-659.
5. E.L. da Silva, H.A. Gil, J.M. Areiza, "Transmission network expansion planning under an improved genetic algorithm," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 15, no 3, 2000, pp. 1168-1174.
6. H.K.M. Youssef, "Dynamic transmission planning using a constrained genetic algorithm," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 23, 2001, pp. 857-862.
7. T.S. Chung, K.K. Li, G.J. Chen, J.D. Xie, G.Q. Tang, "Multi-objective transmission network planning by a hybrid GA approach with fuzzy decision analysis," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 25, 2003, pp. 187-192.
8. M. Delfanti, G.P. Granelli, P. Marannino, M. Montagna, "Optimal capacitor placement using deterministic and genetic algorithms," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 15, no 3, 2000, pp. 1041-1046.
9. A.K. David and R. Zhao, "Integrating expert systems with dynamic programming in generation expansion planning," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 4, no 3, 1989, pp. 1095-1101.
10. S.A. Kazarlis, A.G. Bakirtzis, V. Petridis, "A genetic algorithm solution to the unit commitment problem," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 11, no 1, 1996, pp. 83-92.
11. Weiguo Xing and Felix F. Wu, "Genetic algorithm based unit commitment with energy contracts," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 24, 2002, pp. 329-336.
12. K.S. Swarup and S. Yamashiro, "A genetic algorithm approach to generator unit commitment," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 25, 2003, pp. 679-687.
13. Fushuan Wen and A.K. David, "Coordination of bidding strategies in day-ahead energy and spinning reserve markets," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 24, 2002, pp. 251-261.
14. A. Bakirtzis, V. Petridis, S. Kazarlis, "Genetic algorithm solution to the economic dispatch problem," **IEE Proceedings, Part C**, vol. 141, no 4, 1994, pp. 377-382.
15. Jong-Ryul Won and Young-Moon Park, "Economic dispatch solutions with piecewise quadratic cost functions using improved genetic algorithm," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 25, 2003, pp. 355-361.
16. F.J. Martin, F. Sandoval, "Electric load forecasting with genetic neural networks," **Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms**, Springer-Verlag, Berlin, Norwich, UK, 1997, pp. 49-52.
17. J.Y. Wen, Q.H. Wu, K.I. Nuttall, D.W. Shimmin, S.J. Cheng, "Construction of power system load models and network equivalence using an evolutionary computation technique," **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, vol. 25, 2003, pp. 293-299.
18. F. Wen, "Fault section estimation in power systems using a genetic

algorithm," **Electric Power Systems Research**, vol. **34**, no 3, 1995, pp. 165-171.

19. Y.L. Abdel-Magid, M.A. Abido, A.H. Mantawy, "Simultaneous stabilization of multimachine power systems via genetic algorithms," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. **14**, no 4, 1999, pp. 1428-1439.

20. H.H. Happ, R.C. Johnson, W.J. Wright, "Large scale hydro-thermal unit commitment method and results," **IEEE Transactions on PAS**, vol. **90**, 1971, pp. 1373-1383.

21. W.L. Snyder, H.D. Powell, J.C. Rayburn, "Dynamic programming approach to unit commitment," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. **2**, no 2, 1987, pp. 339-350.

22. F. Zhuang, F.D. Galiana, "Towards a more rigorous and practical

unit commitment by Lagrangian relaxation," **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. **3**, 1988, pp. 763-770.

23. P.S. Georgilakis, N.D. Doulamis, A.D. Doulamis, N.D. Hatziargyriou, S.D. Kollias, "A novel iron loss reduction technique for distribution transformers based on an a combined genetic algorithm-neural network approach," **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C**, vol. **31**, no 1, 2001, pp. 16-34.

24. G.K. Stefopoulos, N.D. Hatziargyriou, P.S. Georgilakis, "Identification of governor-turbine parameters using evolutionary computation," **Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems**, Budapest, Hungary, 2001, pp. 288-293.

Extended summary

Application of Genetic Algorithms to the Production of Electrical Energy

P. S. A. GEORGILAKIS

Assistant Professor, Technical University of Crete

Abstract

Genetic algorithms are optimization techniques based on the concepts of natural selection and genetics. This paper gives a brief introduction to genetic algorithms and their applications to power systems and analytically presents the application of genetic algorithms to the production of electrical energy and more specifically to the solution of the economic dispatch problem.

1. INTRODUCTION

Genetic Algorithms (GAs) are optimization techniques based on the concepts of natural selection and genetics. Genetic algorithms require no knowledge or gradient information about the response surface and they perform very well for large-scale optimization problems.

As modern electrical power systems become more complex, planning, operation and control of such systems face increasing difficulties. Genetic algorithms have been recently applied to the planning, operation and control of power systems.

Applications of genetic algorithms to power system planning include generation expansion planning, transmission network expansion planning and reactive power planning. For example, the main objective of Generation Expansion Planning (GEP) is to determine the optimal schedule for the addition of generation plants- the type, the number and time of addition of each generation unit- so as to provide a reliable and economic supply to a forecast load demand over a specified period of time. The GEP problem is a nonlinear integer programming problem that is highly constrained. In formulating the least-cost GEP problem, the objective function is considered to be the sum of the investments, the expected fuel and operation and maintenance costs over a planning horizon. The following constraints are considered: loss of load probability, reserve margin bands, capacity mixes by fuel types, and plant types. Mathematical programming and Dynamic Programming (DP) methods have been applied to the least-cost GEP

problem. The drawbacks of the mathematical programming methods are that they treat decision variables in a continuous space and also there is no guarantee of getting the global optimum. The “curse of dimensionality” has inhibited the direct application of conventional full DP to practical GEP problems. For this reason, hybrid methods have been developed, which combine heuristic methods with DP, namely states are prespecified and successively modified to arrive at a local optimum. Genetic algorithms have also been applied to the solution of the least-cost GEP problem, since genetic algorithms can, naturally, treat the integer variables and also overcome the dimensionality problem. In addition, they have the capability to search for the global optimum or quasioptimums within a reasonable computation time.

Generation scheduling, economic dispatch, load forecasting, fault section estimation and power system stability are some of the operational and control problems that are solved by genetic algorithms.

The paper is organized as follows: a brief introduction to genetic algorithms is given in section 2. The application of genetic algorithms to the economic dispatch problem is presented analytically in section 3. The conclusions are presented in section 4.

2. GENETIC ALGORITHMS

Genetic algorithms are conceptually based on natural genetic and evolution mechanisms working on populations of solutions in contrast to other search techniques that work on a single one. Searching not on the real parameter solution space but on a bit string encoding of it, they mimic natural chromosome genetics by applying genetics-like operators in a search for the global optimum. The most interesting aspect of genetic algorithms is that, although they do not require any prior knowledge and they do not require any space limitations such as smoothness, convexity or unimodality of the function to be optimized, they exhibit very good

performance on the majority of the problems considered. They only require an evaluation function to assign a quality value (fitness value) to every solution produced.

The basic or simple genetic algorithm comprises four important steps:

1. The initial population of chromosomes is created either randomly or by perturbing an input chromosome.
2. In the second step, the fitness is computed.
3. The third step is the exploitation or natural selection step. In this step, the chromosomes with the largest fitness scores are placed one or more times into a mating subset. Chromosomes with low fitness scores are removed from the population.
4. The fourth step, exploration, consists of the recombination and mutation operators.

3. APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS TO ECONOMIC DISPATCH

The economic dispatch minimizes the total generating units operating cost, equation (3.1), subject to the constraints of equations (3.2) and (3.3). This means that economic dispatch schedules the outputs of the online generating units so as to meet the system load at least cost.

Let us consider that 4 generators have to meet a demand of 50 MW. The generators data are given in Table 3. Genetic algorithms are applied to the solution of the above economic dispatch problem. Table 7 presents the values of the genetic algorithm parameters ($b_n = 10$, $c_n = 100$, $p_c = 0,9$, $p_m = 0,001$, $g_n = 1000$) that lead to the optimal economic dispatch of

Table 8.

From Table 8, it is concluded that the optimal economic dispatch of the load of 50 MW among the 4 generators of Table 3 is as follows: generator 1 operates at its maximum limit (6.25 MW), generator 2 produces 6.47 MW, generator 3 operates at its upper limit (12.28 MW), while generator 4 operates at its maximum limit by undertaking the remaining load (25 MW) in order to cover the total demand of 50 MW. Under this optimal economic dispatch, the minimum production cost is 2,852.20 €/h.

Figure 1 shows the impact on the optimal solution (cost 2,852.20 €/h, Table 8), if we vary the number of generations g_n and keep constant the values of the remaining genetic algorithm parameters (i.e. $b_n = 10$, $c_n = 100$, $p_c = 0,9$ and $p_m = 0,001$). From Figure 1, it is concluded that as the number of generations increases, the genetic algorithm approaches better the optimal solution (cost 2,852.2 €/h, Table 8), which it finds after 1000 generations or more.

4. CONCLUSIONS

Genetic algorithms are widely used in the planning, operation and control of power systems. In this paper, a short introduction to genetic algorithms and their applications to power systems has been presented. The application of genetic algorithms to the production of electrical energy, and more specifically to the solution of the economic dispatch problem, has been presented and discussed. This application, together with other applications in the literature proved that genetic algorithms can solve complex optimization problems of power systems.