



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΓΙΑ ΕΛΕΓΧΟ ΚΑΙ
ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΑΠΟΜΑΚΡΥΣΜΕΝΩΝ ΑΥΤΟΝΟΜΩΝ
ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΩΝ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΩΝ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

ΤΟΥ

ΠΑΝΑΓΙΩΤΗ ΚΟΦΙΝΑ

ΠΕΙΡΑΙΑΣ 2018

Τριμελής Συμβουλευτική Επιτροπή

Γεώργιος Βούρος

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Πειραιώς

Σωκράτης Κάτσικας

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Πειραιώς

Αναστάσιος Ντούνης

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής

Επταμελής Εξεταστική Επιτροπή

Γεώργιος Βούρος

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Πειραιώς

Σωκράτης Κάτσικας

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Πειραιώς

Αναστάσιος Ντούνης

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής

Γεώργιος Παπαδάκης

Καθηγητής

Γεωπονικού Πανεπιστημίου Αθηνών

Ηλίας Μαγκλογιάννης

Αναπληρωτής Καθηγητής

Πανεπιστημίου Πειραιώς

Διονυσία Κολοκοτσά

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια

Πολυτεχνείου Κρήτης

Καλδέλλης Ιωάννης

Καθηγητής

Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή, προτείνονται τρόποι προσέγγισης για την επίλυση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε αυτόνομα φωτοβολταϊκά μικροδίκτυα. Στην αυτόνομη λειτουργία ενός μικροδικτύου, το κύριο ζήτημα που πρέπει να διασφαλιστεί είναι η παροχή της ηλεκτρικής ενέργειας. Στόχος είναι να διατηρηθεί, αν όχι να αυξηθεί, η αξιοπιστία του μικροδικτύου από τις αβεβαιότητες που εισάγουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και η στοχαστική ζήτηση των καταναλωτών. Στη παρούσα διατριβή, προτείνεται ένας πράκτορας (agent) ενισχυτικής μάθησης για την λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο που αποτελείται από φωτοβολταϊκή πηγή, μπαταρία, δυναμικό φορτίο και μονάδα αφαλάτωσης. Ο πράκτορας ενσωματώνει στρατηγικές ενισχυτικής μάθησης και εξασφαλίζει τη δυνατότητα μάθησης αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον. Ο πράκτορας δεν περιορίζεται μόνο στη διαχείριση της μπαταρίας αλλά και στην μονάδα αφαλάτωσης, η οποία ικανοποιεί την ζήτηση των χρηστών σε πόσιμο νερό. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων έδειξαν καλή διαχείριση ενέργειας παρουσιάζοντας μικρές αδυναμίες. Οι αδυναμίες αυτές εντοπίζονται σε ορισμένες περιπτώσεις όπου η ζητούμενη ενέργεια δεν μπορεί να καλυφθεί ή η μπαταρία υπόκειται σε αρκετές βαθιές εκφορτίσεις. Τα προβλήματα αυτά οφείλονται κυρίως στην γενική διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που σε συνδυασμό με τον απλό αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης του πράκτορα έχει ως αποτέλεσμα την ελλιπή εξερεύνηση του χώρου καταστάσεων-ενεργειών. Ένα ακόμα πρόβλημα αποτελεί η απλή συνάρτηση ανταμοιβής που έχει ως αποτέλεσμα την αργή σύγκλιση του αλγόριθμου και τέλος, ο μεγάλος χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα που δεν αντιλαμβάνεται έγκαιρα μεταβολές στην παραγωγή και στην ζήτηση της ισχύος. Λαμβάνοντας υπόψη τις παραπάνω αδυναμίες, πραγματοποιήθηκαν στον πράκτορα τροποποιήσεις. Οι μεταβλητές κατάστασης του πράκτορα ορίστηκαν καλύτερα και η διακριτοποίηση έγινε πιο λεπτομερής, χρησιμοποιήθηκε ένας πιο σύνθετος αλγόριθμος εξερεύνησης, η ανταμοιβή στηρίχθηκε σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής δομημένο με υποκειμενικούς κανόνες και ο χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν περαιτέρω βελτίωση και στην διαχείριση της μπαταρίας αλλά και στην κάλυψη των ενεργειακών αναγκών.

Επίσης, στη παρούσα διδακτορική πραγματοποιείται διαχείριση ενέργειας σε ένα πιο σύνθετο αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο που απαρτίζεται από πολλές μονάδες (φωτοβολταϊκή μονάδα, μονάδα αφαλάτωσης, ηλεκτρολυτική μονάδα, κυψέλη καυσίμου, ντιζελογεννήτρια, μπαταρία και δυναμικό φορτίο). Για τη λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε αυτό το μικροδίκτυο, προτείνεται ένα πολυπρακτορικό (multiagent) σύστημα βασισμένο σε μια τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης. Με αυτό τον τρόπο, το πρόβλημα αντιμετωπίζεται σε ένα πλήρως αποκεντρωμένο πλαίσιο, χωρίς την χρήση κάποιου πράκτορα συντονιστή. Οι πράκτορες δεν έχουν ενσωματωμένη γνώση και μαθαίνουν μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αυτό επιτρέπει την αναπροσαρμογή της στρατηγικής τους σε πιθανές αλλαγές που μπορεί να υποστεί το μικροδίκτυο. Η τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης έγκειται στο γεγονός ότι εκμεταλλεύεται μόνο τις τοπικές ανταμοιβές και τις πληροφορίες κατάστασης που σχετίζονται με τον κάθε πράκτορα. Αυτό έχει σαν επακόλουθο, τη μείωση του χώρου των καταστάσεων και την ενίσχυση του μηχανισμού μάθησης. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί ο συνεχής χώρος καταστάσεων-ενεργειών αντί για απλή διακριτοποίηση, εισήχθη η ασαφής Q-μάθηση σε κάθε πράκτορα. Με αυτό τον τρόπο, επιτρέπεται ο διαμοιρασμός της ισχύος ανάμεσα στις μονάδες αφού μπορούν να λειτουργήσουν και υπό μερικό φορτίο.

Παράλληλα, προς την λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας, χρειάστηκαν να αναπτυχθούν μεθοδολογίες και να επιλυθούν και άλλα προβλήματα άμεσα συσχετιζόμενα με το κεντρικό πρόβλημα. Συγκεκριμένα, για να χρησιμοποιηθεί η μονάδα της αφαλάτωσης στις προσομοιώσεις χρειάστηκε να αναπτυχθεί ένα μοντέλο της διεργασίας, το οποίο έχει ως είσοδο την καταναλισκόμενη ισχύ και ως έξοδο τον ρυθμό παραγωγής του νερού και την ποιότητα του νερού (ηλεκτρική αγωγιμότητα). Για την ανάπτυξη του μοντέλου, χρησιμοποιήθηκαν πραγματικές μετρήσεις από την μονάδα αφαλάτωσης αντίστροφης ώσμωσης, η οποία είναι εγκατεστημένη στο Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών. Για την ανάπτυξη του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε το ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) ως εργαλείο μοντελοποίησης και δεν χρειάστηκε μαθηματική μοντελοποίηση.

Επιπλέον, ήταν απαραίτητο να λυθεί το πρόβλημα της ανίχνευσης του μέγιστου σημείου ισχύος (Maximum Power Point Tracking – MPPT) των φωτοβολταϊκών πηγών. Το μικροδίκτυο που μελετάται ως προς την διαχείριση της ενέργειας είναι ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει διασύνδεση με

το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο και από τις μονάδες παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας υπάρχει μόνο η φωτοβολταϊκή πηγή. Αυτό κάνει επιτακτική την ανάγκη εκμετάλλευσης όσο το δυνατόν μεγαλύτερης ποσότητας ενέργειας προερχόμενη από την φωτοβολταϊκή πηγή. Το σημείο μέγιστης λειτουργίας (Maximum Power Point - MPP) είναι ένα μοναδικό σημείο τάσεως και ρεύματος, όπου η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή μεγιστοποιείται. Το σημείο λειτουργίας μιας φωτοβολταϊκής πηγής επηρεάζεται από τις περιβαλλοντικές συνθήκες (θερμοκρασία και ηλιακή ακτινοβολία) και από το φορτίο που είναι συνδεδεμένη. Σκοπός είναι το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής να συμπίπτει συνεχώς με το MPP. Επιπροσθέτως, ένα σημαντικό πρόβλημα που χρήζει επίλυσης στις φωτοβολταϊκές πηγές είναι οι συνθήκες μερικής σκίασής τους. Σε αυτές τις συνθήκες, η χαρακτηριστική καμπύλη ρεύματος-τάσης έχει πολλαπλά τοπικά μέγιστα που δυσκολεύουν την ανίχνευση του καθολικού μέγιστου. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή, προτείνονται δύο λύσεις για το πρόβλημα ελέγχου του MPPT.

Συγκεκριμένα, προτείνεται μεθοδολογία που χρησιμοποιεί έναν και μόνο νευρώνα για την επίτευξη MPPT. Ο ελεγχόμενος νευρώνας συνδυάζει online μάθηση βασισμένη στην μέθοδο της κατάβασης δυναμικού και offline μάθηση βασισμένη στον μεθευρετικό αλγόριθμο “Big Bang Big Crunch” (BB-BC). Οι παράμετροι που χρήζουν βελτιστοποίησης είναι μόνο τέσσερις, οι αρχικές τιμές των τριών βαρών του νευρώνα και η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης. Ακόμα, για τα προβλήματα που εισάγουν οι συνθήκες μερικής σκίασης, προτείνεται η χρησιμοποίηση του νευρώνα με τη κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων όπου για κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο της πηγής χρησιμοποιείται ένας μετατροπέας και ένας νευρώνας. Η μέγιστη ισχύς εξάγεται από το κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο ξεχωριστά και εφαρμόζεται μέσω τον μετατροπέων συνολικά στο φορτίο.

Επίσης, προτείνεται φωτοβολταϊκός καθολικός ανιχνευτής μέγιστης ισχύος, ο οποίος βασίζεται στην ενισχυτική μάθηση και είναι αναγκαίο να ρυθμιστούν από την αρχή μόνο δύο παράμετροι, το ρεύμα βραχυκυκλώσεως και η τάση ανοιχτοκυκλώσεως της πηγής στις πρότυπες συνθήκες δοκιμής (Standard Test Conditions-STC:25°C & 1000W/m²). Ο πράκτορας αλληλεπιδρά με το περιβάλλον και μαθαίνει να ενεργεί κατάλληλα σε διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες αλλά και σε μεταβλητά ηλεκτρικά φορτία με πολύ μικρά σφάλματα και καθόλου ταλαντώσεις γύρω από το MPP.

ABSTRACT

This PhD dissertation proposes solutions in order to address the problem of energy management in islanded photovoltaic microgrids. In the islanded mode, the main issue that needs to be addressed, is the provision of electricity in order to maintain, if not increase, the reliability of the microgrid by the uncertainties which are introduced by the renewable energy sources and by the stochastic demand of the consumers. In this PhD dissertation, a reinforcement learning agent is proposed to solve the problem of energy management in an islanded photovoltaic microgrid consisting of a photovoltaic source, a battery, a dynamic load and a desalination unit. The agent is based on reinforcing learning and has the ability to learn strategies by interacting with the environment. The agent does not only manage the battery but also manages the desalination plant which satisfies the demand of the potable water. The simulation results present good performance in energy management but in some cases the energy demand could not be covered or the battery was subjected to many deep discharges. These drawbacks are generally caused by three reasons. The first reason is the general discretization of the state space in combination with the simple exploration/exploitation algorithm of the agent (results to incomplete exploration of the state space). The second reason, is the simple reward function which causes slow convergence of the algorithm and the third reason is the slow operating cycle of the agent that did not perceive changes in produced and demanded power. Taking into account the aforementioned drawbacks, some modifications are applied to the agent. New state variables are defined and a fine grained discretization is performed, a more sophisticated algorithm for exploration/exploitation is used, a new reward arises by a fuzzy logic system structured by subjective rules and the discrete time step of the agent is reduced. The simulation results indicate the further improvement of the battery management as well as the further improvement regarding the coverage of the energy.

In this PhD dissertation, it is also proposed a multiagent system based on a modified independent learners approach. This multiagent system is designed for the energy management of a more complicated islanded photovoltaic microgrid consisting by several units (photovoltaic unit, desalination unit, electrolytic unit, fuel cell, diesel generator, dynamic load). By this way, the problem is addressed in a fully

decentralized framework without the use of a coordinating agent. Agents do not have built-in knowledge and learn through interaction with the environment. This fact allows them to adapt their strategy to any changes that the microgrid may be subjected. The modified approach lies on the fact that it uses only local rewards and/or state information that are relevant to each agent. This has the effect of reducing the state space and strengthening the learning mechanism. In order to cope with the continuous state-action space, instead of simple discretization, the fuzzy Q-learning was introduced to each agent. By this way, the power dispatch is allowed amongst the units as they can operate at partial load conditions.

Furthermore, in order to solve the problem of energy management, it was necessary to develop methods and solve problems directly related to the main problem. In particular, in order to use the desalination unit in the simulations, a model of the process has to be developed. The model has as input the power consumption and as output the water production and the water quality (electrical conductivity). The model is data driven. The data were collected by a reverse osmosis desalination unit, which is installed at the Agricultural University of Athens. ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) was used as a modeling tool in order to develop the model without the use of mathematical equations.

Also, the problem of the Maximum Power Point Tracking (MPPT) of the photovoltaic sources had to be solved. The considered microgrid is a photovoltaic islanded microgrid. It means that there is no connection to the electrical grid and the only renewable source of the microgrid is a photovoltaic source. This makes it imperative to exploit as much energy as possible from the photovoltaic source. The Maximum Power Point (MPP) is a unique point in the voltage-current curve where the power produced by the photovoltaic source is maximized. The operating point of a photovoltaic source is affected by the environmental conditions (temperature and solar irradiance) and by the load which is connected. The objective is the operation point of the photovoltaic source to be coincident with the MPP at any time instant. In addition, another problem that needs to be solved in the photovoltaic sources is the conditions of partial shading. In partial shading conditions, the characteristic current-voltage curve of the photovoltaic source gains multiple local maxima, which makes the tracking of the global MPP very difficult. In this PhD dissertation, two solutions are proposed for the MPPT control problem. In particular, a methodology, which uses a single neuron in order to achieve MPPT, is proposed. The neuron combines online

learning, based on the gradient descent method and offline learning, based on the metaheuristic algorithm of the “Big Bang Big Crunch” (BB-BC). The parameters that need optimization are only four, the initial values of the three weights of the neuron and the slope of the sigmoidal function. Additionally, the single neural controller in combination with the cascaded dc/dc converter topology is proposed to solve the problems which are introduced by the partial shading conditions. In this topology, each photovoltaic module has its own controller and its own converter. The maximum power is extracted from each module and the total power is applied on the load via the converters. In addition, a universal photovoltaic maximum power point tracker based on reinforcement learning, is suggested. This approach can achieve MPPT by using only two parameters, the short circuit current and the open circuit voltage of the photovoltaic source at the Standard Test Conditions (STC: 25^oC & 1000W / m²). The agent interacts with the environment and learns to act appropriately not only in different environmental conditions but also in variable electrical loads with very small errors and no oscillations around the MPP.

ΑΦΙΕΡΩΣΕΙΣ

*Αφιερωμένο
στη σύζυγο μου Ασημίνα
και
στα δύο μου παιδιά
Ιωάννη και Χριστίνα*

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εκπονήθηκε στο τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Πειραιώς. Αισθάνομαι υποχρέωση να ευχαριστήσω ορισμένους ανθρώπους που συνέβαλαν με οποιοδήποτε τρόπο στην ολοκλήρωση της έρευνας μου και στην πραγματοποίησή της διδακτορικής διατριβής μου. Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή Γ. Βούρο, για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα καθώς σχετιζόταν άμεσα με τα ερευνητικά ενδιαφέροντα μου. Θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την καθοδήγηση, τις σημαντικές υποδείξεις και τις διορθώσεις του, που ήταν απαραίτητες για την επιτυχή ολοκλήρωσή της διατριβής μου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή Σ. Κάτσικα (μέλος της συμβουλευτικής επιτροπής), για την αμέριστη βοήθεια του. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή Α. Ντούνη (μέλος της συμβουλευτικής επιτροπής), για τον καθορισμό του θέματος, τις σημαντικές υποδείξεις και παρατηρήσεις του, όσο και για την πολύτιμη βοήθεια που μου πρόσφερε απλόχερα σε όλη τη διάρκεια της έρευνας. Όποτε τον χρειάστηκα, οποιαδήποτε ώρα ήταν δίπλα μου να μου μιλήσει, να με καθοδηγήσει και να με εμπυχώσει. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω για τη βοήθεια που μου πρόσφεραν για την διεξαγωγή της έρευνας, από πλευράς Γεωπονικού Πανεπιστημίου Αθηνών, τον καθηγητή Γ. Παπαδάκη και τον Δρ. Essam Mohamed. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους συναδέλφους μου στο Α.Ε.Ι. Πειραιά Τ.Τ. για την υποστήριξη που μου παρείχαν σε όλη τη διάρκεια της έρευνας. Ένα ιδιαίτερο και βαθύ ευχαριστώ στους φίλους και συναδέλφους μου Π. Φετφατζή και Ι. Γιαννόπουλο που με επιμονή και υπομονή με ενθάρρυναν όλο αυτό το διάστημα, όπως επίσης και στον φίλο μου Σ. Δολτσίνη για τις πολύτιμες συμβουλές του και τις ώρες συζητήσεων και προβληματισμών. Ένα θερμό ευχαριστώ στον συνταξιούχο καθηγητή εφαρμογών του τμήματος Αυτοματισμού Π. Νίνο, που ήταν ο πρώτος που πίστεψε στις δυνάμεις μου. Κλείνοντας, ευχαριστώ θερμά την σύζυγο μου Ασημίνα, τον γιο μου Ιωάννη και την κόρη μου Χριστίνα, για την υπομονή και την στήριξη που μου δώσανε σε κάθε δυσκολία σε όλο αυτό το ταξίδι.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1.	ΠΡΟΒΛΗΜΑ, ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΚΑΙ ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ	31
2.	ΔΟΜΗ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	43
3.	ΓΝΩΣΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	45
3.1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΑ	45
3.2.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΥΣ ΠΡΑΚΤΟΡΕΣ	48
3.2.1.	ΕΙΔΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ	49
3.2.2.	ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΠΡΑΚΤΟΡΩΝ ΒΑΣΕΙ ΤΗΣ ΔΟΜΗΣ ΤΟΥΣ	51
3.2.2.1.	ΕΥΦΥΕΙΣ ΠΡΑΚΤΟΡΕΣ ΜΕ ΜΑΘΗΣΗ	51
3.2.3.	ΜΟΡΦΕΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	53
3.2.3.1.	ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	53
3.2.3.2.	ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ MDP	54
3.2.3.2.1.	ΜΑΘΗΣΗ ΧΡΟΝΙΚΩΝ ΔΙΑΦΟΡΩΝ	55
3.2.3.2.2.	ΜΕΘΟΔΟΣ Q-ΜΑΘΗΣΗΣ	56
3.3.	ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	58
3.3.1.	ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ Q-ΜΑΘΗΣΗ	59
3.3.1.1.	ΣΥΝΤΟΝΙΣΜΕΝΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	60
3.3.1.2.	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΗΣ ΑΞΙΑΣ	61
3.3.1.3.	ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	61
3.4.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΑΣΑΦΗ ΛΟΓΙΚΗ	62
3.4.1.	ΒΑΣΙΚΕΣ ΠΡΑΞΕΙΣ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ	63
3.4.2.	ΚΑΡΤΕΣΙΑΝΟ ΓΙΝΟΜΕΝΟ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ	63
3.4.3.	ΑΣΑΦΕΙΣ ΚΑΝΟΝΕΣ ΚΑΙ ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	63
3.5.	ΑΣΑΦΗΣ Q-ΜΑΘΗΣΗ	65
4.	ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΕΣ ΠΗΓΕΣ ΚΑΙ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΜΕΓΙΣΤΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΙΣΧΥΟΣ	69
4.1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	69
4.2.	ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΕΛΕΓΧΟΥ ΤΗΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΤΟΥ ΜΕΓΙΣΤΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΙΣΧΥΟΣ, ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ	71
4.2.1.	ΚΑΘΟΛΙΚΕΣ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ	71
4.2.2.	ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΜΕΡΙΚΗΣ ΣΚΙΑΣΗΣ	78
4.3.	DNC-MPPT	81
4.3.1.	ΥΒΡΙΔΙΚΟΣ ΚΑΝΟΝΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΟΝ DNC-MPPT	83
4.3.1.1.	ONLINE ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	83

4.3.1.2.	OFFLINE ΜΑΘΗΣΗ ΒΑΣΙΖΟΜΕΝΗ ΣΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ BB –BC.....	85
4.3.2.	ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΓΙΑ ΜΕΡΙΚΗ ΣΚΙΑΣΗ	88
4.3.3.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ DNC-MPRT.....	89
4.3.3.1.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ ΜΕ ΜΕΤΑΒΑΛΛΟΜΕΝΕΣ ΤΙΜΕΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΚΑΙ ΗΛΙΑΚΗΣ ΑΚΤΙΝΟΒΟΛΙΑΣ.....	89
4.3.3.2.	ΣΥΓΚΡΙΣΗ DNC-MPRT ΚΑΙ P&O.....	92
4.3.3.3.	ΜΕΡΙΚΗ ΣΚΙΑΣΗ ΚΑΙ ΚΛΙΜΑΚΩΤΗ ΤΟΠΟΛΟΓΙΑ DC/DC ΜΕΤΑΤΡΟΠΕΩΝ .	95
4.4.	ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ MPRT (RL-MPRT).....	97
4.4.1.	ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ	97
4.4.2.	ΣΥΝΟΛΟ ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ	100
4.4.3.	ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ	101
4.4.4.	ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	102
4.4.5.	ΕΠΑΛΗΘΕΥΣΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ RL-MPRT.....	103
4.4.5.1.	ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ	104
4.4.5.2.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	105
4.4.5.3.	ΔΟΚΙΜΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ ΥΠΟ STC ΚΑΙ NOTC.....	106
4.4.5.4.	ΔΟΚΙΜΕΣ ΥΠΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ.....	108
4.4.5.5.	ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΧΩΡΟΥ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ	110
4.4.5.6.	ΜΕΤΑΒΛΗΤΟ ΦΟΡΤΙΟ.....	113
4.4.5.7.	ΜΕΤΑΒΛΗΤΟ ΦΟΡΤΙΟ ΚΑΙ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ 115	
4.4.5.8.	ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ P&O	115
4.5.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	117
5.	ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΜΟΝΑΔΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ.....	119
5.1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	119
5.2.	ΑΝΑΓΚΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΚΑΙ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	120
5.3.	ΥΒΡΙΔΙΚΑ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....	121
5.4.	ANFIS ΚΑΙ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗ	126
5.4.1.	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΠΙΛΟΤΙΚΗΣ ΜΟΝΑΔΑΣ	127
5.4.2.	ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	128
5.4.3.	ANFIS ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ.....	131
5.4.3.1.	ΦΑΣΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	131
5.4.3.2.	ΦΑΣΗ ΕΛΕΓΧΟΥ	138
5.4.3.3.	ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ.....	140
5.4.4.	ΟΛΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΔΙΕΡΓΑΣΙΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ	142
5.5.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ	144

5.6.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	147
6.	ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ... ..	149
6.1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	149
6.2.	ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ, ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ.....	150
6.3.	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ.....	154
6.4.	ΕΥΦΥΗΣ ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ	155
6.4.1.	ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ-ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ.....	157
6.4.2.	ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ	160
6.4.3.	ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΕΞΕΡΕΥΝΗΣΗΣ/ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗΣ	162
6.4.4.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ	163
6.5.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ	168
6.6.	ΕΝΙΣΧΥΣΗ ΕΥΦΥΟΥΣ ΠΡΑΚΤΟΡΑ	168
6.6.1.	ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ	169
6.6.2.	ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ	170
6.6.3.	ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΕΞΕΡΕΥΝΗΣΗΣ/ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗΣ	174
6.6.4.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ	175
6.7.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ.....	181
7.	ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ 183	
7.1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	183
7.2.	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ.....	184
7.3.	ΓΕΝΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ	191
7.4.	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΟΝΑΔΩΝ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ.....	192
7.5.	ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ	193
7.6.	ΔΟΜΗ ΑΣΑΦΟΥΣ MDP ΚΑΙ MAS.....	193
7.6.1.	ΔΟΜΗ ΑΣΑΦΟΥΣ MDP.....	193
7.6.2.	ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ.....	195
7.6.2.1.	ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΜΟΝΑΔΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ	199
7.6.2.2.	ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΜΠΑΤΑΡΙΑΣ.....	200
7.6.2.3.	ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΟΛΥΤΙΚΗΣ ΜΟΝΑΔΑΣ	201
7.6.2.4.	ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΚΥΨΕΛΗΣ ΚΑΥΣΙΜΟΥ.....	202
7.6.2.5.	ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΝΤΙΖΕΛΟΓΕΝΝΗΤΡΙΑΣ.....	203
7.7.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ	203

7.8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	210
8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	213
9. ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ	219
ΑΝΑΦΟΡΕΣ.....	221
ΓΛΩΣΣΑΡΙ.....	237
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α	239

ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 3-1 Τυπική διάταξη μικροδικτύου (© Berkeley lab).....	47
Εικόνα 3-2 Ευφυής πράκτορας.....	53
Εικόνα 3-3 Σύστημα ασαφούς λογικής.....	65
Εικόνα 3-4 Αλγόριθμος fuzzy Q-learning	67
Εικόνα 4-1 Τυπική καμπύλη ρεύματος τάση (I/V) για σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες	72
Εικόνα 4-2 Τυπικές καμπύλες I-V για διαφορετική ηλιακή ακτινοβολία και ευθείες φορτίου για διαφορετικό κύκλο λειτουργίας	73
Εικόνα 4-3 α) Ισοδύναμο κύκλωμα ισχύος φωτοβολταϊκής πηγής , β) Κύκλωμα Buck μετατροπέα.....	74
Εικόνα 4-4 Πάνελ συνδεδεμένα σε σειρά.....	79
Εικόνα 4-5 Ισοδύναμο ηλεκτρικό κύκλωμα 2 πάνελ συνδεδεμένων σε σειρά α) χωρίς bypass diodes και β) με bypass diodes	80
Εικόνα 4-6 Καμπύλη I-V μερικώς σκιασμένης φωτοβολταϊκής πηγής.....	80
Εικόνα 4-7 Καμπύλη P-V μερικώς σκιασμένης φωτοβολταϊκής πηγής.....	81
Εικόνα 4-8 Μπλοκ διάγραμμα συστήματος	82
Εικόνα 4-9 Μπλοκ διάγραμμα του DNC-MPPT	83
Εικόνα 4-10 Συνάρτηση κόστους σε σχέση με το βάρος	84
Εικόνα 4-11 Διάγραμμα ροής του αλγόριθμου BB-BC.....	88
Εικόνα 4-12 Κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων	89
Εικόνα 4-13 Θερμοκρασία και ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με τον χρόνο	90
Εικόνα 4-14 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή για διαφορετικές τιμές ηλιακής ακτινοβολίας	90
Εικόνα 4-15 α) w_1 , β) w_2 , γ) w_3 του νευρώνα και δ) κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας	91
Εικόνα 4-16 Θερμοκρασία και ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με τον χρόνο.....	91
Εικόνα 4-17 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή για διαφορετικές τιμές της θερμοκρασίας	92
Εικόνα 4-18 α) w_1 , β) w_2 , γ) w_3 του νευρώνα και δ) κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της θερμοκρασίας.....	92
Εικόνα 4-19 Διάγραμμα ροής P&O.....	93

Εικόνα 4-20 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που εξάγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή με χρήση του P&O (μαύρη γραμμή) και του DNC-MPPT (κόκκινη γραμμή) για διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες και φορτίο.....	94
Εικόνα 4-21 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από μη σκιασμένο πάνελ (μαύρη γραμμή), μερικώς σκιασμένο πάνελ (κόκκινη γραμμή) και ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο	96
Εικόνα 4-22 α) ισχύς που παράγεται από μη σκιασμένο πάνελ , β) από το μερικώς σκιασμένο πάνελ και γ) ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο με DNC-MPPT (κόκκινη γραμμή) και με P&O (μαύρη γραμμή)	97
Εικόνα 4-23 Καμπύλη I-V φωτοβολταϊκής πηγής α) για μεταβαλλόμενη θερμοκρασία, β) για μεταβαλλόμενη ακτινοβολία, γ) για μεταβαλλόμενη ακτινοβολία και θερμοκρασία και δ) γωνία θ_1 και θ_2 στο μέγιστο σημείο ισχύος MPP	100
Εικόνα 4-24 Αλγόριθμος Q-μάθησης	103
Εικόνα 4-25 Διάταξη προσομοίωσης.....	104
Εικόνα 4-26 Σφάλμα ισχύος υπό α) συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας και β) πρότυπες συνθήκες δοκιμής	106
Εικόνα 4-27 Σφάλμα φωτοβολταϊκής ισχύος σε συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας και πρότυπες συνθήκες δοκιμής για α) PV2, β) PV3 και γ) PV4	108
Εικόνα 4-28 Απόδοση φωτοβολταϊκής πηγής για διαφορετικές ακτινοβολίες α) Σήμα εισόδου β) παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύς γ) duty cycle	109
Εικόνα 4-29 Απόδοση φωτοβολταϊκής πηγής για διαφορετικές θερμοκρασίες α) Σήμα εισόδου β) παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύς γ) duty cycle	110
Εικόνα 4-30 Φωτοβολταϊκή καμπύλη I-V που απεικονίζει αλληλεπικαλυπτόμενες καταστάσεις	112
Εικόνα 4-31 Παράμετρος κατάστασης κοντά στο MPP	113
Εικόνα 4-32 α) Παραγόμενη ισχύς φωτοβολταϊκής πηγής, β) ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο και γ) ισχύς που αποθηκεύεται στην μπαταρία	114
Εικόνα 4-33 α) Ηλιακή ακτινοβολία, β) Αντίσταση φορτίου, γ) Θερμοκρασία φωτοβολταϊκής πηγής, δ) παραγόμενη ισχύς και ε) Duty cycle.....	115
Εικόνα 4-34 Ισχύς αλγόριθμου P&O (κόκκινη γραμμή) και προτεινόμενου αλγόριθμου (μπλε γραμμή), για διαφορετικές τιμές θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας	116
Εικόνα 5-1 Δομή ANFIS	125
Εικόνα 5-2 Δύο εισόδων πρώτης τάξης TSK ασαφής συλλογισμός	126

Εικόνα 5-3 Σχηματικό διάγραμμα μονάδας αφαλάτωσης	128
Εικόνα 5-4 Εγκατεστημένα πάνελ και μονάδα αφαλάτωσης	128
Εικόνα 5-5 Ρυθμός ροής πόσιμου νερού και διαθέσιμη ηλιακή ακτινοβολία	129
Εικόνα 5-6 Ηλεκτρική αγωγιμότητα πόσιμου νερού και ρεύμα κινητήρα.....	130
Εικόνα 5-7 Μπλοκ διάγραμμα αφαλάτωσης	131
Εικόνα 5-8 Ζευγάρια δεδομένων ρεύματος και τάσης	133
Εικόνα 5-9 Δομή ANFIS για μοντέλο ρεύματος	133
Εικόνα 5-10 Ζευγάρια δεδομένων ρυθμού παροχής νερού και ισχύος	134
Εικόνα 5-11 Δομή ANFIS για ρυθμό παροχής νερού	134
Εικόνα 5-12 Ζευγάρια δεδομένων ηλεκτρικής αγωγιμότητας, ισχύος και ηλεκτρικής αγωγιμότητας στη προηγούμενη κατάσταση.....	135
Εικόνα 5-13 Δομή ANFIS για ηλεκτρική αγωγιμότητα	135
Εικόνα 5-14 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ρεύμα κινητήρα.....	139
Εικόνα 5-15 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ρυθμό παροχής νερού	139
Εικόνα 5-16 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού.....	140
Εικόνα 5-17 Σύνδεση μοντέλου αφαλάτωσης σε ηλεκτρική διάταξη	143
Εικόνα 5-18 Μπλοκ διάγραμμα ρυθμού παροχής και ηλεκτρικής αγωγιμότητας νερού	144
Εικόνα 5-19 Μπλοκ διάγραμμα της διεργασίας της αφαλάτωσης	144
Εικόνα 5-20 Μπλοκ διάγραμμα συστήματος ισχύος.....	145
Εικόνα 5-21 α) ηλιακή ακτινοβολία (κόκκινη γραμμή)και επιθυμητή τιμή κατανάλωσης ισχύος από την μονάδα της αφαλάτωσης (μαύρη γραμμή) β) παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή (μαύρη γραμμή), καταναλισκόμενη ισχύς από την αφαλάτωση (πράσινη γραμμή) και ισχύς που αποθηκεύεται (κόκκινη γραμμή) γ)ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού (κόκκινη γραμμή) και ρυθμός παροχής νερού (μαύρη γραμμή).....	146
Εικόνα 5-22 α) ηλιακή ακτινοβολία (κόκκινη γραμμή)και επιθυμητή τιμή κατανάλωσης ισχύος από την μονάδα της αφαλάτωσης (μαύρη γραμμή) β) παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή (μαύρη γραμμή), καταναλισκόμενη ισχύς από την αφαλάτωση (πράσινη γραμμή) και ισχύς που αποθηκεύεται (κόκκινη	

γραμμή) γ)ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού (κόκκινη γραμμή) και ρυθμός παροχής νερού (μαύρη γραμμή).....	147
Εικόνα 6-1 Ενεργειακή ροή μικροδικτύου	155
Εικόνα 6-2 Αλληλεπίδραση ευφυή πράκτορα με το περιβάλλον	156
Εικόνα 6-3 Πολιτική επανάληψης πράκτορα Q-μάθησης.....	157
Εικόνα 6-4 Διαδοχή καταστάσεων	160
Εικόνα 6-5 Γραφική παράσταση της συνάρτησης fi	162
Εικόνα 6-6 Αλγοριθμικός κύκλος πράκτορα	163
Εικόνα 6-7 α) Ενέργειες, β) καταστάσεις και γ) ανταμοιβή σε σχέση με τον χρόνο	166
Εικόνα 6-8 α) SOC μπαταρίας και β)ποσοστό νερού στη δεξαμενή.....	166
Εικόνα 6-9 α) ζητούμενη ισχύς από το φορτίο, πραγματική ισχύς που καταναλώνεται και γ) διαφορά μεταξύ ζητούμενης και καταναλισκόμενης ισχύος.....	167
Εικόνα 6-10 α) Παραγόμενη ισχύς φωτοβολταϊκής πηγής β) ποσοστό νερού στη δεξαμενή και γ) SOC μπαταρίας για δύο διαδοχικές τυχαίες μέρες.....	167
Εικόνα 6-11 Συναρτήσεις συμμετοχής εισόδων.....	171
Εικόνα 6-12 Συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου.....	172
Εικόνα 6-13 Αλγοριθμικός κύκλος πράκτορα	175
Εικόνα 6-14 Ενδεικτική ζήτηση πόσιμου νερού για μια ημέρα	176
Εικόνα 6-15 Ανταμοιβή σε σχέση με τον χρόνο	178
Εικόνα 6-16 Ποσοστό μη καλυπτόμενης ζητούμενης ισχύος φορτίου σε σχέση με τον χρόνο.....	178
Εικόνα 6-17 Επίπεδο φόρτισης της μπαταρίας (SOC) σε σχέση με τον χρόνο.....	179
Εικόνα 6-18 Επίπεδα διαθέσιμου νερού στη δεξαμενή σε σχέση με τον χρόνο.....	179
Εικόνα 6-19 Μη καλυπτόμενη ενέργεια φορτίου σε σχέση με τον χρόνο	180
Εικόνα 6-20 Μη καλυπτόμενη ζήτηση νερού σε σχέση με τον χρόνο	181
Εικόνα 7-1 Αναπαράσταση μικροδικτύου.....	192
Εικόνα 7-2 Πολυπρακτορικό σύστημα μικροδικτύου	196
Εικόνα 7-3 Συναρτήσεις συμμετοχής εισόδων.....	197
Εικόνα 7-4 Παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή ανά εβδομάδα.....	204
Εικόνα 7-5 Ζητούμενη ισχύς από το φορτίο ανά εβδομάδα.....	204
Εικόνα 7-6 α) ισοζύγιο ισχύος μεταξύ της ολικής παραγωγής και της ολικής κατανάλωσης β) Ολική και ατομική ζήτηση ενέργειας που δεν καλύφτηκε.....	207
Εικόνα 7-7 Ακάλυπτη ζήτηση νερού και υδρογόνου, αριθμός βαθιών εκφορτίσεων μπαταρίας.....	207

Εικόνα 7-8 α) SOC, αποθηκευμένο νερό και υδρογόνο β) μέσος όρος ανά εβδομάδα του SOC, του αποθηκευμένου νερού και υδρογόνου	208
Εικόνα 7-9 α) Παραγόμενη ισχύ ντιζελογεννήτριας β) παραγόμενη ενέργεια από ντιζελογεννήτρια.....	208
Εικόνα 7-10 Παραγόμενη και καταναλισκόμενη ισχύς για όλες τις μονάδες για δυο τυχαίες διαδοχικές μέρες κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού	210
Εικόνα 7-11 Παραγόμενη και καταναλισκόμενη ισχύς για όλες τις μονάδες για δυο τυχαίες διαδοχικές ημέρες κατά τη διάρκεια του χειμώνα	210

ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 4:1 Παράμετροι αλγόριθμου BB-BC	86
Πίνακας 4:2 Παράμετροι βελτιστοποίησης	87
Πίνακας 4:3 Διαφορετικά επίπεδα ηλιακής ακτινοβολίας, θερμοκρασίας και ωμικού φορτίου σε σχέση με τον χρόνο	87
Πίνακας 4:4 Διαφορετικά επίπεδα φορτίου και περιβαλλοντικών συνθηκών.....	94
Πίνακας 4:5 Σύγκριση DNC-MPPT και P&O	95
Πίνακας 4:6 Παράμετροι φωτοβολταϊκών πηγών	105
Πίνακας 4:7 Σύγκριση παραγόμενης ενέργειας.....	116
Πίνακας 5:1 Βασικά στατιστικά στοιχεία των πειραματικών δεδομένων	130
Πίνακας 5:2 Παράμετροι της μεθόδου subtractive clustering	132
Πίνακας 5:3 Κέντρα συστάδων	135
Πίνακας 5:4 Παράμετροι εισόδου τάσης για νεύρο-ασαφές μοντέλο ρεύματος.....	136
Πίνακας 5:5 Βάση κανόνων για μοντέλο ρεύματος	136
Πίνακας 5:6 Παράμετροι εισόδου ισχύος για νεύρο-ασαφές μοντέλο ρυθμού παροχής	136
Πίνακας 5:7 Βάση κανόνων για μοντέλο ρυθμού παροχής.....	136
Πίνακας 5:8 Παράμετροι εισόδου ισχύος για νεύρο-ασαφές μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας	137
Πίνακας 5:9 Παράμετροι εισόδου προηγούμενης κατάστασης της ηλεκτρικής αγωγιμότητας για νεύρο-ασαφές μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας.....	137
Πίνακας 5:10 Βάση κανόνων για μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας	137
Πίνακας 5:11 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ρεύματος κινητήρα.....	142
Πίνακας 5:12 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ρυθμού ροής.....	142
Πίνακας 5:13 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας	142
Πίνακας 6:1 Πίνακας Q	164
Πίνακας 6:2 Βάση ασαφών κανόνων.....	173
Πίνακας 6:3 Δείκτες απόδοσης.....	179
Πίνακας 7:1 Δείκτες απόδοσης σχετικά με την καταναλισκόμενη ενέργεια.....	208
Πίνακας 7:2 Δείκτες απόδοσης σχετικά με Υδρογόνο, νερό και βαθιές εκφορτίσεις μπαταρίας.....	209

1. ΠΡΟΒΛΗΜΑ, ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΚΑΙ ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή, προτείνονται λύσεις για την αντιμετώπιση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε αυτόνομα φωτοβολταϊκά μικροδίκτυα. Στην αυτόνομη λειτουργία, το κύριο ζήτημα που πρέπει να διασφαλιστεί είναι η παροχή της ηλεκτρικής ενέργειας έτσι ώστε να διατηρηθεί, αν όχι να αυξηθεί, η αξιοπιστία του μικροδικτύου από τις αβεβαιότητες που εισάγουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και η στοχαστική ζήτηση των καταναλωτών. Στη διεθνή βιβλιογραφία, υπάρχουν προτάσεις που αφορούν την ενεργειακή διαχείριση και τον έλεγχο των μικροδικτύων, προσπαθώντας να δώσουν λύσεις είτε μέσα από πλαίσια κεντρικού ελέγχου είτε μέσα από πλαίσια κατακεντρωμένου ελέγχου.

Στα μικροδίκτυα, οι έρευνες που έχουν γίνει μέχρι στιγμής στο πλαίσιο της κεντρικής διαχείρισης, προτείνουν λύσεις με ελεγκτές που κατά βάση έχουν προκαθορισμένες στρατηγικές για την διαχείριση των μονάδων του μικροδικτύου. Οι προτεινόμενες λύσεις, δεν έχουν την δυνατότητα προσαρμογής και αλλαγής στρατηγικής σε πιθανές αλλαγές του μικροδικτύου (τοπολογία και μονάδων). Πολύ λίγες έρευνες, προτείνουν μεθόδους που βασίζονται σε μάθηση και αναπροσαρμογή στρατηγικών. Οι τελευταίες, περιορίζονται μόνο στην βέλτιστη χρήση της μπαταρίας ή κάποιας άλλης αποθηκευτικής μονάδας και χρησιμοποιούν το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο ως βοηθητικό πάροχο για περιπτώσεις μεγάλης ζήτησης. Με βάση τα προαναφερόμενα, η παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνει αρχικά έναν πράκτορα ενισχυτικής μάθησης για την κεντρική διαχείριση ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο. Η συνεισφορά της προτεινόμενης αυτής λύσης έγκειται:

- Στη δημιουργία ενός πράκτορα βασιζόμενου σε ενισχυτική μάθηση για την αντιμετώπιση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (χωρίς την βοήθεια του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου σε περιπτώσεις αιχμής). Ο πράκτορας έχει την δυνατότητα μάθησης στρατηγικής, αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον.
- Στην αντιμετώπιση του προβλήματος της ενσωμάτωσης καταναλωτικών μονάδων, οι οποίες είναι υπεύθυνες για την παροχή υπηρεσιών ή / και αγαθών στο απαιτούμενο επίπεδο που επιζητούν οι χρήστες. Το γεγονός αυτό,

εμπλέκει αλληλεπιδράσεις και συγκρούσεις μεταξύ των παραμέτρων του προβλήματος πέρα από τις καθαρές παραμέτρους για την παραγωγή και την κατανάλωση ενέργειας. Δηλαδή, η διαχείριση του πράκτορα δεν περιορίζεται μόνο στη διαχείριση της μπαταρίας αλλά και στη διαχείριση μονάδας αφαλάτωσης, η οποία ικανοποιεί τη ζήτηση σε πόσιμο νερό (η μονάδα της αφαλάτωσης χρησιμοποιείται σε απομακρυσμένες περιοχές όπου δεν υπάρχει πρόσβαση στο δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο αλλά ούτε σε πόσιμο νερό).

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων ήταν πολύ ενθαρρυντικά, αφού η κάλυψη σε πόσιμο νερό παρέμεινε σε υψηλά επίπεδα. Παρουσιάστηκαν όμως προβλήματα στην ενεργειακή ζήτηση. Σε κάποιες περιπτώσεις, η ζητούμενη ισχύς δεν καλύφτηκε και η μπαταρία υπέστη αρκετές βαθιές εκφορτίσεις (το επίπεδο φόρτισης έπεσε κάτω από το 20%, το οποίο προκαλεί μείωση του χρόνου ζωής της). Τα προβλήματα που εντοπίστηκαν οφείλονταν κυρίως σε τρία σημεία:

- Στην γενική διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που σε συνδυασμό με τον απλό αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης του πράκτορα είχε ως αποτέλεσμα την ελλιπή εξερεύνηση του χώρου καταστάσεων-ενεργειών.
- Στην απλή συνάρτηση ανταμοιβής που είχε ως αποτέλεσμα την αργή σύγκλιση του αλγόριθμου και
- στον μεγάλο χρονικό κύκλο λειτουργίας του πράκτορα που δεν αντιλαμβανόταν έγκαιρα μεταβολές στην παραγωγή και στην ζήτηση της ισχύος.

Λαμβάνοντας υπόψη τις παραπάνω αδυναμίες, πραγματοποιήθηκαν στον πράκτορα οι εξής τροποποιήσεις:

- Οι μεταβλητές κατάστασης του πράκτορα ορίστηκαν καλύτερα και η διακριτοποίηση έγινε πιο λεπτομερής.
- Χρησιμοποιήθηκε ένας πιο σύνθετος αλγόριθμος εξερεύνησης.
- Η ανταμοιβή στηρίχθηκε σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής δομημένο με υποκειμενικούς κανόνες και
- Ο χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν περαιτέρω βελτίωση στην κάλυψη της ζήτησης του πόσιμου νερού και στην κάλυψη της ζητούμενης ενέργειας. Τα επίπεδα

φόρτισης της μπαταρίας κυμάνθηκαν σε υψηλά επίπεδα, με πολύ λίγες βαθιές εκφορτίσεις.

Στο πεδίο των μικροδικτύων έχουν προταθεί λύσεις για τη διαχείριση ενέργειας που στηρίζονται σε καταναμημένα συστήματα με πολλαπλούς πράκτορες. Η δημιουργία ενός συστήματος με πολλαπλούς πράκτορες έγκειται στην επίλυση προβλημάτων που ξεπερνούν τις δυνατότητες ενός μόνο πράκτορα. Συγκεκριμένα, στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων, στα οποία η εύρεση λύσης καθίσταται δύσκολη από ένα μόνο πράκτορα ή/και στην επίλυση προβλημάτων που από τη φύση τους είναι καταναμημένα. Σε ένα μικροδίκτυο που απαρτίζεται από πολλές μονάδες, οι παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψιν, αυξάνονται με το πλήθος των μονάδων και η εξαγωγή μιας βέλτιστης πολιτικής αποτελεί μια πολύ επίπονη διαδικασία. Συνεπώς, η χρήση πρακτόρων όπου ο καθένας ελέγχει μια μονάδα του μικροδικτύου κρίνεται επιτακτική, διότι με αυτόν τον τρόπο ο κάθε πράκτορας λαμβάνει υπόψιν του μόνο ένα υποσύνολο παραμέτρων.

Οι ερευνητικές εργασίες που έχουν γίνει μέχρι στιγμής στο πλαίσιο της καταναμημένης διαχείρισης, προτείνουν λύσεις με πολυπρακτορικές δομές για τη διαχείριση και τον έλεγχο του ισοζυγίου ισχύος σε αυτόνομα και διασυνδεδεμένα μικροδίκτυα. Σε αυτές τις ερευνητικές εργασίες όμως, οι πράκτορες δεν έχουν μηχανισμούς προσαρμογής ή μηχανισμούς μάθησης. Μερικές μόνο από αυτές, ενισχύονται από offline αλγόριθμους εκπαίδευσης. Στις συγκεκριμένες περιπτώσεις, μικρές αλλαγές στις τοπολογίες ή στις μονάδες που απαρτίζουν το μικροδίκτυο, μπορούν να οδηγήσουν σε ανισορροπίες ισχύος μεταξύ παραγωγής και ζήτησης και οι πράκτορες να χρειαστούν ξανά offline εκπαίδευση.

Επίσης, οι προσεγγίσεις με πράκτορες δεν είναι πάντα πλήρως καταναμημένες και μερικοί πράκτορες χρησιμοποιούνται ως συντονιστές. Οι προσεγγίσεις αυτές, έχουν το μειονέκτημα ότι σε περίπτωση βλάβης του κεντρικού συντονιστή, οι τοπικοί ελεγκτές οδηγούνται σε αποσυντονισμό και κατ' επέκταση δημιουργούνται ανισορροπίες ισχύος σε ολόκληρο το μικροδίκτυο. Σε ελάχιστες περιπτώσεις, προτείνονται προσεγγίσεις με πολλαπλούς πράκτορες που δεν είναι πλήρως καταναμημένες αλλά περιλαμβάνουν μηχανισμούς μάθησης. Σε αυτές τις προσεγγίσεις δεν αντιμετωπίζεται το πρόβλημα του συνεχούς χώρου καταστάσεων-ενεργειών και οι μονάδες του μικροδικτύου δεν μπορούν να λειτουργήσουν υπό μερικό φορτίο.

Με βάση τα παραπάνω, η παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνει ένα πολυπρακτορικό σύστημα βασισμένο σε μια τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης για τη διαχείριση ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο με πολλές μονάδες (φωτοβολταϊκή μονάδα, μονάδα αφαλάτωσης, ηλεκτρολυτική μονάδα, κυψέλη καυσίμου, ντιζελογεννήτρια, μπαταρία και δυναμικό φορτίο).

Η ανεξάρτητη ενισχυτική μάθηση είναι μια μέθοδος που δεν μπορεί να εγγραφεί σύγκλιση (ο κάθε πράκτορας δεν λαμβάνει υπόψη του τις ενέργειες του άλλου) αλλά λόγω της απλότητάς της, είναι εύκολα εφαρμόσιμη και σε πολλά προβλήματα έχει δώσει πολύ καλές λύσεις. Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται:

- Στη λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας και της εξισορρόπησης ισχύος μεταξύ πολλών μονάδων παραγωγής και κατανάλωσης με την πολυπρακτορική μέθοδο της ανεξάρτητης μάθησης. Με αυτό τον τρόπο, το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε σε ένα πλήρως αποκεντρωμένο πλαίσιο χωρίς την χρήση κάποιου πράκτορα συντονιστή.
- Χρησιμοποιώντας την ίδια μέθοδο, οι πράκτορες δεν έχουν ενσωματωμένη γνώση και μαθαίνουν μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αυτό επιτρέπει την αναπροσαρμογή της στρατηγικής τους, σε διάφορες αλλαγές που υπόκειται το μικροδίκτυο.
- Η τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης συνίσταται στο γεγονός ότι εκμεταλλεύεται μόνο τις τοπικές ανταμοιβές και τις πληροφορίες κατάστασης που σχετίζονται με τον κάθε πράκτορα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, τη μείωση του χώρου των καταστάσεων και την ενίσχυση του μηχανισμού μάθησης.
- Προκειμένου να αντιμετωπιστεί ο συνεχής χώρος καταστάσεων-ενεργειών αντί για απλή διακριτοποίηση, εισήχθη η ασαφής Q-μάθηση σε κάθε πράκτορα. Έτσι, επιτρέπεται ο διαμοιρασμός της ισχύος ανάμεσα στις μονάδες αφού μπορούν να λειτουργήσουν και υπό μερικό φορτίο.

Παρά το γεγονός ότι η μέθοδος της ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης δεν μπορεί να εγγραφεί σύγκλιση, οι προσομοιώσεις έδειξαν σύγκλιση του αλγορίθμου, αναδεικνύοντας την απόδοση του κάθε πράκτορα ξεχωριστά αλλά και του συνολικού συστήματος. Η μη καλυπτόμενη ενέργεια παρέμεινε σε πολύ χαμηλά επίπεδα και το ίδιο επετεύχθη και στη μη κάλυψη του νερού. Οι βαθιές εκφορτίσεις της μπαταρίας

ήταν πολύ λίγες και όλα αυτά ως επί το πλείστον, εντοπίστηκαν πριν τη σύγκλιση. Ένα μεγάλο μειονέκτημα που εντοπίστηκε στην προτεινόμενη μέθοδο, ήταν ο μεγάλος χρόνος σύγκλισης.

Παράλληλα όμως, για την λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας χρειάστηκαν να αναπτυχθούν μεθοδολογίες και να επιλυθούν και άλλα προβλήματα άμεσα σχετιζόμενα με το κεντρικό πρόβλημα.

Συγκεκριμένα, για να χρησιμοποιηθεί η μονάδα της αφαλάτωσης στις προσομοιώσεις χρειάστηκε να αναπτυχθεί ένα μοντέλο της διεργασίας, το οποίο έχει ως είσοδο την καταναλισκόμενη ισχύ και ως έξοδο τον ρυθμό παραγωγής του νερού και την ποιότητα του νερού (ηλεκτρική αγωγιμότητα). Για την ανάπτυξη του μοντέλου, χρησιμοποιήθηκαν πραγματικές μετρήσεις από μονάδα αφαλάτωσης αντίστροφης ώσμωσης η οποία είναι εγκατεστημένη στο Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών.

Στη διεθνή βιβλιογραφία, έχουν προταθεί μαθηματικά μοντέλα της μεμβράνης της διεργασίας με απλοποιημένες εξισώσεις, τα οποία λαμβάνουν υπόψη τους την ενεργειακή κατανάλωση και την θερμοκρασία του εισαγόμενου νερού και προβλέπουν τιμές για την ροή του παραγόμενου νερού και την απόρριψη της διαλυτής ουσίας. Λόγω των απλοποιημένων εξισώσεων, οι τιμές που προβλέπονται δεν είναι πάντα ακριβείς.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούν πραγματικές μετρήσεις και έχουν αναπτυχθεί ως επί το πλείστον με τεχνικές νευρωνικών δικτύων, προβλέπουν τιμές για την ηλεκτρική αγωγιμότητα του νερού καθώς επίσης, και για την παροχή του νερού. Οι μεταβλητές εισόδων όμως αυτών των μοντέλων είναι συνήθως η πίεση εισόδου του νερού, η ηλεκτρική του αγωγιμότητα, θερμοκρασία κ.λ.π. και κανένα δεν λαμβάνει υπόψη του την ενεργειακή κατανάλωση.

Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται:

- Στην ανάπτυξη μοντέλου μονάδας αφαλάτωσης εστιασμένο στην ενεργειακή κατανάλωση της διεργασίας για την πρόβλεψη τιμών της παροχής του παραγόμενου νερού και της ηλεκτρικής του αγωγιμότητας.
- Στην χρησιμοποίηση του ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) ως εργαλείου μοντελοποίησης (δεν χρησιμοποιήθηκαν εξισώσεις και το μοντέλο αναπτύχθηκε απευθείας από πραγματικές μετρήσεις).

Η απόδοση του μοντέλου συγκρίνεται με αντίστοιχα μοντέλα προερχόμενα από νευρωνικά δίκτυα και την τυπική γραμμική παλινδρόμηση, χρησιμοποιώντας δείκτες αξιολόγησης όπως το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), το συντελεστή προσδιορισμού R^2 , το γραμμικό συντελεστή συσχετισμού (ρ), τον αδιάστατο δείκτη σφάλματος (NDEI) και την αντιπροσωπευτική διασπορά (VAF).

Οι προσομοιώσεις έδειξαν ότι το μοντέλο είναι κατάλληλο για προσομοίωση εφαρμογών ισχύος προκειμένου να μελετηθεί η παραγωγή και η ποιότητα του πόσιμου νερού, ως προς την κατανάλωση ενέργειας.

Επίσης, χρειάστηκε να λυθεί το πρόβλημα της ανίχνευσης του μέγιστου σημείου ισχύος (Maximum Power Point Tracking – MPPT) φωτοβολταϊκών πηγών. Το μικροδίκτυο που μελετάται ως προς την διαχείριση της ενέργειας, είναι ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει διασύνδεση με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο και από τις μονάδες παραγωγής ενέργειας υπάρχει μόνο μία ανανεώσιμη πηγή, η οποία στηρίζεται σε φωτοβολταϊκά. Αυτό κάνει επιτακτική την ανάγκη εκμετάλλευσης όσο το δυνατόν μεγαλύτερης ποσότητας ενέργειας, προερχόμενη από την φωτοβολταϊκή πηγή.

Το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής προσδιορίζεται από το παραγόμενο ρεύμα και την τάση ανά πάσα χρονική στιγμή. Αυτό σχηματίζει την καμπύλη ρεύματος-τάσης (I-V) σε σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες. Το σημείο μέγιστης λειτουργίας (Maximum Power Point - MPP) είναι ένα μοναδικό σημείο πάνω σε αυτή την καμπύλη, με συγκεκριμένες συντεταγμένες τάσεως και ρεύματος, όπου η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή μεγιστοποιείται.

Όταν ένα φορτίο συνδέεται σε μια φωτοβολταϊκή πηγή, το σημείο λειτουργίας και η παραγόμενη ισχύς καθορίζονται από την αντίσταση του ηλεκτρικού φορτίου. Για παράδειγμα, εάν η τιμή της αντίστασης ενός ηλεκτρικού φορτίου αντιστοιχεί στην καμπύλη I-V με τις συντεταγμένες του MPP τότε το σημείο λειτουργίας θα συμπίπτει με το εν λόγω MPP και δεν υπάρχει ανάγκη για την ανίχνευση του. Όταν συνδέεται ένα διαφορετικό φορτίο, τότε το σημείο λειτουργίας θα διαφέρει από αυτό το MPP. Στην περίπτωση αυτή, η φωτοβολταϊκή πηγή δεν παράγει τη μέγιστη εφικτή ισχύ και το νέο MPP θα πρέπει να ανιχνευθεί.

Η ανάχνευση του εκάστοτε MPP είναι μια κρίσιμη εργασία στη λειτουργία των φωτοβολταϊκών πηγών, καθώς στην πλειονότητα των φωτοβολταϊκών εφαρμογών, η τιμή της αντίστασης του φορτίου είναι διαφορετική από την τιμή της αντίστασης που αντιστοιχεί στο MPP υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες.

Επιπλέον, στις περισσότερες εφαρμογές το ηλεκτρικό φορτίο δεν είναι στατικό αλλά δυναμικό. Στις περιπτώσεις που έχει επιτευχθεί MPPT και το σημείο λειτουργίας συμπίπτει με αυτό του MPP, τότε μία αλλαγή στο φορτίο θα μετακινήσει το σημείο λειτουργίας μακριά από το MPP (για σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες). Επομένως, το MPP πρέπει να παρακολουθείται συνεχώς.

Επιπλέον, οι περιβαλλοντικές συνθήκες δεν είναι σταθερές. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, την αλλαγή της καμπύλης ρεύματος-τάσης της πηγής ανάλογα με τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Για την μετακίνηση του σημείου λειτουργίας, χρησιμοποιούνται μετατροπείς συνεχούς ρεύματος (DC/DC converters) σε μια παράλληλη συνδεσμολογία με την φωτοβολταϊκή πηγή και το φορτίο. Αλλάζοντας το κύκλο λειτουργίας (duty cycle) των παλμών του μετατροπέα, μπορούμε να μετακινήσουμε το σημείο λειτουργίας. Οι διάφορες τεχνικές ελέγχου που έχουν δημιουργηθεί στηρίζονται στην αλλαγή του duty cycle του μετατροπέα για να επιτύχουν MPPT.

Τέλος, ένα σημαντικό πρόβλημα που χρήζει επίλυσης στις φωτοβολταϊκές πηγές, είναι οι συνθήκες μερικής σκίασης των φωτοβολταϊκών πηγών. Σε αυτές τις συνθήκες, η καμπύλη I-V έχει πολλαπλά τοπικά μέγιστα που δυσκολεύουν την ανάχνευση του καθολικού μέγιστου.

Στη διεθνή βιβλιογραφία, προτείνονται διάφορες λύσεις για το MPPT που χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τις έμμεσες και τις άμεσες.

Οι έμμεσες μέθοδοι, βασίζονται κυρίως σε προκαθορισμένα δεδομένα που αφορούν τις καμπύλες ισχύος-τάσης (P-V) υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες ή βασίζονται σε μαθηματικές συναρτήσεις που έχουν προκύψει με πειράματα που διεξάγονται για κάθε φωτοβολταϊκή πηγή. Το πλεονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι η απλή δομή τους, αλλά το μειονέκτημα τους είναι ότι δεν μπορούν να προσαρμοστούν εύκολα σε εξωτερικές αλλαγές της φωτοβολταϊκής πηγής (π.χ. γήρανση της πηγής ή αλλαγές που αφορούν την εγκατεστημένη ισχύ) καθώς η λειτουργία τους βασίζεται κάθε φορά σε εκτιμήσεις για μια συγκεκριμένη πηγή.

Από την άλλη πλευρά, οι άμεσες μέθοδοι βασίζονται σε απευθείας μετρήσεις του ρεύματος και της τάσης. Έχουν το πλεονέκτημα, ότι είναι ανεξάρτητες από οποιαδήποτε προγενέστερη γνώση σχετικά με τη φωτοβολταϊκή πηγή.

Έχουν προταθεί κάποιες μέθοδοι, πολύ απλές ως προς την υλοποίηση, αλλά αυτές παρουσιάζουν πρόβλημα ταλαντώσεων γύρω από το MPP ή ευαισθησία σε ξαφνικές αλλαγές των περιβαλλοντικών συνθηκών, προκαλώντας μεγάλες διακυμάνσεις ισχύος. Για την απαλοιφή των ταλαντώσεων γύρω από το μέγιστο σημείο ισχύος και την καλύτερη απόδοση στις ξαφνικές περιβαλλοντικές αλλαγές, έχουν προταθεί πιο πολύπλοκες μέθοδοι που χρησιμοποιούν ασαφή λογική και νευρωνικά δίκτυα. Οι εν λόγω μέθοδοι, παρόλη την μεγάλη αξιοπιστία τους, εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό στην εξειδικευμένη γνώση του ειδικού που διεξάγει τη μελέτη και στο κατά πόσο μπορεί να ορίσει σωστά παραμέτρους (συναρτήσεις συμμετοχής, συντελεστές κλίμακας κ.λ.π.).

Τα προαναφερθέντα προβλήματα σχεδιασμού, αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά εισάγοντας τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης. Αυτές οι τεχνικές είτε χρησιμοποιούν offline αλγόριθμους βελτιστοποίησης που ενισχύουν την απόδοση αλλά εφαρμόζονται μόνο για συγκεκριμένα προβλήματα (τυχόν μικρές αλλαγές στα χαρακτηριστικά του συστήματος χρήζουν εφαρμογή των αλγορίθμων από την αρχή) ή/και online προσαρμοστικούς αλγόριθμους που αυξάνουν την απόδοση αλλά και την πολυπλοκότητα, απαιτώντας περισσότερους υπολογιστικούς πόρους.

Πρόσφατα στη διεθνή βιβλιογραφία, προκειμένου να ξεπεραστούν τα ζητήματα που εισάγουν οι προαναφερόμενες τεχνικές (ασαφούς λογικής, υπολογιστικής νοημοσύνης κ.λ.π.), έχουν προταθεί τεχνικές ενισχυτικής μάθησης. Οι προτεινόμενες μέθοδοι, μειώνουν την προετοιμασία σχεδιασμού του ελεγκτή αφού δεν απαιτείται προγενέστερη γνώση. Οι παράμετροι καταστάσεων που χρησιμοποιούν, δεν ορίζουν με λεπτομέρεια τις καταστάσεις (προκύπτουν μόνο τέσσερις καταστάσεις και δεν υπάρχει κατάσταση που να δηλώνει ότι το σημείο λειτουργίας είναι στο MPP) και οι ενέργειες που χρησιμοποιούνται μεταβάλλουν το duty cycle του μετατροπέα χωρίς να υπάρχει ενέργεια για μηδενική μεταβολή. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, την συνεχή ταλάντωση γύρω από το MPP. Οι προτεινόμενες μέθοδοι δεν έχουν δοκιμαστεί σε συνθήκες μεταβαλλόμενης θερμοκρασίας και μεταβαλλόμενου φορτίου.

Όσον αφορά τις συνθήκες της μερικής σκίασης, έχουν προταθεί αλγόριθμοι, οι οποίοι ξεπερνούν το πρόβλημα των τοπικών μεγίστων, στηριζόμενοι κυρίως σε μεθευρετικούς αλγόριθμους όπως τεχνικές διαφορικού εξελικτικού αλγόριθμου, τεχνικές μυρμηγκοφωλιάς και τεχνικές γενετικών αλγόριθμων. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι όμως χρειάζονται παραμετροποίηση από την αρχή, για διαφορετικές συνθήκες σκίασης και διαφορετικές πηγές.

Λαμβάνοντας υπόψη την διεθνή βιβλιογραφία, προτείνονται δύο λύσεις για το πρόβλημα ελέγχου του MPPT. Συγκεκριμένα, προτείνεται μεθοδολογία που χρησιμοποιεί έναν και μόνο νευρώνα για την επίτευξη MPPT (Dynamic Neural Control–Maximum Power Point Tracking – DNC-MPPT). Ο ελεγχόμενος νευρώνας συνδυάζει online μάθηση βασισμένη στην μέθοδο της κατάβασης δυναμικού, offline μάθηση βασισμένη στον μεθευρετικό αλγόριθμο “Big Bang Big Crunch” (BB-BC) (Erol & I. Eksin, 2006) και δημιουργεί απευθείας παλμούς που ελέγχουν τον μετατροπέα. Η συνεισφορά της συγκεκριμένης λύσης έγκειται:

- Στην απλή δομή του ελεγκτή. Παρόλο που χρησιμοποιείται συνδυασμός τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης, ο ελεγκτής αποτελείται από μόνο έναν νευρώνα.
- Οι παράμετροι που χρήζουν βελτιστοποίησης είναι μόνο τέσσερις, οι αρχικές τιμές των τριών βαρών του νευρώνα και η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησής του.
- Εφαρμόζει απευθείας παλμούς στον μετατροπέα χωρίς την χρήση γεννήτριας εύρους παλμών, που χρησιμοποιούν οι άλλες μέθοδοι.

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων έδειξαν ότι ο συγκεκριμένος τρόπος ελέγχου δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα στην ανίχνευση του μέγιστου σημείου ισχύος. Το κύριο μειονέκτημά της συγκεκριμένης μεθοδολογίας, έγκειται στο γεγονός ότι δεν υπάρχει κάποιος γενικός κανόνας για την ρύθμιση των αρχικών τιμών των βαρών του νευρώνα και της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Οι αρχικές τιμές αυτών των παραμέτρων για διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές, χρειάζονται ρύθμιση από την αρχή συνδυάζοντας μεθευρετικούς αλγόριθμους αναζήτησης αλλά και γνώση από τον ειδικό για απευθείας ρύθμιση κάποιων παραμέτρων ή/και για ορισμό του χώρου εξερεύνησης του μεθευρετικού αλγόριθμου. Επίσης, η μη χρήση της γεννήτριας εύρους παλμών, επιφέρει το μειονέκτημα ότι ο κύκλος λειτουργίας του ελεγκτή

πρέπει να είναι πολύ μικρός, της τάξεως των μsec για να μπορέσει να οδηγήσει τον διακόπτη του μετατροπέα.

Επιπλέον, για τα προβλήματα που εισάγουν οι συνθήκες μερικής σκίασης, προτείνεται η χρησιμοποίηση του DNC-MPPT με την κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων (Walker & P. C. Sernia, 2004), όπου κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο έχει τον δικό του μετατροπέα και τον δικό του DNC-MPPT. Η μέγιστη ισχύς εξάγεται από το κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο ξεχωριστά και εφαρμόζεται μέσω τον μετατροπέων συνολικά στο φορτίο. Η προτεινόμενη προσέγγιση, είναι ανεξάρτητη από τις συνθήκες σκίασης αφού η αποτελεσματικότητα της έγκειται στην συνδεσμολογία του κυκλώματος ισχύος. Το μειονέκτημα της, έγκειται στο γεγονός πως ο αριθμός των ελεγκτών και των μετατροπέων αυξάνεται αναλογικά με τον αριθμό των πλαισίων που απαρτίζουν την φωτοβολταϊκή πηγή.

Επιπρόσθετα, προτείνεται φωτοβολταϊκός καθολικός ανιχνευτής μέγιστης ισχύος, ο οποίος βασίζεται στην ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning-Maximum Power Point Tracking - RL-MPPT) και χρειάζεται μόνο δύο παραμέτρους για να λειτουργήσει, το ρεύμα βραχυκυκλώσεως I_{scr} και την τάση ανοιχτοκυκλώσεως V_{ocr} στις πρότυπες συνθήκες δοκιμής (Standard Test Conditions - STC:25°C & 1000W/m²).

Η συνεισφορά του προτεινόμενου ελεγκτή συνίσταται:

- Στη χρησιμοποίηση μεταβλητών κατάστασης, οι οποίες επιτρέπουν την αναγνώριση του MPP, και στη χρησιμοποίηση ως ενεργειών τις μεταβολές του duty cycle του μετατροπέα (αρνητικές μεταβολές, θετικές μεταβολές αλλά και μηδενική μεταβολή). Με τον τρόπο αυτό, εξαλείφονται οι ταλαντώσεις γύρω από το MPP.
- Στη ρύθμιση μόνο δύο παραμέτρων, οι οποίες είναι γνωστές και αφορούν τα χαρακτηριστικά της πηγής.

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων, αναδεικνύουν ότι η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να λειτουργήσει για οποιεσδήποτε περιβαλλοντικές συνθήκες. Ακόμα, φανερώνουν ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να δώσει λύσεις εφαρμόζοντάς την και σε δυναμικά ηλεκτρικά φορτία (όπου ως επί το πλείστον υπάρχουν σε ένα μικροδίκτυο) και μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιαδήποτε πηγή. Το κύριο μειονέκτημα

της προτεινόμενης μεθόδου, βρίσκεται στην καθυστερημένη ανάχνευση του MPP σε περιβαλλοντικές συνθήκες που εμφανίζονται πρώτη φορά.

Εν κατακλείδι, ένα ακόμα μειονέκτημα εντοπίζεται στην διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που έχει ως αποτέλεσμα την αναγνώριση ως MPP μιας ευρύτερης περιοχής γύρω από το εκάστοτε πραγματικό MPP, που ποικίλει ανάλογα με την διακριτοποίηση.

2. ΔΟΜΗ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

Η υπόλοιπη διδακτορική διατριβή διαρθρώνεται ως εξής: Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις εισαγωγικές έννοιες των μικροδικτύων και γίνεται παράθεση για το τι είναι πράκτορας και ποια τα είδη περιβάλλοντος στα οποία δρα ο πράκτορας. Γίνεται αναφορά στις υπάρχουσες μορφές μάθησης, με επικέντρωση στην ενισχυτική μάθηση. Αναφέρονται οι πιο γνωστές μέθοδοι ενισχυτικής μάθησης και περιγράφεται η μέθοδος μάθησης χρονικών διαφορών με ιδιαίτερη έμφαση στον αλγόριθμο της Q-μάθησης (περιγραφή, πλεονεκτήματα – μειονεκτήματα). Γίνεται εισαγωγή στα πολυπρακτορικά συστήματα και πως αυτά μπορούν να συνδυαστούν με τον αλγόριθμο Q-μάθησης. Στη συνέχεια του κεφαλαίου, παρατίθενται τα εισαγωγικά στοιχεία της ασαφούς λογικής (ασαφή σύνολα, πράξεις ασαφών συνόλων, κανόνες και συστήματα ασαφούς λογικής) και πώς η ασαφής λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κάνει εφαρμόσιμο τον αλγόριθμο της Q-μάθησης σε συνεχή χώρο καταστάσεων-ενεργειών. Στο τέταρτο κεφάλαιο, γίνεται ο ορισμός του προβλήματος της ανίχνευσης του MPPT των φωτοβολταϊκών πηγών με έμφαση στις συνθήκες δυναμικών φορτίων που ως επί το πλείστον, υπάρχουν σε ένα μικροδίκτυο. Γίνεται αναφορά στις μέχρι τώρα προτεινόμενες λύσεις και περιγράφονται οι προτεινόμενες μέθοδοι που αναπτύχθηκαν. Στο πέμπτο κεφάλαιο, γίνεται αναφορά στο τρόπο που αναπτύχθηκε το μοντέλο διεργασίας αφαλάτωσης, στην αξιολόγησή του και στον σκοπό που εξυπηρετεί. Στο έκτο κεφάλαιο, παρουσιάζονται και περιγράφονται τα αποτελέσματα από τις προτεινόμενες κεντρικές μεθόδους ελέγχου που αναπτύχθηκαν προκειμένου να δώσουν λύση στην ενεργειακή διαχείριση αυτόνομων φωτοβολταϊκών μικροδικτύων. Περιγράφεται η ανάπτυξη πράκτορα ενισχυτικής μάθησης με αλγόριθμο Q-μάθησης και αξιολογούνται τα αποτελέσματα. Μετά την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, εξάγονται συμπεράσματα για τις αδυναμίες του πράκτορα και προτείνονται λύσεις. Ο ενισχυμένος πράκτορας αναλύεται, αποτιμάται η συμπεριφορά του και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Στο έβδομο κεφάλαιο, αναπτύσσεται πολυπρακτορικό σύστημα ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης σε μια πιο πολύπλοκη δομή μικροδικτύου. Το σύστημα εφαρμόζει αλγόριθμο ασαφούς Q-μάθησης για εφαρμογή του σε συνεχή χώρο καταστάσεων-ενεργειών και αξιολογούνται τα αποτελέσματα. Στο όγδοο κεφάλαιο, παρατίθενται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή και στο

ένατο κεφάλαιο, παρατίθενται προτάσεις για τον τρόπο που μπορεί να συνεχιστεί η μετέπειτα έρευνα, πάνω σε αυτά τα πεδία.

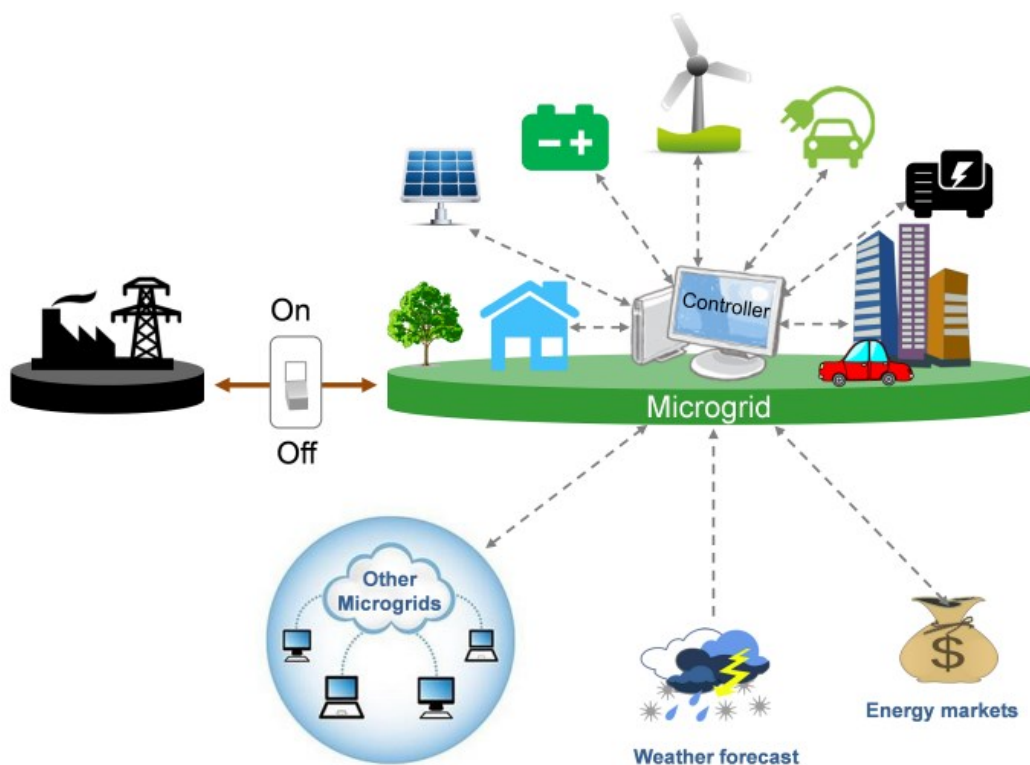
3. ΓΝΩΣΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

3.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΑ

Για πολλές δεκαετίες, η παραγωγή (ηλεκτρικής) ενέργειας βασιζόταν σε ένα κεντρικό σύστημα που αποτελούταν από μεγάλες μονάδες παραγωγής και εκτεταμένα δίκτυα μεταφοράς με προφανή την έλλειψη ευελιξίας και επεκτασιμότητας (Zeng, Wu & Jun-feng, 2008). Τα τελευταία χρόνια, η προσέγγιση αυτή αλλάζει και στρέφεται σε παγκόσμιο επίπεδο προς τη κατανεμημένη παραγωγή (Skarvelis-Kazakos et al, 2016). Το καινούριο μοντέλο, επιτρέπει την συνεργασία και την ενσωμάτωση νέων τεχνολογιών με μηδενικές εκκρίσεις αέριων του θερμοκηπίου που δεν επιβαρύνουν το περιβάλλον (Sechilariu, Wang, Locment & Jouglet, 2014). Τα μικροδίκτυα αποτελούν εξαιρετική υποδομή ως προς την εξυπηρέτηση της τρέχουσας τάσης της κατανεμημένης παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (Farhangi, 2008; Jin et al, 2017) αφού μπορούν και συνδυάζουν διαφορετικές τεχνολογίες παραγωγής, αποθήκευσης και διασύνδεσης ενέργειας με την παράλληλη χρήση ελεγχόμενων φορτίων (φορτία στα οποία ο χρήστης μπορεί να μεταβάλλει τη ζητούμενη ισχύ τους).

Τα μικροδίκτυα είναι ηλεκτρικά δίκτυα χαμηλής τάσης με κατανεμημένες πηγές ηλεκτρικής ενέργειας, συσκευές αποθήκευσης και ελεγχόμενα φορτία (Dimeas & Hatziaergyriou, 2005). Έχουν σαφή ηλεκτρικά όρια και λειτουργούν σαν απλές ελεγχόμενες μονάδες σε σχέση με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο (Smith, 2012). Τα μικροδίκτυα περιλαμβάνουν μονάδες παραγωγής ενέργειας, μονάδες κατανάλωσης και μονάδες αποθήκευσης που ανάλογα με τις επικρατούσες συνθήκες εμφανίζουν συμπεριφορά μονάδων κατανάλωσης ή συμπεριφορά μονάδων παραγωγής (Dimeas & Hatziaergyriou, 2005; Ding, Decker, Vassileva, Wallin & Beigl, 2011; Kyriakarakos, Piromalis, Dounis, Arvanitis & Papadakis, 2013; Logenthiran, Srinivasan & Wong, 2008). Στη κατηγορία των στοιχείων αποθήκευσης, εντάσσονται στοιχεία όπως μπαταρίες, δεξαμενές αποθήκευσης υδρογόνου και υπερπυκνωτές. Στην κατηγορία των στοιχείων κατανάλωσης εντάσσονται τα ηλεκτρικά φορτία των κτιρίων. Τα φορτία αυτά είναι ωμικά ηλεκτρικά φορτία (φωτισμός, ηλεκτρικές συσκευές, αντιστατικά στοιχεία θέρμανσης) και ωμικά-επαγωγικά στοιχεία που περιλαμβάνουν κινητήρες, αντλίες, συστήματα μηχανικού αερισμού/θέρμανσης (HVAC). κ.λ.π. Στη κατηγορία των υβριδικών στοιχείων εκτός από τις κλασσικές

συστοιχίες μπαταριών, αναπτύσσεται και η τεχνολογία ενσωμάτωσης και αξιοποίησης των υβριδικών ηλεκτρικών αυτοκινήτων, τα οποία μπορούν να συνεισφέρουν ηλεκτρική ενέργεια σε χρονικές περιόδους αιχμής αλλά και να καταναλώσουν σε περιόδους ενεργειακής ύφεσης (Kavousi-Fard, Abunasri, Zare & Hoseinzadeh, 2014; Wang, Wang, Dounis & Yang, 2011 ; C. Weiller & A. Neely, 2014). Στην εικόνα 3-1 απεικονίζεται μια τυπική διάταξη μικροδικτύου. Το μικροδίκτυο αυτό περιλαμβάνει κατανεμημένα προγραμματιζόμενα φορτία (ηλεκτρικά φορτία κτιρίων), κατανεμημένες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (φωτοβολταϊκά και ανεμογεννήτριες), στοιχεία αποθήκευσης (μπαταρίες και ηλεκτρικά αυτοκίνητα) και συμβατικές πηγές ηλεκτρικής ενέργειας (ντίζελογεννήτριες). Το μικροδίκτυο έχει την δυνατότητα σύνδεσης με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο αλλά και με άλλα μικροδίκτυα. Το πλαίσιο ελέγχου λαμβάνει πληροφορίες σχετικά με τις καταστάσεις των δικών του μονάδων αλλά και πληροφορίες σχετικά με τα άλλα διασυνδεδεμένα μικροδίκτυα, τις καιρικές συνθήκες και τις δυναμικές τιμές της ηλεκτρικής αγοράς. Η συλλογή αυτή των πληροφοριών βοηθάει στο να ληφθούν αποφάσεις σχετικά με τον έλεγχο και την διαχείριση ενέργειας μεταξύ των εσωτερικών μονάδων αλλά και του ίδιου του μικροδικτύου ως οντότητα διασυνδεδεμένη με άλλα μικροδίκτυα και με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο.



Εικόνα 3-1 Τυπική διάταξη μικροδικτύου (© Berkeley lab)

Στα μικροδίκτυα, η διαχείριση της ενέργειας πραγματοποιείται με ηλεκτρικές διατάξεις. Διαμέσου αυτών των διατάξεων, ρυθμίζεται αρχικά η κατεύθυνση της ροής της ισχύος προς τα επιμέρους στοιχεία. Επίσης, ρυθμίζεται η ποσότητα της ισχύος που μεταφέρεται, καθώς επίσης καθορίζεται και το είδος της ισχύος (δυνατότητα μετατροπής από συνεχή σε εναλλασσόμενη και αντίστροφα). Οι ηλεκτρικές αυτές διατάξεις είναι οι μετατροπείς (converters), οι οποίοι μετατρέπουν τη συνεχή τάση σε συνεχή τάση διαφορετικής στάθμης, οι αντιστροφείς (inverters) που μετατρέπουν τη συνεχή τάση σε εναλλασσόμενη και οι ανορθωτές (rectifiers), οι οποίοι μετατρέπουν την εναλλασσόμενη τάση σε συνεχή (Teke & Latran, 2014). Οι συγκεκριμένες διατάξεις χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, σε μονόδρομες (unidirectional), αν η ροή της ισχύος γίνεται προς μία κατεύθυνση και σε αμφίδρομες (bidirectional), αν η ροή της ισχύος μπορεί να γίνει και προς τις δύο κατευθύνσεις (Pany, Singh & Tripathi, 2011; Zhang, Lai & Yu, 2008). Μια άλλη κατηγοριοποίηση των μετατροπέων είναι οι ανυψωτές τάσης (boost converters) και οι υποβιβαστές-μειωτές τάσης (buck converters) ή ο συνδυασμός και των δύο (buck-boost converters) (Mishima et al, 2014). Η παράλληλη λειτουργία αυτών των διατάξεων καθορίζει τη ροή της ενέργειας. Η ροή της ενέργειας από τις πηγές προς τις μονάδες κατανάλωσης,

δεν εξαρτάται μόνο από την λειτουργία της εκάστοτε ηλεκτρικής διάταξης, που είναι προσαρμοσμένη στο αντίστοιχη μονάδα, αλλά επηρεάζεται από όλες τις καταστάσεις που βρίσκονται οι ηλεκτρικές διατάξεις όλου του μικροδικτύου. Οπότε η διαχείριση ενός στοιχείου του μικροδικτύου, δεν είναι ένα «τοπικό» πρόβλημα και για να μπορέσει να γίνει σωστή διαχείριση, θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη παράμετροι από όλο το μικροδίκτυο.

Τα μικροδίκτυα έχουν επίσης, την δυνατότητα να λειτουργούν είτε διασυνδεδεμένα με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο (grid-connected) είτε αυτόνομα (island-mode) (El-Sharafy & Farag, 2017). Η ικανότητα να λειτουργούν αυτόνομα τα καθιστούν ενδεδειγμένη λύση σε απομακρυσμένες περιοχές, αγροτικές περιοχές και σε νησιά (Coelho, Cohen, Coelho, Liu & Guimarães, 2017) όπου η επέκταση του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου είναι ανέφικτη ή οικονομικά απαγορευτική. Η ικανότητα να λειτουργούν σε σύνδεση με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο, τα καθιστά μια αποτελεσματική λύση στην ελεύθερη αγορά της ηλεκτρικής ενέργειας (Hossain, Kabalci, Bayindir & Pereza, 2014). Από την άλλη πλευρά, παρά τα οφέλη που προσφέρει η αρχιτεκτονική του μικροδικτύου, υπάρχουν ορισμένα ζητήματα προς επίλυση. Το πιο δύσκολο ζήτημα είναι η ενεργειακή διαχείριση του μικροδικτύου. Σε διασυνδεδεμένη λειτουργία με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο, η διαχείριση ενέργειας πρέπει κυρίως να αντιμετωπίσει οικονομικούς παράγοντες. Το χρονοδιάγραμμα αποθήκευσης και χρήσης ενέργειας πρέπει να είναι βέλτιστο, προκειμένου να μεγιστοποιηθούν τα οικονομικά οφέλη υπό τις δυναμικές τιμές των αγοροπωλησιών της ηλεκτρικής ενέργειας.

Σε αυτόνομη λειτουργία, το κύριο ζήτημα που πρέπει να διασφαλιστεί είναι η παροχή της ηλεκτρικής ενέργειας έτσι ώστε να διατηρηθεί, αν όχι να αυξηθεί, η αξιοπιστία του μικροδικτύου από τις αβεβαιότητες που εισάγουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και η στοχαστική ζήτηση των καταναλωτών. Αυτό γίνεται ακόμα πιο δύσκολο, όταν ο αριθμός των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και των δυναμικών φορτίων αυξάνεται (Mahmoud, Hussain & Abido, 2014).

3.2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΥΣ ΠΡΑΚΤΟΡΕΣ

Ο πράκτορας είναι μια έννοια για την οποία δεν υπάρχει ένα κοινά αποδεκτός ορισμός. Ένας από τους πιο δημοφιλείς ορισμούς που έχουν διατυπωθεί από τους Russell & Norvig (1995) είναι ότι «Ένας πράκτορας είναι μια οντότητα που

αντιλαμβάνεται το περιβάλλον μέσα στο οποίο βρίσκεται με τη βοήθεια αισθητήρων, είναι μέρος του περιβάλλοντος αυτού, κάνει συλλογισμούς για το περιβάλλον και δρα πάνω σε αυτό με τη βοήθεια μηχανισμών δράσης, για την επίτευξη κάποιων στόχων».

Τα στοιχεία που χαρακτηρίζουν τους πράκτορες είναι τα παρακάτω:

- **Αυτονομία:** Οι πράκτορες ενεργούν αυτόνομα χωρίς άμεση παρέμβαση από χρήστες ή άλλους πράκτορες, με πλήρη έλεγχο των πράξεων τους και της εσωτερικής τους κατάστασης.
- **Κοινωνικότητα:** Οι πράκτορες αλληλεπιδρούν με τους χρήστες και με άλλους πράκτορες για την επίτευξη των στόχων τους. Έτσι, επιτυγχάνεται επικοινωνία μεταξύ των πρακτόρων για την ολοκλήρωση των ανεξάρτητων στόχων του καθενός ξεχωριστά αλλά και ενός κοινού στόχου με συνεργασία μεταξύ τους .
- **Ορθολογικότητα:** Ένας πράκτορας θα κάνει πάντα το σωστό αναλόγως της διαθέσιμης έγκυρης πληροφορίας, δηλαδή θα ενεργεί με σκοπό την εκπλήρωση των στόχων του και όχι με τρόπο ο οποίος αποτρέπει την επίτευξή τους.

3.2.1. ΕΙΔΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ

Ο πράκτορας αντιλαμβάνεται με τα αισθητήρια του και ενεργεί με τους ενεργοποιητές του μέσα σε ένα περιβάλλον. Υπό μία γενική έννοια το περιβάλλον θέτει το «πρόβλημα», για το οποίο οι πράκτορες πρέπει να υπολογίσουν τη «λύση». Τα περιβάλλοντα των πρακτόρων κατηγοριοποιούνται ως εξής:

- **Πλήρως Παρατηρήσιμα ή Μερικώς Παρατηρήσιμα:** Όταν ένας πράκτορας μπορεί να λαμβάνει μέσω των αισθητήρων του ολοκληρωμένη και ακριβή πληροφορία, τότε το περιβάλλον χαρακτηρίζεται ως πλήρως παρατηρήσιμο. Σε ένα τέτοιο περιβάλλον, ο πράκτορας δεν χρειάζεται να τηρεί κάποια εσωτερική κατάσταση για την παρακολούθηση του περιβάλλοντος. Αντιθέτως, σε ένα μερικώς παρατηρήσιμο περιβάλλον, ο πράκτορας δε λαμβάνει άμεση και λεπτομερειακή πληροφορία. Αυτό μπορεί να συμβαίνει λόγω θορύβου ή ανακρίβειας των αισθητηρίων του πράκτορα είτε λόγω έλλειψης των κατάλληλων αισθητηρίων.

- **Αιτιοκρατικά ή στοχαστικά:** Αν η επόμενη κατάσταση ενός περιβάλλοντος μπορεί να προσδιοριστεί πλήρως από την τρέχουσα κατάστασή του και τις τρέχουσες ενέργειες του πράκτορα, τότε αυτό το περιβάλλον καλείται αιτιοκρατικό, ενώ στην αντίθετη περίπτωση χαρακτηρίζεται ως στοχαστικό. Γίνεται εύκολα κατανοητό, πως ένα περιβάλλον που είναι πλήρως παρατηρήσιμο και αιτιοκρατικό διευκολύνει τον πράκτορα στις ενέργειες του.

- **Επεισοδιακά ή ακολουθιακά:** Ένα περιβάλλον χαρακτηρίζεται ως επεισοδιακό, όταν χωρίζεται σε διακριτά επεισόδια. Κάθε επεισόδιο χαρακτηρίζεται από την αντίληψη του πράκτορα για το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται την τρέχουσα στιγμή και από τις ενέργειες του μέσα σε αυτό. Επειδή το κάθε επεισόδιο είναι ανεξάρτητο από ενέργειες επεισοδίων που έχουν προηγηθεί, ο πράκτορας δεν εξετάζει την επίδραση που έχουν οι τρέχουσες ενέργειες του σε μελλοντικά επεισόδια. Αντίθετα, σε ακολουθιακά περιβάλλοντα είναι πιθανό οι τρέχουσες ενέργειες να έχουν συνέπειες σε μελλοντικές ενέργειες.

- **Στατικά ή Δυναμικά:** Όταν ένα περιβάλλον μπορεί να μεταβάλλεται ανεξάρτητα από τις ενέργειες του πράκτορα, τότε το περιβάλλον χαρακτηρίζεται ως δυναμικό, ενώ διαφορετικά χαρακτηρίζεται στατικό. Στα στατικά περιβάλλοντα, ο πράκτορας μπορεί να ενεργεί καλύτερα αφού δεν χρειάζεται να παρατηρεί το περιβάλλον κατά τη διάρκεια που λαμβάνει μία απόφαση και δεν χρειάζεται να τον απασχολεί το πόσος χρόνος περνάει για να λάβει μια απόφαση. Αντίθετα, στα δυναμικά περιβάλλοντα ο πράκτορας πρέπει να αποφασίζει με συνεχή τρόπο, η μη λήψη απόφασης ισοδυναμεί με ανενεργό πράκτορα.

- **Διακριτά ή Συνεχή:** Ο θεωρητικός αυτός διαχωρισμός βασίζεται κυρίως στην αντίληψη του χρόνου από πλευράς του πράκτορα μέσω των αισθητήρων του. Σε ένα διακριτό περιβάλλον, όπως σε ένα παιχνίδι δυο παικτών που παίζεται σε γύρους, οι διάφορες κινήσεις που κάνει κάθε παίκτης στο γύρο του μπορούν να εκφραστούν σε διακριτές τιμές. Σε ένα συνεχές περιβάλλον, όπως η λειτουργία ενός εργοστασίου, μεταβλητές όπως οι κινήσεις μηχανημάτων αλλάζουν συνεχώς στη μονάδα του χρόνου.

- **Μονοπρακτορικό ή Πολυπρακτορικό:** Αν ένας πράκτορας ενεργεί μόνος του σε ένα περιβάλλον, το περιβάλλον χαρακτηρίζεται ως μονοπρακτορικό, ενώ σε αντίθετη περίπτωση το περιβάλλον είναι πολυπρακτορικό.

3.2.2. ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΠΡΑΚΤΟΡΩΝ ΒΑΣΕΙ ΤΗΣ ΔΟΜΗΣ ΤΟΥΣ

Με βάση την δομή τους, οι πράκτορες κατηγοριοποιούνται σε απλούς αντανακλαστικούς πράκτορες, σε αντανακλαστικούς βασισμένους σε μοντέλο, σε πράκτορες βασισμένους στους στόχους, σε πράκτορες βασισμένους στη χρησιμότητα και σε πράκτορες που μαθαίνουν. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή θα μας απασχολήσουν οι πράκτορες δίχως μοντέλο που μαθαίνουν την χρησιμότητα των καταστάσεων ή/και την αξία των ενεργειών σε καταστάσεις του περιβάλλοντος, για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων.

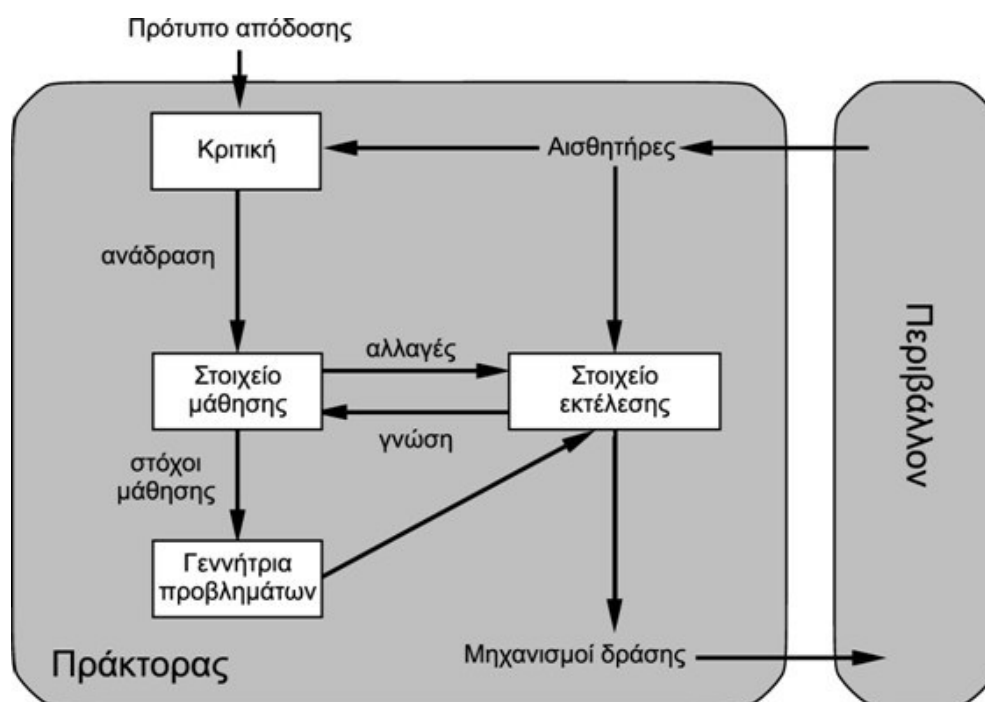
3.2.2.1. ΕΥΦΥΕΙΣ ΠΡΑΚΤΟΡΕΣ ΜΕ ΜΑΘΗΣΗ

Ο πράκτορας θα μπορούσε να χαρακτηριστεί πραγματικά ευφυής, όταν είναι σε θέση να μαθαίνει, για να βελτιώσει την απόδοσή του. Για να συμβεί αυτό στη δομή του πράκτορα ενσωματώνεται το στοιχείο της μάθησης το οποίο είναι ικανό να:

- Κρίνει τη συμπεριφορά του πράκτορα βάσει ενός προτύπου συμπεριφοράς.
- Παρέχει προτάσεις ανάδρασης βάσει της κριτικής που έχει ασκηθεί σε έναν ενσωματωμένο μηχανισμό μηχανικής μάθησης.
- Δημιουργεί αλλαγές στη συμπεριφορά του πράκτορα με τη βοήθεια του μηχανισμού μηχανικής μάθησης.
- Μελετά την απόδοση των αλλαγών του περιβάλλοντος και επιστρέφει τις αποδεκτές αλλαγές ως νέα γνώση του πράκτορα, συνηθέστερα σε μορφή νέων ή βελτιωμένων κανόνων.

Στους πράκτορες με μάθηση υπάρχει και το στοιχείο της γεννήτριας προβλημάτων. Το στοιχείο αυτό είναι πολύ σημαντικό, στη συνεχή μάθηση του πράκτορα. Αν δεν υπήρχε η γεννήτρια προβλημάτων, το στοιχείο εκτέλεσης ενεργειών θα εκτελούσε συνέχεια τις ενέργειες που θεωρεί καλύτερες με όσα γνωρίζει μέχρι στιγμής. Αν όμως ο πράκτορας διάλεγε να εκτελέσει βραχυπρόθεσμα κάποιες ενέργειες, οι οποίες είναι λιγότερο βέλτιστες και εξερευνούσε τον χώρο καταστάσεων, θα μπορούσε να ανακαλύψει καλύτερες ενέργειες μακροπρόθεσμα. Αυτές τις λιγότερο βέλτιστες ενέργειες, τις υποδεικνύει το στοιχείο της γεννήτριας προβλημάτων. Σε αυτό το σημείο εισάγεται και το δίλημμα μεταξύ εξερεύνησης ή αξιοποίησης, δηλαδή το πότε ο πράκτορας πρέπει να εξερευνά τον χώρο των καταστάσεων ενεργειών και πότε να

αξιοποιεί την γνώση που έχει αποκτήσει προκειμένου να αποφασίζει ποια ενέργεια θα εκτελέσει. Η εξερεύνηση είναι πολύ σημαντική αφού έτσι μπορεί ο πράκτορας να ανακαλύψει ενέργειες ή/και καταστάσεις που αποφέρουν μεγάλες ανταμοιβές. Ο πράκτορας μπορεί να γνωρίζει μέχρι στιγμής ότι η επιλογή μιας ενέργειας θα φέρει υψηλή ανταμοιβή αλλά μπορεί να υπάρχει και κάποια άλλη ενέργεια, σε αντίστοιχη κατάσταση, για την οποία διαθέτει λιγότερες πληροφορίες και φαίνεται να είναι χειρότερη αλλά να οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα μακροπρόθεσμα. Βέβαια ο πράκτορας δε μπορεί να κάνει συνεχώς εξερεύνηση διότι έτσι δεν θα διάλεγε ποτέ την βέλτιστη ενέργεια. Αντιθέτως, σε περίπτωση μόνιμης επιλογής της φαινομενικά βέλτιστης ενέργειας, θα υπήρχε σοβαρή πιθανότητα μια μη βέλτιστη ενέργεια να υπερσκελίσει την πραγματικά βέλτιστη. Μια από τις πιο απλές στρατηγικές εξερεύνησης/αξιοποίησης είναι η τυχαία εξερεύνηση. Οι δύο αυτές φάσεις χωρίζονται μεταξύ τους με ένα προκαθορισμένο ποσοστό και κατά το στάδιο της εξερεύνησης επιλέγονται τυχαίες ενέργειες με ομοιόμορφη κατανομή. Σε κάποιες παραλλαγές το ποσοστό αυτό μπορεί να μεταβάλλεται κατά το πέρασμα κάποιων συνολικών επαναλήψεων ή κάποιων επαναλήψεων ανά κατάσταση (Thrun, 1992b). Άλλες στρατηγικές εξερεύνησης/αξιοποίησης που χρησιμοποιούνται ευρύτατα είναι η *ε-greedy* (Thrun, 1992a), που αποτελεί παραλλαγή της άπληστης επιλογής ενεργειών και η κατανομή εξερεύνησης Boltzmann (Kaelbling, Littman & Moore, 1996).



Εικόνα 3-2 Ευφυής πράκτορας

3.2.3. ΜΟΡΦΕΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Το στοιχείο της μάθησης σε πράκτορες διαφέρει ανάλογα με το περιβάλλον που ο πράκτορας ενεργεί και ο σχεδιασμός του στοιχείου εξαρτάται από 3 παραμέτρους:

- Ποιες συνιστώσες των ενεργειών/καταστάσεων του περιβάλλοντος πρέπει να περιλαμβάνει η μάθηση.
- Τι ανάδραση διατίθεται για την μάθηση αυτών των συνιστωσών και
- Ποια αναπαράσταση χρησιμοποιείται για αυτές τις συνιστώσες.

Ο τύπος της ανάδρασης που διατίθεται για την μάθηση είναι ο πιο σημαντικός παράγοντας και προσδιορίζει το μαθησιακό πρόβλημα του πράκτορα. Οι τρεις κύριες περιπτώσεις, που διακρίνονται είναι η επιβλεπόμενη μάθηση (Russel & Norving, 1995), η μη επιβλεπόμενη μάθηση (Jordan & Bishop, 2004) και η ενισχυτική μάθηση. Στη παρούσα διδακτορική διατριβή θα ασχοληθούμε με την ενισχυτική μάθηση, όπου ο πράκτορας μαθαίνει μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

3.2.3.1. ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η ενισχυτική μάθηση αποτελείται από μια οικογένεια αλγορίθμων που έχουν εμπνευστεί από την μάθηση των ανθρώπων και των έμβιων όντων. Ο στόχος της

ενισχυτικής μάθησης είναι να βρει μια πολιτική, δηλαδή μια συσχέτιση μεταξύ καταστάσεων και ενεργειών, μαθαίνοντας μέσα από την εξερεύνηση στο χώρο των πιθανών ζευγαριών κατάστασης-ενέργειας. Μια κατάσταση θα πρέπει να είναι αρκετά περιγραφική και να περιλαμβάνει όλες τις απαιτούμενες πληροφορίες ώστε να περιγράψει μοναδικά την κατάσταση ενός συστήματος και να επιτρέπει τη λήψη αποφάσεων. Ωστόσο, η προσθήκη παραμέτρων/μεταβλητών στις καταστάσεις μπορεί να οδηγήσει στη δημιουργία ενός πολύ μεγάλου χώρου καταστάσεων που δεν είναι εύκολο να τεθεί υπό έλεγχο. Από την άλλη πλευρά, η ανεπαρκής πληροφορία μπορεί να παρεμποδίσει την ικανότητα του συστήματος να μπορεί να ξεχωρίσει τις διαφορετικές καταστάσεις, οδηγώντας το σε ανεπαρκή ικανότητα λήψης αποφάσεων, ταλαντευόμενο μεταξύ καταστάσεων και μη βέλτιστων στρατηγικών. Ενέργειες που έχουν καλό αποτέλεσμα σε μια συγκεκριμένη κατάσταση «ανταμείβονται» και ενέργειες που έχουν κακό αποτέλεσμα «τιμωρούνται» (μέσω του σήματος ανταμοιβής). Ο στόχος της ενισχυτικής μάθησης είναι να ανακαλύψει την πολιτική που μεγιστοποιεί την αναμενόμενη ανταμοιβή (Russel & Norving, 1995).

Στην περίπτωση του ενός πράκτορα, η ενισχυτική μάθηση μπορεί να αντιστοιχηθεί σε μια Μαρκοβιανή διαδικασία απόφασης (Markov Decision Processes-MDP). Η MDP είναι ένα σύστημα διακριτού χρόνου που στηρίζεται σε μια ακολουθία μεταβάσεων κατάστασης η οποία πραγματοποιείται εκτελώντας ενέργειες. Στόχος είναι η εξαγωγή μιας πολιτικής η οποία λύνει την MDP και μεγιστοποιεί την μακροπρόθεσμη προσδοκώμενη ανταμοιβή (Sutton & Barto, 1998).

3.2.3.2. ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ MDP

Μια MDP μπορεί να περιγράψει, χρησιμοποιώντας τα παρακάτω:

- Μια παράμετρο χρόνου (t).
- Ένα πεπερασμένο σύνολο καταστάσεων (X) του περιβάλλοντος.
- Ένα πεπερασμένο διακριτό σύνολο από ενέργειες (A) τις οποίες μπορεί να πραγματοποιήσει ο πράκτορας.
- Μια συνάρτηση μεταβάσεων κατάστασης $T : X \times A \times X \rightarrow [0,1]$ που δίνει την πιθανότητα μετάβασης $p(x'|x, a)$ του περιβάλλοντος από την κατάσταση x στην κατάσταση x' όταν η ενέργεια a εφαρμοσθεί στη κατάσταση x .

- Μία συνάρτηση ανταμοιβής, η οποία υπολογίζει την ανταμοιβή που λαμβάνει από την εκτέλεση της ενέργειας που επιλέγει ο πράκτορας σε μια δεδομένη κατάσταση και μεταβαίνει σε μια επόμενη $R(x, a, x')$
- Μια πολιτική π , $\pi(a|x)$ που ορίζει την ενέργεια a που επιλέγει να εκτελέσει ο πράκτορας σε κάθε κατάσταση x .

Με βάση την πολιτική, ο πράκτορας καθορίζει τη συμπεριφορά του έτσι ώστε να βελτιστοποιήσει τη μακροπρόθεσμη προσδοκώμενη ανταμοιβή του. Στην παρούσα κατάσταση έχει θεσπιστεί ο παράγοντας απομείωσης γ , για την αντιπροσώπευση των αποτελεσμάτων που θα έχουν οι μελλοντικές επιβραβεύσεις στην επιλογή των αποφάσεων. Χρησιμοποιώντας τα παραπάνω, η συνολική προσδοκώμενη απομειωμένη ανταμοιβή $V(x)$ ξεκινώντας από την κατάσταση x μπορεί να εκφραστεί με την παρακάτω σχέση.

$$V(x) = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(x, a, x') \quad (\text{Εξ. 3.1})$$

Μέθοδοι ενισχυτικής μάθησης που λύνουν την MDP και εξάγουν βέλτιστες πολιτικές είναι ο δυναμικός προγραμματισμός, η μέθοδος Monte Carlo και η μέθοδος χρονικών διαφορών. Στη συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή θα μας απασχολήσει η μέθοδος των χρονικών διαφορών. Για να εφαρμοστεί ο δυναμικός προγραμματισμός πρέπει να είναι γνωστό το μοντέλο του περιβάλλοντος, ενώ η μέθοδος Monte Carlo δεν χρειάζεται το μοντέλο του περιβάλλοντος αλλά ορίζεται μόνο για επεισοδικές διεργασίες μάθησης και οι αλληλεπιδράσεις με το περιβάλλον διακρίνονται σε επεισόδια. Τα επεισόδια αυτά τερματίζουν σε κάποια πεπερασμένη χρονική στιγμή ανεξάρτητα από ποιες ενέργειες έχουν επιλεγεί. Οι εκτιμήσεις των αξιών και οι αλλαγές των πολιτικών γίνονται με το τέλος των επεισοδίων. Με αυτό τον τρόπο, οι μέθοδοι Monte Carlo ανανεώνονται ανά επεισόδιο και όχι ανά χρονικό βήμα. Η μέθοδος της μάθησης των χρονικών διαφορών συνδυάζει τα πλεονεκτήματα της μεθόδου του δυναμικού προγραμματισμού και της μεθόδου Monte Carlo.

3.2.3.2.1. ΜΑΘΗΣΗ ΧΡΟΝΙΚΩΝ ΔΙΑΦΟΡΩΝ

Στη μέθοδο των χρονικών διαφορών, η ενημέρωση των εκτιμήσεων για τις συναρτήσεις αξίας ενεργειών σε καταστάσεις στηρίζεται στις εκτιμήσεις που έχει ήδη μάθει ο πράκτορας μέχρι εκείνη τη χρονική στιγμή χωρίς να υπάρχει (απαραίτητα) κάποιο οριστικό αποτέλεσμα, όπως συμβαίνει δηλαδή και στον δυναμικό

προγραμματισμό. Επιπρόσθετα, η μέθοδος των χρονικών διαφορών δεν απαιτεί πλήρη γνώση για το μοντέλο του περιβάλλοντος αλλά μόνο εμπειρία που αποκτάται με την αλληλεπίδραση του πράκτορα με το περιβάλλον όπως συμβαίνει και στη μέθοδο Monte Carlo.

Η βασική ιδέα των μεθόδων μάθησης χρονικών διαφορών είναι η δυνατότητα επανεκτίμησης των τρεχόντων εκτιμήσεων για τις συναρτήσεις αξίας ανά χρονική στιγμή, λαμβάνοντας υπόψη την ανταμοιβή σε κάθε χρονική στιγμή. Με αυτόν τον τρόπο, οι ενημερώσεις των εκτιμήσεων γίνονται μετά το τέλος της κάθε χρονικής στιγμής. Η διαφορά της τρέχουσας εκτίμησης της συνάρτησης αξίας σε κάποια συγκεκριμένη χρονική στιγμή, με αυτή που υπολογίζεται από την μέθοδο χρονικών διαφορών την επόμενη χρονική στιγμή ονομάζεται σφάλμα χρονικής διαφοράς:

$$\delta = r' + \gamma V(x') - V(x) \quad (\text{Εξ. 3.2})$$

όπου r' η ανταμοιβή στην επόμενη χρονική στιγμή, $V(x)$ και $V(x')$ η συνάρτηση αξίας στην τωρινή και στην επόμενη κατάσταση αντίστοιχα. Με βάση αυτό το σφάλμα ενημερώνονται οι συναρτήσεις αξίας, για να υπολογιστούν οι βέλτιστες πολιτικές. Οι μέθοδοι της μάθησης των χρονικών διαφορών χρησιμοποιούνται ευρύτατα διότι είναι σχετικά απλές με μικρό υπολογιστικό κόστος, δεν χρειάζονται πρότερη γνώση του περιβάλλοντος, μαθαίνουν βέλτιστες πολιτικές μόνο με την αλληλεπίδρασή τους με το περιβάλλον και μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα online. Επιπλέον, το γεγονός ότι πολλοί αλγόριθμοι, μπορούν να περιγραφούν μόνο από μια εξίσωση επιτρέπει την εύκολη υλοποίησή τους.

$$V(x) \leftarrow V(x) + g (r' + \gamma V(x') - V(x)) \quad (\text{Εξ. 3.3})$$

όπου g ο ρυθμός μάθησης. Τέλος, το χαρακτηριστικό της ενημέρωσης των εκτιμήσεων σε κάθε χρονικό βήμα υπερτερεί σε σχέση με τις μεθόδους Monte Carlo όπου τα επεισόδια είναι μεγάλης διάρκειας. Δύο από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους μάθησης χρονικών διαφορών είναι ο αλγόριθμος SARSA (State Action Reward State Action) (Rummery & M. Niranjan, 1994) και ο αλγόριθμος της Q-μάθησης (Watkins, 1989).

3.2.3.2.2. ΜΕΘΟΔΟΣ Q-ΜΑΘΗΣΗΣ

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος της Q-μάθησης διότι για να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος δεν χρειάζεται να είναι γνωστές οι πιθανότητες

των μεταβάσεων (δηλαδή το μοντέλο του «κόσμου») και μπορεί να εφαρμοστεί σε προβλήματα με στοχαστικές μεταβάσεις και ανταμοιβές. Επίσης, η Q-μάθηση είναι μια μέθοδος εκτός πολιτικής, δηλαδή η πολιτική η οποία χρησιμοποιείται για τις ενέργειες, δεν είναι απαραίτητα η ίδια πολιτική με αυτήν που αξιολογείται και βελτιώνεται. Ο αλγόριθμος της Q-μάθησης επιλέγει ενέργειες που είναι «επικίνδυνες» προς αναζήτηση βέλτιστων διαδρομών ενώ ο αλγόριθμος SARSA τείνει να αποφεύγει τέτοιες περιπτώσεις και ακολουθεί πιο ασφαλή μονοπάτια. Στη περίπτωση μας, μας ενδιαφέρει η εύρεση της βέλτιστης πολιτικής, χωρίς να μας νοιάζει το «κόστος» κατά τη φάση της εξερεύνησης. Στη Q-μάθηση, ο πράκτορας υπολογίζει την Q-συνάρτηση εκτιμώντας τις μελλοντικές απομειωμένες προσδοκώμενες ανταμοιβές των ενεργειών που εφαρμόστηκαν στις καταστάσεις. Η έξοδος της Q-συνάρτησης για μια κατάσταση x και μια ενέργεια a αναπαρίσταται ως $Q(x, a)$. Στη Q-μάθηση, η τιμή Q της κάθε ενέργειας a όταν εφαρμόζεται στην κατάσταση x μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

$$Q'(x, a) \leftarrow Q(x, a) + g(R(x, a, x') + \gamma \max_a Q(x', a) - Q(x, a)) \quad (\text{Εξ. 3.4})$$

όπου $Q'(x, a)$ είναι η ανανεωμένη τιμή του συνδυασμού κατάστασης-ενέργειας, όταν ο πράκτορας λαμβάνει την ανταμοιβή $R(x, a, x')$ μετά την εφαρμογή της ενέργειας a στην κατάσταση x . Η Q-μάθηση υποθέτει ότι ο πράκτορας συνεχίζει από την κατάσταση x εκτελώντας την βέλτιστη πολιτική, έτσι $\max_a Q(x', a)$ είναι η μέγιστη τιμή της καλύτερης ενέργειας που μπορεί να εφαρμοστεί στην κατάσταση x' (η επόμενη κατάσταση μετά την εκτέλεση της ενέργειας a στην κατάσταση x). Ο ρυθμός μάθησης g καθορίζει σε ποιο βαθμό οι νέες πληροφορίες αντικαθιστούν τις παλιές (Sutton & Barto, 1998) και ο συντελεστής απομείωσης γ καθορίζει την σπουδαιότητα των μελλοντικών ανταμοιβών (Vincent, R. Fonteneau & D. Ernst, 2015). Συνολικά, ο πράκτορας που χρησιμοποιεί Q-μάθηση επιλέγει την ενέργεια a , η οποία θα εφαρμοστεί στην τωρινή κατάσταση x και αναγνωρίζει την επόμενη κατάσταση x' . Λαμβάνει την ανταμοιβή από την μετάβαση, η οποία είναι $R(x, a, x')$, και ενημερώνει την τιμή από το ζευγάρι (x, a) υποθέτοντας ότι εκτελεί την βέλτιστη πολιτική από την κατάσταση x' και μετά. Ένας πράκτορας που χρησιμοποιεί Q-μάθηση εφαρμόζει έναν αλγόριθμο εξερεύνησης/εκμετάλλευσης για να μπορέσει να υπολογίσει τη βέλτιστη πολιτική.

Η Q-μάθηση όμως μπορεί να είναι μη αποδοτική σε μεγάλους χώρους καταστάσεων-ενεργειών και δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί απευθείας σε προβλήματα όπου ο χώρος καταστάσεων-ενεργειών είναι συνεχής. Η πιο απλή λύση σε προβλήματα με συνεχή χώρο καταστάσεων ενεργειών, είναι να διακριτοποιήσουμε το χώρο. Διακριτοποιώντας τον χώρο όμως μπορεί μικρές αλλαγές στις καταστάσεις που αφορούν οριακές συνθήκες να σχετιστούν με ενέργειες που συνάγουν μεγάλες αλλαγές. Κάνοντας την διακριτοποίηση πιο λεπτομερή, μπορούμε να επιτύχουμε την ομαλοποίηση αυτών των αλλαγών αλλά με αυτό τον τρόπο αυξάνουμε τους συνδυασμούς καταστάσεων-ενεργειών. Σε προβλήματα με πολυδιάστατο χώρο καταστάσεων, ο αριθμός των συνδυασμών αυξάνεται εκθετικά. Για να ξεπεράσουμε αυτό το πρόβλημα, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε προσεγγίσεις ασαφούς λογικής σε συνδυασμό με τη Q-μάθηση. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να επιτύχουμε ομαλές αλλαγές στις ενέργειες σε ομαλές αλλαγές των καταστάσεων χωρίς την λεπτομερή διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων (Hasselt, 2012).

3.3. ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Ένα σύστημα που απαρτίζεται από ένα σύνολο πρακτόρων που μπορούν να αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον και μεταξύ τους, ονομάζεται πολυπρακτορικό σύστημα (MAS) (Sycara, 1998). Τα πολυπρακτορικά συστήματα, θεωρούνται βασικός τομέας της κατανεμημένης τεχνητής νοημοσύνης. Στη κατανεμημένη τεχνητή νοημοσύνη, πολλά υπολογιστικά συστήματα που λειτουργούν σε κοινό περιβάλλον εξυπηρετώντας διαφορετικούς σκοπούς, έρχονται συχνά σε σύγκρουση μεταξύ τους και πρέπει να βρουν έναν κοινό τρόπο να ενεργήσουν προκειμένου το καθένα να εκπληρώσει το στόχο του. Η δημιουργία ενός πολυπρακτορικού συστήματος έγκειται στην επίλυση προβλημάτων που ξεπερνούν τις δυνατότητες ενός μόνο πράκτορα. Συγκεκριμένα, στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων στα οποία η εύρεση λύσης καθίσταται δύσκολη από ένα μόνο πράκτορα και στην επίλυση προβλημάτων που από τη φύση τους, είναι κατανεμημένα. Τα κύρια χαρακτηριστικά ενός συνεργατικού πολυπρακτορικού συστήματος είναι η δυνατότητα συνεργασίας των πρακτόρων και ότι κανένας πράκτορας δεν έχει πλήρη πληροφορία. Δεν ισχύει πάντα ότι πολλοί πράκτορες είναι καλύτεροι και μπορούν να επιλύσουν πιο εύκολα ένα πρόβλημα από έναν πράκτορα. Υπάρχουν κάποιοι περιορισμοί που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη και αφορούν κυρίως την επικοινωνία των πρακτόρων και τον

τρόπο συνεργασίας τους. Τα προβλήματα επικοινωνίας έχουν να κάνουν κυρίως με το πότε οι πράκτορες προσπαθούν να επικοινωνήσουν και με το τι είδος πληροφορία ανταλλάσσουν (πέρα βέβαια των προβλημάτων ασφάλειας, εμπιστοσύνης κλπ). Τα προβλήματα συνεργασίας αφορούν τον τρόπο που θα περιγραφεί και θα διαμοιραστεί το πρόβλημα στους διάφορους πράκτορες. Τα μοντέλα διασύνδεσης που έχουν προταθεί για την επίτευξη συνεργασίας μεταξύ πρακτόρων είναι το μοντέλο μαυροπίνακα και το μοντέλο ανταλλαγής μηνυμάτων. Στα συστήματα μαυροπίνακα, έχουμε έναν κοινό χώρο όπου οι πράκτορες είτε ανταλλάσσουν αποτελέσματα είτε μοιράζονται εργασίες. Από τη στιγμή που κάτι τοποθετείται στον κοινό αυτό χώρο, είναι αυτόματα προσπελάσιμο από όλους τους πράκτορες που συμμετέχουν στο σύστημα. Στο μοντέλο ανταλλαγής μηνυμάτων, οι πράκτορες ανταλλάσσουν πληροφορία και συνεργάζονται μέσω μηνυμάτων, τα οποία αποστέλλουν ο ένας στον άλλον. Αυτά τα συστήματα προσφέρουν μεγαλύτερη ευελιξία στην ανταλλαγή πληροφοριών από ότι τα συστήματα μαυροπίνακα αλλά επιφέρουν μεγάλο κόστος όταν όλοι πρέπει να επικοινωνούν με όλους, συχνά.

3.3.1. ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ Q-ΜΑΘΗΣΗ

Όπως προαναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, ένα πολυπρακτορικό σύστημα αποτελείται από ένα σύνολο πρακτόρων που δρουν μαζί, για να επιλύσουν ένα πρόβλημα. Σε πολλά καταναμημένα προβλήματα, οι πράκτορες πρέπει να συνεργαστούν μεταξύ τους έτσι ώστε να μεγιστοποιήσουν την συνολική απομειωμένη ανταμοιβή (Shi & Liu, 2015). Ένα τέτοιο πρόβλημα μπορεί να διατυπωθεί ως επέκταση μιας MDP για έναν πράκτορα (Puterman, 1994) που περιλαμβάνει τα ακόλουθα:

- Ένα σύνολο από διακριτά χρονικά σημεία $t = t_0, t_1, t_2, t_3, \dots$
- Ένα σύνολο πρακτόρων $AG = \{AG_1, AG_2, \dots, AG_n\}$.
- Ένα σύνολο από μεταβλητές καταστάσεων X_i για κάθε πράκτορα. Η καθολική κατάσταση ορίζεται ως το εξωτερικό γινόμενο όλων των m συνόλων μεταβλητών: $X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_m$. Μια κατάσταση $x^t \in X$ περιγράφει το περιβάλλον στο χρονικό βήμα t .
- Ένα σύνολο από διακριτές ενέργειες A_i για κάθε πράκτορα i . Η ενέργεια που ο πράκτορας i επιλέγει στο χρονικό βήμα t καθορίζεται ως $a_i^t \in A_i$. Η κοινή

ενέργεια $\mathbf{a}^t \in A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ είναι ο συνδυασμός όλων των ατομικών ενεργειών των n πράκτορες.

- Μια συνάρτηση μεταβάσεων κατάστασης $T : X \times A \times X \rightarrow [0,1]$ που δίνει την πιθανότητα μετάβασης $p(\mathbf{x}^{t+1}|\mathbf{x}^t, \mathbf{a}^t)$ του περιβάλλοντος για να μεταβεί από την κατάσταση \mathbf{x}^t στην κατάσταση \mathbf{x}^{t+1} όταν η κοινή ενέργεια \mathbf{a}^t εφαρμοσθεί στη κατάσταση \mathbf{x}^t .
- Μια συνάρτηση ανταμοιβής $R_i : X \times A \rightarrow \mathbf{R}$, η οποία παρέχει στον πράκτορα i μια ατομική ανταμοιβή $r_i^t \in R_i(\mathbf{x}^t, \mathbf{a}^t)$ βασιζόμενη στην κοινή ενέργεια \mathbf{a}^t , η οποία έχει εφαρμοσθεί στην κατάσταση \mathbf{x}^t .

Λύνοντας την MDP έχει σαν αποτέλεσμα τον υπολογισμό της πολιτικής. Λαμβάνοντας υπόψη την μέθοδο της Q-μάθησης, ένα πολυπρακτορικό σύστημα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας πράκτορας με πολλαπλές καταστάσεις και με ένα διάνυσμα ενεργειών. Ο πράκτορας μπορεί να μάθει εφαρμόζοντας τον κλασσικό αλγόριθμο της Q-μάθησης (Kok & N. Vlassis, 2006). Η προσέγγιση αυτή βέβαια έχει το μειονέκτημα ότι ο χώρος καταστάσεων-ενεργειών αυξάνεται εκθετικά ως προς τον αριθμό των μεταβλητών κατάστασης και του διανύσματος ενεργειών. Για τον λόγο αυτό έχουν προταθεί διάφορες προσεγγίσεις με τις πιο διαδεδομένες να είναι οι παρακάτω:

3.3.1.1. ΣΥΝΤΟΝΙΣΜΕΝΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η πρώτη μέθοδος ονομάζεται συντονισμένη ενισχυτική μάθηση (Coordinated Reinforcement Learning – CRL). Σε πολλές περιπτώσεις, το πρόβλημα μπορεί να παραγοντοποιηθεί ορίζοντας ένα γράφημα συντονισμού (Coordination Graph – CG) μεταξύ των πρακτόρων (Guestrin, Koller & Parr, 2002). Δύο πράκτορες συσχετίζονται σε ένα τέτοιο γράφημα όταν μοιράζονται κοινές μεταβλητές κατάστασης και με αυτό τον τρόπο η ενέργεια του ενός επηρεάζει την κατάσταση του άλλου. Σχετιζόμενοι πράκτορες ονομάζονται γείτονες. Σε μια τέτοια περίπτωση, κάθε πράκτορας πρέπει να συντονίσει τις ενέργειες του μόνο με τους γείτονές του. Η ολική συνάρτηση Q, αναλύεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός των επί μέρους συναρτήσεων Q_i των γειτονικών πρακτόρων (Guestrin, Lagoudakis & Parr, 2002)

$$Q_i(x_i, a_i) \leftarrow Q_i(x_i, a_i) + g[R(x, \mathbf{a}, \mathbf{x}') + \gamma \max_{a'} Q(\mathbf{x}', \mathbf{a}') - Q(\mathbf{x}, \mathbf{a})] \quad (\text{Εξ. 3.5})$$

3.3.1.2. ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΗΣ ΑΞΙΑΣ

Η δεύτερη μέθοδος ονομάζεται συνάρτηση κατανεμημένης αξίας (Distributed Value Function – DVF). Κάθε πράκτορας διατηρεί μια τοπική συνάρτηση Q βασιζόμενη στις δικές του καταστάσεις και ενέργειες. Η συνάρτηση αυτή μπορεί να ενημερωθεί με την ενσωμάτωση των συναρτήσεων Q των γειτονικών του πρακτόρων. Για να καθοριστεί ποιοι πράκτορες είναι γείτονες, πρέπει να οριστεί από την αρχή το γράφημα με τις εξαρτήσεις των πρακτόρων. Μια συνάρτηση βάρους $f(i, j)$ προσδιορίζει το κατά πόσο η τιμή Q ενός πράκτορα j συμβάλει στην ενημέρωση της τιμή Q ενός πράκτορα i (Schneider, Wong, Moore & M. Riedmiller, 1999).

$$Q_i(x_i, a_i) \leftarrow (1 - g)Q_i(x, a_i) + g[R_i(x, \mathbf{a}, \mathbf{x}') + \gamma \sum_{j \in \{i, \text{IG}(i)\}} f(i, j) \max_{a'_j} Q_j(\mathbf{x}', a'_j)] \quad (\text{Εξ. 3.6})$$

3.3.1.3. ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η τέταρτη μέθοδος ονομάζεται ανεξάρτητη μάθηση (Independent Learners – IL) Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, κάθε πράκτορας ενεργεί αυτόνομα. Οι πράκτορες ενεργούν και μαθαίνουν τις πολιτικές τους ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους, δηλαδή ένας πράκτορας δεν γνωρίζει ούτε τις τιμές Q ούτε τις πολιτικές των άλλων. Κάθε πράκτορας αποθηκεύει και ενημερώνει τον δικό του Q πίνακα. Η ολική συνάρτηση Q καθορίζεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός όλων των τοπικών συνεισφορών (Claus & Boutilier, 1998)

$$Q_i(x, a_i) \leftarrow Q_i(x, a_i) + g[R_i(x, \mathbf{a}, \mathbf{x}') + \gamma \max_{a'_i} Q_i(\mathbf{x}', a'_i) - Q_i(\mathbf{x}', a'_i)] \quad (\text{Εξ 3.7})$$

Στην ανεξάρτητη μάθηση το περιβάλλον δεν είναι πλέον στατικό (Laurent, Matignon & Fort-Piat, 2011) και η σύγκλιση δεν θεωρείται δεδομένη καθώς οι πράκτορες βλέπουν μόνο τις δικές τους καταστάσεις και τις ενέργειες των υπολοίπων πρακτόρων τις αντιλαμβάνονται έμμεσα ως αλλαγές του περιβάλλοντος. Παρά αυτό το μειονέκτημα, η μέθοδος αυτή έχει εφαρμοστεί επιτυχώς σε πολλά προβλήματα ελέγχου (Kok & N. Vlassis, 2006). Επιπρόσθετα, πολλές τροποποιήσεις αυτής της μεθόδου, έχουν χρησιμοποιηθεί. Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούν τοπικές ανταμοιβές και/ή πληροφορίες κατάστασης, οι οποίες είναι σχετικές μόνο στον εκάστοτε πράκτορα για να μειωθεί ο χώρος καταστάσεων και να ενισχυθεί ο μηχανισμός μάθησης (Busoniu, Schutter & Babuska, 2005).

3.4. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΑΣΑΦΗ ΛΟΓΙΚΗ

Η ασαφής λογική (Fuzzy Logic) είναι μια πλειότιμη λογική, η οποία μας παρέχει ένα εννοιολογικό πλαίσιο για την έκφραση γλωσσικών όρων /εννοιών και την αναπαράσταση γνώσης σε περιβάλλον ασάφειας και αβεβαιότητας. Στην κλασσική θεωρία συνόλων ένα στοιχείο είτε ανήκει σε ένα σαφές σύνολο είτε δεν ανήκει. Στην ασαφή θεωρία συνόλων ένα στοιχείο μπορεί να συμμετέχει σε ένα σύνολο με ένα βαθμό συμμετοχής και επομένως σε πολλαπλά σύνολα με διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής. Η μη απότομη μετάβαση (βαθμιαία - ασαφής) ενός στοιχείου, από το να ανήκει σε ένα σύνολο μέχρι να μην ανήκει σε αυτό, είναι το κύριο χαρακτηριστικό των ασαφών συνόλων. Αυτό το χαρακτηριστικό προσδίδει στα ασαφή σύνολα ευελιξία στην περιγραφή λεκτικών εκφράσεων και εννοιών. Το πόσο ανήκει ένα στοιχείο x στο ασαφές σύνολο B δίνεται από τη συνάρτηση συμμετοχής, η οποία συμβολίζεται με $\mu_B(x)$. Ο όρος $\mu_B(x)$ ονομάζεται και βαθμός συμμετοχής του x στο B και παίρνει τιμές στο $[0,1]$. Σ' ένα ασαφές σύνολο του οποίου η στήριξη είναι ένα σημείο $x = a$ με $\mu_B(a) = 1$ ονομάζεται ασαφές μονοσύνολο (fuzzy singleton).

Τα ασαφή σύνολα διακρίνονται σε δύο κατηγορίες:

- Τα διακριτά ασαφή σύνολα αναπτύσσονται σε διακριτά πεδία ορισμού (υπερσύνολα αναφοράς) και περιγράφονται με ασυνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής. Έστω ένα υπερσύνολο αναφοράς $U = \{x_1, x_2 \dots x_n\}$. Ένα ασαφές σύνολο B περιγράφεται από τα ζεύγη ασαφών μονοσυνόλων

$$B = \frac{\mu_B(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_B(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_B(x_n)}{x_n}$$

Το «+» δεν είναι πρόσθεση αλλά υποδηλώνει ένωση και το «-» δεν είναι διαίρεση αλλά υποδηλώνει το ασαφές μονοσύνολο.

- Τα συνεχή ασαφή σύνολα έχουν συνεχή πεδία ορισμού και περιγράφονται από συνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής. Ένα συνεχές ασαφές σύνολο δηλώνεται ως εξής:

$$B = \int_U \frac{\mu_B(x)}{x} \quad (\text{Εξ. 3.8})$$

το σύμβολο « $\int U$ » δεν έχει την έννοια του αλγεβρικού ολοκληρώματος αλλά την έννοια της «ένωσης» των ασαφών μονοσυνόλων.

3.4.1. ΒΑΣΙΚΕΣ ΠΡΑΞΕΙΣ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ

Οι βασικές πράξεις των ασαφών συνόλων είναι τρεις: Η τομή, η ένωση και το συμπλήρωμα. Η κλασσική τομή ορίζεται με τον τελεστή “min” και εναλλακτικά μπορεί να οριστεί με πολλαπλασιασμό (*). Η τομή δύο ασαφών συνόλων B και Γ που ορίζονται στο ίδιο πεδίο ορισμού U είναι ένα τρίτο ασαφές σύνολο $\Delta = B \cap \Gamma$ και η συνάρτηση συμμετοχής του Δ ορίζεται ως:

$$\mu_{\Delta}(x) = \mu_B(x) \wedge \mu_{\Gamma}(x) \quad \forall x \in U \quad (\text{Εξ. 3.9})$$

ενώ η κλασσική ένωση ορίζεται με τον τελεστή “max” και εναλλακτικά με τον τελεστή “probabilistic or” (Zadeh, 1965). Η ένωση δύο ασαφών συνόλων B και Γ που ορίζονται στο ίδιο πεδίο ορισμού U είναι ένα τρίτο ασαφές σύνολο $\Delta = B \cup \Gamma$ και η συνάρτηση συμμετοχής του Δ ορίζεται ως:

$$\mu_{\Delta}(x) = \mu_B(x) \vee \mu_{\Gamma}(x) \quad \forall x \in U \quad (\text{Εξ. 3.10})$$

Το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου B που ορίζεται στο πεδίο ορισμού U συμβολίζεται με \bar{B} και η συνάρτηση συμμετοχής του ορίζεται ως:

$$\mu_{\bar{B}}(x) = 1 - \mu_B(x), \quad \forall x \in U \quad (\text{Εξ. 3.11})$$

3.4.2. ΚΑΡΤΕΣΙΑΝΟ ΓΙΝΟΜΕΝΟ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ

Έστω δύο ασαφή σύνολα B και Γ , τα οποία ορίζονται στα πεδία ορισμού U και V αντίστοιχα. Ο συνολικός χώρος ορισμού συμβολίζεται με $U \times V$. Το καρτεσιανό γινόμενο των B και Γ συμβολίζεται ως $B \times \Gamma$, και αντιπροσωπεύει ένα διδιάστατο ασαφές σύνολο, το οποίο ορίζεται στον χώρο $U \times V$. Η συνάρτηση συμμετοχής του $B \times \Gamma$ ορίζεται ως ακολούθως:

$$\mu_{B \times \Gamma}(x_1, x_2) = \min(\mu_B(x_1), \mu_{\Gamma}(x_2)) \quad \forall x_1 \in U, \forall x_2 \in V \quad (\text{Εξ. 3.12})$$

Ο παραπάνω ορισμός μπορεί να επεκταθεί και σε πολυδιάστατους χώρους.

3.4.3. ΑΣΑΦΕΙΣ ΚΑΝΟΝΕΣ ΚΑΙ ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Ένα από τα πλεονεκτήματα των συστημάτων ασαφούς λογικής είναι η χρησιμοποίηση ασαφών κανόνων της μορφής εάν/τότε (if/then) οι οποίοι εκφράζουν σχέσεις μεταξύ ασαφών μεταβλητών χρησιμοποιώντας γλωσσικούς όρους (Wang & Mendel, 1992). Ένα ασαφές σύστημα μπορεί να εμπεριέχει από έναν ως πολλούς

κανόνες. Ένα σύστημα ασαφούς λογικής μπορεί να έχει πολλές εισόδους και μία έξοδο. Στις περιπτώσεις που το ασαφές σύστημα έχει παραπάνω από μία εξόδους η συνήθης τεχνική που εφαρμόζεται είναι να απλοποιείται σε τόσα ασαφή συστήματα όσα είναι οι εξοδοί του.

Ένας ασαφής κανόνας αποτελείται από δύο βασικά μέρη α) το τμήμα υπόθεσης και β) το τμήμα απόδοσης ή απόφασης. Η γενική μορφή των κανόνων είναι:

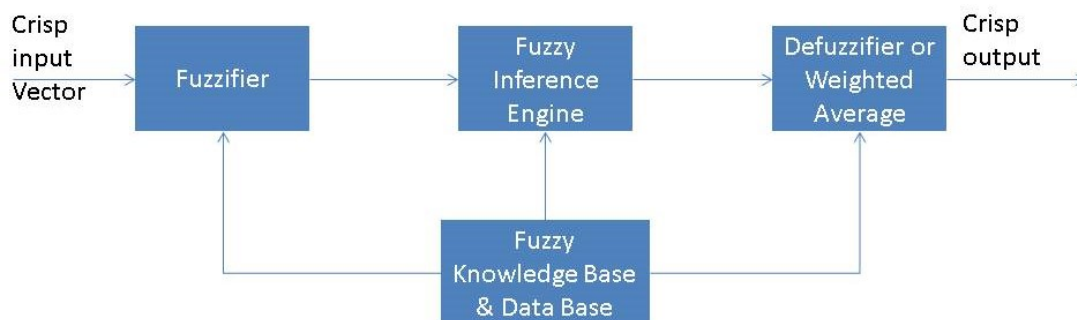
Ru: if (x_1 is D_m) and/or (x_2 is D_m)...and/or (x_m is D_m) **then** (c is E) ,

Η πρόταση «*if* (x_1 is D_m) and/or (x_2 is D_m)...and/or (x_m is D_m)» είναι το τμήμα της υπόθεσης, όπου D_i είναι ένα ασαφές σύνολο των εισόδων και $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ είναι το σαφές διάνυσμα της εισόδου. Η πρόταση «*then* (c is E)» είναι το τμήμα της απόδοσης, όπου c είναι μεταβλητή εξόδου και E ένα ασαφές σύνολο οριζόμενο από τον ειδικό (γνώστη του προβλήματος, διεργασία, συστήματος κλπ). Οι τελεστές and/or συνδυάζουν τις προϋποθέσεις των μεταβλητών εισόδων που πρέπει να ικανοποιούνται και εξάγουν τον βαθμό πυροδότησης $w_i(\mathbf{x})$ του κανόνα. Ο τελεστής and (και αντίστοιχα ο τελεστής or) αναπαρίσταται με τομή (\cap) (αντίστοιχα, ένωση (\cup)).

Ο βαθμός πυροδότησης $w_i(\mathbf{x})$ του κανόνα i εφαρμόζεται στο ασαφές σύνολο του τμήματος απόφασης του κανόνα και έχει σαν αποτέλεσμα την αλλαγή της μορφής του ασαφούς συνόλου (ασαφής συνεπαγωγή). Ο πιο συνήθεις τρόποι της ασαφούς συνεπαγωγής πραγματοποιούνται με τον τελεστή “min” και με πολλαπλασιασμό (*). Τα νέα ασαφή σύνολα που προκύπτουν από τον κάθε κανόνα συναθροίζονται σε ένα ασαφές σύνολο. Η συνάθροιση πραγματοποιείται με τον τελεστή “max” ή με τον τελεστή “probabilistic or”. Το τελικό ασαφές σύνολο ασαφοποιείται και προκύπτει μια σαφής τιμή. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι αποασαφοποίησης με τις πιο συνηθισμένες να είναι η κέντρου βάρους και ο σταθμισμένος μέσος όρος (Wang, 1997).

Η παραπάνω διαδικασία μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα διάγραμμα βαθμίδων που απαρτίζεται από τέσσερις βαθμίδες και αποτελεί ταυτόχρονα και το διάγραμμα βαθμίδων ενός συστήματος ασαφούς λογικής (Εικόνα 3-3). Η πρώτη βαθμίδα είναι ο ασαφοποιητής ο οποίος μετατρέπει τις σαφείς τιμές του διανύσματος εισόδου σε ασαφείς τιμές. Η δεύτερη βαθμίδα αποτελεί την βάση γνώσης η οποία εμπεριέχει τις συναρτήσεις συμμετοχής και αποθηκεύει τους κανόνες. Η Τρίτη βαθμίδα είναι η

μηχανή ασαφούς συμπεράσματος η οποία συνδυάζει τους ασαφείς κανόνες που υπάρχουν στη βάση γνώσης ώστε να γίνει η απεικόνιση του ασαφούς συνόλου από το πολυδιάστατο χώρο των πολλών εισόδων σε ένα ασαφές σύνολο στο μονοδιάστατο χώρο της μιας εξόδου και η τέταρτη βαθμίδα είναι η βαθμίδα του αποασαφοποιητή / σταθμισμένου μέσου όρου το οποίο υπολογίζει την σαφή τιμή της εξόδου από τους πυροδοτούμενους κανόνες (σταθμισμένος μέσος όρος) ή από το ολικό ασαφές σύνολο το οποίο προέκυψε από την μηχανή ασαφούς συμπεράσματος.



Εικόνα 3-3 Σύστημα ασαφούς λογικής

Η συνολική έξοδος του συστήματος ασαφούς λογικής μπορεί να υπολογιστεί απευθείας από το μοντέλο Wang-Mendel (Wang & Mendel, 1992). Σε αυτό το μοντέλο ο τελεστής “and” και η ασαφής συνεπαγωγή πραγματοποιούνται με πολλαπλασιασμό και η μέθοδος της αποασαφοποίησης πραγματοποιείται με τον σταθμισμένο μέσο όρο (Wang, & Mendel, 1992):

$$a(x) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i(x) a_i}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \quad (\text{Εξ. 3.13})$$

όπου a_i είναι ένα σαφές σημείο του ασαφούς συνόλου στο τμήμα απόδοσης του κανόνα i . Συγκεκριμένα το a_i μπορεί να είναι ένα ασαφές μονοσύνολο στο απλοποιημένο μοντέλο των Takagi-Sugeno-Kang (TSK) ή το κέντρο της βάσης ενός ασαφούς συνόλου στο μοντέλο Wang & Mendel.

3.5. ΑΣΑΦΗΣ Q-ΜΑΘΗΣΗ

Όπως έχει ήδη προαναφερθεί η Q-μάθηση είναι μια μέθοδος που δεν είναι άμεσα εφαρμόσιμη σε μεγάλους χώρους καταστάσεων-ενεργειών και δεν μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα σε συνεχή χώρο καταστάσεων. Τα προβλήματα αυτά μπορούν να επιλυθούν με την χρησιμοποίηση μεθόδων γενίκευσης της Q-μάθησης όπως είναι η απλή διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων (Santamaria, Sutton & Ram,

1997) ή η χρησιμοποίηση μη γραμμικών προσεγγίσεων όπως είναι τα νευρωνικά δίκτυα. (Bishop, 1995). Η πρώτη μέθοδος υστερεί στο ότι με την διακριτοποίηση μπορεί να χαθεί πολύτιμη πληροφορία σχετικά με τον χώρο ενώ η δεύτερη μέθοδος δεν μπορεί να διασφαλίσει σύγκλιση του αλγόριθμου. Η χρησιμοποίηση συστημάτων ασαφούς λογικής μπορούν να λύσουν αυτά τα προβλήματα. Μπορούν να επιτύχουν καλές προσεγγίσεις (Castro, 1995) στην αποθήκευση των Q τιμών (Glorennec & L. Jouffe, 1997) με την προϋπόθεση ότι γνωρίζουμε από πριν πως πρέπει να διαμοιραστούν τα ασαφή σύνολα στον χώρο. Ο συνδυασμός των συστημάτων ασαφούς λογικής με τη Q-μάθηση ονομάζεται ασαφής Q-μάθηση. Στην ασαφή Q-μάθηση, x είναι το σαφές σύνολο των εισόδων το οποίο προσδιορίζει την κατάσταση του πράκτορα. Το σαφές σύνολο μετατρέπεται σε ασαφείς γλωσσικές τιμές και κάθε ασαφής κανόνας αντιστοιχεί σε μία κατάσταση. Δηλαδή ο βαθμός ενεργοποίησης του κάθε κανόνα καθορίζει το βαθμό κατά τον οποίο ένας πράκτορας βρίσκεται σε μια κατάσταση. Έτσι, ο πράκτορας μπορεί να βρίσκεται σε πολλές καταστάσεις ταυτόχρονα με διαφορετικό βαθμό συμμετοχής. Επίσης, οι κανόνες δεν έχουν προκαθορισμένα τμήματα απόδοσης που σημαίνει ότι δεν υπάρχουν προκαθορισμένα ζευγάρια καταστάσεων-ενεργειών αλλά αυτά τα ζευγάρια προκύπτουν μέσα από τον αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης. Για κάθε κατάσταση που βρίσκεται ο πράκτορας υπάρχουν υποψήφιες ενέργειες όπου αποδίδονται ως υποψήφια τμήματα απόδοσης του κανόνα. Κατά τη διάρκεια της εξερεύνησης δοκιμάζεται μια ενέργεια με αντίστοιχη βαρύτητα του βαθμού ενεργοποίησης του κανόνα. Η συνολική ενέργεια του πράκτορα προκύπτει από τον συνδυασμό των επιμέρους ενεργειών με τις αντίστοιχες βαρύτητες (η διαδικασία αυτή περιγράφεται λεπτομερώς παρακάτω). Η συνολική ανταμοιβή που επιστρέφει στον πράκτορα μοιράζεται στα επιμέρους ζευγάρια καταστάσεων-ενεργειών με τις αντίστοιχες βαρύτητες και ανανεώνεται ο πίνακας Q. Ύστερα από αρκετή εξερεύνηση μεταξύ καταστάσεων ενεργειών οι τιμές του πίνακα Q αρχίζουν να συγκλίνουν και να ξεχωρίζει για κάθε κατάσταση η ενέργεια με την μεγαλύτερη τιμή (η βέλτιστη ενέργεια). Έτσι το σύστημα ασαφούς λογικής έχει υποψήφιες ενέργειες για κάθε κανόνα και οι κανόνες είναι της μορφής:

if x *is* S_i **then** $a[i, 1]$ *with* $q[i, 1]$
 or $a[i, j]$ *with* $q[i, j]$
 \vdots
 or $a[i, k]$ *with* $q[i, k]$

όπου $a[i, k]$ είναι η k -ιοστή πιθανή ενέργεια στον κανόνα i και $q[i, k]$ είναι η αντίστοιχη τιμή q . Η κατάσταση S_i καθορίζεται από $(x_1 \text{ is } S_{i,1} \text{ and } x_2 \text{ is } S_{i,2} \dots \text{ and } x_n \text{ is } S_{i,n})$, όπου $S_{i,j}_{j=1}^n$ είναι ασαφή σύνολα. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος της ασαφούς Q-μάθησης παρουσιάζεται παρακάτω.

Παρατήρηση της κατάστασης x

Εκτέλεση μια ενέργειας a_i για κάθε κανόνα i σύμφωνα με τον αλγόριθμο εξερεύνησης/εκμετάλλευσης

Υπολογισμός την συνολικής εξόδου $a(x)$ σύμφωνα με την εξίσωση 4.7

Υπολογισμός της αντίστοιχης τιμής $Q(x, a)$ σύμφωνα με την εξίσωση 4,8

Συλλογή πληροφοριών της νέας κατάστασης

Υπολογισμός ανταμοιβής $R(x, a, x')$

Ενημέρωση των q -τιμών σύμφωνα με την εξίσωση 4.9

Εικόνα 3-4 Αλγόριθμος fuzzy Q-learning

1. Παρατήρηση της κατάστασης x
2. Για κάθε κανόνα που ενεργοποιείται επιλέγεται μια ενέργεια σύμφωνα με τον αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης.
3. Υπολογισμός της συνολικής εξόδου $a(x)$ και υπολογισμός της αντίστοιχης τιμής $Q(x, a)$

$$a(x) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i(x) a_i}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \quad (\text{Εξ. 3.14})$$

$$Q(x, a) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i(x) q[i, i^\dagger]}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \quad (\text{Εξ. 3.15})$$

όπου a_i είναι το επακόλουθο του κανόνα i και αντιστοιχεί στην επιλεγμένη ενέργεια του κανόνα i , $q[i, i^\dagger]$ είναι η αντίστοιχη q -τιμή του πυροδοτούμενου κανόνα i για την επιλογή της ενέργειας i^\dagger .

4. Εφαρμογή της ενέργειας $a(x)$ και παρατήρηση της καινούριας κατάσταση x' .
5. Υπολογισμός της ανταμοιβής $R(x, a, x')$.
6. Ενημέρωση των τιμών q σύμφωνα με τον τύπο:

$$\Delta q[i, i^\dagger] = g \Delta Q \frac{w_i(x)}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \quad (\text{Εξ. 3.16})$$

όπου $\Delta Q = R(x, a, x') + \gamma V(x', a^*) - Q(x, a)$, $V(x', a^*) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i(x') q[i, i^*]}{\sum_{i=1}^N w_i(x')}$ και

$q[i, i^*]$ είναι η τιμή q για την επιλογή της ενέργειας i^* η οποία έχει την μέγιστη τιμή Q για τον πυροδοτούμενο κανόνα i .

4. ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΕΣ ΠΗΓΕΣ ΚΑΙ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΜΕΓΙΣΤΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΙΣΧΥΟΣ

4.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια, η παγκόσμια ζήτηση ενέργειας αυξάνεται διαρκώς και σε συνδυασμό με την υπερθέρμανση και τη ρύπανση του πλανήτη, έχει οδηγήσει πολλούς ερευνητές να μελετήσουν εναλλακτικούς τρόπους παραγωγής ενέργειας. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας προσφέρουν το πλεονέκτημα ότι παράγουν ενέργεια χωρίς εκπομπές αερίων που προκαλούν το φαινόμενο του θερμοκηπίου και κατ' επέκταση την περιβαλλοντική ρύπανση (Guenounou, Dahhou & Chabour, 2014). Τα φωτοβολταϊκά συστήματα αποτελούν μια εναλλακτική λύση στην παραγωγή ενέργειας, που χαρακτηρίζεται από υψηλή αξιοπιστία και χαμηλό κόστος, ειδικά σε περιοχές με αρκετές ώρες ηλιοφάνειας (Kofinas, Dounis, Papadakis & Assimakopoulos, 2015). Τις τελευταίες δεκαετίες, πολλές φωτοβολταϊκές εφαρμογές έχουν αναπτυχθεί σε ολόκληρο τον κόσμο, όπως ηλιακά πάρκα που συνδέονται με το ηλεκτρικό δίκτυο, κτίρια αυτόνομα ή διασυνδεδεμένα με το δίκτυο, ηλιακά μικροδίκτυα, ηλιακά μικροσυστήματα κλπ. (Leo, Milton & Sibi, 2014; Bzura, 2014; Hassan, Ang & Yunus, 2013). Για να είναι αυτές οι εφαρμογές αποδοτικές κρίνεται αναγκαία, η εξαγωγή της μεγαλύτερης δυνατής ισχύος από τις φωτοβολταϊκές πηγές. Δηλαδή το σημείο λειτουργίας των φωτοβολταϊκών πηγών να συμπίπτει με το σημείο λειτουργίας της μέγιστης ισχύος. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται ανίχνευση του μέγιστου σημείου ισχύος (Maximum Power Point Tracking – MPPT). Σε αυτό το κεφάλαιο, προτείνονται δύο λύσεις για το πρόβλημα του MPPT. Στην πρώτη λύση, προτείνεται μεθοδολογία που χρησιμοποιεί έναν και μόνο νευρώνα για την επίτευξη MPPT (DNC-MPPT). Ο ελεγχόμενος νευρώνας συνδυάζει online μάθηση βασισμένη στη μέθοδο της κατάβασης δυναμικού και offline μάθηση βασισμένη στο μεθευρετικό αλγόριθμο BB-BC, δημιουργώντας απευθείας παλμούς που ελέγχουν τον μετατροπέα. Η συνεισφορά της συγκεκριμένης λύσης έγκειται στην απλή δομή του ελεγκτή που αποτελείται από μόνο έναν νευρώνα, στον μικρό αριθμό παραμέτρων που χρήζουν βελτιστοποίησης και στην απευθείας εφαρμογή παλμών στον μετατροπέα χωρίς την χρήση γεννήτριας PWM. Επίσης, για τα προβλήματα που εισάγουν οι συνθήκες μερικής σκίασης, προτείνεται η χρησιμοποίηση του DNC-

MPPT με τη κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων, όπου η μέγιστη ισχύς εξάγεται από το κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο ξεχωριστά και εφαρμόζεται μέσω των μετατροπέων συνολικά στο φορτίο.

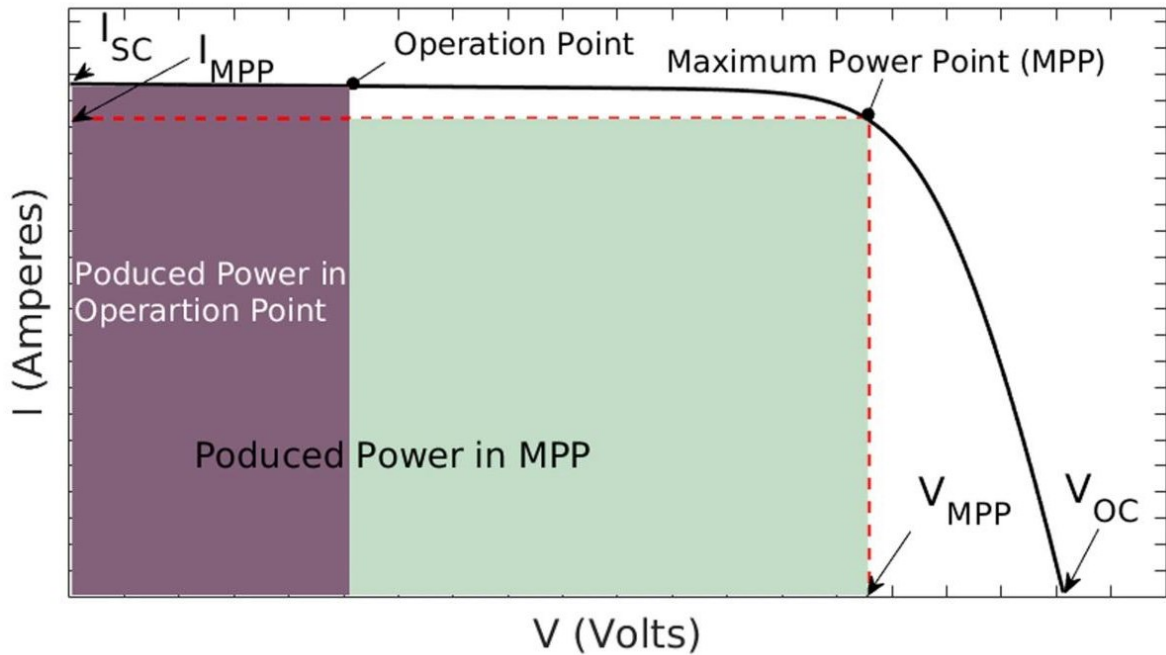
Η δεύτερη λύση προτείνει έναν φωτοβολταϊκό καθολικό ανιχνευτή μέγιστης ισχύος, ο οποίος βασίζεται στην ενισχυτική μάθηση (RL-MPPT) και χρειάζεται μόνο δύο παραμέτρους για να λειτουργήσει: το ρεύμα βραχυκυκλώσεως και την τάση ανοιχτοκυκλώσεως της πηγής στις STC. Η συνεισφορά του προτεινόμενου ελεγκτή συνίσταται στη χρησιμοποίηση μεταβλητών κατάστασης, οι οποίες επιτρέπουν την αναγνώριση του MPP, στη χρησιμοποίηση των μεταβολών του duty cycle του μετατροπέα ως ενέργεια εξαλείφοντας με αυτό τον τρόπο τις ταλαντώσεις γύρω από το MPP και στην ανάγκη γνώσης μόνο των δύο αναφερθέντων παραμέτρων, οι οποίες είναι γνωστές και αφορούν τα χαρακτηριστικά της πηγής.

Η υπόλοιπη δομή του κεφαλαίου διαρθρώνεται σε τέσσερα κυρίως μέρη. Στο πρώτο μέρος, παρουσιάζεται το πρόβλημα ελέγχου του MPPT σε καθολικές περιβαλλοντικές συνθήκες λειτουργίας αλλά και σε συνθήκες μερικής σκίασης. Στο δεύτερο μέρος, αναλύεται η μεθοδολογία του DNC-MPPT περιγράφοντας τον αλγόριθμο online μάθησης και τον αλγόριθμο offline μάθησης. Ακόμα, αναλύεται η προσέγγιση του DNC-MPPT για το πρόβλημα του MPPT σε συνθήκες μερικής σκίασης και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων σε μεταβαλλόμενες περιβαλλοντικές συνθήκες και σε συνθήκες μερικής σκίασης. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με την τυπική μέθοδο P&O. Στο τρίτο μέρος, παρουσιάζεται η μεθοδολογία του RL-MPPT. Ορίζεται ο χώρος των καταστάσεων-ενεργειών, η συνάρτηση ανταμοιβής και αναπτύσσεται ο αλγόριθμος της ενισχυτικής μάθησης. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας για ένα πλήθος προσομοιώσεων με διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας και τελικά, ο RL-MPPT συγκρίνεται με την μέθοδο P&O. Στο τέταρτο μέρος, παρατίθενται τα συμπεράσματα.

4.2. ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΕΛΕΓΧΟΥ ΤΗΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΤΟΥ ΜΕΓΙΣΤΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΙΣΧΥΟΣ, ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ

4.2.1. ΚΑΘΟΛΙΚΕΣ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ

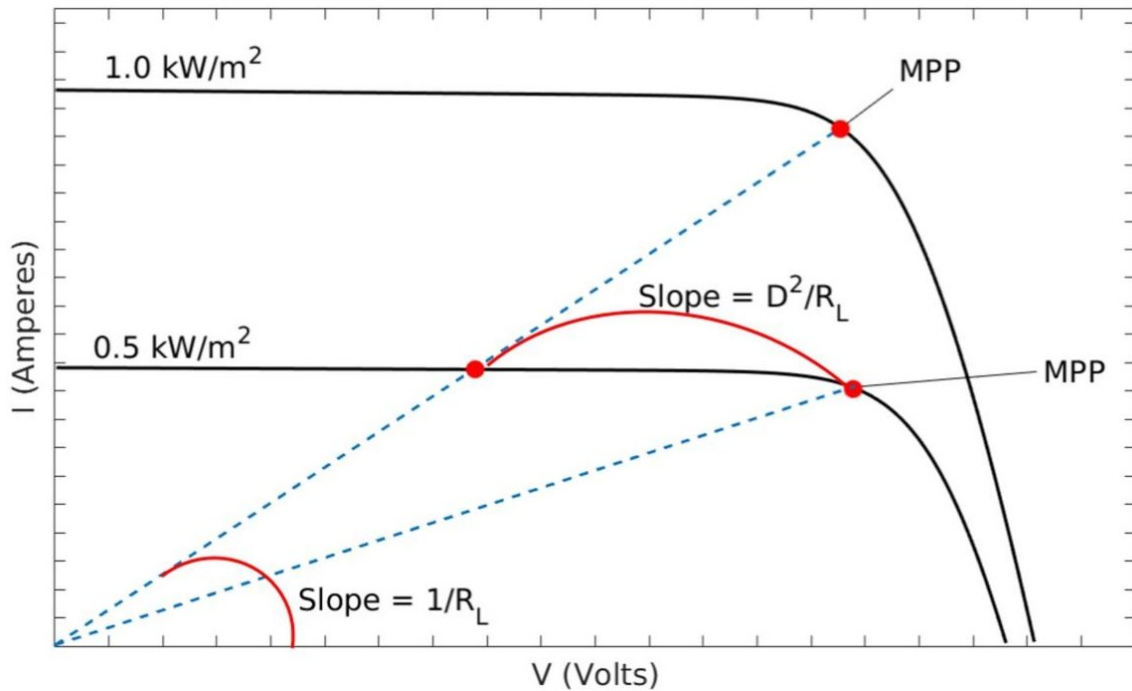
Το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής προσδιορίζεται από το παραγόμενο ρεύμα I_{pv} και την τάση V_{pv} σε κάθε χρονική στιγμή. Αυτό σχηματίζει την καμπύλη ρεύματος-τάσης (I-V) για σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες. Μια τυπική καμπύλη I-V μιας φωτοβολταϊκής πηγής απεικονίζεται στην εικόνα 4-1. Το MPP είναι ένα μοναδικό σημείο πάνω σε αυτή την καμπύλη με συντεταγμένες (V_{MPP}, I_{MPP}) , όπου η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή μεγιστοποιείται. Όταν ένα φορτίο συνδέεται σε μια φωτοβολταϊκή πηγή, το σημείο λειτουργίας και η παραγόμενη ισχύς καθορίζονται από την αντίσταση του ηλεκτρικού φορτίου. Για παράδειγμα, εάν η τιμή της αντίστασης ενός ηλεκτρικού φορτίου ισούται με $R_{LMPP} = \frac{V_{MPP}}{I_{MPP}}$, τότε το σημείο λειτουργίας θα συμπίπτει με το MPP και δεν υπάρχει ανάγκη για την ανίχνευση του. Όταν συνδέεται ένα διαφορετικό φορτίο, τότε το σημείο λειτουργίας θα διαφέρει από το MPP. Στην περίπτωση αυτή, η φωτοβολταϊκή πηγή δεν παράγει τη μέγιστη εφικτή ισχύ και το νέο MPP θα πρέπει να ανιχνευθεί.



Εικόνα 4-1 Τυπική καμπύλη ρεύματος τάση (I/V) για σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες

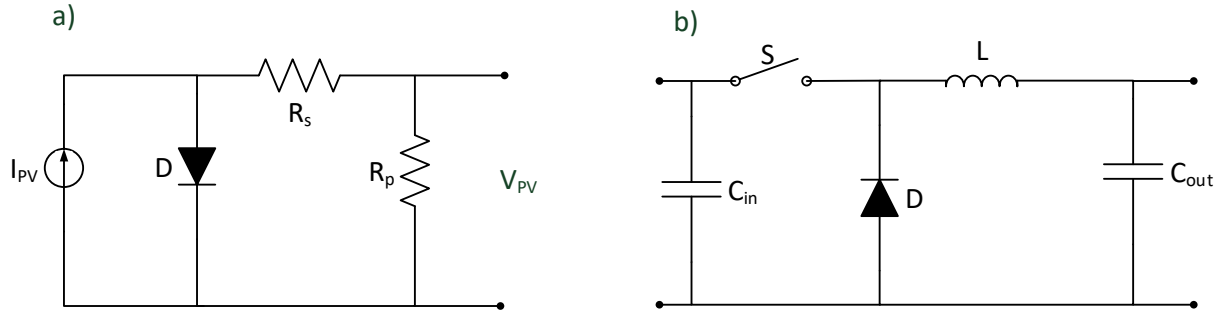
Η ανίχνευση του MPP είναι μια κρίσιμη εργασία στη λειτουργία των φωτοβολταϊκών πηγών, καθώς στην πλειονότητα των φωτοβολταϊκών εφαρμογών η τιμή της αντίστασης του φορτίου είναι διαφορετική από την τιμή της αντίστασης που αντιστοιχεί στο MPP υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες. Επιπλέον, στις περισσότερες εφαρμογές το ηλεκτρικό φορτίο δεν είναι στατικό αλλά δυναμικό. Στις περιπτώσεις που έχει εφαρμοστεί MPPT, το σημείο λειτουργίας συμπίπτει με αυτό του MPP, τότε αν μία αλλαγή συμβεί στο φορτίο θα μετακινήσει το σημείο λειτουργίας μακριά από το MPP (για σταθερές περιβαλλοντικές συνθήκες). Στις περιπτώσεις που η απαιτούμενη ισχύς αυξηθεί, το σημείο λειτουργίας μετακινείται προς τα αριστερά του MPP, ενώ αν η ισχύς μειωθεί το σημείο λειτουργίας θα μετακινηθεί στα δεξιά του MPP. Επομένως, το MPP πρέπει να παρακολουθείται συνεχώς (με μεταβαλλόμενες περιβαλλοντικές συνθήκες). Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την αλλαγή της καμπύλης ρεύματος-τάσης I-V της πηγής ανάλογα με τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Η εικόνα 4-2 παρουσιάζει τις καμπύλες I-V όταν η ηλιακή ακτινοβολία είναι 1000W/m^2 και 500W/m^2 . Η κλίση της γραμμής φορτίου ορίζεται από την τιμή της αντίστασης του φορτίου και είναι ίση με $Slope = \frac{1}{R_L}$. Το σημείο λειτουργίας για κάθε καμπύλη I-V είναι το σημείο που η γραμμή φορτίου τέμνει την κάθε καμπύλη. Η γραμμή φορτίου αντιπροσωπεύει τη σχέση μεταξύ του

ρεύματος και της τάσης ενός ωμικού φορτίου. Είναι προφανές ότι η τιμή της αντίστασης που αντιστοιχεί στο MPP σε ακτινοβολία $1000\text{W}/\text{m}^2$ δεν ταιριάζει με αυτή του MPP στα $500\text{W}/\text{m}^2$. Η κλίση της ευθείας του φορτίου πρέπει να αλλάξει προκειμένου να μετακινηθεί το σημείο λειτουργίας στο μέγιστο σημείο ισχύος. Αυτό επιτυγχάνεται συνδέοντας έναν μετατροπέα συνεχούς τάσης (DC/DC converter) μεταξύ της φωτοβολταϊκής πηγής και του φορτίου. Ο τρόπος με τον οποίο ο μετατροπέας μετακινεί το σημείο λειτουργίας περιγράφεται παρακάτω.



Εικόνα 4-2 Τυπικές καμπύλες I-V για διαφορετική ηλιακή ακτινοβολία και ευθείες φορτίου για διαφορετικό κύκλο λειτουργίας

Το κύκλωμα ισχύος αποτελείται από την φωτοβολταϊκή πηγή, τον DC/DC μετατροπέα και το ωμικό φορτίο. Το ισοδύναμο ηλεκτρικό κύκλωμα μιας φωτοβολταϊκής πηγής παρουσιάζεται στην εικόνα 4-3α όπου I_{PV} είναι το ρεύμα που παράγεται από την πηγή και V_{PV} είναι η τάση εξόδου στο ισοδύναμο κύκλωμα. Το κύκλωμα του μετατροπέα παρουσιάζεται στην εικόνα 4-3β.



Εικόνα 4-3 α) Ισοδύναμο κύκλωμα ισχύος φωτοβολταϊκής πηγής , β) Κύκλωμα Buck μετατροπέα

Ο μετατροπέας είναι τύπου buck (υποβιβασμού τάσης) και μετακινεί το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής μεταβάλλοντας την κλίση της γραμμής του ωμικού φορτίου σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση:

$$S = \frac{D^2}{R_L} \quad (\text{Εξ.4.1})$$

Όπου D είναι το duty cycle του μετατροπέα. Ο buck μετατροπέας έχει τη δυνατότητα να μετακινεί το σημείο λειτουργίας προς το μέγιστο σημείο ισχύος μόνο όταν αυτό βρίσκεται στα αριστερά του μεγίστου σημείου στην καμπύλη I-V. Έτσι, ένας buck μετατροπέας μπορεί να επιτύχει MPPT για ηλεκτρικά φορτία που καταναλώνουν μεγάλη ποσότητα ισχύος, δηλαδή για φορτία που έχουν τιμές αντίστασης χαμηλότερες από εκείνες που αντιστοιχούν στο μέγιστο σημείο ισχύος για οποιοσδήποτε περιβαλλοντικές συνθήκες (εικόνα 4-2). Προκειμένου να βελτιστοποιηθεί η απόδοση των φωτοβολταϊκών πηγών έχουν προταθεί πολλές τεχνικές ανίχνευσης του μεγίστου σημείου ισχύος (Maximum Power Point Tracking-MPPT). Αυτές χωρίζονται κυρίως σε δύο κατηγορίες, στις έμμεσες και στις άμεσες μεθόδους.

Οι έμμεσες μέθοδοι βασίζονται κυρίως σε προκαθορισμένα δεδομένα που αφορούν τις καμπύλες ισχύος-τάσης (P-V) υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες ή βασίζονται σε μαθηματικές συναρτήσεις που έχουν προκύψει με πειράματα που διεξάγονται για κάθε φωτοβολταϊκή πηγή. Στην πρώτη κατηγορία οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι είναι της τάσης ανοικτού κυκλώματος και του ρεύματος βραχυκυκλώσεως όπου σε αυτές τις μεθόδους οι υπολογισμοί του μεγίστου σημείου ισχύος βασίζονται στις τιμές αυτών των δύο μεγεθών (Faranda, Faranda & Leva, 2008). Στη δεύτερη κατηγορία η μετρούμενη τάση και το μετρούμενο ρεύμα συγκρίνονται με τις αντίστοιχες αποθηκευμένες τιμές του μεγίστου σημείου ισχύος που έχουν ληφθεί υπό συγκεκριμένες περιβαλλοντικές συνθήκες (Bhatnagar &

Nema, 2013) και χρησιμοποιούν μεθόδους προσαρμογής καμπύλης, μοντελοποιώντας τα χαρακτηριστικά της φωτοβολταϊκής πηγής με αριθμητικές προσεγγίσεις (Tsang & Chan, 2013; Kumar & Panchal, 2014; Garrigós, Blanes, Carrasco & Ejea, 2007; Salas, Ollás, Barrado & Lázaro, 2006). Το πλεονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι η απλή δομή τους, αλλά το μειονέκτημα τους είναι ότι δεν μπορούν να προσαρμοστούν εύκολα σε εξωτερικές αλλαγές της φωτοβολταϊκής πηγής (π.χ. γήρανση της πηγής ή αλλαγές που αφορούν την εγκατεστημένη ισχύ) καθώς η λειτουργία τους βασίζεται κάθε φορά σε εκτιμήσεις για μια συγκεκριμένη πηγή.

Από την άλλη πλευρά, οι άμεσες μέθοδοι βασίζονται σε απευθείας μετρήσεις του ρεύματος και της τάσης και έχουν το πλεονέκτημα ότι είναι ανεξάρτητες από οποιαδήποτε προγενέστερη γνώση σχετικά με τη φωτοβολταϊκή πηγή. Δημοφιλείς μέθοδοι σε αυτή την κατηγορία είναι οι μέθοδοι διαταραχής και παρατήρησης (Perturb & Observe-P&O) (Tafticht, Agbossou, Doumbia & Chériti, 2008; Koutroulis & Kalaitzakis, 2001; Houssamo, Locment & Sechilariu, 2010) οι μέθοδοι αυξητικής αγωγιμότητας (Incremental Conductance-IC) (Houssamo, Locment & Sechilariu, 2010; Liu, Duan, Liu, Liu & Kang, 2008) οι μέθοδοι ασαφούς λογικής (Dounis, Kofinas, Alafodimos & Tseles, 2013; Saravanan & Babu, 2016; Patcharaprakiti, Premrudeepreechacharn & Sriuthaisiriwong, 2005) καθώς και οι μέθοδοι νευρωνικών δικτύων (Dounis, Kofinas, Papadakis and Alafodimos, 2015; Bahgat, Helwa, Ahmad, & Shenawy, 2005; Rizzo & Scelba, 2015).

Οι μέθοδοι P&O και IC προσφέρουν το πλεονέκτημα της χαμηλής πολυπλοκότητας κατά την εφαρμογή τους. Ωστόσο, η πρώτη κατηγορία πάσχει από ταλαντώσεις του σημείου λειτουργίας γύρω από το μέγιστο σημείο ισχύος (Maximum Power Point-MPP), ενώ η δεύτερη μπορεί να παρουσιάσει ευαισθησία σε ξαφνικές αλλαγές των περιβαλλοντικών συνθηκών, προκαλώντας μεγάλες διακυμάνσεις ισχύος (Koutroulis & Kalaitzakis, 2001; Liu, Duan, Liu, Liu & Kang, 2008). Από την άλλη πλευρά, οι μέθοδοι MPPT με χρήση ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων είναι εύρωστες και εξαλείφουν τις ταλαντώσεις γύρω από το μέγιστο σημείο ισχύος. Παρακολουθούν επίσης το μέγιστο σημείο ισχύος ταχύτερα και αποδίδουν καλύτερα στις ξαφνικές περιβαλλοντικές αλλαγές συγκριτικά με τις συμβατικές τεχνικές. Παρόλα αυτά η αξιοπιστία αυτών των μεθόδων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό στην εξειδικευμένη γνώση του ειδικού που διεξάγει τη μελέτη και στο κατά πόσο μπορεί να ορίσει σωστά παραμέτρους (συναρτήσεις συμμετοχής, συντελεστές κλίμακας κ.λ.π). Τα

προαναφερθέντα προβλήματα σχεδιασμού αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά εισάγοντας τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης (Mellit & Kalogirou, 2014; Dounis, Kofinas, Papadakis & Alafodimos, 2015; Dounis, Kofinas, Alafodimos & Tseles, 2013; Ishaque, Salam, Amjad & Mekhilef, 2012; Dounis, Stavrinidis, Kofinas & Tseles, 2015). Αυτές οι τεχνικές είτε χρησιμοποιούν offline αλγόριθμους βελτιστοποίησης που ενισχύουν την απόδοση αλλά μπορούν να εφαρμοστούν σε συγκεκριμένα προβλήματα (Saravanan & Babu, 2016) ή/και online προσαρμοζόμενους αλγόριθμους που αυξάνουν την απόδοση αλλά συνάμα αυξάνουν και την πολυπλοκότητα απαιτώντας περισσότερους υπολογιστικούς πόρους (Guenounou, Dahhou & Chabour, 2014; Arulmurugan & Suthanthiravanitha, 2014). Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας που χρησιμοποιεί ένα άμεσο νευρωνικό σχήμα ελέγχου για MPPT. Ο DNC-MPPT αποτελείται από έναν προσαρμοστικό νευρώνα με ένα υβριδικό μηχανισμό μάθησης συνδυάζοντας online μάθηση βασισμένη στη μέθοδο της καθόδου δυναμικού και offline μάθηση βασισμένη στον εξελικτικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης Big Bang-Big Crunch (BB-BC) (Erol & Eksin, 2006). Οι παράμετροι που βελτιστοποιούνται είναι οι αρχικές τιμές των βαρών του νευρώνα και η αρχική τιμή της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Η χρήση της σιγμοειδούς συνάρτησης προτιμάται για συνάρτηση ενεργοποίησης σε περιπτώσεις που χρησιμοποιούνται τεχνικές μάθησης που εμπεριέχουν παραγώγους, η προτίμηση αυτή έγκειται στο ότι είναι παραγωγίσιμη αντίθετα από άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης που δεν είναι, όπως η βηματική. Η συνεισφορά τη συγκεκριμένης λύσεις έγκειται:

- Στην απλή δομή του ελεγκτή. Παρόλο που χρησιμοποιείται συνδυασμός τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης ο ελεγκτής αποτελείται από μόνο έναν νευρώνα.
- Οι παράμετροι που χρήζουν βελτιστοποίησης είναι μόνο τέσσερεις, οι αρχικές τιμές των τριών βαρών του νευρώνα και η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησής του.
- Εφαρμόζει απευθείας παλμούς στον μετατροπέα χωρίς την χρήση γεννήτριας εύρους παλμών που χρησιμοποιούν οι άλλες μέθοδοι.

Επίσης σε αυτό το κεφάλαιο προτείνεται και μία δεύτερη διαφορετική προσέγγιση MPPT όπου αναπτύσσεται ένας πράκτορας ενισχυτικής μάθησης για έλεγχο υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες και φορτία. Συγκεκριμένα, προτείνεται μια

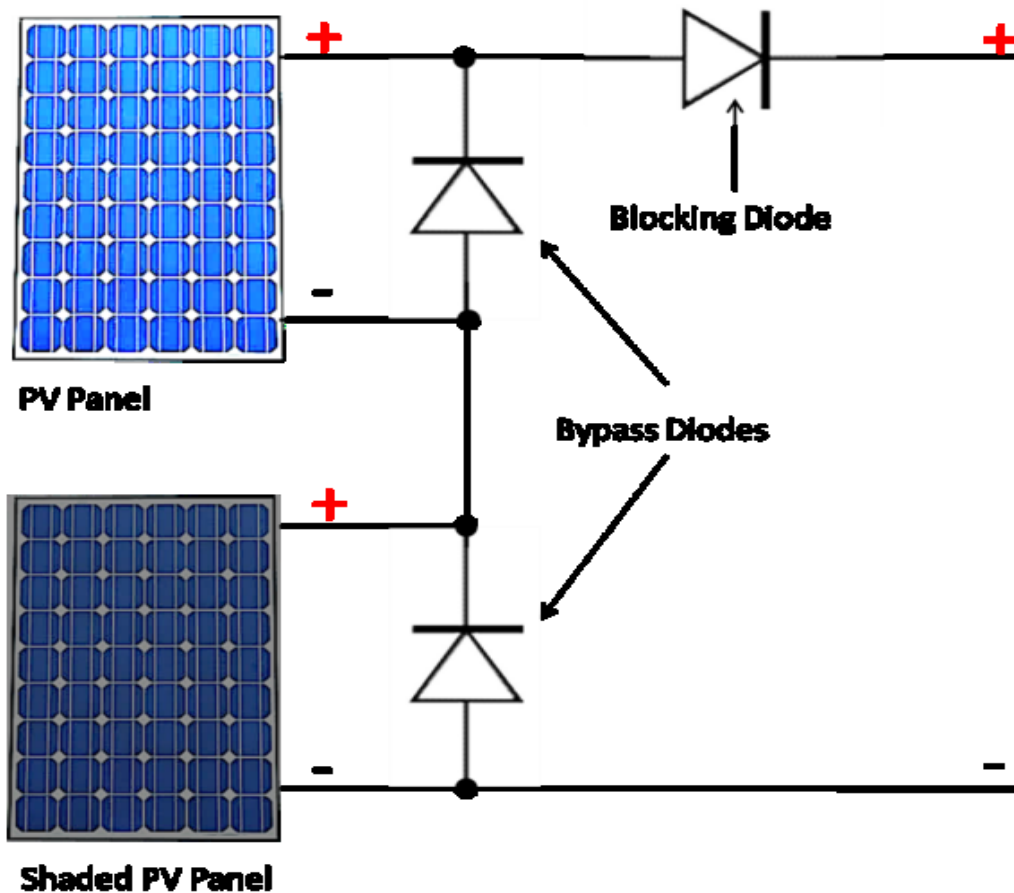
γενική μέθοδος ελέγχου MPPT, που βασίζεται στο ρεύμα βραχυκυκλώματος (I_{scr}) και στην τάση ανοικτού κυκλώματος V_{ocr} , στις STC. Αυτές οι παράμετροι μπορούν να υπολογιστούν κατά προσέγγιση λαμβάνοντας υπόψη το φύλλο δεδομένων του φωτοβολταϊκού στοιχείου και την ηλεκτρική συνδεσμολογία των φωτοβολταϊκών στοιχείων που απαρτίζουν την φωτοβολταϊκή πηγή. Στη διεθνή βιβλιογραφία, προκειμένου να ξεπεραστούν τα ζητήματα που εισάγουν οι προαναφερόμενες τεχνικές (ασαφούς λογικής, υπολογιστικής νοημοσύνης, συμβατικές κ.λ.π.), έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές ενισχυτικής μάθησης για να επιλύσουν το πρόβλημα βέλτιστης προσέγγισης του MPPT. Έχει προταθεί μοντέλο Q-μάθησης για την επίτευξη του MPPT σε ένα σύστημα μετατροπής αιολικής ενέργειας με μεταβλητή ταχύτητα (Wei, Zhang, Qiao & Qu, 2015). Επίσης, έχει προταθεί μοντέλο ενισχυτικής μάθησης για την επίλυση του προβλήματος ελέγχου ανίχνευσης του μέγιστου σημείου ισχύος στα φωτοβολταϊκά συστήματα (Youssef, Telbany & Zekry, 2016). Συγκεκριμένα, η προτεινόμενη προσέγγιση ενισχυτικής μάθησης βασίζεται σε τέσσερις καταστάσεις, οι οποίες ορίζονται σύμφωνα με την πλευρά και την κατεύθυνση της κίνησης του σημείου λειτουργίας. Προτείνονται τέσσερις δράσεις: δύο θετικές και δύο αρνητικές αλλαγές (μικρή και μεγάλη αλλαγή) του κύκλου λειτουργίας (duty cycle) της φωτοβολταϊκής πηγής. Η ανταμοιβή δομείται έτσι ώστε να είναι θετική όταν η ισχύς αυξάνεται και αρνητική όταν αυτή μειώνεται. Στη βιβλιογραφία υπάρχει μια παρόμοια μελέτη (Hsu, Liu, Chen, Hsieh & Wang 2015), στην οποία προτείνεται ένα μοντέλο MDP και ένας αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης για την επίλυση του προβλήματος βέλτιστης προσέγγισης του MPPT σε μία φωτοβολταϊκή γεννήτρια. Οι προτεινόμενες μέθοδοι μειώνουν την προετοιμασία σχεδιασμού του συστήματος εντοπισμού του MPP αφού δεν απαιτείται προγενέστερη γνώση αλλά οι παράμετροι καταστάσεων που χρησιμοποιούν δεν ορίζουν με λεπτομέρεια τις καταστάσεις (προκύπτουν μόνο τέσσερις καταστάσεις και δεν υπάρχει κατάσταση που να δηλώνει ότι το σημείο λειτουργίας είναι στο MPP) και οι ενέργειες που χρησιμοποιούνται μεταβάλλουν το duty cycle του μετατροπέα χωρίς να υπάρχει ενέργεια για μηδενική μεταβολή. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την συνεχή ταλάντωση γύρω από το MPP, επίσης οι προτεινόμενες μέθοδοι δεν έχουν δοκιμαστεί σε συνθήκες μεταβαλλόμενης θερμοκρασίας και μεταβαλλόμενου φορτίου. Η συνεισφορά του προτεινόμενου συστήματος εντοπισμού του MPP έγκειται:

- Στη χρησιμοποίηση μεταβλητών κατάστασης οι οποίες επιτρέπουν την αναγνώριση του MPP και στη χρησιμοποίηση ενεργειών που μεταβάλλουν το duty cycle του μετατροπέα (αρνητικές μεταβολές, θετικές μεταβολές αλλά και μηδενική μεταβολή). Με τον τρόπο αυτό εξαλείφονται οι ταλαντώσεις γύρω από το MPP.
- Στη ρύθμιση μόνο δύο παραμέτρων οι οποίες είναι γνωστές και αφορούν τα χαρακτηριστικά της πηγής.

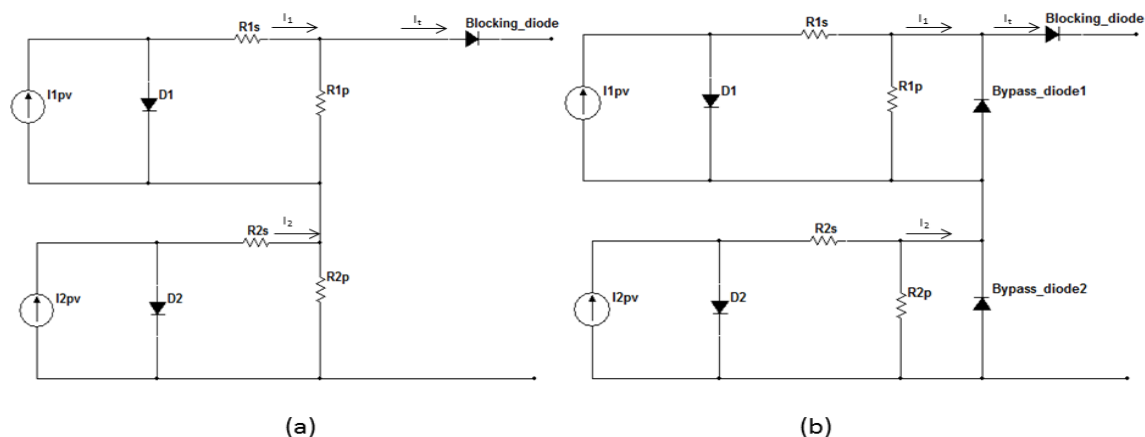
4.2.2. ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΜΕΡΙΚΗΣ ΣΚΙΑΣΗΣ

Στην εικόνα 4-4 φαίνεται μια φωτοβολταϊκή πηγή που αποτελείται από δύο πάνελ. Τα πάνελ είναι συνδεδεμένα σε σειρά με μια δίοδο η οποία ονομάζεται «blocking diode». Η blocking diode χρησιμοποιείται για να μην επιτρέπει τη διέλευση ανάστροφου ρεύματος διαρροής μέσα από τα πάνελ, στην περίπτωση όπου μια μπαταρία συνδεθεί παράλληλα με τα πάνελ και στην περίπτωση που τα πάνελ συνδεθούν παράλληλα με άλλες σειρές από πάνελ. (Chin, Neelakantan, Yang, Chua & Teo, 2011). Στην πρώτη περίπτωση η δίοδος σταματάει την αντίστροφη ροή από την μπαταρία όταν το δυναμικό των πάνελ είναι χαμηλό και στην δεύτερη περίπτωση η δίοδος απομονώνει αυτά τα πάνελ όταν σκιάζονται και υπάρχει μεγάλη επικινδυνότητα αντίστροφου ρεύματος από τις άλλες σειρές των πάνελ. Οι δύο δίοδοι, που είναι παράλληλα συνδεδεμένες στα πάνελ ονομάζονται «bypass diodes». Αυτές οι δίοδοι χρησιμοποιούνται στην περίπτωση όπου ένα από τα πάνελ που είναι συνδεδεμένο στη σειρά σκιαστεί. Στην εικόνα 4-4 το πρώτο πάνελ λαμβάνει ηλιακή ακτινοβολία 1000 W/m^2 και το δεύτερο πάνελ λαμβάνει ηλιακή ακτινοβολία 750 W/m^2 σε θερμοκρασία 25°C , αντίστοιχα. η εικόνα 4-5 δείχνει το ισοδύναμο κύκλωμα δύο φωτοβολταϊκών πηγών συνδεδεμένες σε σειρά με και χωρίς bypass diodes. Σε περίπτωση απουσίας των bypass diodes, το φωτόρευμα από το μη σκιασμένο πάνελ I_1 είναι μεγαλύτερο από το φωτόρευμα του σκιασμένου πάνελ I_2 . Όσο το συνολικό ρεύμα I_t (εικόνα 4-5) παραμένει ίσο με I_2 , η δίοδος D_2 είναι ορθά πολωμένη και τα πάνελ λειτουργούν κανονικά. Αν το συνολικό ρεύμα I_t γίνει μεγαλύτερο από το φωτόρευμα I_2 , τότε η ροή του ρεύματος είναι αντίστροφη από την D_2 . Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα η ανάστροφα πολωμένη δίοδος D_2 να εμφανίσει μεγάλη αντίσταση, να καταναλώνει ισχύ και να μειώσει αισθητά το συνολικό ρεύμα I_t .

Στην περίπτωση όπου χρησιμοποιούνται bypass diodes, η λειτουργία της συνολικής φωτοβολταϊκής πηγής χωρίζεται σε δύο ζώνες. Η πρώτη ζώνη λειτουργίας καθορίζεται όταν $I_1=I_t$ και $I_t>I_2$. Σε αυτή τη ζώνη λειτουργίας η πρώτη δίοδος D_1 είναι ανάστροφα πολωμένη και η δεύτερη δίοδος D_2 είναι ορθά πολωμένη. Η δεύτερη ζώνη λειτουργίας καθορίζεται όταν $I_1=I_2$ και $I_2=I_t$. Στην δεύτερη ζώνη, το δεύτερο πάνελ αρχίζει να παράγει ενέργεια και οι δύο δίοδοι είναι ορθά πολωμένες (Seyedmahmoudian, Mekhilef, Rahmani, Yusof & Renani, 2013). Οι δύο ζώνες λειτουργίας παρουσιάζονται στις εικόνες 4-6 και 4-7 αντίστοιχα.

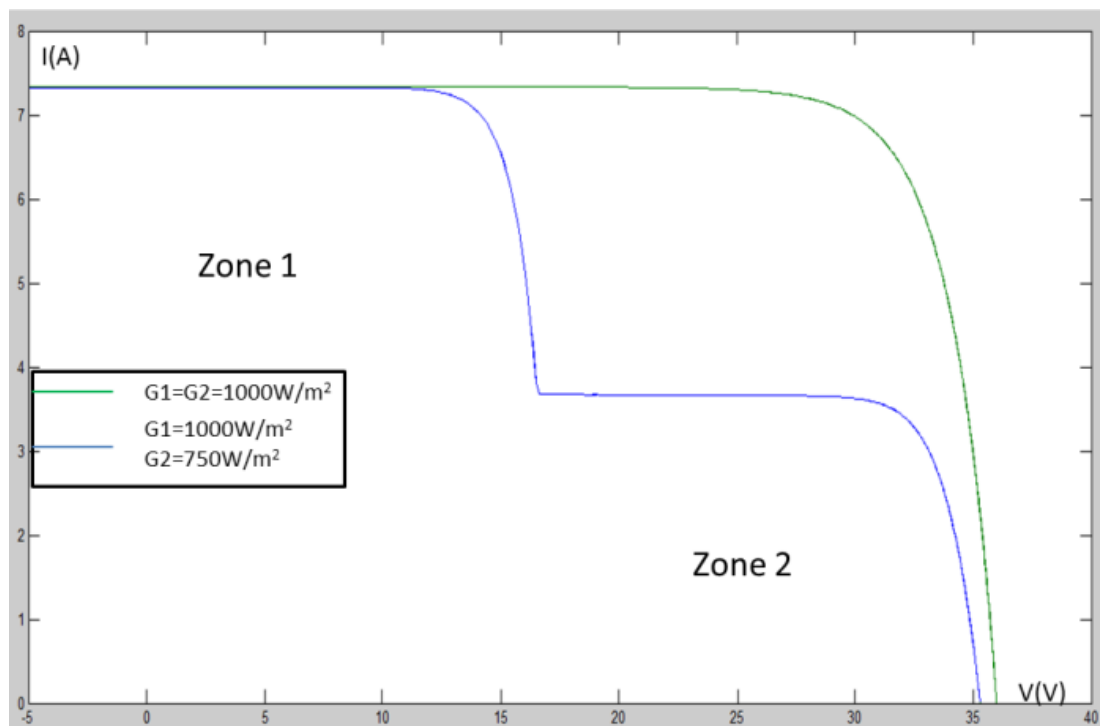


Εικόνα 4-4 Πάνελ συνδεδεμένα σε σειρά

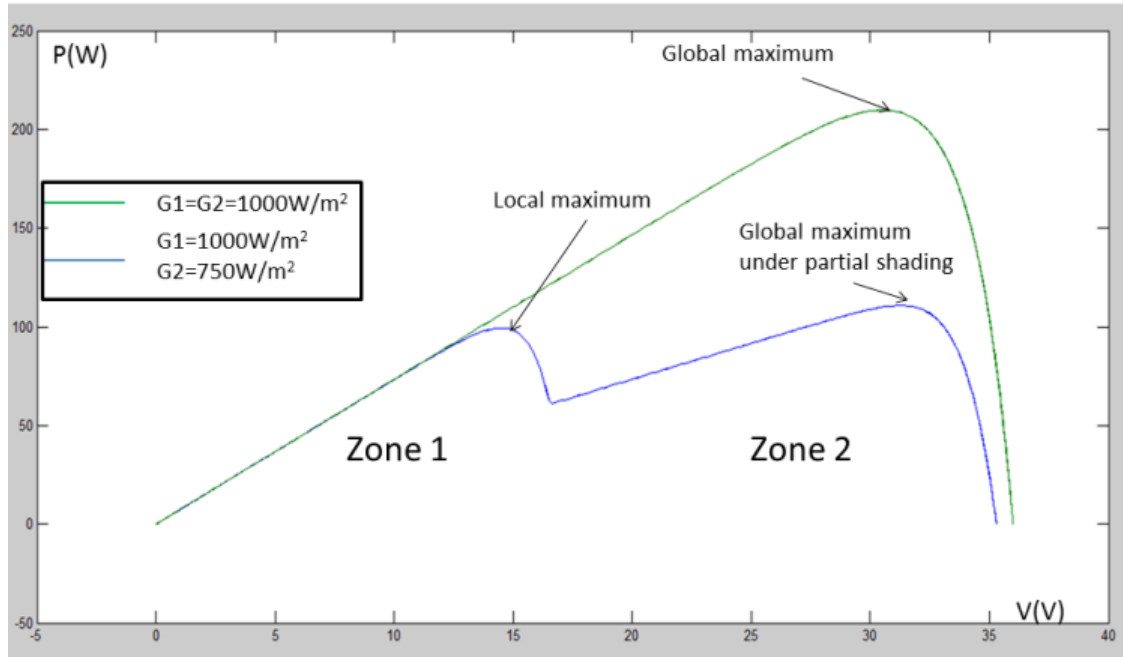


Εικόνα 4-5 Ισοδύναμο ηλεκτρικό κύκλωμα 2 πάνελ συνδεδεμένων σε σειρά α) χωρίς bypass diodes και β) με bypass diodes

Είναι φανερό ότι η καμπύλη ισχύς-τάσης (P-V) έχει ένα τοπικό μέγιστο και ένα καθολικό μέγιστο. Αυτό το φαινόμενο μπορεί να οδηγήσει τον εκάστοτε MPPT ελεγκτή να ανιχνεύσει το τοπικό μέγιστο αντί του καθολικού μιας και η παράγωγος dP/dV αυτών των δύο σημείων είναι ίση με το μηδέν.



Εικόνα 4-6 Καμπύλη I-V μερικής σκιασμένης φωτοβολταϊκής πηγής



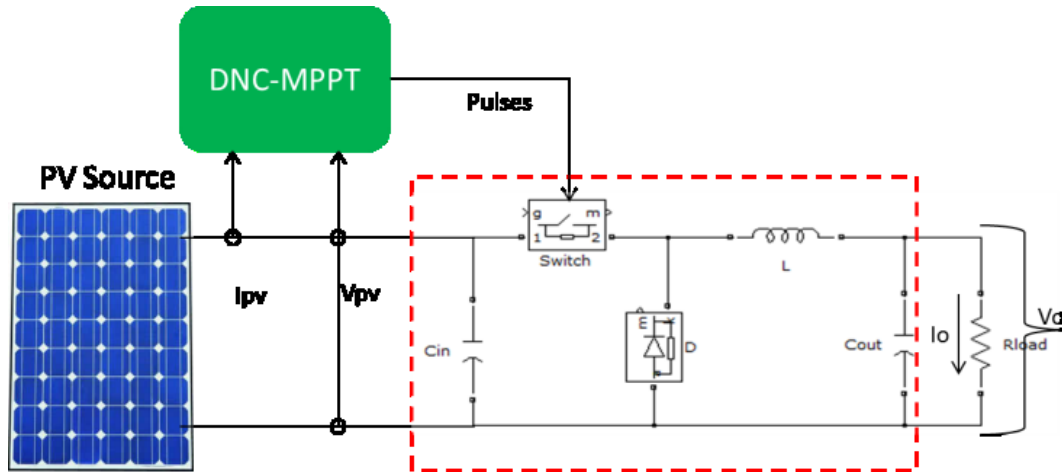
Εικόνα 4-7 Καμπύλη P-V μερικώς σκιασμένης φωτοβολταϊκής πηγής

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν προταθεί κάποιοι αλγόριθμοι για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα της μερικής σκίασης στηριζόμενοι κυρίως σε μεθευρετικούς αλγόριθμους όπως τεχνικές διαφορικού εξελικτικού αλγόριθμου (Tajuddina, Ayob, Salam & Saad, 2013) τεχνικές μυρμηγκοφωλιάς (Jiang, Maskell & Patra, 2013), τεχνικές γενετικών αλγόριθμων (Shaiek, Smida, Sakly & Mimouni, 2013) κ.λ.π. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι δίνουν λύσεις στο πρόβλημα αλλά για διαφορετικές συνθήκες σκίασης χρειάζονται παραμετροποίηση από την αρχή. Για τα προβλήματα που δημιουργούνται με την ύπαρξη συνθηκών μερικής σκίασης, προτείνεται η χρησιμοποίηση του DNC-MPPT με τη κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων (Walker & P. C. Sernia, 2004) όπου κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο έχει τον δικό του μετατροπέα και τον δικό του DNC-MPPT. Η μέγιστη ισχύς εξάγεται από το κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο ξεχωριστά και εφαρμόζεται μέσω τον μετατροπέων συνολικά στο φορτίο. Η προτεινόμενη προσέγγιση είναι ανεξάρτητη από τις συνθήκες σκίασης αφού η αποτελεσματικότητα της έγκειται στην συνδεσμολογία του κυκλώματος ισχύος.

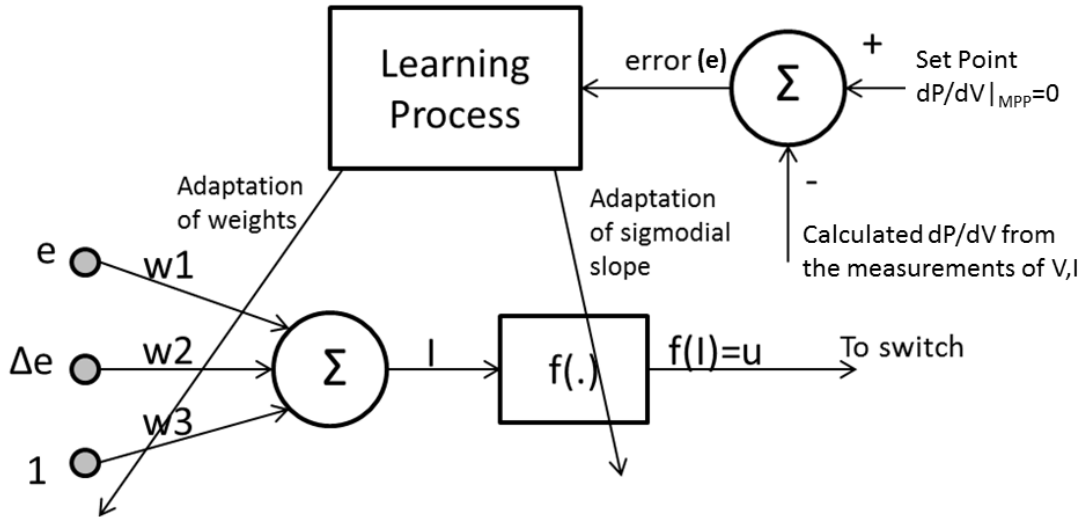
4.3. DNC-MPPT

Το μπλοκ διάγραμμα του συστήματος φαίνεται στην εικόνα.4-8. Το σύστημα αποτελείται από την φωτοβολταϊκή πηγή συνδεδεμένη παράλληλα με έναν μετατροπέα υποβιβασμού τάσης και ένα ωμικό φορτίο. Ο DNC-MPPT χρησιμοποιεί

το παραγόμενο ρεύμα και τη παραγόμενη τάση της φωτοβολταϊκής πηγής για να δημιουργήσει κατάλληλους παλμούς που θα οδηγήσουν τον μετατροπέα. Αναλυτικά, το παραγόμενο ρεύμα και η τάση μετρούνται και υπολογίζεται η παράγωγος της ισχύος ως προς την τάση $\frac{dP}{dV}$. Το σφάλμα e προσδιορίζεται ως: $\frac{dP}{dV_{MPP}} - \frac{dP}{dV}$ όπου $\frac{dP}{dV_{MPP}}$ είναι η παράγωγος της ισχύος ως προς την τάση στο MPP και $\frac{dP}{dV}$ είναι η στιγμιαία παράγωγος της ισχύος ως προς την τάση. Όμως $\frac{dP}{dV_{MPP}} = 0$ οπότε το σφάλμα μπορεί να εκφραστεί ως: $e = 0 - \frac{dP}{dV}$. Η έξοδος του ελεγκτή οδηγεί τον διακόπτη του μετατροπέα εφαρμόζοντας τους κατάλληλους παλμούς έτσι ώστε να εξισώσει το σημείο λειτουργίας της πηγής με το MPP δηλαδή να εξαλείψει το σφάλμα. Το μπλοκ διάγραμμα του DNC-MPPT φαίνεται παρακάτω (εικόνα 4-9).



Εικόνα 4-8 Μπλοκ διάγραμμα συστήματος



Εικόνα 4-9 Μπλοκ διάγραμμα του DNC-MPPT

Ο DNC-MPPT είναι ένα σύστημα πολλαπλών εισόδων μίας εξόδου (Multiply Input Single Output - MISO), το οποίο έχει δύο εισόδους και μία έξοδο. Η μία είσοδος του είναι το e και η δεύτερη είσοδος του είναι η μεταβολή του σφάλματος μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών βημάτων $\Delta e = e(k) - e(k - 1)$. Η έξοδος u εφαρμόζεται απευθείας πάνω στον διακόπτη του μετατροπέα (παλμοί). Όπως φαίνεται στην εικόνα 4-9 υιοθετείται ένας απλός νευρώνας για την ανάπτυξη του εν λόγω ελεγκτή. Η είσοδος στον εξωτερικό κόμβο μπορεί να υπολογιστεί ως:

$$I = w_1 e + w_2 \Delta e + w_3 \quad (\text{Εξ.4.2})$$

Όπου w_1 και w_2 είναι τα βάρη και w_3 είναι η πόλωση. Για συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα χρησιμοποιείται μια μονοπολική σιγμοειδής συνάρτηση. Η έξοδος του εξωτερικού κόμβου μπορεί λοιπόν να υπολογιστεί ως:

$$u = \frac{1}{1 + e^{-\beta I}} \quad (\text{Εξ.4.3})$$

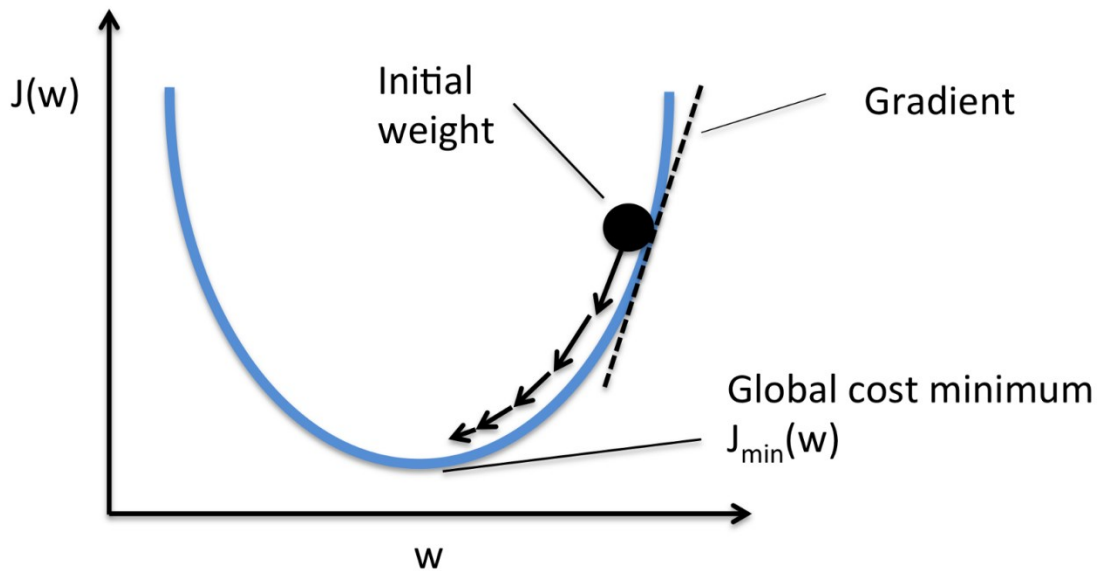
Όπου β είναι παράμετρος κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης.

4.3.1. ΥΒΡΙΔΙΚΟΣ ΚΑΝΟΝΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΟΝ DNC-MPPT

4.3.1.1. ONLINE ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Ο στόχος είναι η παράγωγος της ισχύος ως προς την τάση να παραμένει μηδέν για όλες τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Οπότε η επιθυμητή τιμή στην είσοδο του συγκριτή είναι μηδέν και η δεύτερη είσοδος είναι η $y = \frac{dp}{dv}$. Για την προσαρμογή των

βαρών υιοθετείται ο κανόνας οπισθόδρομης διάδοσης (back propagation law) ο οποίος βασίζεται στην μέθοδο της κατάβασης δυναμικού (gradient descent). Σε αυτή τη μέθοδο γίνεται αναζήτηση του ολικού ελαχίστου μιας συνάρτησης κόστους. Στην πιο απλή μορφή της μεθόδου, η συνάρτηση κόστους $J(w)$ εξαρτάται από μία παράμετρο (ένα βάρος) w (εικόνα 4.10). Η διόρθωση που γίνεται κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα διαλέγοντας να κάνει τις αλλαγές που φαίνονται να μειώνουν τοπικά την συνάρτηση κόστους. Στην περίπτωση μας η ενημέρωση των βαρών βασίζεται στην παρακάτω εξίσωση (εξ. 4.4)



Εικόνα 4-10 Συνάρτηση κόστους σε σχέση με το βάρος

$$\Delta w_i = -g \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_i} = -g \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_i} \quad (\text{Εξ.4.4})$$

όπου \mathcal{E} είναι συνάρτηση κόστους, η οποία προσδιορίζεται ως: $\mathcal{E} = e^2 / 2$, $e = 0 - y$ είναι το σφάλμα και u είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα. Η μερική παράγωγος $\frac{\partial y}{\partial u}$ εξαρτάται από το σημείο λειτουργίας της διεργασίας και δεν είναι γνωστή. Η μερική παράγωγος $\frac{\partial y}{\partial u}$ μπορεί να προσεγγιστεί ως:

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \left| \frac{\partial y}{\partial u} \right| \text{sgn} \left(\frac{\partial y}{\partial u} \right) \quad (\text{Εξ.4.5})$$

Σύμφωνα με την μεθοδολογία του MPPT το πρόσημο της συνάρτησης $\text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right)$ είναι πάντα θετικό ή αρνητικό. Οπότε η εξίσωση 4.4 μπορεί να γραφεί ως:

$$\Delta w_i = \pm g \frac{\partial \varepsilon}{\partial y} \frac{\partial u}{\partial w_i} \quad (\text{Εξ.4.6})$$

Όπου το “+” χρησιμοποιείται για θετικό $\frac{\partial y}{\partial u}$ και “-” για αρνητικό $\frac{\partial y}{\partial u}$. Η παράμετρος g είναι ο ρυθμός μάθησης και πρέπει να τεθεί κατάλληλα για καλή μεταβατική απόδοση και σταθερότητα. Η ενημέρωση των βαρών στηρίζεται στις εξισώσεις 5.7, 5.8 και 5.9 και η ενημέρωση της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης βασίζεται στη εξίσωση 5.10:

$$W_1(k) = W_1(k-1) \pm g e(k-1)u(k-1)\beta(1-u(k-1))e(k-1) \quad (\text{Εξ.4.7})$$

$$W_2(k) = W_2(k-1) \pm g e(k-1)u(k-1)\beta(1-u(k-1))\Delta e(k-1) \quad (\text{Εξ.4.8})$$

$$W_3(k) = W_3(k-1) \pm g e(k-1)u(k-1)\beta(1-u(k-1)) \quad (\text{Εξ.4.9})$$

$$\beta(k) = \beta(k-1) \pm g u(k-1)(1-u(k-1))e^2(k-1) \quad (\text{Εξ.4.10})$$

4.3.1.2. OFFLINE ΜΑΘΗΣΗ ΒΑΣΙΖΟΜΕΝΗ ΣΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ BB-BC

Ο αλγόριθμος Big Bang-Big Crunch (BB-BC) είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης εμπνευσμένος από τη Φυσική. Τα κύρια χαρακτηριστικά του είναι ο μικρός υπολογιστικός χρόνος και η ταχύτητα σύγκλισης. Περιλαμβάνει δύο φάσεις, τη φάση του Big Bang και τη φάση του Big Crunch. Κατά τη διάρκεια του Big Bang καινούριες υποψήφιες λύσεις, οι οποίες είναι παράμετροι που επηρεάζουν τη συνάρτηση καταλληλότητας, αναπαράγονται τυχαία γύρω από το λεγόμενο “κέντρο βαρύτητας”, το οποίο υπολογίζεται κατά τη φάση του Big Crunch. Γενικά, ο αλγόριθμος περιγράφεται από τέσσερα βήματα:

Βήμα 1^ο: Ο αρχικός πληθυσμός παράγεται και εξαπλώνεται τυχαία σε όλο τον χώρο εξερεύνησης σεβόμενος πάντα τα όρια του χώρου. Κάθε διάσταση του χώρου αντιπροσωπεύει και μια παράμετρο που αναζητείται η βέλτιστη τιμή της.

Βήμα 2^ο: Υπολογίζονται οι τιμές της συνάρτησης καταλληλότητας όλων των υποψήφιων λύσεων και καθορίζεται το κέντρο βαρύτητας x_c χρησιμοποιώντας τον τύπο:

$$x_c^{(k)} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} \frac{1}{f_i} x_i^{(k)}}{\sum_{i=1}^{N_p} \frac{1}{f_i}}, k=1, 2, 3, \dots, n \quad (\text{Εξ.4.11})$$

Όπου n είναι ο αριθμός των παραμέτρων, N_p είναι το μέγεθος του πληθυσμού, x_i είναι ένα παραγόμενο σημείο μέσα στο n -διαστάσεων χώρο εξερεύνησης και f_i είναι η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για αυτό το σημείο. Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως κέντρο βαρύτητας το σημείο με την καλύτερη τιμή που προέκυψε από την συνάρτηση καταλληλότητας.

Βήμα 3^ο: Παράγονται καινούριες υποψήφιες λύσεις γύρω από το κέντρο βαρύτητας προσθέτοντας/αφαιρώντας έναν τυχαίο αριθμό όπου η τιμή του μικραίνει με τον αριθμό των επαναλήψεων.

Βήμα 4^ο: Ο καινούριος χώρος εξερεύνησης καλύπτεται από τυχαίες λύσεις και έτσι παράγεται ένας νέος πληθυσμός. Ο αλγόριθμος επιστρέφει στο 2^ο βήμα μέχρι να ικανοποιηθούν τα κριτήρια τερματισμού παύσης που έχουν επιλεγεί. (Erol & Eksin, 2006).

Ο αλγόριθμος BB-BC χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των αρχικών τιμών των βαρών και της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Η παραμετροποίηση του αλγόριθμου BB-BC παρουσιάζεται στον πίνακα 4:1 και οι παράμετροι που βελτιστοποιούνται παρουσιάζονται στον πίνακα 4:2. Ως κέντρο βαρύτητας επιλέγεται εκείνο το σημείο στο οποίο η συνάρτηση καταλληλότητας αποδίδει την καλύτερη τιμή. Η παράμετρος E που βρίσκεται στη συνάρτηση καταλληλότητας είναι η ποσότητα της ενέργειας που παρήγαγε η φωτοβολταϊκή πηγή για έναν δεδομένο χρονικό διάστημα. Ο πίνακας 4:3 παρουσιάζει τις περιβαλλοντικές αλλαγές σε σχέση με το χρόνο και το διάγραμμα ροής του αλγόριθμου παρουσιάζεται στην εικόνα 4-11.

Πίνακας 4:1 Παράμετροι αλγόριθμου BB-BC

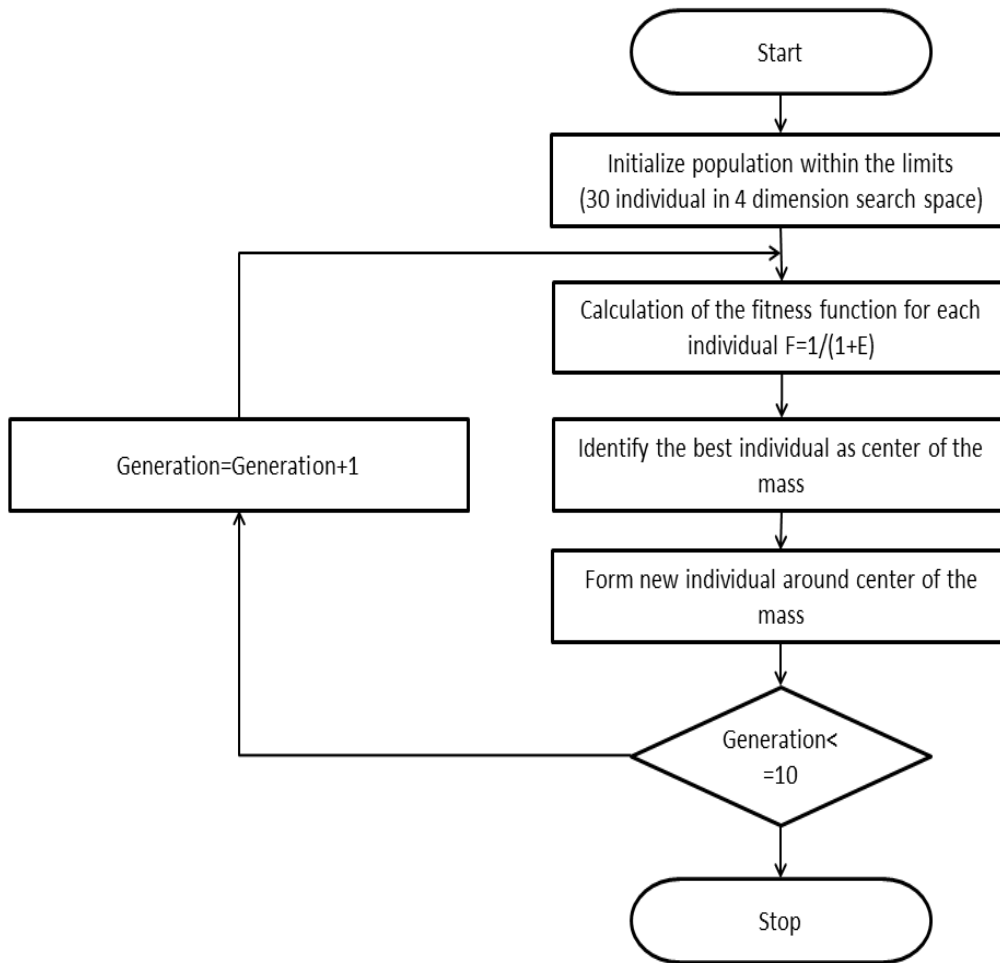
Παράμετρος	Τιμή
Αρχικός Πληθυσμός	30
Αριθμός Επαναλήψεων	10
Συνάρτηση καταλληλότητας	$1/(1+E)$

Πίνακας 4:2 Παράμετροι βελτιστοποίησης

Μεταβλητή	Μικρότερη τιμή	Μεγαλύτερη τιμή	Τιμή εξαγόμενη από τον BB-BC
W_1	0	30	3.8996
W_2	0	30	17.0037
W_3	0	30	14.8728
β	0	30	17.2396

Πίνακας 4:3 Διαφορετικά επίπεδα ηλιακής ακτινοβολίας, θερμοκρασίας και ωμικού φορτίου σε σχέση με τον χρόνο

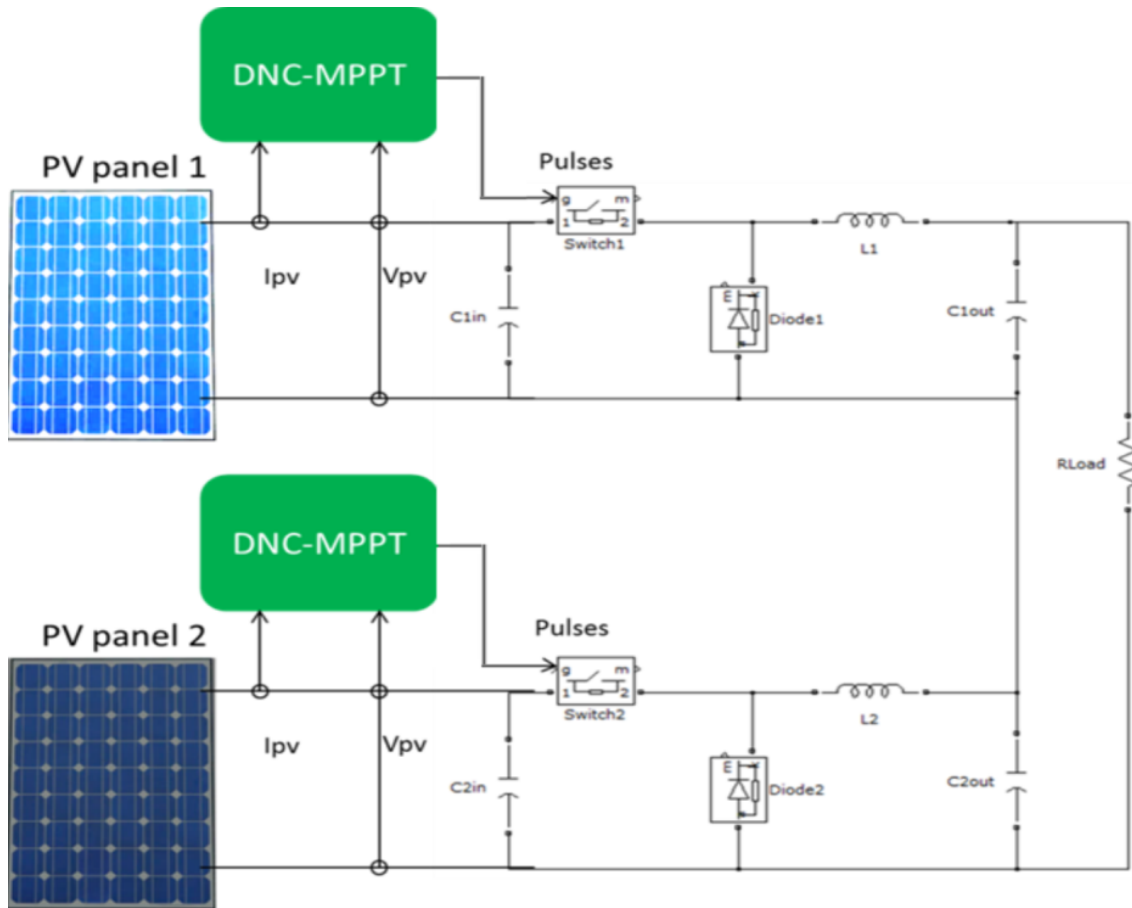
Time	0 to 0.015	0.017 to 0.030	0.032 to 0.04	0.042 to 0.052	0.054 to 0.064	0.066 to 0.078
Ir (w/m^2)	1000	500	1000	1000	1000	1000
Temp ($^{\circ}C$)	25	25	25	50	0	50
Φορτίο (Ω)	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5



Εικόνα 4-11 Διάγραμμα ροής του αλγόριθμου BB-BC

4.3.2. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΓΙΑ ΜΕΡΙΚΗ ΣΚΙΑΣΗ

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της μερικής σκίασης στις φωτοβολταϊκές πηγές προτείνεται η κλιμακωτή τοπολογία DC/DC μετατροπέων. Η λύση αυτή εξαρτάται από τη συνδεσμολογία του κυκλώματος ισχύος και είναι ανεξάρτητη από την μέθοδο ελέγχου που χρησιμοποιείται κάθε φορά. Για να ελέγξουμε την απόδοση της, στη δική μας περίπτωση τη συνδυάσαμε με τον DNC-MPPT. Κάθε πάνελ συνδέεται με τον δικό του αποκλειστικό μετατροπέα ο οποίος έχει ένα αποκλειστικό ελεγκτή DNC-MPPT (Walker & Sernia 2004). Τα φωτοβολταϊκά πάνελ με τον μετατροπέα τους συνδέονται σε σειρά (εικόνα 4-12). Αυτή η τοπολογία έχει το πλεονέκτημα ότι κάθε πάνελ λειτουργεί στο MPP του ανεξάρτητα από τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Η μέγιστη δυνατή ισχύς εξάγεται από κάθε πάνελ και λόγω της εν σειράς συνδεσμολογίας των μετατροπέων, η συνολική ισχύ καταναλώνεται στο φορτίο.



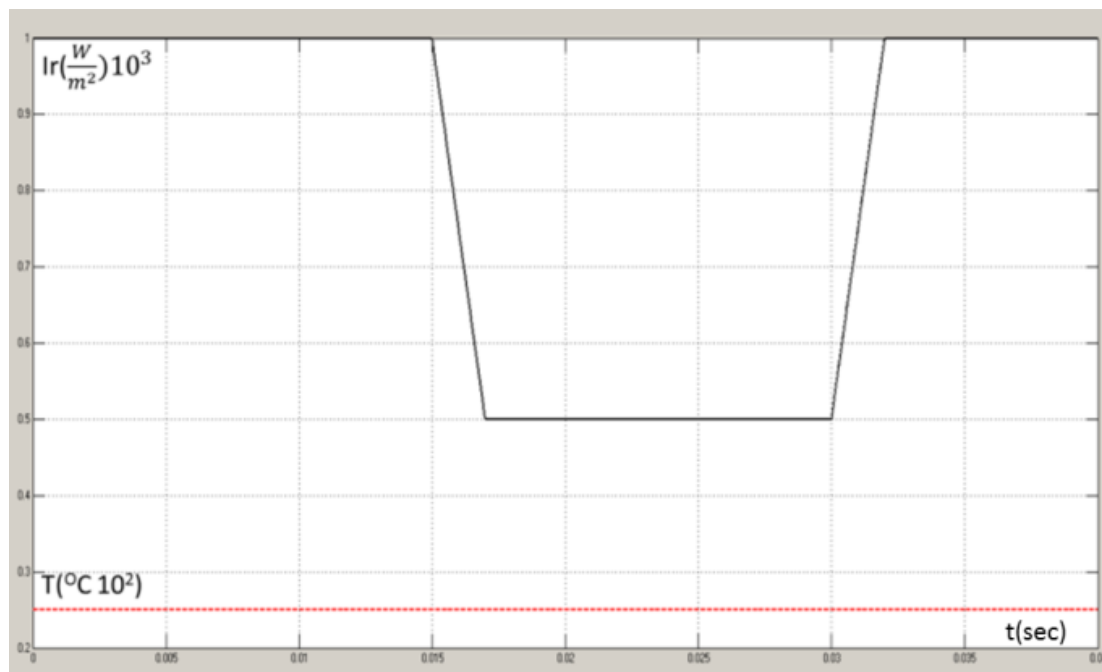
Εικόνα 4-12 Κλιμακωτή τοπολογία μετατροπών

4.3.3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ DNC-MPPT

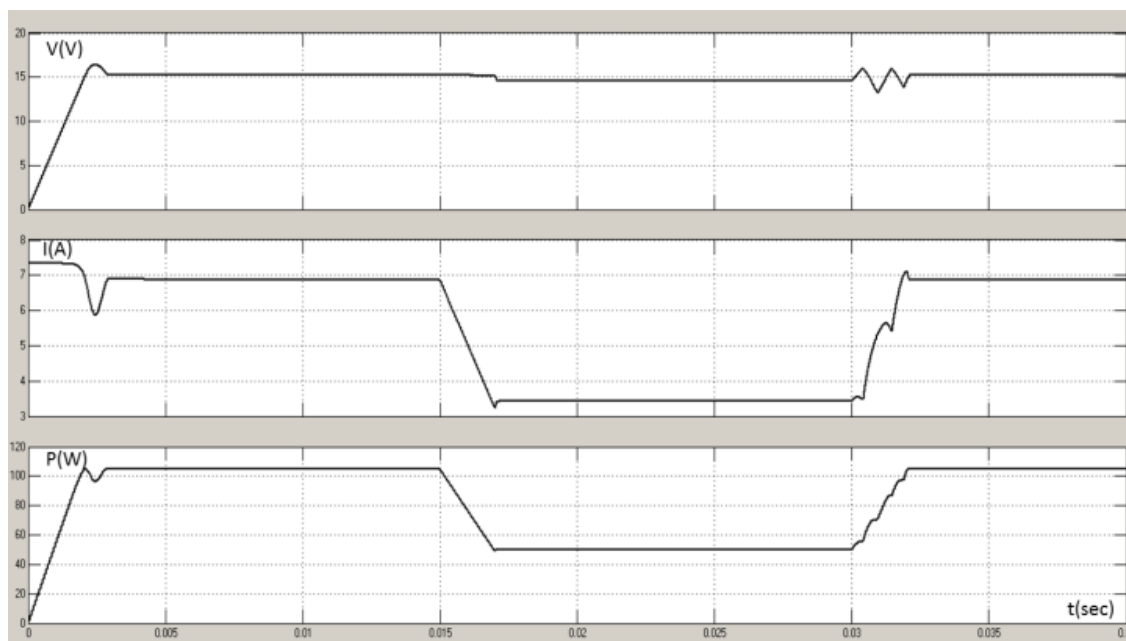
4.3.3.1. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ ΜΕ ΜΕΤΑΒΑΛΛΟΜΕΝΕΣ ΤΙΜΕΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΚΑΙ ΗΛΙΑΚΗΣ ΑΚΤΙΝΟΒΟΛΙΑΣ

Ο DNC-MPPT δοκιμάζεται υπό διάφορα επίπεδα ηλιακής ακτινοβολίας ενώ η θερμοκρασία παραμένει σταθερή (εικόνα 4-13) και αντίστροφα (εικόνα 4-16). Η εικόνα 4-14 δείχνει την τάση, το ρεύμα και την ισχύ που παράγονται από την φωτοβολταϊκή πηγή για σταθερή θερμοκρασία σε σχέση με τον χρόνο και η εικόνα 4-17 δείχνει την τάση, το ρεύμα και την ισχύ για σταθερή ηλιακή ακτινοβολία. Η εικόνα 4-15 παρουσιάζει την online προσαρμογή των βαρών και την κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για σταθερή θερμοκρασία και η εικόνα 4-18 δείχνει την online προσαρμογή των βαρών και την κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για σταθερή ηλιακή ακτινοβολία. Είναι φανερό ότι ο ελεγκτής ανταποκρίνεται πολύ

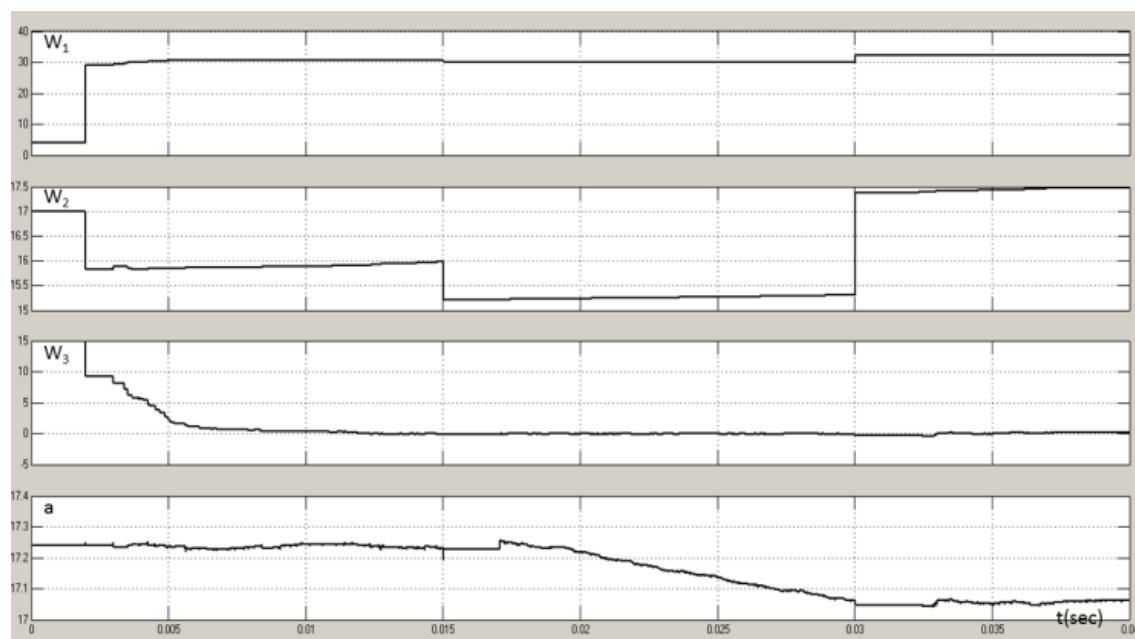
γρήγορα σε οποιοδήποτε περιβαλλοντική αλλαγή και χωρίς να υπάρχουν ταλαντώσεις γύρω από το MPP



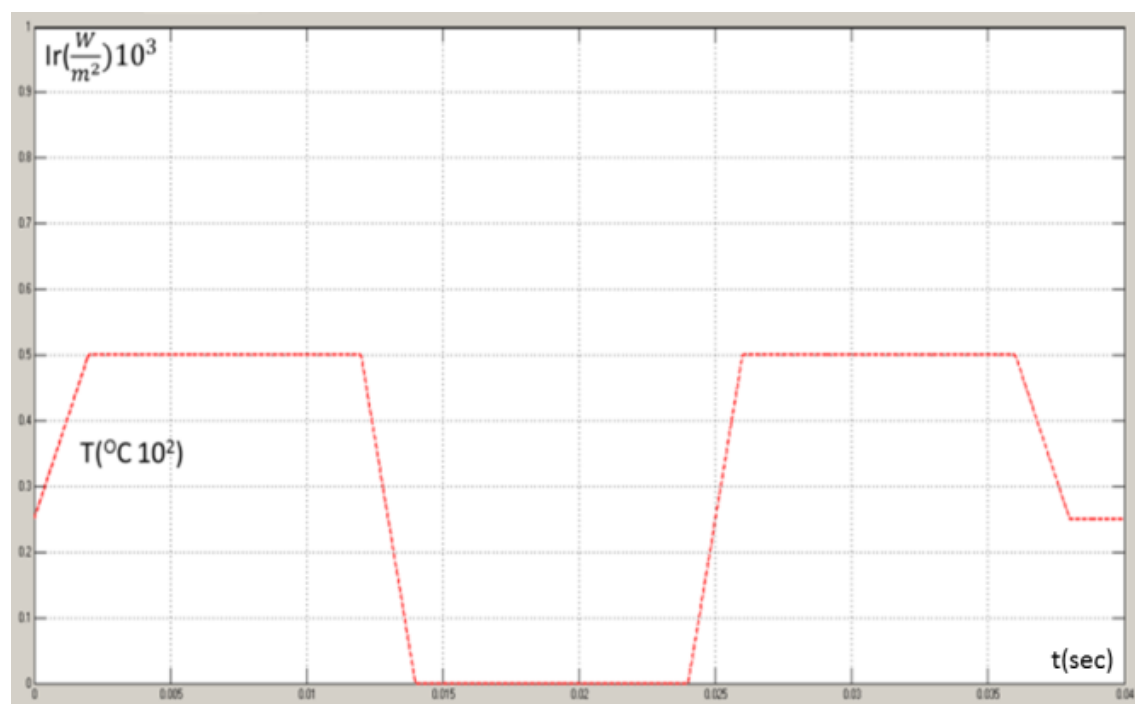
Εικόνα 4-13 Θερμοκρασία και ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με τον χρόνο



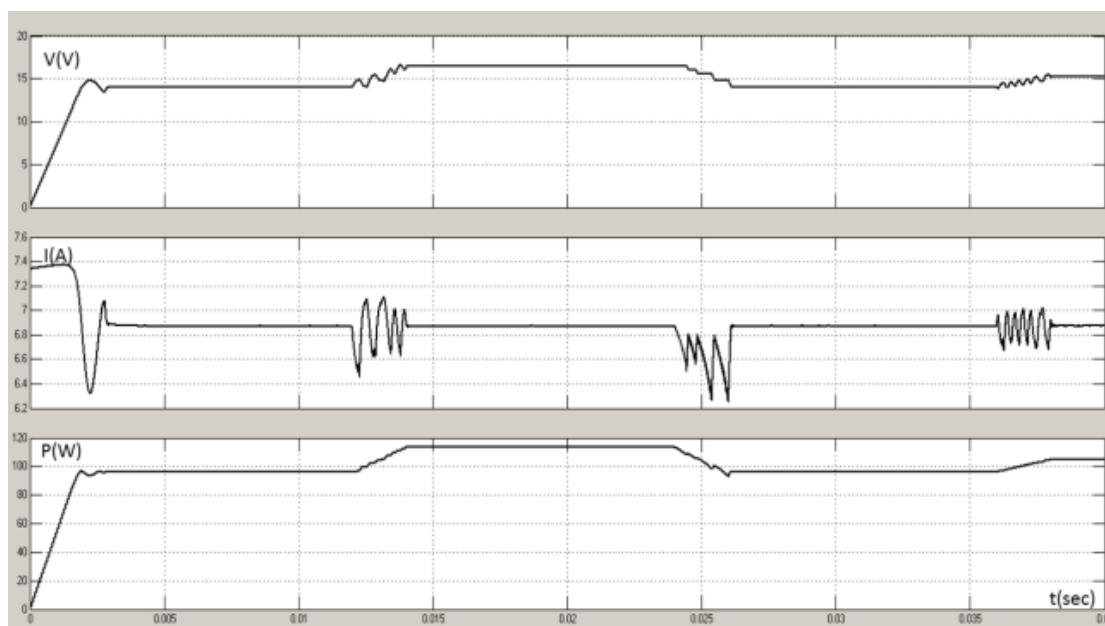
Εικόνα 4-14 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή για διαφορετικές τιμές ηλιακής ακτινοβολίας



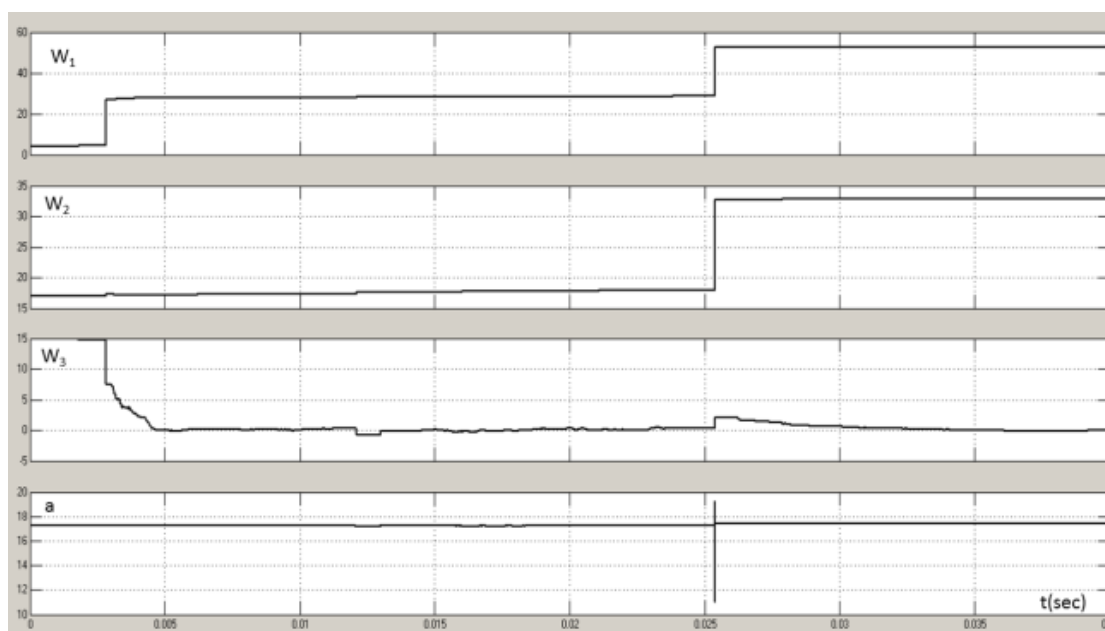
Εικόνα 4-15 α) w_1 , β) w_2 , γ) w_3 του νευρώνα και δ) κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας



Εικόνα 4-16 Θερμοκρασία και ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με τον χρόνο



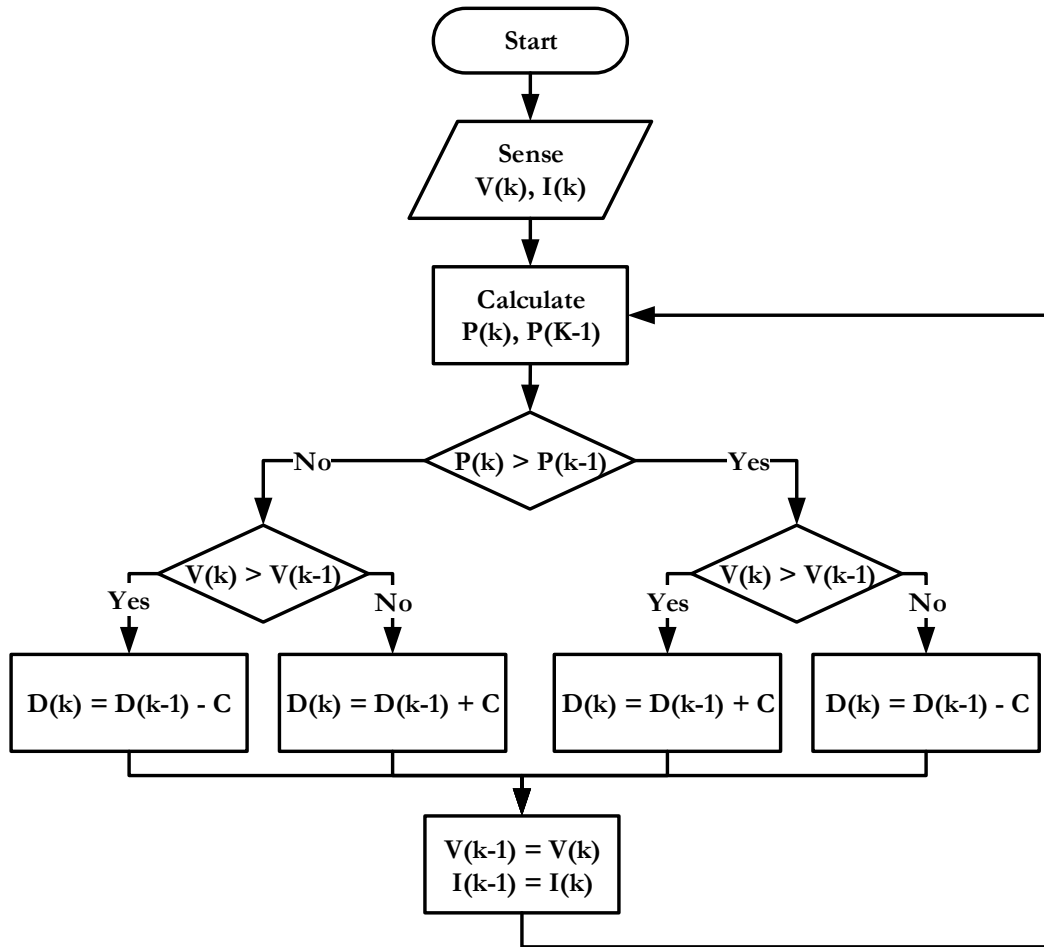
Εικόνα 4-17 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή για διαφορετικές τιμές της θερμοκρασίας



Εικόνα 4-18 α) w_1 , β) w_2 , γ) w_3 του νευρώνα και δ) κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της θερμοκρασίας

4.3.3.2. ΣΥΓΚΡΙΣΗ DNC-MPPT ΚΑΙ P&O

Σε αυτή την ενότητα ο προτεινόμενος ελεγκτής συγκρίνεται με τη συμβατική μέθοδο P&O. Ο αλγόριθμος P&O είναι ευρέως χρησιμοποιούμενος και βασίζεται στον υπολογισμό της παραγόμενης ισχύος μιας φωτοβολταϊκής πηγής. Το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου απεικονίζεται στην εικόνα 4-19.

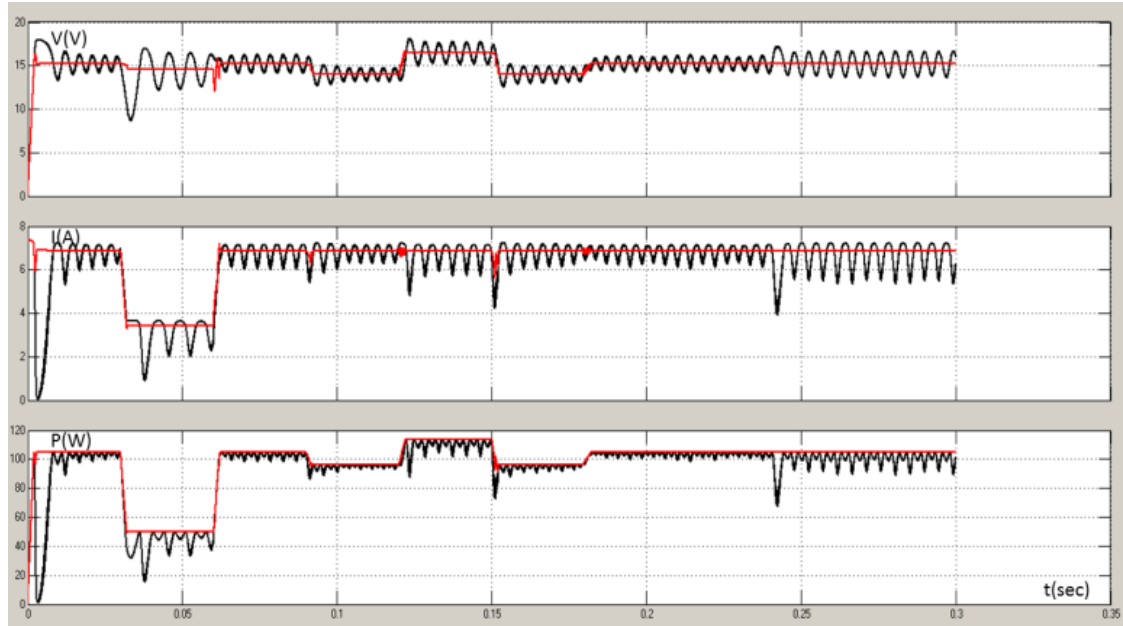


Εικόνα 4-19 Διάγραμμα ροής P&O

Ο αλγόριθμος υπολογίζει την ισχύ της φωτοβολταϊκής πηγής μετρώντας την παραγόμενη τάση και το παραγόμενο ρεύμα σε δύο διαδοχικά χρονικά βήματα ($k-1$, k). Σε κάθε βήμα, η ισχύς υπολογίζεται και συγκρίνεται με την ισχύ της προηγούμενης χρονικής στιγμής. Στην περίπτωση θετικής διαφοράς, η αλλαγή του duty cycle συνεχίζεται στην ίδια κατεύθυνση, αλλιώς (εάν η διαφορά είναι αρνητική) η αλλαγή του duty cycle αντιστρέφεται (θετική και αρνητική αλλαγή του duty cycle) (Jiang, Huang, Hsiao & Chen, 2005). Το μέγεθος του βήματος του duty cycle (D) ορίζεται ίσο με 0.001. Η σύγκριση περιλαμβάνει διαφορετικές θερμοκρασίες, ηλιακές ακτινοβολίες καθώς επίσης και διαφορετικά ωμικά φορτία. Οι αλλαγές που συμβαίνουν κατά τη διάρκεια του χρόνου παρουσιάζονται στον πίνακα 4:4. Η εικόνα 4-20 παρουσιάζει το ρεύμα την τάση και την ισχύ για τις αλλαγές που περιλαμβάνει ο πίνακας 4:4.

Πίνακας 4:4 Διαφορετικά επίπεδα φορτίου και περιβαλλοντικών συνθηκών

Παράμετροι	Χρόνος (sec)	0 ως 0.038	0.04 ως 0.058	0.06 ως 0.088	0.09 ως 0.118	0.12 ως 0.148	0.15 ως 0.178	0.18 ως 0.24	0.24 ως 0.3
Ir (w/m ²)		1000	500	1000	1000	1000	1000	1000	1000
Temp (°C)		25	25	25	50	0	50	25	25
Φορτίο (Ω)		0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1



Εικόνα 4-20 α)τάση, β)ρεύμα και γ) ισχύς που εξάγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή με χρήση του P&O (μαύρη γραμμή) και του DNC-MPPT (κόκκινη γραμμή) για διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες και φορτίο

Όπως παρατηρείται από τα αποτελέσματα κάτω από απότομες αλλαγές της ηλιακής ακτινοβολίας, ο DNC-MPPT αποδίδει καλύτερα από την συμβατική μέθοδο P&O. Η ανίχνευση του MPP επιτυγχάνεται γρηγορότερα και στη σταθερή κατάσταση το εύρος των ταλαντώσεων της ισχύος είναι μικρότερο. Κάτω από απότομες αλλαγές τις θερμοκρασίας υπάρχει αισθητή διαφορά ανάμεσα σε αυτές τις δύο τεχνικές με τον DNC-MPPT να ανιχνεύει πιο γρήγορα το MPP και να έχει και καλύτερη απόδοση στην σταθερή κατάσταση όπου το εύρος των ταλαντώσεων είναι πολύ μικρότερο σε σχέση με την P&O. Η ανωτερότητα του εν λόγω ελεγκτή είναι εμφανής και στην περίπτωση που αλλάζει το ηλεκτρικό φορτίο (στα 0.24 sec) . Η ισχύς που παράγεται υπό τον έλεγχο του DNC-MPPT δεν επηρεάζεται καθόλου ενώ η P&O χάνει το MPP

και χρειάζεται λίγο χρόνο για να το ξανά-ανιχνεύσει. Επιπλέον, η συνολική ενέργεια που παράγεται υπό τον έλεγχο του DNC-MPPT (29.45 W.sec) είναι μεγαλύτερη από την ενέργεια που παράγεται υπό τον έλεγχο του P&O (28.06 W.sec). Τέλος το ολοκλήρωμα του απόλυτου σφάλματος (Integral Absolute Error-IAE) και το ολοκλήρωμα του χρόνου του απόλυτου σφάλματος (Integral Time Absolute Error-ITAE) έχουν μικρότερες τιμές στην περίπτωση που γίνεται εφαρμογή του DNC-MPPT (πίνακας 4:5). Το IAE και ITAE υπολογίζονται ως ακολούθως:

$$IAE = \int (e) dt \quad (\text{Εξ. 4.12})$$

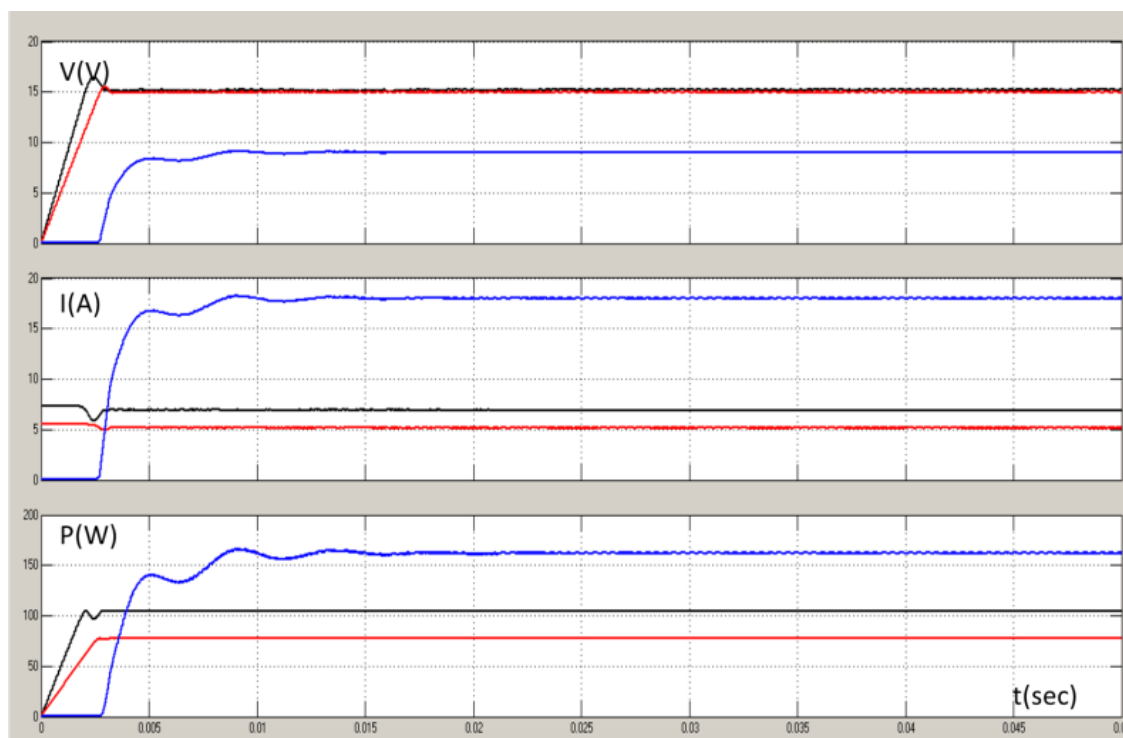
$$ITAE = \int t|e| dt \quad (\text{Εξ. 4.13})$$

Πίνακας 4:5 Σύγκριση DNC-MPPT και P&O

Τεχνική ελέγχου	Energy (W.sec)	IAE	ITAE
DNC-MPPT	29.45	0.216	0.0157
P&O	28.06	2.593	0.3321

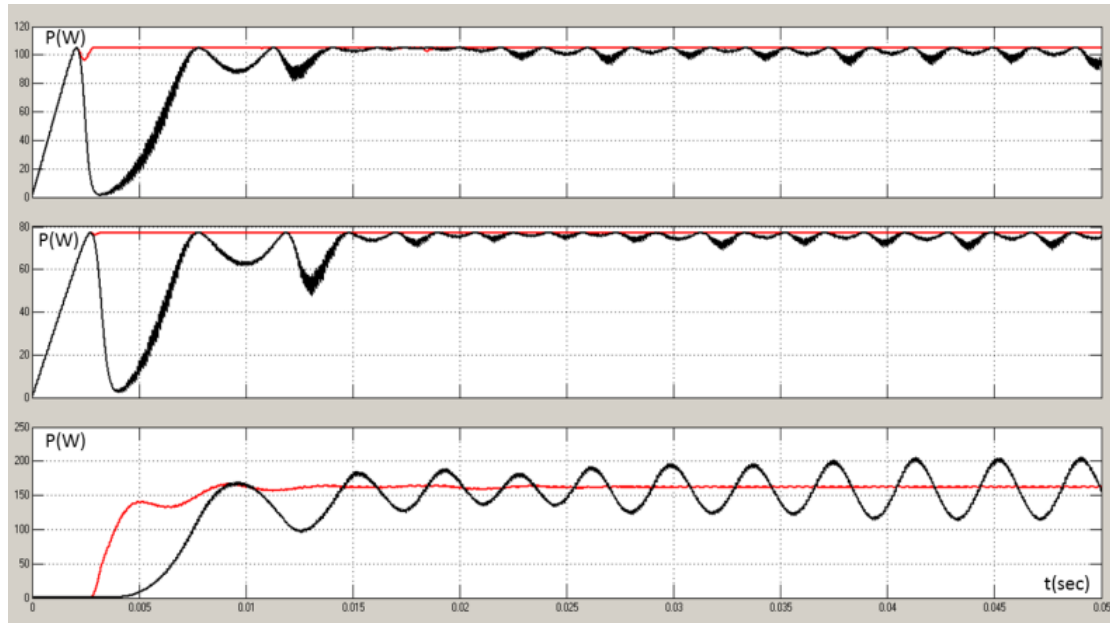
4.3.3.3. ΜΕΡΙΚΗ ΣΚΙΑΣΗ ΚΑΙ ΚΛΙΜΑΚΩΤΗ ΤΟΠΟΛΟΓΙΑ DC/DC ΜΕΤΑΤΡΟΠΕΩΝ

Η εικόνα 4-21 περιέχει το γράφημα της τάσης, του ρεύματος και της ισχύος του μη σκιασμένου πάνελ (1000 W/m^2), του μερικώς σκιασμένου πάνελ (750 W/m^2) και του ωμικού φορτίου σε σχέση με τον χρόνο όταν εφαρμόζεται η κλιμακωτή τοπολογία DC/DC μετατροπέων. Παρατηρείται ότι κάθε πάνελ λειτουργεί στο MPP του και η ισχύς που καταναλώνει το φορτίο είναι η συνολική ισχύς που εξάγεται από τα δύο πάνελ.



Εικόνα 4-21 α) τάση, β) ρεύμα και γ) ισχύς που παράγεται από μη σκιασμένο πάνελ (μαύρη γραμμή), μερικώς σκιασμένο πάνελ (κόκκινη γραμμή) και ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο

Η εικόνα 4-22 δείχνει την παραγόμενη ισχύ από τα δύο πάνελ και την ισχύ που καταναλώνεται από το φορτίο όταν εφαρμόζεται η κλιμακωτή τοπολογία DC/DC μετατροπέων με τον DNC-MPPT και όταν εφαρμόζεται κλιμακωτή τοπολογία DC/DC μετατροπέων με τον αλγόριθμο P&O. Παρατηρούμε ότι με τον DNC-MPPT έχουμε γρηγορότερη σύγκλιση καθώς επίσης δεν παρατηρούνται ταλαντώσεις.



Εικόνα 4-22 α) ισχύς που παράγεται από μη σκιασμένο πάνελ , β) από το μερικώς σκιασμένο πάνελ και γ) ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο με DNC-MPPT (κόκκινη γραμμή) και με P&O (μαύρη γραμμή)

4.4. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ MPPT (RL-MPPT)

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος ανίχνευσης του μέγιστου σημείου ισχύος σε μια φωτοβολταϊκή πηγή προτείνεται μια προσέγγιση ελέγχου βασισμένη σε ενισχυτική μάθηση. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει την επίλυση του προβλήματος χωρίς να είναι γνωστή η συμπεριφορά των φωτοβολταϊκών πηγών ή να προκαθορίζεται η δυναμική της φωτοβολταϊκής πηγής.

4.4.1. ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ

Με τον όρο κατάσταση περιγράφεται η κατάσταση του συστήματος σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή και ο ορισμός του χώρου καταστάσεων είναι μια κρίσιμη διαδικασία για την απόδοση οποιουδήποτε αλγορίθμου επίλυσης MDP, όπως είναι η ενισχυτική μάθηση.

Επιπλέον, ένα MDP μοντέλο πρέπει να διατηρεί την ιδιότητα Markov προκειμένου να συγκλίνει σε μια βέλτιστη πολιτική (Sutton & Barto, 1998). Αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα μετάβασης από μια κατάσταση σε μια άλλη εξαρτάται μόνο από τις πληροφορίες της ίδιας της κατάστασης και από τις εφαρμοζόμενες ενέργειες, και όχι από ιστορικά δεδομένα.

Στο πρόβλημα του MPPT ο στόχος είναι να επιτευχθεί μέγιστη παραγόμενη ισχύς. Η αποτελεσματικότητα της διαδικασίας ανίχνευσης αυτού του σημείου καθορίζεται από το πόσο μακριά από το σημείο αυτό λειτουργεί ένα φωτοβολταϊκό σύστημα υπό συγκεκριμένες περιβαλλοντικές συνθήκες. Όπως προαναφέρθηκε, ορισμένες προσεγγίσεις στη βιβλιογραφία χρησιμοποιούν ποιοτικά χαρακτηριστικά της καμπύλης $I-V$ και ορίζουν τέσσερις καταστάσεις στην καμπύλη $I-V$ (Youssef, Telbany & Zekry, 2016; Hsu, Liu, Chen, Hsieh & Wang, 2015). Μια τέτοια προσέγγιση έχει το πλεονέκτημα του σχηματισμού ενός μικρού χώρου καταστάσεων μόνο υπό σταθερές συνθήκες λειτουργίας. Σε περίπτωση αλλαγής της θερμοκρασίας ή της ακτινοβολίας, η καμπύλη $I-V$ καθώς και το μέγιστο σημείο ισχύος της φωτοβολταϊκής πηγής θα αλλάξουν. Οι εικόνες 4-23α, 4-23β και 4-23γ δείχνουν την καμπύλη $I-V$ για διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας (θερμοκρασία και ακτινοβολία) και υποδεικνύουν το μέγιστο σημείο ισχύος σε κάθε περίπτωση. Οι καμπύλες δείχνουν ότι μια φωτοβολταϊκή πηγή παράγει διαφορετική ισχύ κάτω από διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας και ένας γενικός ελεγκτής MPPT πρέπει να μπορεί να αποκτήσει πληροφορίες αναφορικά με τις διαφορετικές συνθήκες κάτω από τις οποίες λειτουργεί η φωτοβολταϊκή πηγή σε κάθε περίπτωση (συνδυασμός θερμοκρασίας και ακτινοβολίας). Η προτεινόμενη μέθοδος ελέγχου χρησιμοποιεί τον ακόλουθο ορισμό κατάστασης: (I, V, Deg) . Όπου I είναι το ρεύμα που εξάγεται από το σημείο λειτουργίας της πηγής, V είναι η τάση που έχει στα άκρα της η πηγή και Deg είναι η γωνία που περιγράφει γεωμετρικά το σημείο λειτουργίας της πηγής.

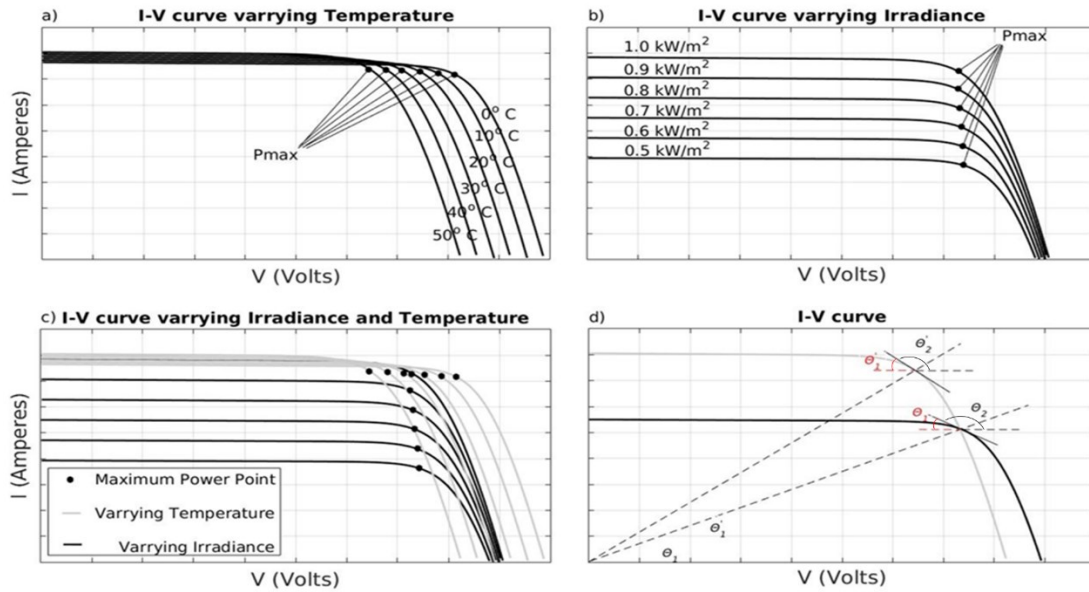
Η παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύς είναι το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού μεταξύ ρεύματος και τάσης, όπως αυτό περιγράφεται από την καμπύλη $I-V$ που παρουσιάζεται στις εικόνες 4-23α, 4-23β και 4-23γ. Συνεπώς, οι δύο πρώτες μεταβλητές κατάστασης, δηλαδή το ρεύμα και η τάση, υποδεικνύουν το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής γεννήτριας. Το ρεύμα και η τάση κανονικοποιούνται και διακριτοποιούνται ώστε να χωρίζουν τον χώρο λειτουργίας και να καταγράφουν όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις (εικόνα 4-23γ). Στην ουσία, οι παράμετροι κατάστασης I και V κανονικοποιούνται σύμφωνα με το ρεύμα βραχυκυκλώσεως (το μέγιστο ρεύμα που μπορεί να δώσει η πηγή αν βραχυκυκλωθούν τα άκρα της) και την τάση ανοιχτοκυκλώσεως (την τάση που έχουν τα άκρα της πηγής χωρίς φορτίο) της φωτοβολταϊκής πηγής αντίστοιχα και κυμαίνονται μεταξύ 0-1. Αυτό καθιστά την προτεινόμενη μέθοδο ελέγχου εφαρμόσιμη σε οποιαδήποτε φωτοβολταϊκή πηγή.

Παρόλο που οι προτεινόμενες παράμετροι κατάστασης είναι συνεχείς, προτείνεται ένας διακριτός χώρος κατάστασης έτσι ώστε να μην χρειαστούν προσεγγιστές που θα προσθέσουν υπολογιστικό κόστος και θα κάνουν αδύνατη τη λειτουργία σε πραγματικό χρόνο.

Ένα σημαντικό ενεργειακό σημείο μιας φωτοβολταϊκής πηγής (όπου η παραγόμενη ισχύς είναι κοντά στο μέγιστο) υπό ορισμένες συνθήκες λειτουργίας (θερμοκρασία και ακτινοβολία) μπορεί να είναι ένα ασήμαντο ενεργειακό σημείο της φωτοβολταϊκής πηγής σε διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες. Για να γίνει διαχωρισμός μεταξύ αυτών των περιπτώσεων, εισάγεται η μεταβλητή Deg . Η μεταβλητή Deg είναι το άθροισμα των γωνιών $\theta_1 + \theta_2$ που υπολογίζεται από την εξίσωση 4.14 και παρουσιάζεται στην εικόνα 4-23δ (Shiau, Wei & Chen, 2015). Η γωνία θ_2 ορίζεται μεταξύ της εφαπτομένης στο σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής και του οριζώντιου επιπέδου στο διάγραμμα $I-V$, και η θ_1 ορίζεται από την γραμμή του φορτίου και την οριζόντιο επίπεδο στο διάγραμμα $I-V$. Σύμφωνα με την «Shiau, Wei & Chen (2015)» το άθροισμα των $\theta_1 + \theta_2$ πρέπει να κυμαίνεται από -90° έως 90° μοίρες.

$$Deg = \theta_1 + \theta_2 = \tan^{-1} \left(\frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \right) + \tan^{-1} \left(\frac{I_{PV}}{V_{PV}} \right) \quad \text{Εξ. 4.14}$$

Η παράμετρος Deg μηδενίζεται όταν το σημείο ισχύος γίνεται μέγιστο, ενώ μπορεί να είναι θετική ή αρνητική όταν είναι στα αριστερά ή δεξιά του μέγιστου σημείου ισχύος στην καμπύλη $I-V$, αντίστοιχα. Συνεπώς, αυτή η μεταβλητή παρέχει ένα σαφή διαχωρισμό μεταξύ των διαφορετικών MPP κατά τη διάρκεια διαφορετικών συνθηκών λειτουργίας.



Εικόνα 4-23 Καμπύλη I-V φωτοβολταϊκής πηγής α) για μεταβαλλόμενη θερμοκρασία, β) για μεταβαλλόμενη ακτινοβολία, γ) για μεταβαλλόμενη ακτινοβολία και θερμοκρασία και δ) γωνία θ_1 και θ_2 στο μέγιστο σημείο ισχύος MPP

4.4.2. ΣΥΝΟΛΟ ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ

Το σύνολο των ενεργειών A αποτελείται από ένα πεπερασμένο αριθμό ενεργειών που μπορούν να εφαρμοστούν σε μια φωτοβολταϊκή πηγή για να αλλάξουν τη λειτουργία του συστήματος. Στην περίπτωση του προβλήματος ελέγχου του MPPT, ως ενέργεια θεωρείται η αλλαγή του duty cycle του μετατροπέα με τρόπο τέτοιο ώστε να επηρεάσει την παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύ. Το duty cycle μπορεί να κυμαίνεται από 0 έως 1 και έχει διαφορετικές βέλτιστες τιμές για διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας και διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές. Το σύνολο των ενεργειών θα έπρεπε να λαμβάνει τιμές σε ένα συνεχές πεδίο τιμών. Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως, μπορεί να επιτευχθεί υψηλή ακρίβεια στην τελική τιμή χρησιμοποιώντας ένα διακριτό πεπερασμένο σύνολο ενεργειών, αφού οι τιμές του duty cycle έχουν εμφανή αποτελέσματα σε αλλαγές που συμβαίνουν μέχρι το δεύτερο δεκαδικό ψηφίο. Επομένως, προτείνεται ένα διακριτό πεπερασμένο σύνολο ενεργειών A σύμφωνα με τους ακόλουθους κανόνες:

1. Οι ενέργειες πρέπει να περιλαμβάνουν θετικές και αρνητικές αλλαγές.
2. Η μικρότερη αλλαγή πρέπει να παρέχει αρκετή διακριτότητα (resolution) για να επιτύχει τη μέγιστη ισχύ.

3. Μέσα στις ενέργειες πρέπει να συμπεριληφθεί και μια ενέργεια μηδενικής αλλαγής για να αποφευχθούν ταλαντώσεις μεταξύ διαφορετικών καταστάσεων.

Λαμβάνοντας υπόψη τους παραπάνω κανόνες, δημιουργείται ένα σύνολο ενεργειών $A = (\alpha_1, \alpha_2 \dots, \alpha_{n-1}, \alpha_n, -\alpha_{n-1} \dots -\alpha_1)$ όπου α_1 είναι η μεγαλύτερη αλλαγή, α_{n-1} είναι η μικρότερη και α_n είναι η μηδενική αλλαγή. Αυτό δημιουργεί έναν σύνολο ενεργειών με $2n - 1$ ενέργειες που ποικίλλουν σύμφωνα με τις απαιτήσεις της φωτοβολταϊκής πηγής.

4.4.3. ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ

Για κάθε εφαρμοζόμενη ενέργεια το σύστημα ανταποκρίνεται και κάνει μία μετάβαση κατάστασης, δημιουργώντας μια απόκριση που καταγράφεται ως επιστροφή από το "περιβάλλον". Η επιστροφή αυτή από το περιβάλλον εν συνέχεια διαρθρώνεται ως ανταμοιβή R προκειμένου να συσχετιστεί με τις ενέργειες:

$$R = \begin{cases} w_p \cdot \frac{\Delta P}{\Delta t}, \frac{\Delta P}{\Delta t} < 0 \\ w_n \cdot \frac{\Delta P}{\Delta t}, \frac{\Delta P}{\Delta t} \geq 0 \end{cases} \quad (\text{Εξ. 4.15})$$

Όπου $\frac{\Delta P}{\Delta t}$ είναι η διακριτή μεταβολή της φωτοβολταϊκής ισχύος P σε ένα χρονικό κύκλο. Η ανταμοιβή είναι δομημένη έτσι ώστε να μην είναι συμμετρική για να διαχωρίζει ξεκάθαρα τις θετικές και τις αρνητικές καταστάσεις. Για το λόγο αυτό και τα βάρη w_p και w_n στην εξίσωση 4.15, είναι ασύμμετρα για να ενισχύεται η θετική επίδραση μιας ενέργειας. Συνεπώς, τα βάρη πρέπει να διαφέρουν ($w_p \neq w_n$). Η προτεινόμενη ανταμοιβή ακολουθεί την αλλαγή της παραγόμενης ισχύος υποδεικνύοντας ένα θετικό ή αρνητικό αποτέλεσμα των ενεργειών και είναι πάντα αναλογική της σημασίας της εκάστοτε αλλαγής. Αποσκοπεί στο να αντικατοπτρίζει την ποιότητα λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής λαμβάνοντας θετικές, αρνητικές και μηδενικές τιμές στην περίπτωση που η λειτουργία γίνεται καλύτερη, χειρότερη ή παραμένει αμετάβλητη αντίστοιχα. Όταν η φωτοβολταϊκή πηγή σταθεροποιείται στην μέγιστη ισχύ, η ανταμοιβή καθίσταται μηδενική, καθώς η αλλαγή ισχύος δεν είναι ούτε θετική ούτε αρνητική. Με αυτόν τον τρόπο ο αλγόριθμος αποφεύγει τις ταλαντώσεις μεταξύ των καταστάσεων μόλις συγκλίνει.

Επιπλέον, η προτεινόμενη ανταμοιβή είναι ανεξάρτητη από κάθε τύπο φωτοβολταϊκής πηγής. Αυτό επιτρέπει την απρόσκοπτη εφαρμογή της προτεινόμενης μεθόδου σε διαφορετικά συστήματα χωρίς γνώση των χαρακτηριστικών του συστήματος. Η ανταμοιβή θα λειτουργήσει επίσης και για διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας ενώ το μέγιστο σημείο ισχύος αλλάζει.

4.4.4. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Το πρόβλημα ελέγχου του MPPT μιας φωτοβολταϊκής πηγής είναι ένα ντετερμινιστικό πρόβλημα δεδομένου ότι οι φωτοβολταϊκές μεταβάσεις θα είναι οι ίδιες ($T: S \times A \rightarrow S$) για κάθε συνδυασμό κατάστασης-ενέργειας υπό τις ίδιες περιβαλλοντικές συνθήκες. Επιπλέον, το πρόβλημα είναι χρονικά αμετάβλητο και η ίδια ισχύς παράγεται κάτω από τις ίδιες συνθήκες λειτουργίας. Αυτό σημαίνει ότι είναι δυνατή η εκμάθηση μιας ντετερμινιστικής πολιτικής και η εφαρμοζόμενη στρατηγική εξερεύνησης δεν χρειάζεται να είναι σταθερή ούτε περιοδική προκειμένου το μοντέλο να παραμείνει ενήμερο. Επομένως, αρκεί να διερευνηθεί τυχαία ο χώρος των καταστάσεων-ενεργειών πριν από την αξιοποίηση της πολιτικής. Ο αλγόριθμος διερευνά για έναν ορισμένο αριθμό κύκλων με βάση το μέγεθος της λίστας ενεργειών. Ο αριθμός των κύκλων εξερεύνησης περιγράφεται ως $e_{num} = a_{num} * m$, όπου a_{num} είναι ο αριθμός των καθορισμένων ενεργειών και m ένας πολλαπλασιαστής που ορίζεται ευρετικά. Ο πολλαπλασιαστής θα πρέπει να είναι αρκετά μεγάλος ώστε ο αλγόριθμος να πάρει αρκετά δεδομένα για κάθε συνδυασμό κατάστασης-ενέργειας αλλά και ταυτόχρονα όχι πολύ μεγάλος, για να κρατηθεί το πρόβλημα υπολογιστικά διαχειρίσιμο.

Μόλις διερευνηθεί όλος ο χώρος των καταστάσεων ενεργειών, ο αλγόριθμος μπορεί να θεωρηθεί ότι συγκλίνει σε μια βέλτιστη πολιτική. Για το πρόβλημα ελέγχου του MPPT επιλέγεται να διερευνηθούν τυχαία όλες οι πιθανές ενέργειες για έναν προκαθορισμένο αριθμό φορών. Μετά από αυτό, ο ελεγκτής επιλέγει άπληστα την ενέργεια με την καλύτερη τιμή στην συγκεκριμένη κατάσταση. Ο χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης παρουσιάζεται στην εικόνα 4-24. Ο ελεγκτής ξεκινά με εξερεύνηση των διαφορετικών καταστάσεων-ενεργειών μέχρι να ολοκληρωθεί ο m αριθμός των κύκλων εξερεύνησης ανά ενέργεια. Αυτό δεν πραγματοποιείται αμέσως, αλλά κάθε φορά που εμφανίζεται μια ανεξερεύνητη ή μια μερικώς εξερευνημένη κατάσταση, επιλέγεται μια τυχαία ενέργεια. Οι παράμετροι

κατάστασης παρουσιάζονται στην προηγούμενη ενότητα και η ανταμοιβή υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση 4.15. Για τον υπολογισμό των τιμών των καταστάσεων ενεργειών χρησιμοποιείται ο κανόνας Q-μάθησης και εξάγεται μια πολιτική βάσει του βέλτιστου συνδυασμού κατάστασης-ενέργειας.

Αρχικοποίηση $\pi(x)$, $Q(x, \alpha)$, α
 Επιλογή $\gamma = 0.9$ και $g = 0.1$
 Επανάληψη μέχρι το τέλος της εξερεύνησης:
 Εξερεύνηση: Εφαρμογή τυχαίας ενέργειας α
 Συλλογή πληροφοριών κατάστασης
 Υπολογισμός ανταμοιβής R σύμφωνα με την εξίσωση 5.15
 Ενημέρωση:
 $Q'(x, \alpha) = Q(x, \alpha) + g[R + \gamma \cdot \max_{\alpha'} Q(x', \alpha') - Q(x, \alpha)]$
 Εξαγωγή βέλτιστης πολιτικής και επιλογή βέλτιστης ενέργειας:
 $\pi(x) = \operatorname{argmax}_{\alpha} Q(x, \alpha)$

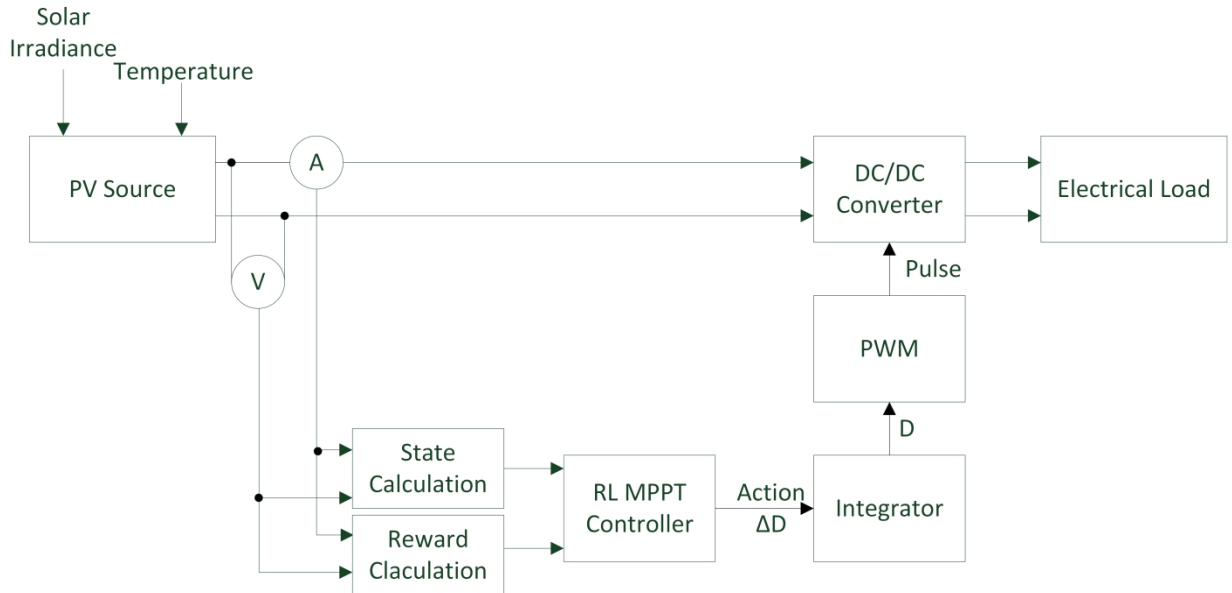
Εικόνα 4-24 Αλγόριθμος Q-μάθησης

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος απαιτεί την πρόιμη γνώση του ρεύματος βραχυκυκλώσεως και της τάσης ανοικτοκυκλώσεως. Η γνώση σχετικά με τα χαρακτηριστικά του MPP (συντεταγμένες του MPP, ρεύμα και τάση) κατά τη διάρκεια διαφορετικών συνθηκών λειτουργίας αποκτάται μέσω της λειτουργίας του αλγορίθμου σε πραγματικό χρόνο. Αυτό προσφέρει ένα σημαντικό πλεονέκτημα συγκριτικά με άλλες προσεγγίσεις διότι επιτρέπει τη χρήση της μεθόδου σε διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές με ελάχιστες αλλαγές.

4.4.5. ΕΠΑΛΗΘΕΥΣΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ RL-MPPT

Για την αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου πραγματοποιήθηκαν διάφορες προσομοιώσεις υπό διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας και υπό διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές. Στόχος είναι να δοκιμαστεί η αποτελεσματικότητα αυτής της μεθόδου όσον αφορά την απόδοση (μέγιστη ισχύς) καθώς και την απρόσκοπτη εφαρμογή της σε διαφορετικές συνθήκες και τύπους φωτοβολταϊκών πηγών. Το κύκλωμα ισχύος και ο ελεγκτής προσομοιώνονται στο Simulink και η διάταξη παρουσιάζεται στην εικόνα 4-25. Η έξοδος του ελεγκτή είναι η αλλαγή του duty cycle (ΔD) μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών βημάτων. Ο ολοκληρωτής (integrator) χρησιμοποιείται για τη μετατροπή του ΔD στο σήμα ελέγχου D . Το σήμα ελέγχου D , μέσω ενός διαμορφωτή πλάτους παλμού (PWM), παράγει παλμούς με το αντίστοιχο

duty cycle προκειμένου να οδηγήσουν τον διακόπτη του μετατροπέα. Ο μετατροπέας υποβιβασμού επιλέγεται λόγω της ικανότητάς του να λειτουργεί υπό ηλεκτρικά φορτία με χαμηλότερη αντίσταση από την εσωτερική αντίσταση της φωτοβολταϊκής πηγής στο MPP.



Εικόνα 4-25 Διάταξη προσομοίωσης

4.4.5.1. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ

Για τη μελέτη της απόδοσης της προτεινόμενης μεθόδου επιλέγονται τέσσερις φωτοβολταϊκές πηγές. Τα χαρακτηριστικά τους παρουσιάζονται στον πίνακα 4:6. Η πρώτη φωτοβολταϊκή πηγή είναι ένα εμπορικό πάνελ 220W και οι υπόλοιπες φωτοβολταϊκές πηγές είναι διαφορετικές διατάξεις που προκύπτουν από διαφορετικές συνδεσμολογίες μεταξύ των πάνελ του προαναφερόμενου τύπου. Ειδικότερα, η δεύτερη φωτοβολταϊκή πηγή αποτελείται από δύο φωτοβολταϊκά πάνελ συνδεδεμένα σε σειρά προκειμένου ο ελεγκτής να αξιολογηθεί υπό διαφορετικές συνθήκες τάσης και ισχύος. Η τρίτη φωτοβολταϊκή πηγή αποτελείται από δύο σειρές από πάνελ συνδεδεμένες παράλληλα, εκ των οποίων η κάθε σειρά αποτελείται από δύο πάνελ συνδεδεμένα σε σειρά για τη δοκιμή του ελεγκτή υπό διαφορετική τάση, ρεύμα και ισχύ. Η τέταρτη φωτοβολταϊκή πηγή είναι μια πηγή υψηλής ισχύος που αποτελείται από εννέα σειρές πάνελ συνδεδεμένες παράλληλα και κάθε σειρά της αποτελείται από δέκα πάνελ που συνδέονται σε σειρά. Η τέταρτη διάταξη κατασκευάστηκε για την δοκιμή του ελεγκτή σε εφαρμογές υψηλής ισχύος. Η μεταβλητή κατάστασης V_{PV} διακριτοποιείται σε 20 τιμές και η ίδια διακριτοποίηση εφαρμόζεται στη μεταβλητή

κατάστασης I_{PV} . Όσον αφορά στην φωτοβολταϊκή πηγή "PV1", η μεταβλητή κατάσταση V_{PV} διακριτοποιείται μεταξύ 0V και 40V με τιμή διακριτοποίησης τα 2V και η μεταβλητή κατάσταση I_{PV} διακριτοποιείται μεταξύ 0A και 8A με τιμή διακριτοποίησης τα 0.4A. Η παράμετρος κατάσταση Deg γίνεται 1 ή 0 για τιμές άνω ή κάτω των 5° αντίστοιχα. Οι παραπάνω ρυθμίσεις σχηματίζουν έναν χώρο καταστάσεων αποτελούμενο από 800 καταστάσεις. Επιπλέον, το σύνολο των ενεργειών αποτελείται από πέντε ενέργειες και ορίζεται ως $A=\{-0.1, -0.01, 0, 0.01, 0.1\}$. Αυτό οδηγεί σε 4000 συνδυασμούς καταστάσεων-ενεργειών. Τέλος, η ανταμοιβή υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την εξίσωση 4.15, για $w_p = 1$ και $w_n = 4$. Υπό αυτές τις ρυθμίσεις η ανταμοιβή δεν είναι συμμετρική, με ένα σχετικά μεγάλο βάρος στις ενέργειες με θετικό αποτέλεσμα. Πρέπει να σημειωθεί ότι σε όλες τις προσομοιώσεις ο ελεγκτής έχει κύκλο λειτουργίας 0.01 sec.

Για το παρακάτω σύνολο προσομοιώσεων, ο πολλαπλασιαστής m που καθορίζει τον αριθμό των φορών που εκτελείται κάθε ενέργεια σε μια δεδομένη κατάσταση ισούται με τέσσερα και το e_{num} γίνεται ίσο με 20. Έτσι, η εξερεύνηση "επαναλαμβάνει" κάθε ενέργεια τέσσερις φορές ($m = 4$) σε κάθε κατάσταση ανεξάρτητα από την στιγμή της εμφάνισης.

Πίνακας 4:6 Παράμετροι φωτοβολταϊκών πηγών

Παράμετρος	Ορισμός	Τιμή			
		PV1	PV2	PV3	PV4
$V_{ocT}(V)$	Τάση ανοιχτοκυκλώσεως σε STC	36.6	73.2	73.2	366
$I_{scT}(A)$	Ρεύμα βραχυκυκλώσεως σε STC	7.97	7.97	15.94	71.73
$V_{mppt}(V)$	Παραγόμενη τάση MPP σε STC	29.3	58.6	58.6	293
$I_{mppt}(W)$	Παραγόμενο ρεύμα MPP σε STC	7.47	7.47	14.94	67.23
α_{iscT}	Συντελεστής θερμοκρασίας ρεύματος βραχυκυκλώσεως	0.0010199	0.0010199	0.0010199	0.0010199
α_{vocT}	Συντελεστής θερμοκρασίας τάσης ανοιχτοκυκλώσεως	-0.00361	-0.00361	-0.00361	-0.00361

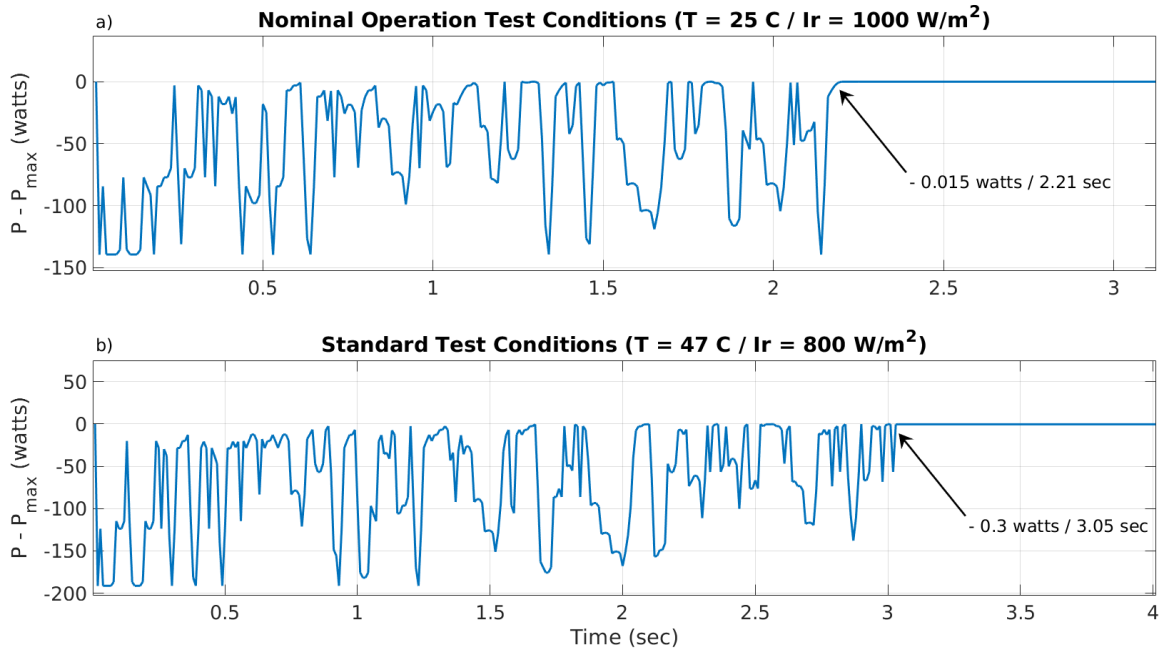
4.4.5.2. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στη συνέχεια προσδιορίζονται σενάρια για την επικύρωση της εφαρμογής της μεθόδου ελέγχου και αξιολογείται η απόδοση και η αποτελεσματικότητά της κάτω

από διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Για το σκοπό αυτό, καθορίζονται πέντε σενάρια δοκιμών, τα οποία παρουσιάζονται μαζί με τα αποτελέσματα προσομοίωσης.

4.4.5.3. ΔΟΚΙΜΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ ΥΠΟ STC ΚΑΙ NOTC

Στην πρώτη ομάδα προσομοιώσεων ο προτεινόμενος ελεγκτής δοκιμάζεται υπό συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας (Nominal Operating Test Conditions-NOTC) και STC. Για την περίπτωση των NOTC η θερμοκρασία της πηγής θεωρείται 47°C και η ακτινοβολία 800 W/m^2 . Με αυτό το σενάριο επιδιώκεται η επαλήθευση της εφαρμογής της μεθόδου ελέγχου και η δοκιμή της απόδοσής της υπό τυποποιημένες συνθήκες λειτουργίας. Η προτεινόμενη μέθοδος υλοποιείται με σκοπό την εύρεση του MPP και την ελαχιστοποίηση του σφάλματος ισχύος ($P - P_{max}$) όπου P είναι η στιγμιαία ισχύς που εξάγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή, υπό τις ρυθμίσεις του ελεγκτή, και P_{max} είναι η μέγιστη εφικτή ισχύς που μπορεί να εξάγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή για τις δεδομένες περιβαλλοντικές συνθήκες. Για το σενάριο αυτό χρησιμοποιείται η φωτοβολταϊκή πηγή "PV1", μια πηγή φωτοβολταϊκών που χρησιμοποιείται συνήθως στην πράξη. Η εικόνα 4-26 παρουσιάζει το παραγόμενο σφάλμα της φωτοβολταϊκής ισχύος για τις προαναφερθείσες συνθήκες.

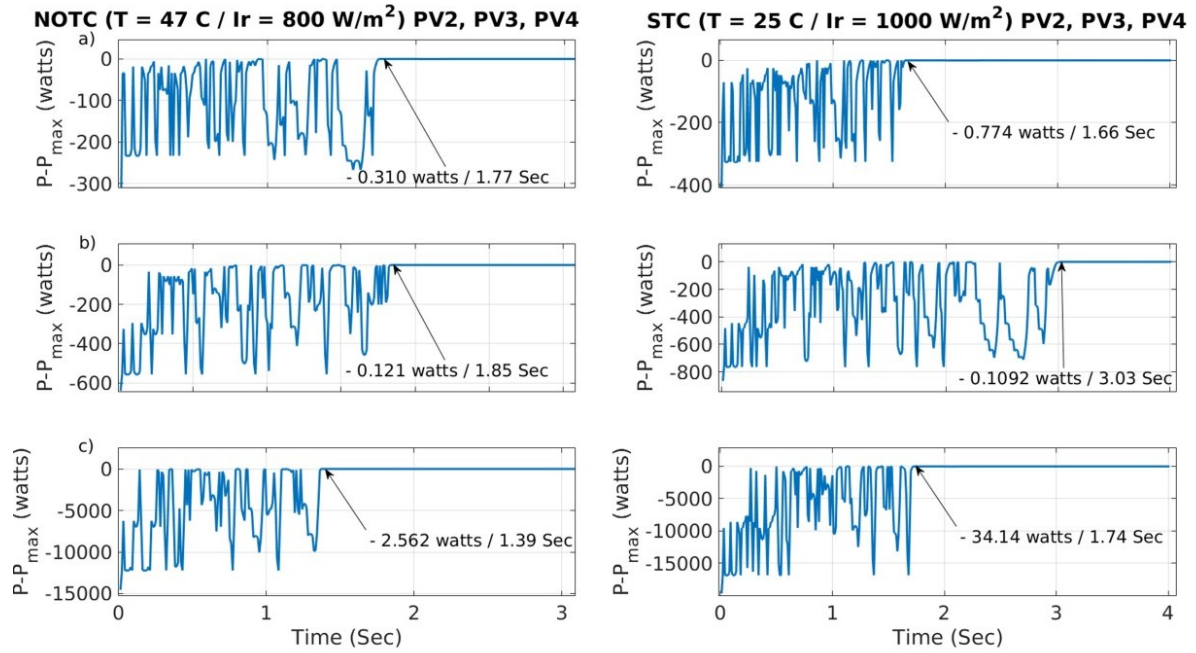


Εικόνα 4-26 Σφάλμα ισχύος υπό α) συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας και β) πρότυπες συνθήκες δοκιμής

Το σφάλμα της ισχύος ποικίλει τυχαία μέχρι να σταθεροποιηθεί σε μια σταθερή τιμή. Οι τυχαίες διακυμάνσεις υποδεικνύουν το στάδιο της εξερεύνησης του αλγόριθμου όπου και επιλέγει ενέργειες τυχαία. Όταν η εξερεύνηση τελειώσει, ο αλγόριθμος συγκλίνει σε μια κατάσταση και αποφεύγει ταλαντώσεις μεταξύ καταστάσεων. Η τελική τιμή του σφάλματος της ισχύος είναι -0.015 W και -0.3 W για NOCT και STC αντίστοιχα.

Επίσης, όσον αφορά την ταχύτητα σύγκλισης, ο αλγόριθμος φτάνει στο τελικό σημείο ισχύος σε 2.21 sec και 3.05 sec για NOCT και STC αντίστοιχα. Αυτή είναι μία πολύ γρήγορη απόκριση αν αναλογιστούμε ότι δεν υπάρχει προγενέστερη γνώση. Ο χρόνος του κάθε κύκλου λειτουργίας επιλέχτηκε στα 0.01 sec έτσι ώστε να είναι ευκόλως υλοποιήσιμος σε hardware καθώς επίσης αυτός είναι ένας χρόνος όπου μια φωτοβολταϊκή πηγή μπορεί να επιτύχει μετάβαση και σταθεροποίηση από ένα σημείο λειτουργίας σε ένα άλλο. Βασιζόμενοι σε αυτή την επιλογή, ο αλγόριθμος συγκλίνει σε 221 και 305 κύκλους λειτουργίας σε κάθε περίπτωση.

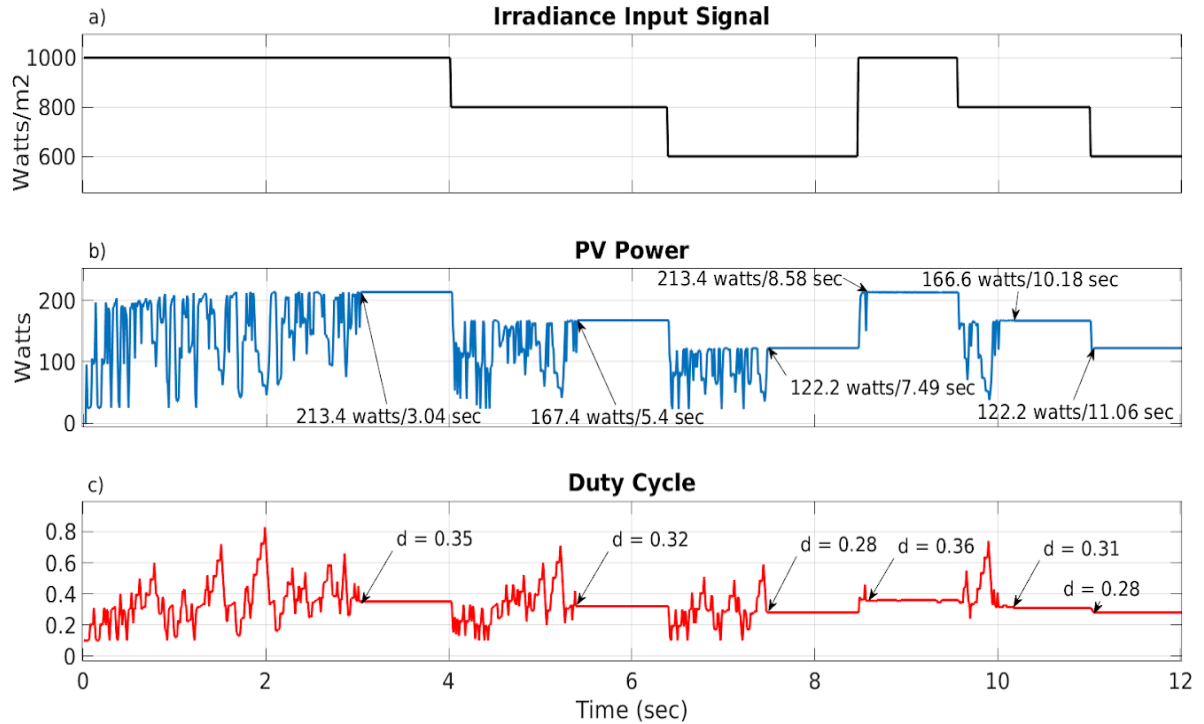
Για να ελεγχθεί η εφαρμοσιμότητα της προτεινόμενης μεθόδου ελέγχου σε διαφορετικές πηγές, οι ίδιες δοκιμές διεξάγονται στις φωτοβολταϊκές πηγές PV2, PV3 και PV4. Το παραγόμενο σφάλμα ισχύος μετριέται στα -0.31 W , -0.121 W και -2.562 W υπό STC και -0.774 W , -0.1092 W και -34.14 W υπό NOTC, για τις PV2, PV3 και PV4 αντίστοιχα. Το σφάλμα της ισχύος πριν τη σύγκλιση για όλες τις φωτοβολταϊκές πηγές αποτυπώνεται στην εικόνα 4-27.



Εικόνα 4-27 Σφάλμα φωτοβολταϊκής ισχύος σε συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας και πρότυπες συνθήκες δοκιμής για α) PV2, β) PV3 και γ) PV4

4.4.5.4. ΔΟΚΙΜΕΣ ΥΠΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ

Στο δεύτερο σενάριο, ελέγχεται η φωτοβολταϊκή πηγή "PV1". Στο συγκεκριμένο σενάριο ο στόχος είναι να χρησιμοποιηθεί ο προτεινόμενος ελεγκτής και να αξιολογηθεί η απόδοσή του υπό μεταβλητές συνθήκες λειτουργίας. Για το λόγο αυτό έχουν καθοριστεί δύο σενάρια προσομοιώσεων. Στο πρώτο, η θερμοκρασία της φωτοβολταϊκής πηγής διατηρείται σταθερή στους 25°C ενώ η ακτινοβολία κυμαίνεται μεταξύ 600 W/m², 800 W/m² και 1000 W/m², ενώ στο δεύτερο σενάριο προσομοιώσεων η ακτινοβολία διατηρείται σταθερή στα 1000 W/m² ενώ η θερμοκρασία κυμαίνεται μεταξύ 0°C, 25°C και 50°C. Μετά τη σύγκλιση του αλγορίθμου σε κάθε μία από τις προαναφερθείσες περιπτώσεις, παράγεται η ίδια είσοδος για να παρατηρηθεί η ικανότητα του ελεγκτή να επαναλάβει τα αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης παρουσιάζονται στην εικόνα 4-28 και 4-29. Το σήμα εισόδου απεικονίζεται στην εικόνα 4-28α) και 4-29α), η παραγόμενη ισχύ στην εικόνα 4-28β) και 4-29β), ενώ το duty cycle στην εικόνα 4-28γ) και 4-29γ), αντίστοιχα.

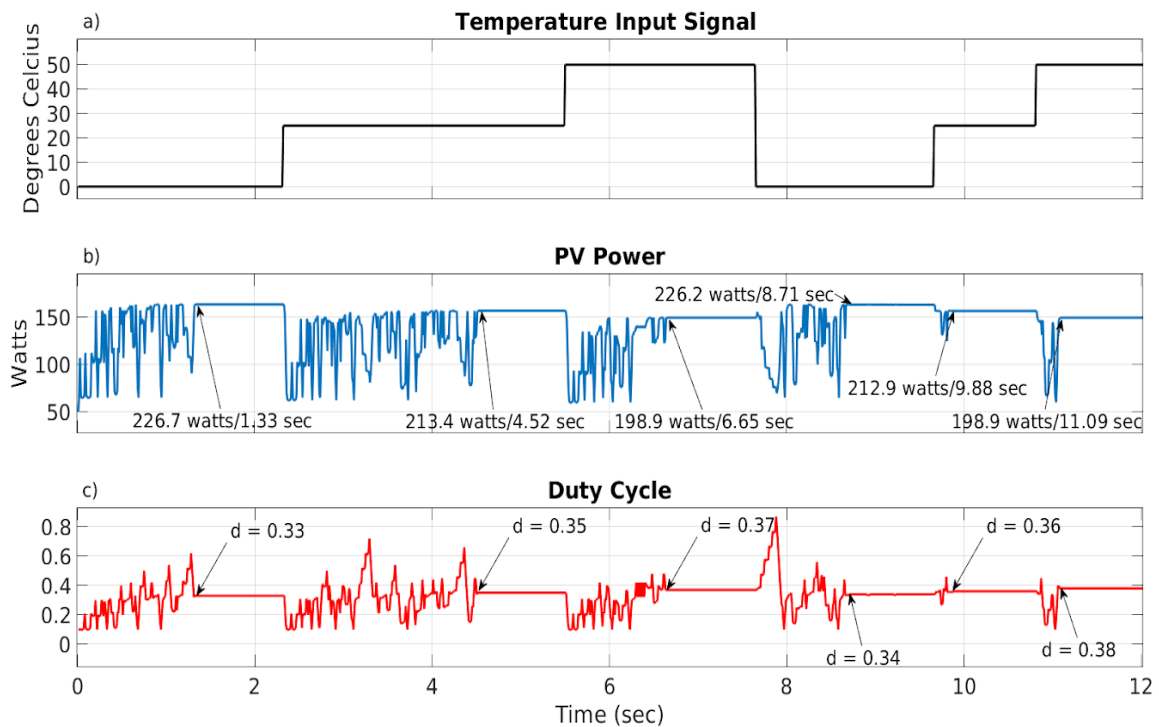


Εικόνα 4-28 Απόδοση φωτοβολταϊκής πηγής για διαφορετικές ακτινοβολίες α) Σήμα εισόδου β) παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύς γ) duty cycle

Τα αποτελέσματα στην εικόνα 4-28 δείχνουν ότι για όλες τις περιπτώσεις ο αλγόριθμος συγκλίνει σε μια σταθερή κατάσταση. Μετά τη σύγκλιση δεν παρατηρούνται ταλαντώσεις μεταξύ των καταστάσεων. Αυτό σημαίνει ότι το duty cycle διατηρείται σταθερό όταν βρεθεί το MPP εφαρμόζοντας μια ενέργεια μηδενικής αλλαγής. Ο αλγόριθμος συγκλίνει στα 213.23 W, 167.34 W και 122.19 W για κάθε περίπτωση και επαναλαμβάνεται όταν εφαρμόζεται το ίδιο σήμα εισόδου. Αυτό δημιουργεί σφάλμα ισχύος 0.31 W, 0.003 W και 0.029 W για κάθε περίπτωση αντίστοιχα. Επιπλέον, παρατηρείται ότι ο αλγόριθμος έχει διαφορετικό χρόνο σύγκλισης σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Την πρώτη φορά χρειάζεται 3.04 sec (304 κύκλους) μέχρι τη σύγκλιση, ενώ το χρονικό διάστημα μειώνεται σε 2.36 sec (236 κύκλους) και 1.09 sec (109 κύκλους) όταν αλλάζουν οι συνθήκες λειτουργίας. Αυτό προκύπτει επειδή ο αλγόριθμος μπορεί να περάσει από ήδη γνωστές καταστάσεις και η εξερεύνηση να είναι μικρότερη. Όταν οι ίδιες συνθήκες λειτουργίας εμφανίζονται μετά την πρώτη σύγκλιση, το MPP εντοπίζεται σε πολύ λιγότερο χρόνο. Το διάστημα αυτό είναι 0.09 sec (9 κύκλοι) για την πρώτη περίπτωση, 0.6 sec (60 κύκλοι) για τη δεύτερη και 0.01 sec (1 κύκλος) για την τρίτη.

Αυτά τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο αλγόριθμος, αφότου έχει μάθει μια βέλτιστη τακτική, μπορεί να μετακινηθεί στο MPP με πολύ λίγες ενέργειες.

Τα αποτελέσματα στην εικόνα 4-29 δείχνουν την απόδοση του αλγορίθμου για διαφορετικές θερμοκρασίες και είναι παρόμοια με την προηγούμενη προσομοίωση. Ο ελεγκτής καταφέρνει και συγκλίνει στα 226.7 W, 213.4 W και 198.9 W με σφάλμα ισχύος 0.309 W, 0.036 W και 0.012 W αντίστοιχα. Οι χρόνοι σύγκλισης ποικίλλουν, ενώ είναι όλοι κάτω από 2.19 sec (219 κύκλους). Ο αλγόριθμος παράγει βέλτιστα αποτελέσματα, όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, όσον αφορά στον απαιτούμενο χρόνο εύρεσης του MPP και στο σφάλμα ισχύος. Αυτό δείχνει ότι η προτεινόμενη μέθοδος ελέγχου μπορεί να λειτουργήσει σε οποιοδήποτε μεταβαλλόμενες συνθήκες χωρίς πρόσθετη ρύθμιση μεταξύ των διαφορετικών περιπτώσεων.

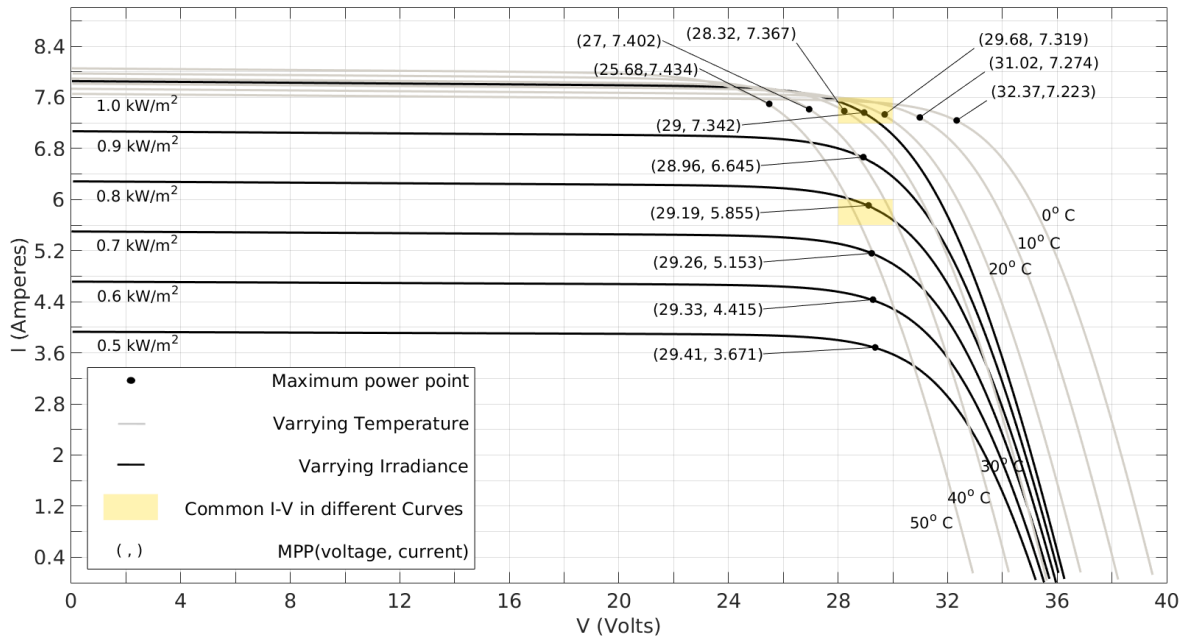


Εικόνα 4-29 Απόδοση φωτοβολταϊκής πηγής για διαφορετικές θερμοκρασίες α) Σήμα εισόδου β) παραγόμενη φωτοβολταϊκή ισχύς γ) duty cycle

4.4.5.5. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΧΩΡΟΥ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ

Η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου ελέγχου σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας οφείλεται στην ικανότητά της να αναγνωρίζει πότε ένα σημείο

λειτουργίας είναι κοντά στο MPP. Όπως προαναφέρθηκε, οι παράμετροι κατάστασης I_{PV} και V_{PV} μπορούν να είναι οι ίδιες σε περιπτώσεις που η απόσταση από το μέγιστο σημείο ισχύος είναι διαφορετική. Με αυτό το σενάριο επαληθεύεται η αναγκαιότητα της τρίτης παραμέτρου κατάστασης Deg . Η παράμετρος Deg χρησιμοποιείται για να διακρίνονται οι περιπτώσεις στις οποίες η παραγόμενη τάση και το ρεύμα της φωτοβολταϊκής πηγής είναι ίδια ή παρόμοια (εντός των ορίων διακριτοποίησης), ενώ η απόσταση από το MPP σε κάθε περίπτωση είναι διαφορετική. Η παράμετρος Deg μηδενίζεται στο MPP, ενώ είναι αρνητική στα αριστερά του MPP και θετική στα δεξιά του MPP αντίστοιχα. Αυτό δίνει τη δυνατότητα στην προτεινόμενη μέθοδο ελέγχου να κάνει διάκριση μεταξύ των διαφορετικών συνθηκών λειτουργίας και να επιλέξει την κατάλληλη ενέργεια, ενισχύοντας την εφαρμογή της σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας χωρίς καμία πρόσθετη ρύθμιση. Στην εικόνα 4-30 παρουσιάζεται μια επισκόπηση του τρέχοντος ζητήματος. Απεικονίζεται η καμπύλη I-V του φωτοβολταϊκού πάνελ που χρησιμοποιείται για τις προσομοιώσεις με διαφορετικές τιμές θερμοκρασίας και ακτινοβολίας. Η καμπύλη τμηματοποιείται σύμφωνα με την διακριτοποίηση του χώρου κατάστασης. Η μεταβλητή κατάστασης V_{PV} καθώς και η I_{PV} είναι διακριτοποιημένες σε 20 διαφορετικές καταστάσεις. Βάσει αυτής της διακριτοποίησης η εικόνα 4-30 απεικονίζει το σχηματισμό του χώρου κατάστασης και τις καμπύλες I-V για διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Για παράδειγμα, η χαρακτηριστική καμπύλη I-V για ένταση ηλιακής ακτινοβολίας 700 W/m^2 με θερμοκρασία 25°C παρουσιάζει μέγιστο σημείο ισχύος στα 29.26V και 5.153A , ενώ στις ίδιες τιμές I-V υπάρχει ένα σημείο λειτουργίας της καμπύλης για ένταση ηλιακής ακτινοβολίας 1000W/m^2 με θερμοκρασία 50°C που δεν είναι όμως μέγιστο σημείο ισχύος της καμπύλης αυτής. Σε ένα χώρο κατάστασης που ορίζεται μόνο από τις παραμέτρους κατάστασης V_{PV} και I_{PV} , αυτά τα δύο σημεία λειτουργίας θα περιγραφούν από την ίδια κατάσταση. Η προτεινόμενη παράμετρος κατάστασης Deg διαχωρίζει αυτά τα σημεία λειτουργίας σε διαφορετικές καταστάσεις. Το ίδιο ζήτημα εμφανίζεται σε αρκετές περιπτώσεις, μερικές εκ των οποίων μπορούν να ανιχνευθούν μεταξύ της καμπύλης I-V για ένταση ακτινοβολίας 700 W/m^2 με θερμοκρασία 25°C και αυτής με ένταση ακτινοβολίας 1000W/m^2 και θερμοκρασία 50°C . Σε αυτή την περίπτωση το MPP της πρώτης καμπύλης I-V δεν ταιριάζει με το σημείο λειτουργίας της δεύτερης, αλλά η δεύτερη έχει πολλά σημεία παρόμοια με το MPP της πρώτης καμπύλης I-V.

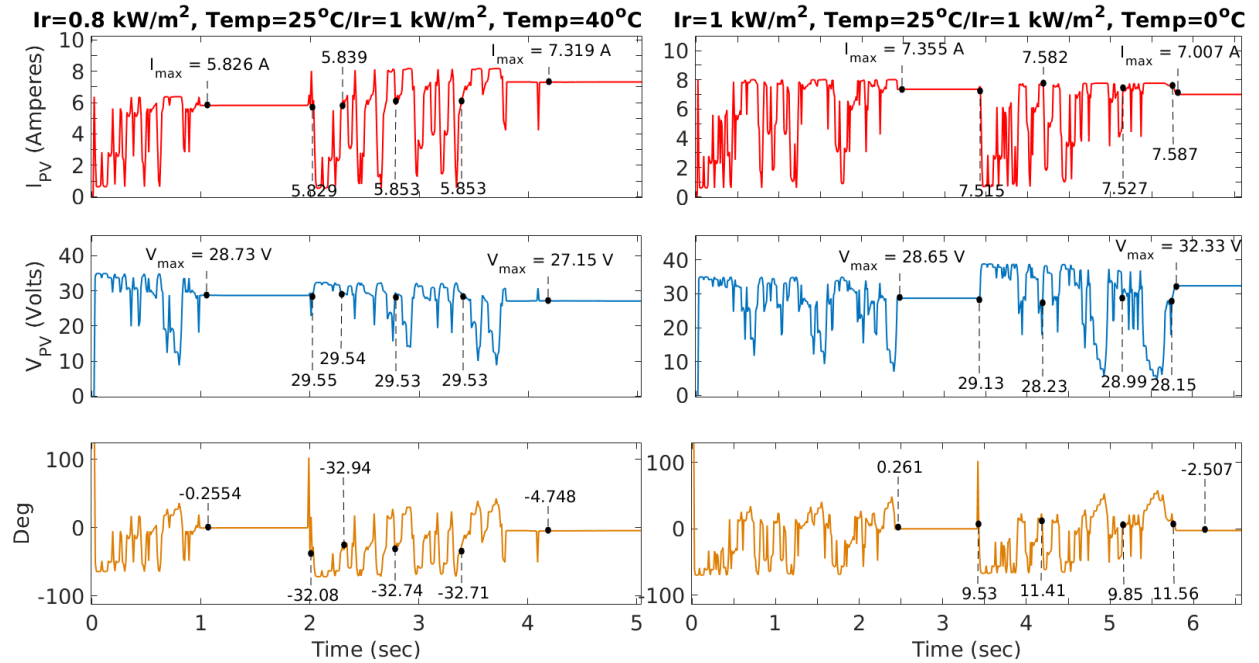


Εικόνα 4-30 Φωτοβολταϊκή καμπύλη I-V που απεικονίζει αλληλεπικαλυπτόμενες καταστάσεις

Για να αξιολογήσουμε το χώρο των καταστάσεων, ο αλγόριθμος εφαρμόζεται για διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας έτσι ώστε να παρατηρηθεί η αποτελεσματικότητα των παραμέτρων κατάστασης. Δύο ενδεικτικές περιπτώσεις επιλέγονται για προσομοίωση και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην εικόνα 4-31. Σε κάθε δοκιμή, το ζευγάρι των συνθηκών λειτουργίας εναλλάσσεται έτσι ώστε να αναγνωριστούν περιπτώσεις όπου το I_{PV} και η V_{PV} είναι και τα δύο ίδια ή μέσα στο ίδιο εύρος διακριτοποίησης ενώ η παράμετρος κατάστασης Deg να διαφέρει και ως εκ τούτου η κατάσταση όλου του συστήματος να διαφέρει. Οι υπό δοκιμή καταστάσεις φαίνονται στην εικόνα 4-30 όπου η κατάσταση του MPP είναι σκιασμένη.

Η εικόνα 4-31 δείχνει τις τιμές των παραμέτρων κατάστασης που αλλάζουν κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του ελεγκτή υπό διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Στα αριστερά της εικόνας 4-31 φαίνεται η μεταβολή των παραμέτρων για αλλαγή θερμοκρασίας από 25°C σε 40°C και μεταβολή ηλιακής ακτινοβολίας από 0.8 kW/m² σε 1.0 kW/m². Το πρώτο ζευγάρι των συνθηκών, όπως μπορεί να παρατηρηθεί από την εικόνα 4-30, έχει ένα MPP στα 170.9 W ενώ το δεύτερο ζευγάρι έχει ένα MPP στα 199.8 W. Όταν ο ελεγκτής ανιχνεύσει το MPPT η τιμή της τρίτης μεταβλητής είναι πολύ κοντά στο μηδέν και ισούται με -0.2554°. Όταν οι συνθήκες λειτουργίας αλλάξουν και παράγονται παρόμοιο ρεύμα και τάση, η τιμή της τρίτης μεταβλητής

αλλάζει κοντά στις -32° . Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι παρόλο που η τάση και το ρεύμα δεν είναι ακριβώς τα ίδια, είναι μέσα στο εύρος της διακριτοποίησης. Αυτό σημαίνει ότι στη συγκεκριμένη περίπτωση οποιαδήποτε τιμή της τάσης μεταξύ 28 και 30 volts θα θεωρείται ότι βρίσκεται στην ίδια κατάσταση. Το ίδιο θα ισχύει και για τιμές ρεύματος από 5.6 A μέχρι 6.0 A.

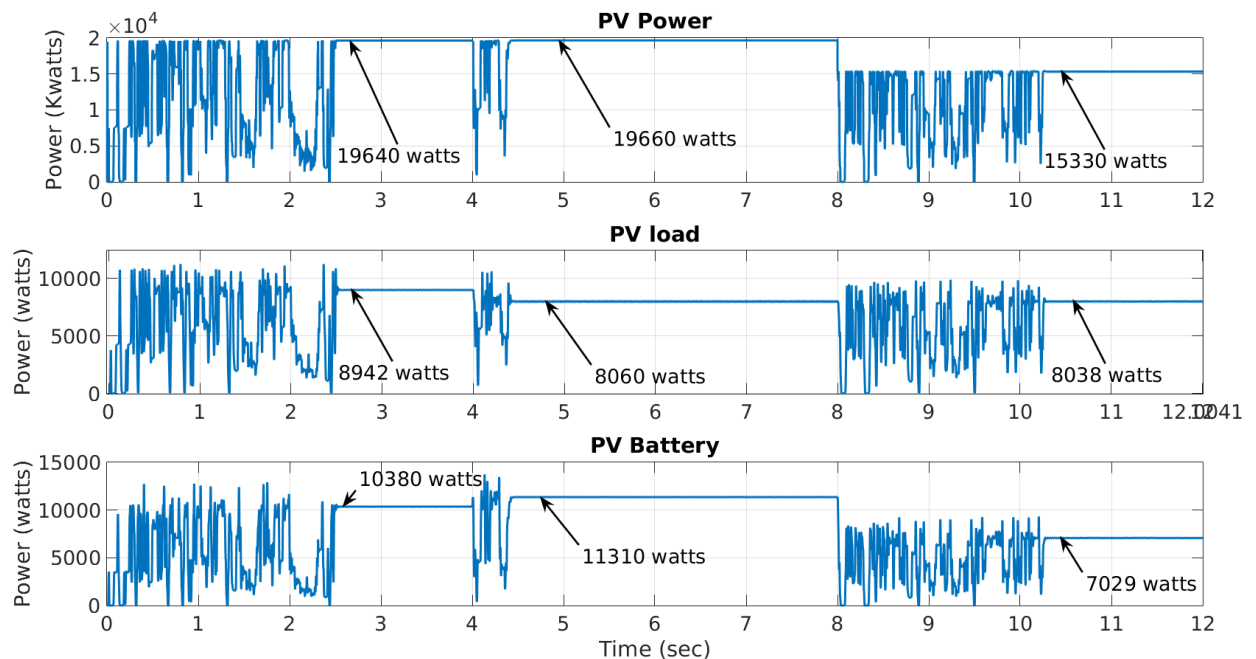


Εικόνα 4-31 Παράμετρος κατάστασης κοντά στο MPP

4.4.5.6. ΜΕΤΑΒΛΗΤΟ ΦΟΡΤΙΟ

Στο τέταρτο σενάριο χρησιμοποιείται η φωτοβολταϊκή πηγή "PV4". Πρόκειται για μια πηγή υψηλής ισχύος παρόμοια με τις πηγές που χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές φωτοβολταϊκού μικροδικτύου. Η μέγιστη ισχύς της πηγής στις STC είναι περίπου 19698 W. Για αυτό το σενάριο η φωτοβολταϊκή πηγή συνδέεται με ένα δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο και μία μπαταρία. Ο σκοπός αυτού του σεναρίου είναι να επισημάνει την απόδοση του ελεγκτή για πηγές υψηλής ισχύος και ταυτόχρονα να δοκιμάσει την απόδοση του κάτω από δυναμικές αλλαγές ηλεκτρικών φορτίων. Η εικόνα 4-32 παρουσιάζει την ισχύ που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή, την ισχύ που καταναλώνεται στο ηλεκτρικό φορτίο και την ισχύ που αποθηκεύεται στην μπαταρία. Ο ελεγκτής επιτυγχάνει MPPT σε 2.54 sec (254 κύκλους) σε STC. Η εξαγόμενη ισχύς είναι 19640 W και το σφάλμα ισχύος είναι 58 W που συνεπάγεται σφάλμα περίπου 0.3%. Η παραγόμενη ισχύς κατανέμεται στο ηλεκτρικό φορτίο και στην μπαταρία. Η κατανάλωση του ηλεκτρικού φορτίου είναι περίπου 9000W και η

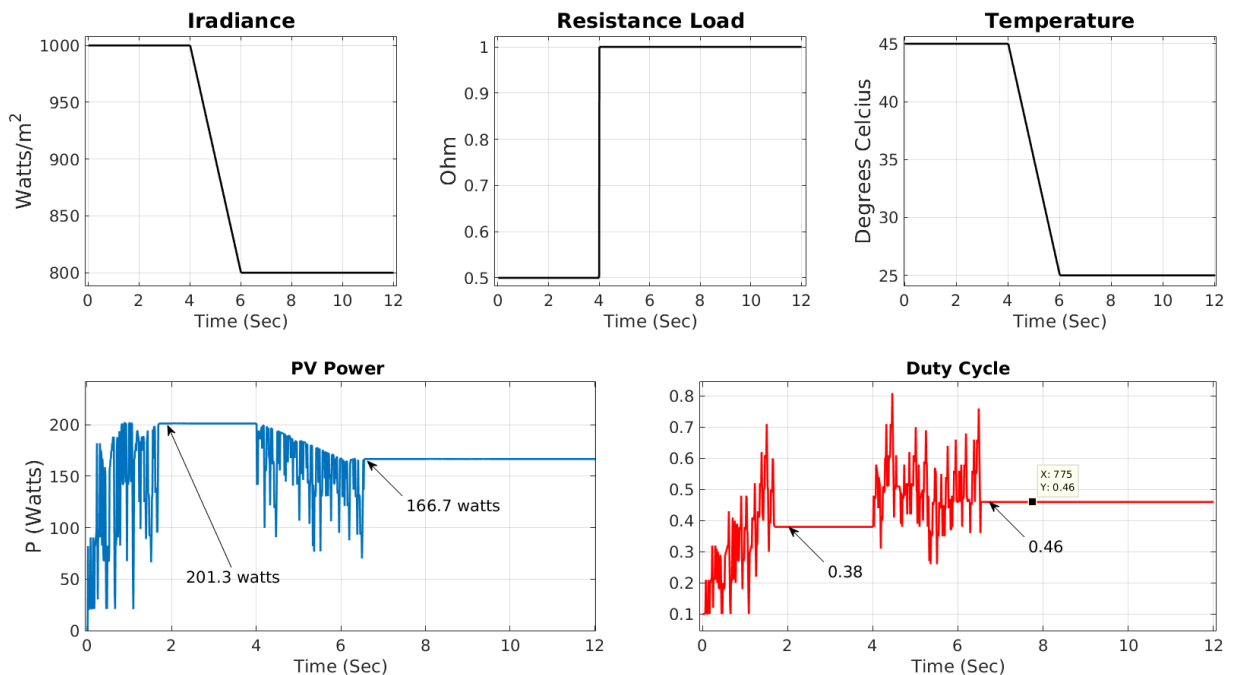
υπόλοιπη ποσότητα ισχύος αποθηκεύεται στην μπαταρία. Μετά τα 4 πρώτα δευτερόλεπτα η κατανάλωση του ηλεκτρικού φορτίου μεταβάλλεται από 9000 σε 8000 W. Η φωτοβολταϊκή πηγή δεν βρίσκεται πλέον στο MPP καθώς το σημείο λειτουργίας μετακινήθηκε λόγω της διαταραχής που προκάλεσε η αλλαγή της ζήτησης του ηλεκτρικού φορτίου. Ο ελεγκτής λειτουργεί τάχιστα και σε λιγότερο από 0.5 sec (44 κύκλους) έχει ανιχνεύσει και πάλι το MPP όπου και το σφάλμα της ισχύος μειώνεται στο 0.2%. Στο όγδοο δευτερόλεπτο η ηλιακή ακτινοβολία αλλάζει από $1000\text{W}/\text{m}^2$ σε $800\text{W}/\text{m}^2$, ενώ η ζήτηση ισχύος στο ηλεκτρικό φορτίο παραμένει η ίδια. Ο ελεγκτής διερευνά τις νέες καταστάσεις και ανιχνεύει το νέο MPP σε 2.3 sec. Η κατανάλωση του ηλεκτρικού φορτίου παραμένει κοντά στα 8000 W και μειώνεται η ποσότητα ισχύος που αποθηκεύεται στην μπαταρία. Η παραγόμενη ισχύς είναι 15330 W που αντιστοιχεί σε σφάλμα 0.6%. Αυτά τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά καθώς ο ελεγκτής μπορεί να ανιχνεύσει το MPP παρουσιάζοντας πολύ χαμηλό σφάλμα ισχύος, ακόμη και όταν χρησιμοποιούνται πηγές υψηλής ισχύος. Επίσης, ο ελεγκτής επιδεικνύει προσαρμοστικότητα στην εκ νέου ανίχνευση του MPP όταν υπάρχει δυναμική μεταβολή των ηλεκτρικών φορτίων.



Εικόνα 4-32 α) Παραγόμενη ισχύς φωτοβολταϊκής πηγής, β) ισχύς που καταναλώνεται στο φορτίο και γ) ισχύς που αποθηκεύεται στην μπαταρία

4.4.5.7. ΜΕΤΑΒΛΗΤΟ ΦΟΡΤΙΟ ΚΑΙ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ

Στο τελικό σενάριο χρησιμοποιείται ενδεικτικά η πρώτη φωτοβολταϊκή πηγή "PV1". Σε αυτό το σενάριο, όλοι οι παράγοντες που επηρεάζουν το σημείο λειτουργίας της πηγής αλλάζουν ταυτόχρονα. Ο ελεγκτής συγκλίνει μετά από 1.7 sec (170 κύκλους) στα 201.3 W με σφάλμα ισχύος 0.38 W. Στο τέταρτο δευτερόλεπτο η τιμή του ωμικού φορτίου αλλάζει ακαριαία από 0.5Ω σε 1Ω, η ηλιακή ακτινοβολία και η θερμοκρασία αρχίζουν να μειώνονται γραμμικά από 1000W/m² και 45°C σε 800 W/m² και 25°C αντίστοιχα, μέσα σε δύο δευτερόλεπτα. Με την εμφάνιση αυτών των αλλαγών, ο ελεγκτής εξερευνά τις νέες καταστάσεις και επιδιώκει τη βέλτιστη απόδοση ενώ συμβαίνουν διαρκείς διαταραχές. Μόλις σταματήσουν οι περιβαλλοντικές αλλαγές, ο ελεγκτής συγκλίνει μετά από 0.6 sec (60 κύκλους) στα 166.7 W με σφάλμα ισχύος 0.08 W. Η εικόνα 4-33 παρουσιάζει τις αλλαγές των συνθηκών λειτουργίας, την παραγόμενη ισχύ και το παραγόμενο duty cycle.

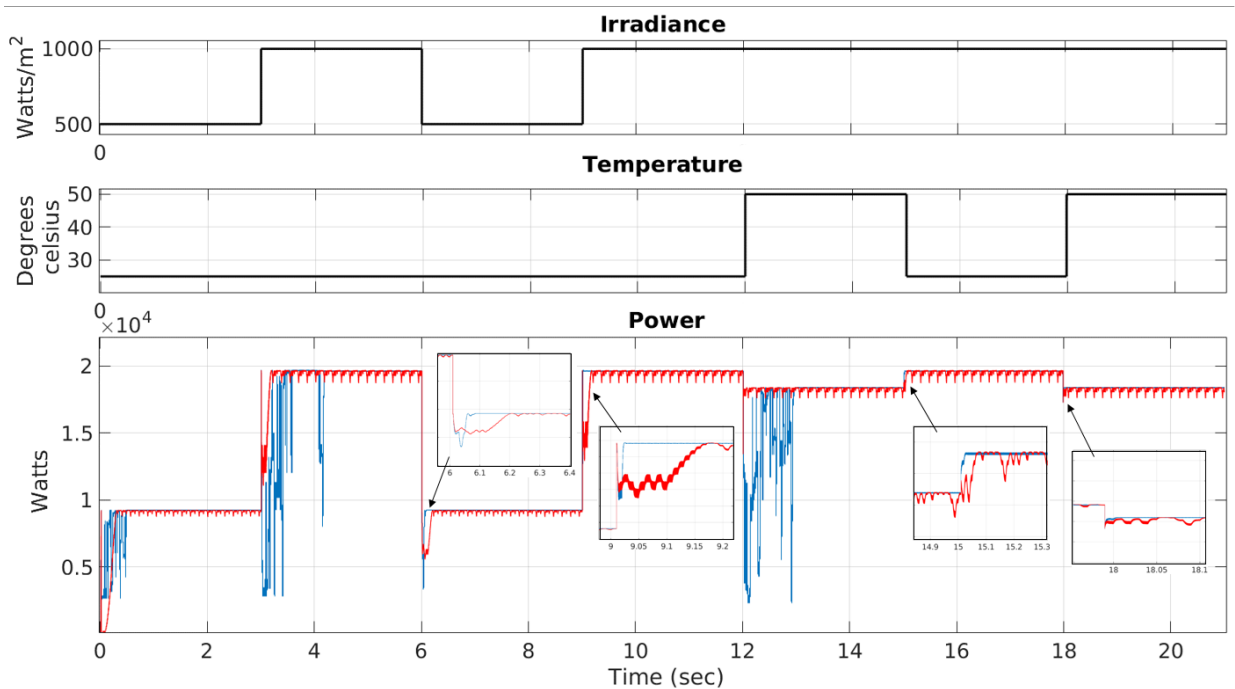


Εικόνα 4-33 α) Ηλιακή ακτινοβολία, β) Αντίσταση φορτίου, γ) Θερμοκρασία φωτοβολταϊκής πηγής, δ) παραγόμενη ισχύς και ε) Duty cycle

4.4.5.8. ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ P&O

Η προτεινόμενη μέθοδος MPPT συγκρίνεται με την συμβατική μέθοδο P&O. Το μέγεθος βήματος C του duty cycle D για τον αλγόριθμο P&O στις ακόλουθες

προσομοιώσεις ορίζεται στο 0.01, ίσο με τη μικρότερη ενέργεια του προτεινόμενου ελεγκτή. Οι δύο αυτοί αλγόριθμοι ελέγχονται για διαφορετικές τιμές θερμοκρασίας και ακτινοβολίας και παρουσιάζονται μαζί με την παραγόμενη ισχύ στην εικόνα 4-34. Συγκρίνοντας τους δύο αλγόριθμους, από την άποψη ταχύτητας και απόδοσης, διαπιστώνεται ότι όταν εφαρμόζονται νέες περιβαλλοντικές συνθήκες (πρώτη εκτέλεση) η προτεινόμενη μέθοδος είναι σαφώς πιο αργή από το P&O, καθώς ο αλγόριθμος μαθαίνει από το μηδέν. Εντούτοις, όταν οι ίδιες συνθήκες εφαρμόζονται και πάλι (δεύτερη εκτέλεση), ο αλγόριθμος σημειώνει καλύτερη επίδοση συγκριτικά με το P&O από άποψη ταχύτητας και φτάνει άμεσα στο στόχο του.



Εικόνα 4-34 Ισχύς Αλγόριθμου P&O (κόκκινη γραμμή) και προτεινόμενου αλγόριθμου (μπλε γραμμή), για διαφορετικές τιμές θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας

Επιπλέον, ο αλγόριθμος P&O παράγει μεγάλες ταλαντώσεις γύρω από το MPP με αποτέλεσμα μεγάλες ενεργειακές απώλειες. Η παραγόμενη ενέργεια για κάθε εκτέλεση παρουσιάζεται στον πίνακα 4:7, όπου ο προτεινόμενος ελεγκτής παράγει περισσότερη ενέργεια μετά τη δεύτερη φορά που εφαρμόζονται οι ίδιες συνθήκες. Η καλή συμπεριφορά του, όπως αυτή που παρουσιάζεται τη δεύτερη φορά, θα επαναλαμβάνεται κάθε φορά που θα ισχύουν οι ίδιες συνθήκες.

Πίνακας 4:7 Σύγκριση παραγόμενης ενέργειας

Μέθοδοι και Συνθήκες	Παραγόμενη ενέργεια W·sec	Παραγόμενη ενέργεια W·sec	Παραγόμενη ενέργεια W·sec

	(1 ^η εκτέλεση)	(2 ^η εκτέλεση)	(3 ^η εκτέλεση)
P&O (500W/m ² , 25 ^o C)	25501.4	27088.4	-
Προτεινόμενη μέθοδος (500W/m ² , 25 ^o C)	26189.2	27635.7	-
P&O (1000W/m ² , 25 ^o C)	57589.5	57878.9	58557.4
Προτεινόμενη μέθοδος (1000W/m ² , 25 ^o C)	53741.5	58820.2	58984.0
P&O (1000W/m ² , 50 ^o C)	54803.2	54654.5	-
Προτεινόμενη μέθοδος (1000W/m ² , 50 ^o C)	50059.9	54931.1	-

4.5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η ανάπτυξη και η δοκιμή του DNC-MPPT έδειξε ότι η συγκεκριμένη μεθοδολογία αντιμετωπίζει το πρόβλημα ελέγχου του MPPT ικανοποιητικά. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων έδειξαν ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να προσφέρει υψηλού επιπέδου MPPT κάτω από οποιοσδήποτε συνθήκες λειτουργίας. Τα αποτελέσματα αναδεικνύουν την αξιοπιστία ελέγχου ενός και μόνο νευρώνα είτε στις σταθερές είτε στις μεταβατικές καταστάσεις. Σε αυτή την περίπτωση λοιπόν δεν χρειάζεται να διερευνηθούν περαιτέρω πολύπλοκες δομές νευρωνικών δικτύων αφού με την προτεινόμενη μέθοδο κερδίζουμε σε υπολογιστική πολυπλοκότητα και μπορεί να υλοποιηθεί αποδοτικά σε υλικό. Επίσης, η βελτιστοποίηση των αρχικών τιμών παραμέτρων όπως τα βάρη του νευρώνα και η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης οδηγούν σε ακόμα καλύτερες αποδόσεις. Επιπρόσθετα, ο προτεινόμενος ελεγκτής εκτελεί απευθείας έλεγχο παλμών στον μετατροπέα χωρίς να χρειάζεται η χρήση PWM γεννήτριας (δεν χρειάζεται επιπλέον hardware). Τέλος, ο DNC-MPPT λειτουργεί αποτελεσματικά και σε κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων που χρησιμοποιείται για να ξεπεραστούν προβλήματα που δημιουργούνται από μερική σκίαση των φωτοβολταϊκών πηγών.

Το κύριο μειονέκτημά της συγκεκριμένης μεθοδολογίας έγκειται στο γεγονός ότι δεν υπάρχει κάποιος γενικός κανόνας για την ρύθμιση των αρχικών τιμών των βαρών του νευρώνα, της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης και του ρυθμού μάθησης. Οι αρχικές τιμές αυτών των παραμέτρων για διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές χρειάζονται ρύθμιση απαιτώντας μεθυστικούς αλγόριθμους αναζήτησης αλλά και γνώση από τον ειδικό για απευθείας ρύθμιση κάποιων παραμέτρων ή/και για ορισμό

του χώρου εξερεύνησης του μεθυρετικού αλγόριθμου. Επίσης, η μη χρήση της PWM γεννήτριας επιφέρει το μειονέκτημα ότι ο κύκλος λειτουργίας του ελεγκτή πρέπει να είναι πολύ μικρός, της τάξεως των μsec για να μπορέσει να οδηγήσει τον διακόπτη του μετατροπέα.

Η δεύτερη μέθοδος ελέγχου MPPT με ενισχυτική μάθησης που αναπτύχθηκε σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζει επίσης εξαιρετικά αποτελέσματα. Βασίζεται μόνο σε τρεις μοναδικές παραμέτρους κατάστασης που μπορούν να διακρίνουν εάν ένα σημείο λειτουργίας βρίσκεται κοντά στο MPP και η μόνη ρύθμιση που χρειάζεται εκ των προτέρων είναι η επιλογή του ρεύματος βραχυκυκλώσεως και της τάσης ανοιχτοκυκλώσεως της φωτοβολταϊκής πηγής.

Οι προσομοιώσεις έδειξαν πολύ καλά αποτελέσματα κάτω από διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας (μεταβαλλόμενη θερμοκρασία, ακτινοβολία και ηλεκτρικό φορτίο) και σε διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές. Τα αποτελέσματα ενίσχυσαν την καθολικότητα της μεθόδου ελέγχου MPPT, ανεξαρτήτως από τα χαρακτηριστικά της φωτοβολταϊκής πηγής.

Το κύριο μειονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου έγκειται στην καθυστερημένη ανίχνευση του MPP σε συνθήκες λειτουργίας που εμφανίζονται πρώτη φορά. Επίσης, ένα ακόμα μειονέκτημα εντοπίζεται στην διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που έχει ως αποτέλεσμα την αναγνώριση ως MPP μιας ευρύτερης περιοχής γύρω από το MPP που ποικίλει ανάλογα την διακριτοποίηση.

Η μελλοντική έρευνα μπορεί να στοχεύει σε μια πιο αποτελεσματική στρατηγική εξερεύνησης/αξιοποίησης προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση του αλγορίθμου από άποψη χρόνου και ειδικά για περιβαλλοντικές συνθήκες που εφαρμόζονται πρώτη φορά. Επίσης, θα μπορούσαν να ερευνηθούν και να εφαρμοστούν τεχνικές που αντιμετωπίζουν το συνεχές χώρο καταστάσεων-ενεργειών για να βελτιώσουν την ακρίβεια ανίχνευσης του MPP.

Τέλος, ένα από τα βασικά ζητήματα στην τρέχουσα μεθοδολογία που δεν δοκιμάστηκε είναι η ανίχνευση του μέγιστου σημείου ισχύος υπό μερική σκίαση. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης θα μπορούσε εν δυνάμει να παρουσιάσει πολύ καλά αποτελέσματα στο εν λόγω πρόβλημα και η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να επικεντρωθεί και προς αυτή την κατεύθυνση.

5. ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΜΟΝΑΔΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ

5.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η έλλειψη πόσιμου νερού, σε πολλές περιοχές του κόσμου οδήγησε στην ανάπτυξη διαφορετικών διεργασιών αφαλάτωσης. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι αφαλάτωσης νερού όπως η απόσταξη, η ηλεκτροδιάλυση και η αντίστροφη ώσμωση (Libotean et. al. 2009). Η αφαλάτωση απαιτεί τη χρήση ενέργειας για την παραγωγή νερού. Στη σημερινή εποχή, παρά το γεγονός ότι υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι τεχνικών αφαλάτωσης, η μέθοδος που καταναλώνει λιγότερη ενέργεια είναι αυτή της αντίστροφης ώσμωσης. Η διαδικασία της αφαλάτωσης είναι απαραίτητη σε απομακρυσμένες περιοχές όπου δεν υπάρχει πρόσβαση στο πόσιμο νερό. Συχνά σε αυτές τις περιοχές, δεν υπάρχει πρόσβαση στο δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο. Οπότε, η χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και ταυτόχρονα η ορθή διαχείριση των περιορισμένων ενεργειακών πόρων, είναι επιτακτική. Το παραγόμενο πόσιμο νερό μπορεί να αποθηκευτεί και να χρησιμοποιηθεί σε περιόδους όπου η ηλιακή ακτινοβολία είναι χαμηλή ή ανύπαρκτη (νύχτα).

Σε αυτό το κεφάλαιο, προτείνεται ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο για τη διεργασία της αφαλάτωσης με αντίστροφη ώσμωση. Η ανάπτυξη του μοντέλου πραγματοποιήθηκε για να ενσωματωθεί η μονάδα της αφαλάτωσης, στις μονάδες κατανάλωσης του μικροδικτύου. Η ανάπτυξη του μοντέλου στηρίχθηκε σε πραγματικά δεδομένα, τα οποία συλλέχτηκαν από πιλοτική μονάδα αφαλάτωσης που βρίσκεται στο Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών. Το μοντέλο αναπτύχθηκε χρησιμοποιώντας το προσαρμοστικό νεύρο-ασαφή σύστημα συμπερασμού (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System - ANFIS) για τρεις εξόδους, οι οποίες είναι το ρεύμα κατανάλωσης του κινητήρα της μονάδας, η ηλεκτρική αγωγιμότητα του νερού και ο ρυθμός παροχής του παραγόμενου νερού. Η συνεισφορά του προτεινόμενου μοντέλου έγκειται στην ανάπτυξη ενός μοντέλου μονάδας αφαλάτωσης εστιασμένο στην ενεργειακή κατανάλωση για την πρόβλεψη τιμών της παροχής του παραγόμενου νερού και της ηλεκτρικής του αγωγιμότητας. Επιπρόσθετα, χρησιμοποιεί το ANFIS ως εργαλείο μοντελοποίησης με πραγματικά δεδομένα για την αποφυγή πολύπλοκων μαθηματικών εξισώσεων. Το υπόλοιπο κεφάλαιο, διαρθρώνεται σε πέντε κύρια μέρη.

Στο πρώτο μέρος, γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση των μοντέλων που έχουν αναπτυχθεί είτε μέσω εξισώσεων είτε μέσω πραγματικών δεδομένων και εξηγείται ο λόγος που χρειάστηκε να αναπτυχθεί το εν λόγω μοντέλο. Στο δεύτερο μέρος, παρατίθενται εισαγωγικές πληροφορίες για τα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα. Στο τρίτο μέρος, περιγράφεται αναλυτικά η μεθοδολογία ανάπτυξης του μοντέλου και λαμβάνει χώρα, η αξιολόγηση του. Στο τέταρτο μέρος, το μοντέλο αποτιμάται σε προσομοιώσεις ενός ευρύτερου συστήματος ισχύος και παρατίθενται τα αποτελέσματα. Στο τελευταίο μέρος, καταγράφονται τα συμπεράσματα.

5.2. ΑΝΑΓΚΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΚΑΙ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Η ανάγκη για την ανάπτυξη ενός μοντέλου ισχύος αφαλάτωσης είναι απαραίτητη προκειμένου να πραγματοποιηθούν μελέτες για περιοχές όπου υπάρχει έλλειψη πόσιμου νερού και σύνδεσης με κεντρικό ηλεκτρικό δίκτυο. Μία απευθείας συνδεδεμένη μονάδα αφαλάτωσης αντίστροφης ώσμωσης σε φωτοβολταϊκά πλαίσια χωρίς αποθηκευτικό μέσο ενέργειας θα έχει ως αποτέλεσμα συνθήκες λειτουργίας μακριά από τα βέλτιστα όρια λειτουργίας του κατασκευαστή των μεμβρανών, ωστόσο αυτός ο τρόπος λειτουργίας αποδείχθηκε κατάλληλος για τη μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης και τη μείωση του κόστους της παραγωγής νερού (Dimitriou, Mohamed, Karavas & Papadakis, 2015; Dimitriou, Mohamed, Karavas & Papadakis, 2014).

Η διεθνής βιβλιογραφία παρουσιάζει μια ποικιλία μοντέλων αφαλάτωσης είτε χρησιμοποιώντας μαθηματικές εξισώσεις είτε χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα με τεχνικές νευρωνικών δικτύων. Έχει προταθεί ένα απλό μαθηματικό μοντέλο διεργασίας αφαλάτωσης αντίστροφης ώσμωσης που έχει σαν εισόδους την ενεργειακή κατανάλωση και την θερμοκρασία του εισαγόμενου νερού και υπολογίζει την απορριπτόμενη διαλυτή ουσία και την ροή του παραγόμενου πόσιμου νερού. Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ανεξάρτητο από τον τύπο της μεμβράνης αλλά λόγω της απλότητάς του δεν κάνει πάντα καλές προβλέψεις για τις τιμές των εξόδων του (Oh, Hwang & Lee, 2009). Έχει προταθεί μοντέλο διεργασίας αφαλάτωσης πολλαπλών βαθμίδων χρησιμοποιώντας αρχιτεκτονική προσοτροφδοτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου εκπαιδευόμενο με τον αλγόριθμο οπισθόδρομης διάδοσης. Η ανάπτυξη του μοντέλου βασίστηκε σε πραγματικές μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν κατά τη

διάρκεια όλου του χρόνου. Το μοντέλο έχει δεκαέξι εισόδους όπως θερμοκρασία νερού, ρυθμός παροχής νερού κ.α. και τρεις εξόδους, το ρυθμό παραγωγής νερού, το ρυθμό παραγωγής ατμού και την θερμοκρασία της άλμης (Al-shayji, Al-wadyei & Elkamel, 2005). Στην εργασία «Jafar & Zilouchian (2001)» έχουν προταθεί μοντέλα για τρεις διαφορετικές μονάδες αφαλάτωσης, ένα μοντέλο αφαλάτωσης άμεσης εισαγωγής θαλασσινού νερού, ένα σύστημα αφαλάτωσης τροφοδοτούμενο από πηγάδι θαλασσινού νερού και μια μονάδα αφαλάτωσης τροφοδοτούμενη από γεώτρηση. Τα μοντέλα στηρίχθηκαν σε πραγματικές μετρήσεις και για την ανάπτυξη τους χρησιμοποιήθηκε η τεχνική νευρωνικού δικτύου ακτινικών συναρτήσεων. Στη πρώτη περίπτωση υπήρχαν δέκα μεταβλητές εισόδου, στη δεύτερη εννέα μεταβλητές εισόδου και στη τρίτη πέντε μεταβλητές εισόδου. Οι μεταβλητές εισόδου είχαν να κάνουν με τη θερμοκρασία του νερού, την ηλεκτρική του αγωγιμότητα, το ρυθμό εισαγωγής του κ.λ.π. Τα μοντέλα είχαν μία έξοδο που αντιστοιχούσε και στις τρεις περιπτώσεις στην ποσότητα της απόρριψη αλατιού. Επίσης, έχει προταθεί ένα μοντέλο μονάδας αφαλάτωσης αντίστροφης ώσμωσης χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με τη μέθοδο της οπισθόδρομης διάδοσης και αλγόριθμους διανυσματικής παλινδρόμησης (Libotean, 2009). Το μοντέλο έχει μεταβλητές εισόδου το ρυθμό παροχής, την ηλεκτρική αγωγιμότητα, την πίεση εισόδου, το PH και την θερμοκρασία του νερού και προβλέπει τιμές για την πίεση εξόδου, την ηλεκτρική αγωγιμότητα και τον ρυθμό παροχής του νερού.

Γίνεται προφανές από τη διεθνή βιβλιογραφία πως δεν υπάρχει μοντέλο μονάδας αφαλάτωσης το οποίο να έχει σαν είσοδο την ενεργειακή κατανάλωση της μονάδας και να δίνει ακριβείς προβλέψεις για την παροχή και την ποιότητα του νερού. Τα μοντέλα που στηρίζονται σε πραγματικές μετρήσεις δίνουν προβλέψεις για την παροχή και την ποιότητα του νερού αλλά σε κανένα από αυτά τα μοντέλα δεν υπάρχει η ενεργειακή κατανάλωση ως μεταβλητή εισόδου ενώ τα μαθηματικά μοντέλα στηρίζονται σε απλές εξισώσεις και η ακρίβεια των τιμών που προβλέπουν δεν είναι μεγάλη.

5.3. ΥΒΡΙΔΙΚΑ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Τα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα ενσωματώνουν τα πλεονεκτήματα των ασαφών συστημάτων και των νευρωνικών δικτύων, δηλαδή όλες οι παράμετροι μπορούν να εκπαιδεύονται σαν ένα νευρωνικό δίκτυο μέσα στη δομή ενός συστήματος ασαφούς

λογικής. Το ANFIS είναι ένα προσαρμοστικό νευρό-ασαφές σύστημα συμπερασμού, το οποίο αναπτύχθηκε αρχικά από τον Jang (1993) και χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη συνολική συμπεριφορά του εκάστοτε εξεταζόμενου συστήματος. Η μοντελοποίηση με ANFIS είναι ουσιαστικά μια τεχνική πολυτροπικού μοντέλου, στην οποία αναπτύσσονται και συγκεντρώνονται απλά υπο-μοντέλα για να επιτευχθεί ακρίβεια στη συνολική έξοδο του μοντέλου, σύμφωνα με τα σύνολα των πραγματικών τιμών εισόδου - εξόδου. Η προσέγγιση ANFIS έχει εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα περιοχών, όπως στη μη γραμμική λειτουργία μοντέλων, στη πρόβλεψη χρονοσειρών (Jang & Sun, 1995) στην εκτίμηση των ιδιοτήτων υλικών (Inal, 2008; Singh & Kainthola, 2012; Khajeh, Modarress, Rezaee, 2009) στα φωτοβολταϊκά συστήματα (Melit, 2006) και στη μοντελοποίηση ηλεκτροχρωμικών συστημάτων (Dounis, Leftheriotis, Stavrinidis & Syrokostas, 2016). Τα πλεονεκτήματα που συνδυάζει τα ANFIS είναι τα εξής:

- (1) Τα LLMs (τοπικά γραμμικά μοντέλα) διευκολύνουν την "αρχή της ελάχιστης διαταραχής": Η προσαρμογή θα πρέπει να μειώσει το σφάλμα εξόδου για το τρέχον πρότυπο εκπαίδευσης, με την ελάχιστη διαταραχή στις αποκρίσεις οι οποίες έχουν ήδη εκπαιδευτεί (Windrow & Lehr, 1990).
- (2) Το ασαφές μοντέλο TSK (Tagaki & Sugeno, 1985) είναι ευκολότερο να αναγνωριστεί επειδή χρειάζεται λιγότερους κανόνες και οι παράμετροι μπορούν να εκπαιδευτούν από αριθμητικά δεδομένα χρησιμοποιώντας μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως αλγόριθμους οπισθόδρομης διάδοσης και ελαχίστων τετραγώνων.
- (3) Το ασαφές μοντέλο TSK παρέχει συνέχεια στην επιφάνεια εξόδου.
- (4) Τα ασαφή μοντέλα TSK με γραμμικό τμήμα απόδοσης στους κανόνες είναι γενικοί προσεγγιστές οποιουδήποτε ομαλού μη γραμμικού συστήματος (Ying, 1998).
- (5) Το σύστημα ασαφούς συμπερασμού μπορεί να ενσωματώνει γλωσσικές πληροφορίες καθώς και αριθμητικά δεδομένα για την επίτευξη καλύτερης απόδοσης.

Η ισοδύναμη αρχιτεκτονική του ANFIS απεικονίζεται στην εικόνα 5-1. Η δομή του ANFIS (Jang, 1993; Jang, 1995) αποτελείται από πέντε στρώματα μη συμπεριλαμβανομένου του στρώματος εισόδου.

Στρώμα 1: Κάθε κόμβος σε αυτό το στρώμα είναι προσαρμοστικός κόμβος και εκτελεί ασαφοποίηση με συναρτήσεις συμμετοχής που αλλάζουν (προσαρμόζουν) τις παραμέτρους τους κατά τη διάρκεια της μάθησης. Η συναρτήσεις συμμετοχής A_i^j είναι παραμετροποιημένες συναρτήσεις συμμετοχής Gauss (Εξ. 5.1), γενικευμένες συναρτήσεις bell (Εξ. 5.2) ή τριγωνικές συναρτήσεις (Εξ. 5.3).

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \exp \left[- \left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \quad (\text{Εξ. 5.1})$$

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j} \right) \right]^{b_i^j}} \quad (\text{Εξ. 5.2})$$

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} 0, & x_i \leq \rho_i^j \\ \frac{x_i - \rho_i^j}{m_i^j - \rho_i^j}, & \rho_i^j \leq x_i \leq m_i^j \\ \frac{k_i^j - x_i}{k_i^j - m_i^j}, & m_i^j \leq x_i \leq k_i^j \\ 0, & x_i \geq k_i^j \end{cases} \quad (\text{Εξ. 5.3})$$

όπου A_i^j είναι γλωσσικές μεταβλητές, i είναι ο αριθμός του κάθε κόμβου, j είναι ο αριθμός της γλωσσικής μεταβλητής και το σύνολο $\{\sigma_i^j, c_i^j, \rho_i^j, m_i^j, k_i^j\}$ είναι τοπικές προσαρμοστικές παράμετροι όπου c_i^j το κέντρο της συνάρτησης Gauss ή της bell και σ_i^j η τυπική απόκλιση, ρ_i^j το αριστερό σημείο της βάσης της τριγωνικής συνάρτησης, k_i^j το δεξί σημείο της βάσης του τριγώνου και m_i^j το σημείο της κορυφής του τριγώνου. Οι τιμές των παραμέτρων αυτών ανανεώνονται με την μέθοδο της κατάβασης δυναμικού κατά τη διάρκεια της φάσης της μάθησης. Η έξοδος του κόμβου είναι ο βαθμός συμμετοχής $\mu_{A_i^j}(x_i)$.

Στρώμα 2: Αυτό το στρώμα έχει τόσους κόμβους όσοι είναι οι ασαφείς κανόνες. Κάθε έξοδος κόμβου αναπαριστά τον βαθμό πυροδότησης του αντίστοιχου ασαφή κανόνα. Οι κόμβοι χρησιμοποιούν τον τελεστή Π του πολλαπλασιασμού για τον υπολογισμό του βαθμού πυροδότησης του κάθε κανόνα.

$$w_j = \prod_{i=1}^N \mu_{A_i'}(x_i) \quad (\text{Εξ. 5.4})$$

Στρώμα 3: Στο τρίτο στρώμα κάθε κόμβος υπολογίζει τον κανονικοποιημένο βαθμό πυροδότησης σύμφωνα με την ακόλουθη εξίσωση:

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{\lambda=1}^M w_\lambda} \quad (\text{Εξ. 5.5})$$

Στρώμα 4: Οι προσαρμοστικοί κόμβοι στο τέταρτο στρώμα είναι τα μέρη απόδοσης των ασαφών κανόνων. Κάθε κόμβος υπολογίζει το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού μεταξύ του κανονικοποιημένου βαθμού πυροδότησης και της γραμμικής συνάρτησης (πρώτης τάξης TSK μοντέλο):

$$\bar{w}_j C\hat{y}_j(\mathbf{x}) = \bar{w}_j (a_{j1}x_1 + a_{j2}x_2 + \dots + a_{jN}x_N + b_j) \quad (\text{Εξ. 5.6})$$

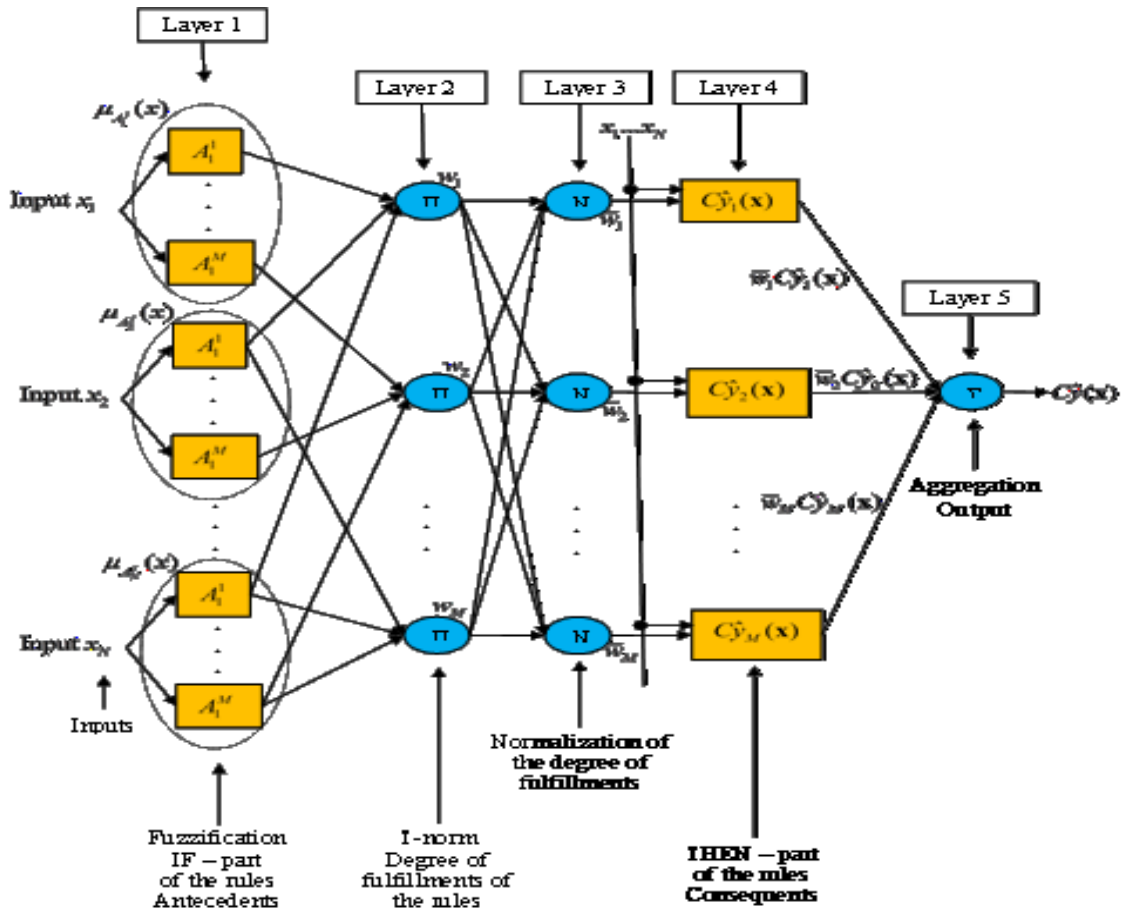
Οι προσαρμοστικές παράμετροι a_{ji} και b_j σε αυτό το στρώμα καλούνται επακόλουθοι παράμετροι και η γραμμική συνάρτηση $c\hat{y}(\cdot)$ καλείται τοπικό γραμμικό μοντέλο στην θεωρία της παρεμβολής.

Στρώμα 5: Στο τελευταίο στρώμα υπάρχει ένας προκαθορισμένος κόμβος που υπολογίζει την ολική έξοδο του δικτύου ως ακολούθως:

$$C\hat{y} = \sum_{j=1}^M \bar{w}_j \cdot C\hat{y}_j(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{j=1}^M w_j \cdot C\hat{y}_j(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^M w_j} \quad (\text{Εξ. 5.7})$$

Οι ασαφείς κανόνες είναι ουσιαστικά τοπικά γραμμικά μοντέλα (Hartmann et. al, 2011). Η παρεμβολή αυτών των τοπικών γραμμικών μοντέλων επιτυγχάνει προσδιορισμό μη γραμμικών σχέσεων.

Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό μηχανισμό για την εκπαίδευση του δικτύου. Στο προς τα εμπρός πέρασμα του μηχανισμού μάθησης χρησιμοποιείται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων για να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους στο μέρος απόδοσης των κανόνων τύπου TSK (στρώμα 3). Στο προς τα πίσω πέρασμα χρησιμοποιείται η μέθοδος της κατάβασης δυναμικού για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων των υποθετικών μερών των κανόνων (στρώμα 1).



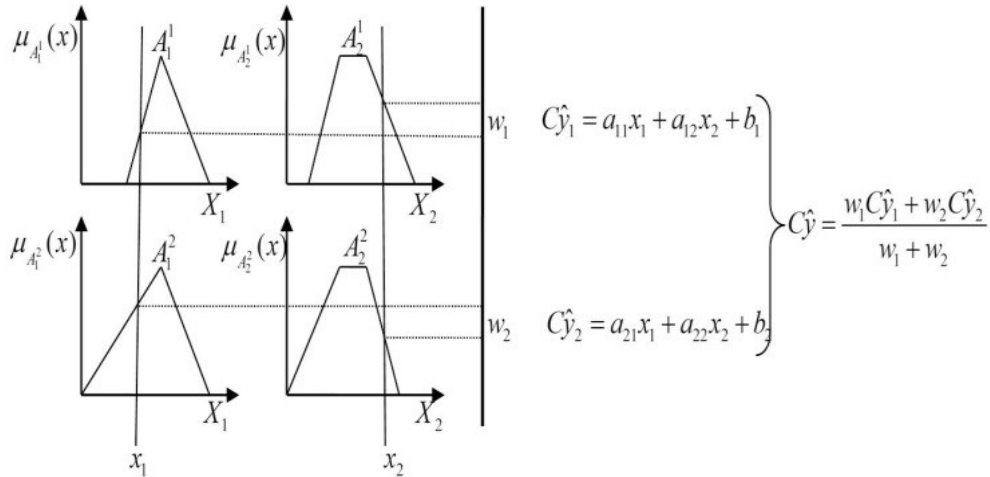
Εικόνα 5-1 Δομή ANFIS

Το ANFIS Πρόκειται για ένα προσαρμοστικό δίκτυο που είναι λειτουργικά ισοδύναμο με μια ασαφές σύστημα TSK πρώτης τάξης. Το παρακάτω σύστημα ασαφούς συμπερασμού έχει μία είσοδο x και μία έξοδο y (εικόνα 5-2). Για ένα ασαφές μοντέλο TSK πρώτης τάξης, ένας γενικός ασαφής κανόνας IF-THEN απεικονίζεται παρακάτω:

$$R^j : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and } \dots x_N \text{ is } A_N^j$$

$$\text{THEN } \hat{y}_j = a_{j1}x_1 + a_{j2}x_2 + \dots + a_{jN}x_N + b_j$$

Για $i = 1, 2, \dots, N$ και $j = 1, 2, \dots, M$ όπου N είναι ο αριθμός των εισόδων, M είναι ο αριθμός των κανόνων, A_i^j είναι ασαφή σύνολα $a_{j,i}$ και b_j είναι σταθερές. Η εικόνα 5-2 δείχνει τον ασαφή TSK συλλογισμό.



Εικόνα 5-2 Δύο εισόδων πρώτης τάξης TSK ασαφής συλλογισμός

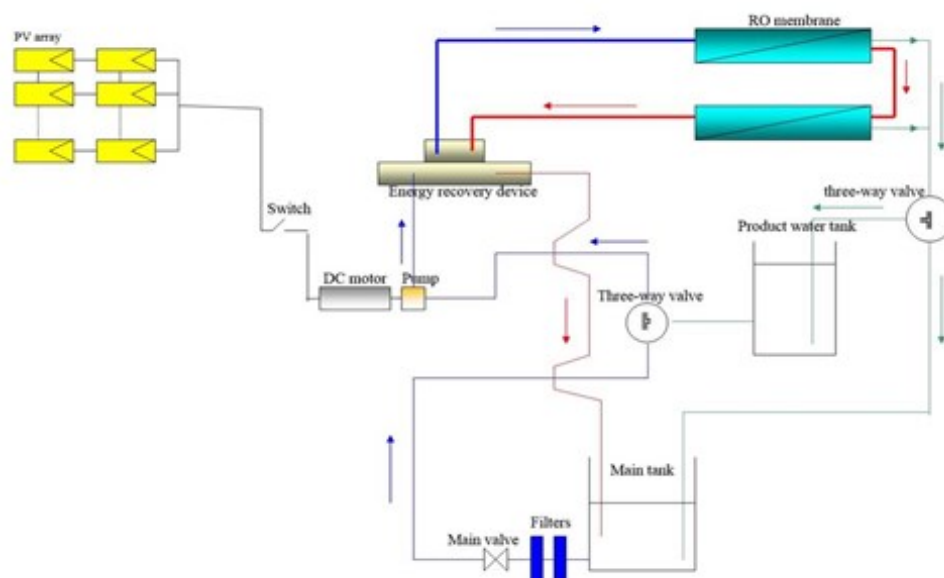
5.4. ANFIS ΚΑΙ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο, ο στόχος είναι η ανάπτυξη μοντέλων ANFIS για τη μοντελοποίηση της μονάδας αφαλάτωσης. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μια εικονική μονάδα αφαλάτωσης για την ακριβή παρακολούθηση της παραγωγής πόσιμου νερού αντικαθιστώντας τον δαπανηρό και δύσκολο στη μετακίνηση εξοπλισμό.

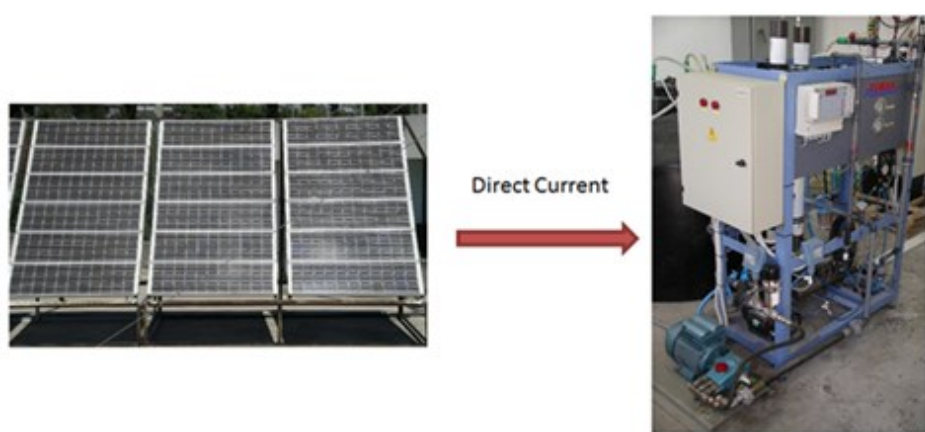
Τα νευρό-ασαφή μοντέλα αναπτύχθηκαν από το toolbox "genfis2" του Matlab (Matlab manual, 2009). Το "genfis2" παράγει μια δομή ασαφούς συστήματος συμπερασμού τύπου TSK χρησιμοποιώντας την τεχνική αφαιρετικής συσταδοποίησης (subtractive clustering). Η αφαιρετική μέθοδος συσταδοποίησης υποθέτει ότι κάθε σημείο δεδομένων θα μπορούσε να είναι ένα πιθανό κέντρο μιας συστάδας δεδομένων (cluster) και υπολογίζει την πιθανότητα για κάθε δεδομένο να είναι το κέντρο ενός συμπλέγματος, ανάλογα με την πυκνότητα των γειτονικών δεδομένων. Η μέθοδος εξαγωγής των κανόνων χρησιμοποιεί αυτή τη μέθοδο για τον προσδιορισμό του αριθμού των κανόνων και των συναρτήσεων συμμετοχής στο υποθετικό μέρος των κανόνων, στη συνέχεια χρησιμοποιεί γραμμική εκτίμηση ελάχιστων τετραγώνων για τον προσδιορισμό των εξισώσεων στο τμήμα απόδοσης του κανόνα του κάθε κανόνα. Αυτό οδηγεί σε μια δομή FIS που περιέχει ένα σύνολο ασαφών κανόνων για να καλύψει το χαρακτηριστικό χώρο. Η συνάρτησης εισόδου είναι τύπου Gauss και η συνάρτηση εξόδου είναι γραμμική.

5.4.1. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΠΙΛΟΤΙΚΗΣ ΜΟΝΑΔΑΣ

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του μοντέλου της αφαλάτωσης συλλέχτηκαν από μια πιλοτική μονάδα αφαλάτωσης που είναι εγκατεστημένη στο Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών. Περισσότερες πληροφορίες για την περιγραφή και την λειτουργία της συγκεκριμένης μονάδας μπορούν να βρεθούν στις εξής δημοσιεύσεις Mohamed, Papadakis, Mathioulakis & Belessiotis (2008), Mohamed, Papadakis, Mathioulakis & Belessiotis (2006), Mohamed, Papadakis, Mathioulakis & Belessiotis (2005). Η μονάδα αποτελείται από δύο 25–40 ιντσών σπειροειδή τυλίγματα στοιχείων μεμβράνης θαλασσινού νερού. Το ονομαστικό ολικό δυναμικό (παραγωγή πόσιμου νερού) της μονάδας είναι $2.2 \text{ m}^3/\text{d}$ (90 lt/h). Μια αντλία περιστροφικών πτερυγίων θετικής μετατόπισης πιέζει το τεχνητό θαλασσινό νερό, από την δεξαμενή στον έναν από τους δύο κυλίνδρους της αντλίας Clark. Η αντλία Clark είναι συσκευή ανάκτησης ενέργειας και αντικαθιστά την υψηλής πίεσης αντλία στις συμβατικές μονάδες αφαλάτωσης. Η υψηλής πίεσης άλμη μπαίνει στον δεύτερο κύλινδρο της αντλίας Clark και ανταλλάζει την υδραυλική της ενέργεια με πίεση του νερού τροφοδοσίας (13 bar). Το αποτέλεσμα αυτών των ενεργειών (ανταλλαγή υψηλής πίεσης της άλμης με πίεση του τροφοδοτούμενου νερού) είναι η αύξηση της πίεσης του νερού τροφοδοσίας στην απαιτούμενη πίεση της μεμβράνης (περίπου 50 bar). Η περιστροφική αντλία συνδέεται απευθείας με έναν μόνιμου μαγνήτη κινητήρα των 24 V DC με ονομαστική ισχύ 510 W. Η ισχύς συνεχούς ρεύματος που παράγεται από μια φωτοβολταϊκή συστοιχία που αποτελείται από 18 φωτοβολταϊκά πάνελ με συνολική μέγιστη ισχύ 850 W, συνδέεται απευθείας με τον DC κινητήρα (εικόνα 5-3 και εικόνα 5-4).



Εικόνα 5-3 Σχηματικό διάγραμμα μονάδας αφαλάτωσης

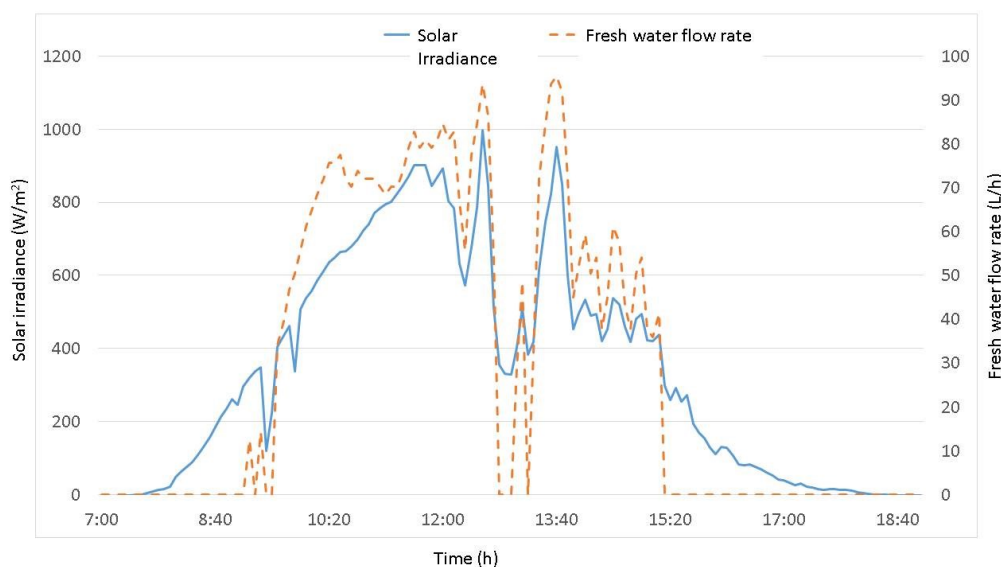


Εικόνα 5-4 Εγκατεστημένα πάνελ και μονάδα αφαλάτωσης

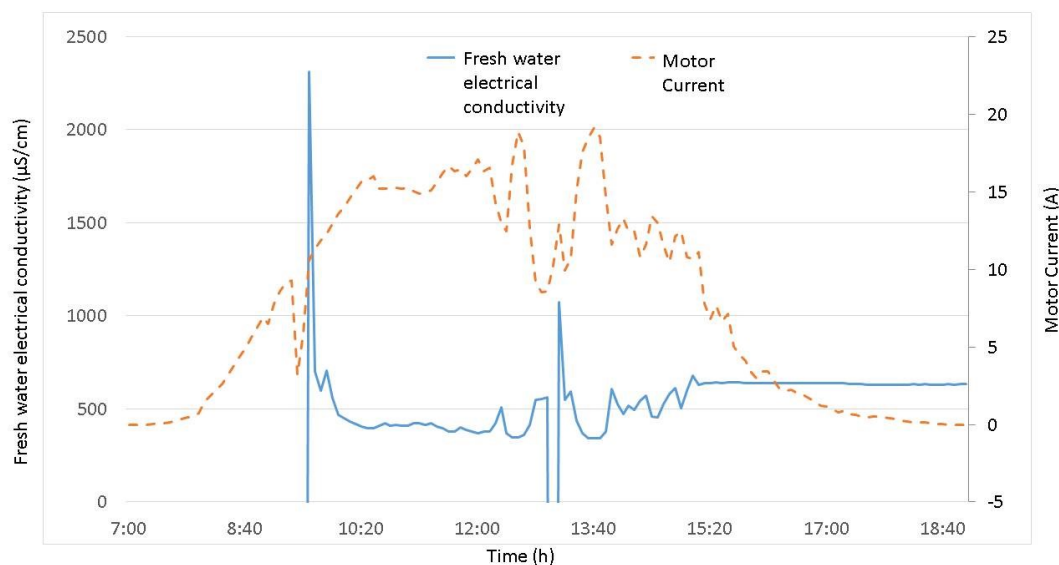
5.4.2. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Οι παράμετροι της μονάδας αφαλάτωσης καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια μιας εβδομάδας τον Νοέμβριο. Οι καταγεγραμμένες παράμετροι λειτουργίας είναι η παροχή πόσιμου νερού, η ηλεκτρική αγωγιμότητα πόσιμου νερού, η πίεση της μεμβράνης λειτουργίας, η διαθέσιμη ηλιακή ακτινοβολία, το ρεύμα και η τάση του κινητήρα. Η εικόνα 5-5 δείχνει την μεταβολή του ρυθμού ροής του παραγόμενου πόσιμου νερού και την διαθέσιμη ηλιακή ακτινοβολία σε μια αντιπροσωπευτική ημέρα του Νοεμβρίου στην Αθήνα, ενώ στην εικόνα 5-6 παρουσιάζεται η ηλεκτρική αγωγιμότητα του παραγόμενου νερού. Παρατηρείται ότι λόγω της άμεσης σύνδεσης του κινητήρα με τη μονάδα αφαλάτωσης, το παραγόμενο πόσιμο νερό και η

ηλεκτρική του αγωγιμότητα ακολουθούν το μοτίβο της ηλιακής ακτινοβολίας. Όσο υψηλότερη είναι η ηλιακή ακτινοβολία, τόσο υψηλότερη είναι η παραγωγή πόσιμου νερού και όσο υψηλότερη είναι η ηλιακή ακτινοβολία τόσο χαμηλότερη είναι η ηλεκτρική αγωγιμότητα του παραγόμενου πόσιμου νερού. Το χρονικό διάστημα μέτρησης των δεδομένων είναι 5 δευτερόλεπτα. Ωστόσο, κάθε 5 λεπτά, οι μέσες τιμές καταγράφονται για 7 διαδοχικές ημέρες του Νοέμβριου. Ορισμένα βασικά περιγραφικά στατιστικά στοιχεία των δεδομένων παρουσιάζονται στον Πίνακα 5-1 σε σύγκριση με τις ονομαστικές τιμές λειτουργίας του συστήματος στην τελευταία στήλη. Μπορεί να παρατηρηθεί από τον Πίνακα 5-1 ότι λόγω της χαμηλής ηλιακής ακτινοβολίας τον Νοέμβριο, οι μέσες τιμές των λειτουργικών παραμέτρων της μονάδας αφαλάτωσης είναι γενικά χαμηλότερες από τις ονομαστικές τιμές του συστήματος. Όταν η ηλιακή ακτινοβολία φθάνει κοντά στο ονομαστικό επίπεδο (998 W / m^2), τότε σε αυτή την περίπτωση οι μέγιστες τιμές λειτουργίας των παραμέτρων του συστήματος (στήλη 6 - Μέγιστη) τείνουν να ταιριάζουν με τις ονομαστικές παραμέτρους λειτουργίας του συστήματος.



Εικόνα 5-5 Ρυθμός ροής πόσιμου νερού και διαθέσιμη ηλιακή ακτινοβολία



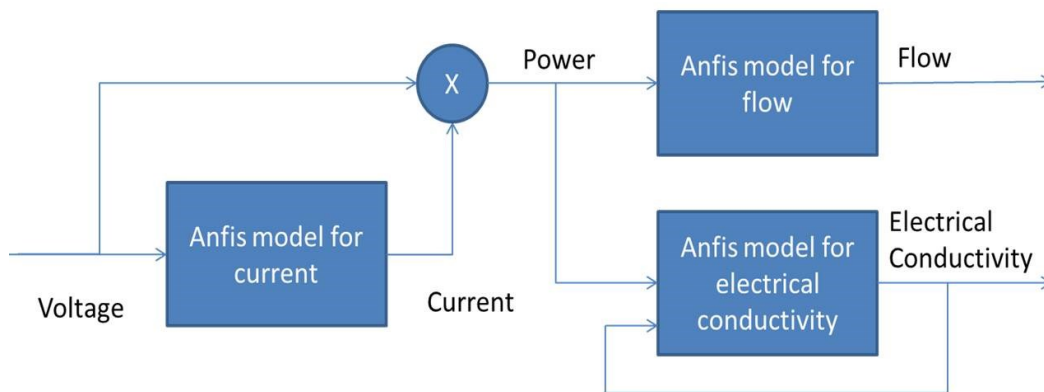
Εικόνα 5-6 Ηλεκτρική αγωγιμότητα πόσιμου νερού και ρεύμα κινητήρα

Πίνακας 5:1 Βασικά στατιστικά στοιχεία των πειραματικών δεδομένων

	Μέση τιμή	Τυπικό σφάλμα	Διάμεσος	Τυπική απόκλιση	Ελάχιστη	Μέγιστη	Επίπεδο αξιοπιστίας (95.0%)	Ονομαστικές τιμές
Ηλιακή ακτινοβολία (W/m^2)	372.8 1	26.01	343.10	298.87	0.00	998.00	51.46	1000
Ρυθμός ροής πόσιμου νερού (L/h)	57.06	3.06	64.80	26.15	0.00	95.40	6.10	90
Ηλεκτρική αγωγιμότητα πόσιμου νερού ($\mu\text{S/cm}$)	502.3 7	19.90	444.40	171.18	341.20	1500.00	39.66	< 1000
Ρεύμα κινητήρα (A)	9.64	0.53	10.80	5.74	0.00	19.12	1.05	20
Τάση κινητήρα (V)	12.37	0.91	14.47	9.45	0.00	28.73	1.80	24
Ισχύ κινητήρα (W)	145.5 3	14.12	62.09	162.19	0.00	555.06	27.93	500
Πίεση τροφοδοτούμενου νερού (bar)	6.69	0.39	7.62	3.71	0.00	12.33	0.77	12
Πίεση εισόδου μεμβράνης (bar)	27.96	1.48	35.73	15.69	0.00	46.67	2.93	40 - 60

5.4.3. ANFIS ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ

Το διάγραμμα βαθμίδων του μοντέλου της αφαλάτωσης φαίνεται στην εικόνα 5-7. Το συνολικό μοντέλο αποτελείται από τρία ANFIS, το ANFIS για την ηλεκτρική αγωγιμότητα του παραγόμενου νερού, το ANFIS για το ρυθμό παροχής του παραγόμενου νερού και το ANFIS για το ρεύμα του κινητήρα. Το πρώτο ANFIS (ηλεκτρική αγωγιμότητα) έχει δύο εισόδους οι οποίες είναι η παρεχόμενη ισχύς και η ηλεκτρική αγωγιμότητα του παραγόμενου νερού στην προηγούμενη κατάσταση, και μία έξοδο η οποία είναι η παρούσα ηλεκτρική αγωγιμότητα του παραγόμενου νερού. Το δεύτερο ANFIS έχει μία είσοδο η οποία είναι η παρεχόμενη ισχύς και μία έξοδο η οποία είναι ο ρυθμός παροχής του παραγόμενου νερού. Το τρίτο ANFIS που είναι για τον κινητήρα έχει μια είσοδο η οποία είναι η παρεχόμενη τάση του κινητήρα και η έξοδος του είναι το παρεχόμενο ρεύμα του κινητήρα.



Εικόνα 5-7 Μπλοκ διάγραμμα αφαλάτωσης

5.4.3.1. ΦΑΣΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

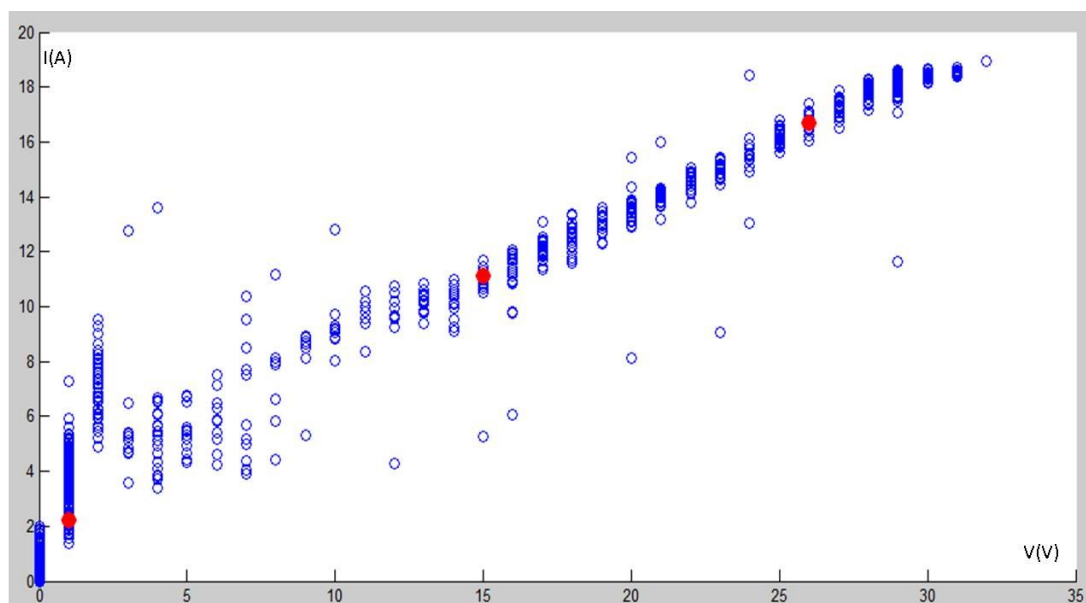
1000 μετρούμενα σετ δεδομένων (είσοδοι-έξοδοι) χρησιμοποιούνται για την διαδικασία εκπαίδευσης του κάθε ANFIS. Οι εικόνες 5-8, 5-10 και 5-12 παρουσιάζουν τα σύνολα δεδομένων και τα κέντρα των ομαδοποιήσεων (κόκκινοι συμπαγείς κύκλοι) για κάθε ANFIS. Η μέθοδος που χρησιμοποιείται είναι η αφαιρετική συσταδοποίηση και οι παράμετροι για κάθε σύνολο δεδομένων παρουσιάζονται στον πίνακα 5:2. Η μέθοδος αφαιρετικής συσταδοποίησης επιλέχθηκε αντί για τις μεθόδους grid partition και fuzzy c-means. Τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν με τη μέθοδο grid partition δεν απέδιδαν το ίδιο καλά με τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν με τη αφαιρετική συσταδοποίηση. Για να επιτυγχανόταν ίδια απόδοση σε αυτά τα μοντέλα έπρεπε να χρησιμοποιηθούν πολλές συναρτήσεις συμμετοχής στις εισόδους και κατ' επέκταση

θα δημιουργούνται αντίστοιχος αριθμός κανόνων για τις περιπτώσεις μοντέλου μιας εισόδου μιας εξόδου. Επιπρόσθετα, στην περίπτωση της ηλεκτρικής αγωγιμότητας όπου οι εισοδοί είναι δύο και η έξοδος μία, αύξηση των συναρτήσεων συμμετοχής στην είσοδο θα προκαλούσε εκθετική αύξηση των συνολικών κανόνων. Ενώ η χρήση της μεθόδου fuzzy c-means προτείνεται για πιο πολύπλοκα μοντέλα με περισσότερες εισόδους.

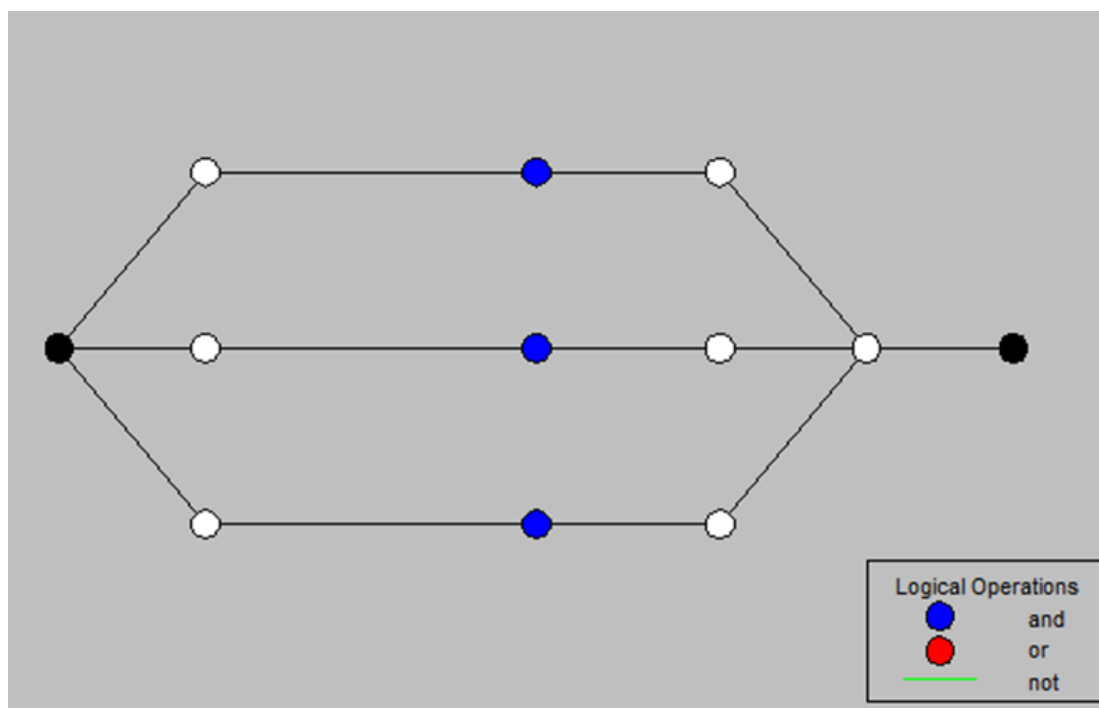
Τα κέντρα των ομάδων παρουσιάζονται αριθμητικά στον πίνακα 5-3. Για το μοντέλο του ρεύματος του κινητήρα σχηματίζονται τρεις ομάδες ενώ για τα μοντέλα του ρυθμού παροχής και της ηλεκτρικής αγωγιμότητας σχηματίζονται τέσσερις και επτά αντίστοιχα. Οι εικόνες 5-9, 5-11, 5-13 δείχνουν τη δομή του κάθε ANFIS όπου η ποσότητα των κόμβων στο κρυφό στρώμα αντιστοιχεί στον αριθμό των ομάδων. Ο μηχανισμός μάθησης είναι υβριδικός (χρησιμοποιείται η μέθοδος οπισθόδρομης διάδοσης σε συνδυασμό με την μέθοδο της κατάβασης δυναμικού) και 2000 επαναλήψεις εφαρμόζονται σε όλα τα μοντέλα.

Πίνακας 5:2 Παράμετροι της μεθόδου subtractive clustering

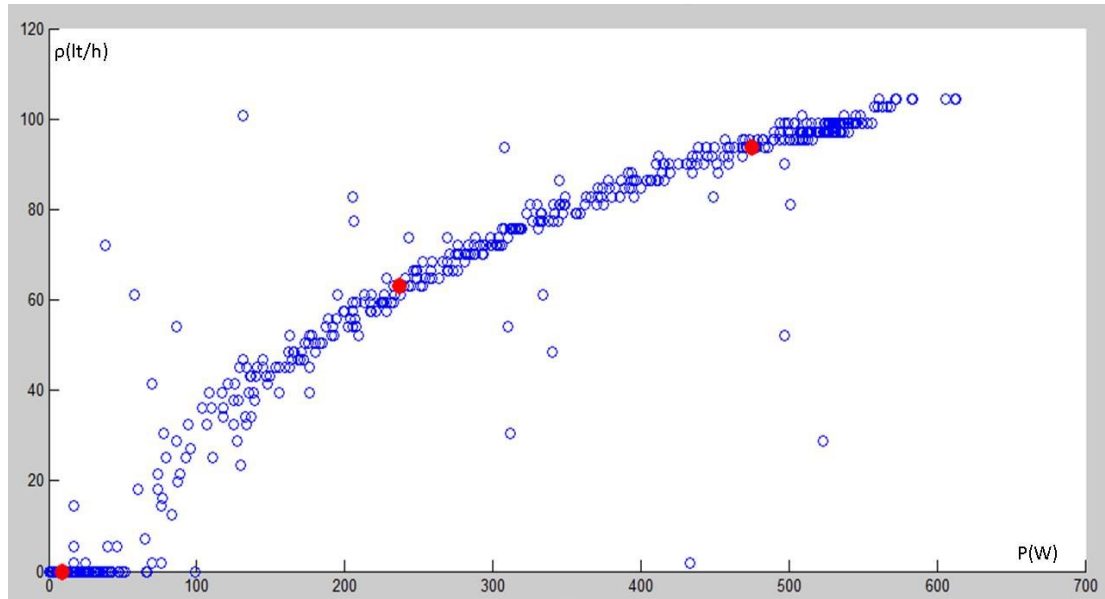
ANFIS	Ρεύμα	Ρυθμός ροής	Ηλεκτρική αγωγιμότητα
Παράμετροι			
Range of Influence	0.5	0.5	0.3
Squash factor	1.25	1.25	1.25
Accept ratio	0.5	0.5	0.1
Reject ratio	0.15	0.15	0.05



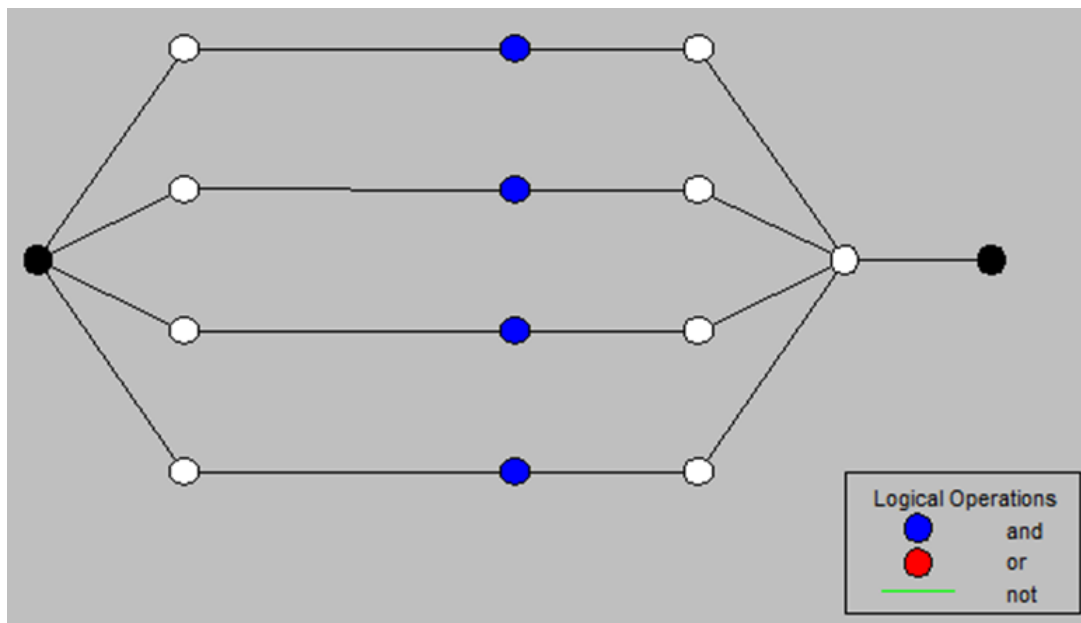
Εικόνα 5-8 Ζευγάρια δεδομένων ρεύματος και τάσης



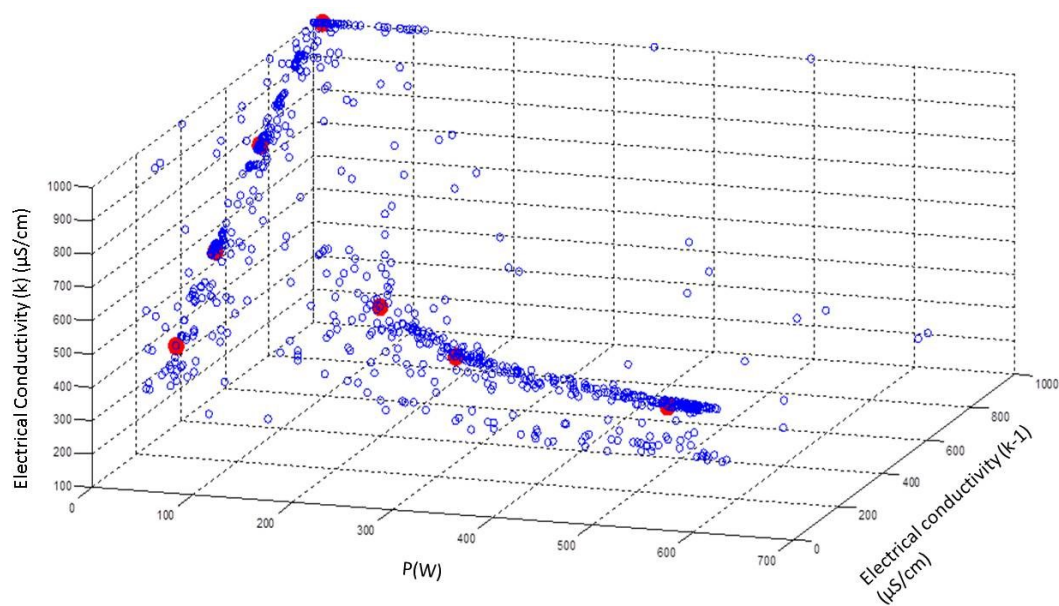
Εικόνα 5-9 Δομή ANFIS για μοντέλο ρεύματος



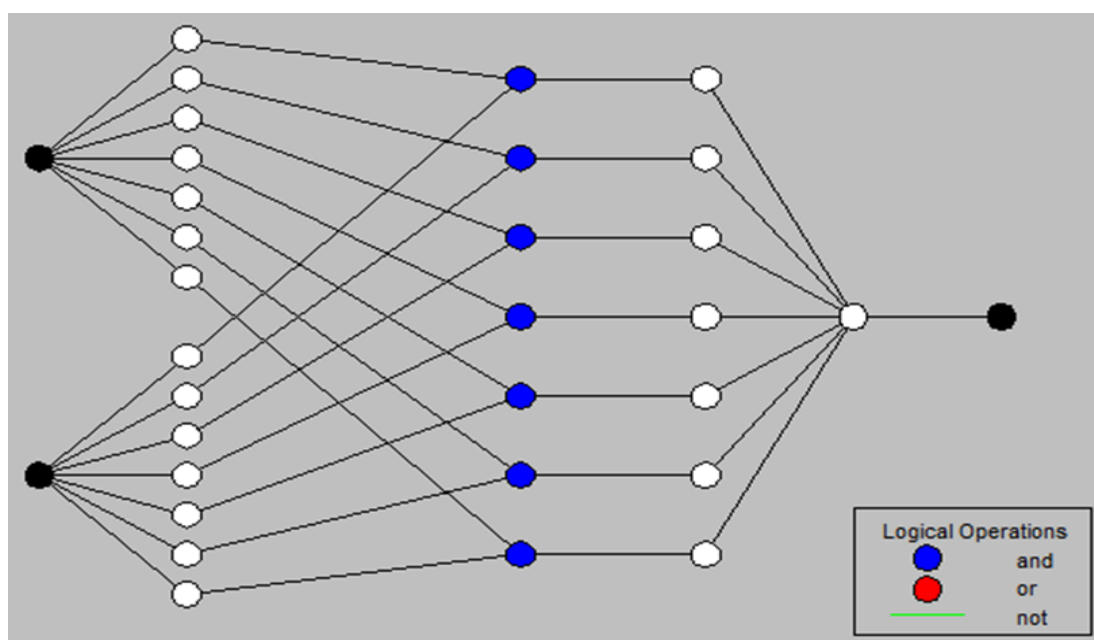
Εικόνα 5-10 Ζευγάρια δεδομένων ρυθμού παροχής νερού και ισχύος



Εικόνα 5-11 Δομή ANFIS για ρυθμό παροχής νερού



Εικόνα 5-12 Ζευγάρια δεδομένων ηλεκτρικής αγωγιμότητας, ισχύος και ηλεκτρικής αγωγιμότητας στη προηγούμενη κατάσταση



Εικόνα 5-13 Δομή ANFIS για ηλεκτρική αγωγιμότητα

Πίνακας 5:3 Κέντρα συστάδων

Ηλεκτρική αγωγιμότητα	Ρυθμός ροής	Ρεύμα
(9, 1000, 1000)	(7, 0)	(1, 2.24)
(507, 304.3, 305.1)	(508, 97.2)	(26, 16.7)
(0, 754, 754)	(283, 70.2)	(15, 11.1)
(4, 536.2, 543.7)	(164, 46.8)	-
(281, 368.5, 371.39)	-	-
(10, 327.6, 364.6)	-	-

(185, 461.8, 453.2)	-	-
---------------------	---	---

Οι πίνακες 5-4, 5-6, 5-8 και 5-9 παρουσιάζουν τις συναρτήσεις συμμετοχής των μεταβλητών εισόδων που προκύπτουν μετά την εκπαίδευση των ANFIS. Ο πιο συνήθης τύπος συνάρτησης συμμετοχής για να καθοριστεί το ασαφές σύνολο είναι η συνάρτηση Gauss λόγω της ομαλότητας της, δεν μηδενίζεται σε κανένα σημείο και έχει μόνο δύο παραμέτρους. Αυτοί οι παράμετροι είναι το κέντρο της συνάρτησης Gauss (c) και η τυπική απόκλιση (σ). Οι πίνακες 5-5, 5-7 και 5-10 παρουσιάζουν την βάση των κανόνων για την έξοδο του ρεύματος του κινητήρα, του ρυθμού παροχής και της ηλεκτρικής αγωγιμότητας αντίστοιχα. Η βάση των κανόνων του ρεύματος του κινητήρα αποτελείται από τρεις κανόνες πρώτης τάξης τύπου TSK ενώ του ρυθμού της παροχής και της ηλεκτρικής αγωγιμότητας από τέσσερις και επτά αντίστοιχα.

Πίνακας 5:4 Παράμετροι εισόδου τάσης για νευρο-ασαφές μοντέλο ρεύματος

Είσοδος	Τύπος MF	Γλωσσική τιμή	Παράμετροι MF	
			σ	c
V	Gaussian	small	10.3	-1.9
	Gaussian	medium	7.9	10.1
	Gaussian	big	6.9	21.0

Πίνακας 5:5 Βάση κανόνων για μοντέλο ρεύματος

Αριθμός	Κανόνας
1	IF V is small THEN $I_1 = 17V + 87.8$
2	IF V is medium THEN $I_2 = 1.4V - 37$
3	IF V is big THEN $I_3 = 8.2V - 192.8$

Πίνακας 5:6 Παράμετροι εισόδου ισχύος για νευρο-ασαφές μοντέλο ρυθμού παροχής

Είσοδος	Τύπος MF	Γλωσσική τιμή	Παράμετροι MF	
			σ	c
P	Gaussian	zero	60.8	0.5
	Gaussian	small	63.5	147.5
	Gaussian	medium	62.9	267.8
	Gaussian	big	65.7	507.6

Πίνακας 5:7 Βάση κανόνων για μοντέλο ρυθμού παροχής

Αριθμός	Κανόνας
1	IF P is zero THEN $p_1 = 0.08P + 34.3$
2	IF P is small THEN $p_2 = 0.12P + 39.8$
3	IF P is medium THEN $p_3 = 0.1P + 47.7$

4	IF P is big THEN $p_4 = -0.08P - 2.4$
---	---------------------------------------

Πίνακας 5:8 Παράμετροι εισόδου ισχύος για νευρο-ασαφές μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας

Είσοδος	Τύπος MF	Γλωσσική τιμή	Παράμετροι MF	
			σ	c
P	Gaussian	zero	64.6	1.8
	Gaussian	very small	62.3	7.7
	Gaussian	small	67.4	8.2
	Gaussian	medium	64.4	10.9
	Gaussian	big	64.7	185
	Gaussian	very big	64.9	280.8
	Gaussian	very very big	65	507.1

Πίνακας 5:9 Παράμετροι εισόδου προηγούμενης κατάστασης της ηλεκτρικής αγωγιμότητας για νευρο-ασαφές μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας

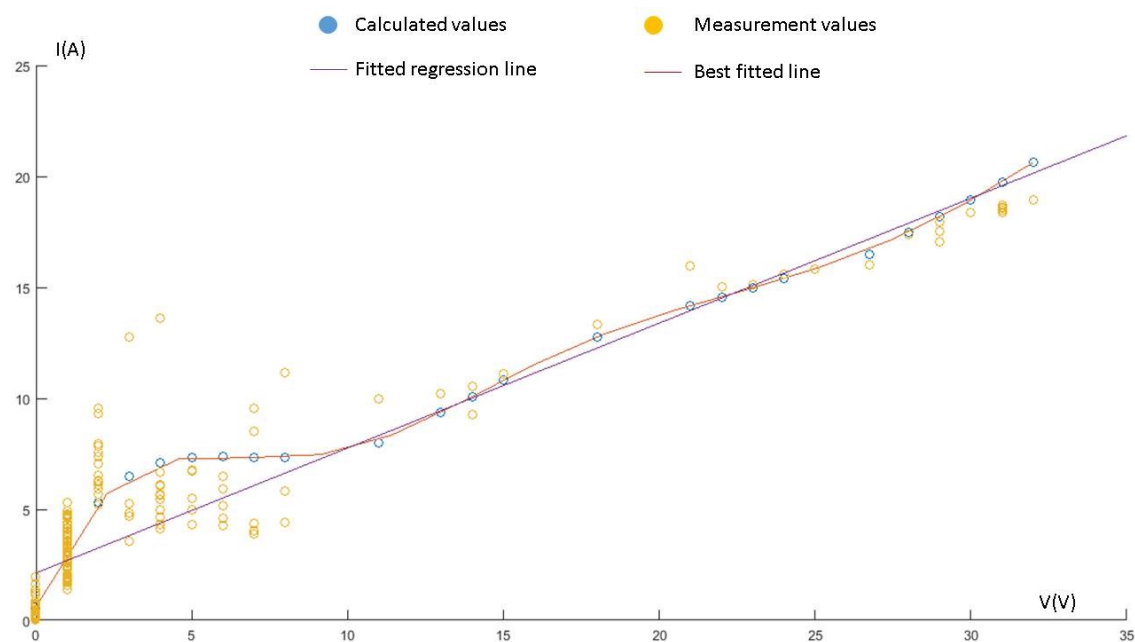
Είσοδος	Τύπος MF	Γλωσσική τιμή	Παράμετροι MF	
			σ	c
C(k-1)	Gaussian	zero	86.6	304.6
	Gaussian	very small	85.1	327.6
	Gaussian	small	84.3	368.2
	Gaussian	medium	85.3	461.9
	Gaussian	big	85.2	543.6
	Gaussian	very big	85.3	765.1
	Gaussian	very very big	85.2	1000

Πίνακας 5:10 Βάση κανόνων για μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας

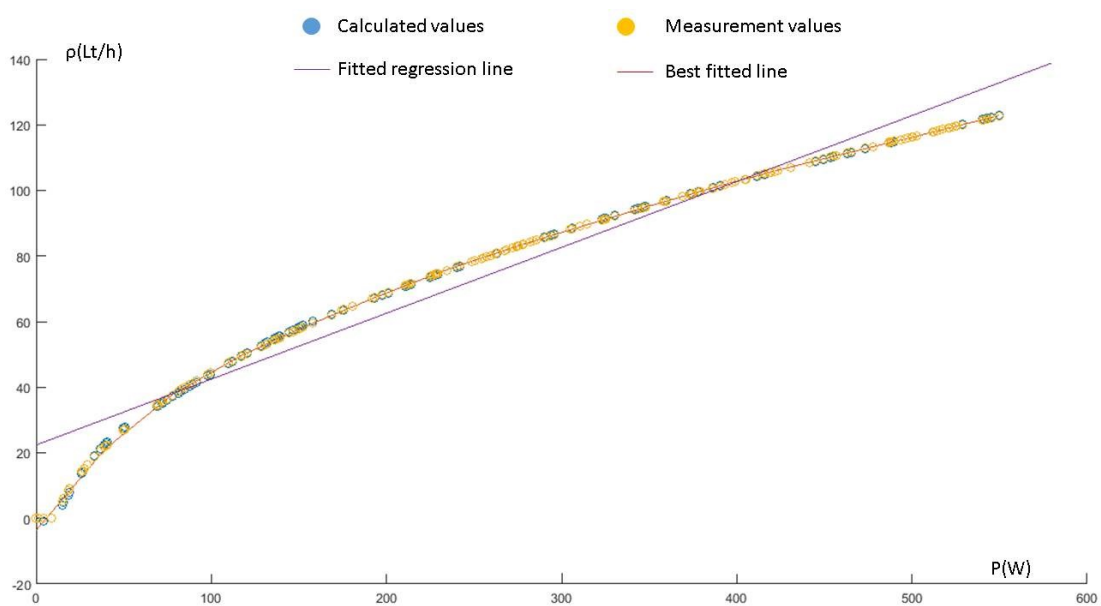
Αριθμός	Κανόνας
1	IF P is very small and C(k-1) is very very big THEN $C_1 = -2P + 1 C(k-1) - 8$
2	IF P is very very big and C(k-1) is zero THEN $C_2 = -0.1 P + 0 C(k-1) + 356.9$
3	IF P is medium and C(k-1) is very big THEN $C_3 = -0.2 P + 1.1 C(k-1) + 45.9$
4	IF P is zero and C(k-1) is big THEN $C_4 = 2.8 P + 1.1 C(k-1) - 74.3$
5	IF P is very big and C(k-1) is small THEN $C_5 = 0.1 P + 0.8 C(k-1) + 20.5$
6	IF P is small and C(k-1) is very small THEN $C_6 = 0.9 P + 0.5 C(k-1) + 273$
7	IF P is big and C(k-1) is medium THEN $C_7 = -0.2 P + 0.1 C(k-1) + 395.5$

5.4.3.2. ΦΑΣΗ ΕΛΕΓΧΟΥ

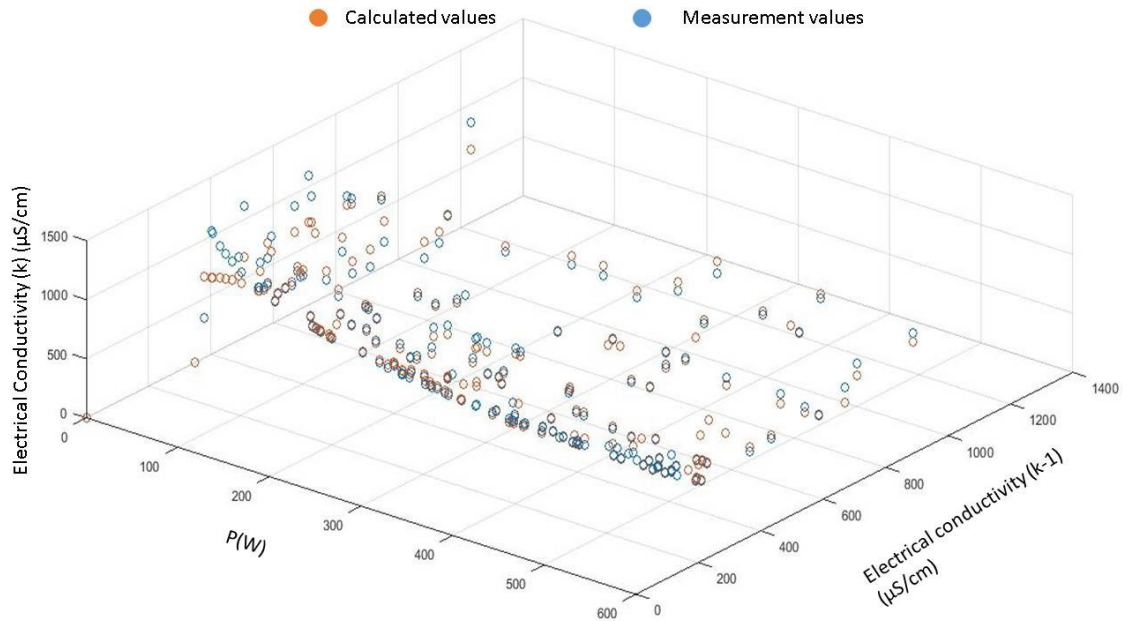
Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δύο ξεχωριστά σύνολα: Το σύνολο της εκπαίδευσης και το σύνολο του ελέγχου. Τα δεδομένα ελέγχου χρησιμοποιούνται για την εξακρίβωση της ακρίβειας και της αποτελεσματικότητας των εκπαιδευμένων μοντέλων. Τα σετ των δεδομένων ελέγχου είναι 250. Γραφήματα διασποράς μεταξύ των μετρούμενων δεδομένων και αυτών που υπολόγισαν τα μοντέλα παρουσιάζονται στις εικόνες 5-14, 5-15 και 5-16. Η εικόνα 5-14 παρουσιάζει τις μετρούμενες τιμές και τις τιμές του ρεύματος του κινητήρα που υπολογίστηκαν σε σχέση με την τάση εισόδου. Επιπλέον, παρουσιάζει την προσαρμοσμένη γραμμή παλινδρόμησης και την καλύτερη προσαρμοσμένη γραμμή (γραμμή μοντέλου ANFIS). Στις περισσότερες περιπτώσεις τα μετρούμενα δεδομένα συμπίπτουν με τα δεδομένα που υπολογίστηκαν από το μοντέλο. Εξαιρέσεις υπάρχουν σε περιοχές όπου για μια τιμή της εισόδου έχουν μετρηθεί πολλές διαφορετικές τιμές της εξόδου. Η εικόνα 5-15 παρουσιάζει τις υπολογισμένες τιμές και τις μετρούμενες τιμές του ρυθμού παροχής του πόσιμου νερού σε σχέση με την παρεχόμενη ισχύ. Επιπλέον, παρουσιάζει την προσαρμοσμένη γραμμή παλινδρόμησης και την καλύτερη προσαρμοσμένη γραμμή (γραμμή μοντέλου ANFIS). Οι πραγματικές τιμές και υπολογισμένες τιμές συμπίπτουν σχεδόν σε όλες τις περιοχές. Η εικόνα 5-16 παρουσιάζει τις υπολογισμένες τιμές και τις μετρούμενες τιμές της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του πόσιμου νερού σε σχέση με την παρεχόμενη ισχύ και την ηλεκτρική αγωγιμότητα του νερού στη προηγούμενη κατάσταση. Σε αυτή την περίπτωση οι υπολογισμένες και οι μετρούμενες τιμές δεν συμπίπτουν σχεδόν σε καμία περιοχή αλλά βρίσκονται πολύ κοντά. Αυτό συμβαίνει λόγω των δύο εισόδων του μοντέλου που ανεβάζουν την πολυπλοκότητα του. Για μεγαλύτερη ακρίβεια μεταξύ των προβλεπόμενων και των μετρούμενων τιμών θα χρειαζόντουσαν περισσότερες συναρτήσεις συμμετοχής στις εισόδους και κατ' επέκταση πολλοί περισσότεροι κανόνες.



Εικόνα 5-14 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ρεύμα κινητήρα



Εικόνα 5-15 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ρυθμό παροχής νερού



Εικόνα 5-16 Γράφημα μετρούμενων τιμών και υπολογισμένων τιμών του ANFIS για ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού

5.4.3.3. ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Για να αναδειχτεί απόδοση των μοντέλων που αναπτύχθηκαν με το ANFIS, συγκρίνονται με μοντέλα τα οποία προήλθαν από πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (Multiple Linear Regression-MLR) και από τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN). Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προσοτροφοδοτικά δίκτυα οπισθόδρομης διάδοσης με ένα κρυφό στρώμα και σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης στους κόμβους. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της κατάβασης δυναμικού με 2000 επαναλήψεις και με ρυθμό μάθησης '0.01'. Για το μοντέλο του ρεύματος του κινητήρα το κρυφό στρώμα αποτελείται από τρεις νευρώνες, για το μοντέλο του ρυθμού της ροής από τέσσερις νευρώνες και για το μοντέλο της ηλεκτρικής αγωγιμότητας από επτά νευρώνες.

Η απόδοση των ANFIS μοντέλων συγκρίνονται με τα αντίστοιχα μοντέλα προερχόμενα από νευρωνικά δίκτυα και την τυπική γραμμική παλινδρόμηση. Για την σύγκριση χρησιμοποιούνται δείκτες αξιολόγησης όπως το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), ο συντελεστής προσδιορισμού R^2 , ο γραμμικός συντελεστής συσχετισμού (ρ), ο αδιάστατος δείκτης σφάλματος (NDEI) και η αντιπροσωπευτική διασπορά (VAF).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y(k) - \hat{y}(k)| \quad (\text{Εξ. 5.8})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y(k) - \hat{y}(k))^2} \quad (\text{Εξ.5.9})$$

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^N (\hat{y}(k) - \bar{y})^2}{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2} \cdot 100\% \quad (\text{Εξ. 5.10})$$

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y}) \cdot (\hat{y}(k) - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2 \cdot \sum_{k=1}^N (\hat{y}(k) - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (\text{Εξ. 5.11})$$

$$NDEI = \frac{RMSE}{std(y)} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (y(k) - \hat{y}(k))^2}{\sum_{k=1}^n (y(k) - \bar{y}(k))^2}} \quad (\text{Εξ. 5.12})$$

$$VAF = \left(1 - \frac{\text{var}(y(k) - \hat{y}(k))}{\text{var}(y(k))} \right) \cdot 100\% = \left(1 - \frac{\sum_{k=1}^N (e(k) - \bar{e})^2}{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2} \right) \cdot 100\% \quad (\text{Εξ. 5.13})$$

$$\text{όπου } \text{var}(y) = \text{variance}(y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2,$$

$$\bar{y}(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y(k), \quad e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$$

$$\text{και } std(y) = \sqrt{\text{var}(y)}$$

Το $y(k)$ είναι η πραγματική τιμή για την χρονική στιγμή k , $\hat{y}(k)$ είναι η τιμή που προβλέφθηκε (έξοδος του μοντέλου) για την χρονική στιγμή k και n είναι ο αριθμός των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη, \bar{y} , $\bar{\hat{y}}$ είναι οι μέσες τιμές των πραγματικών τιμών και των τιμών που προβλέφθηκαν αντίστοιχα. Οι πίνακες 5:11, 5:12 και 5:13 παρουσιάζουν τους δείκτες απόδοσης για τα τρία μοντέλα που προέκυψαν από το ANFIS και τους δείκτες απόδοσης των μοντέλων που προέκυψαν από την MLR και τα ANN.

Πίνακας 5:11 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ρεύματος κινητήρα

Δείκτες	Τιμή για μοντέλο ρεύματος (ANFIS)	Τιμή για μοντέλο ρεύματος (MLR)	Τιμή για μοντέλο ρεύματος (ANN)
MAE	0.5829	0.7580	0.8180
RMSE	0.9151	1.4068	1.1570
R ²	94.6433	87.3415	91.4376
P	0.9816	0.9783	0.9729
NDEI	0.0676	0.1038	0.0854
VAF	94.6433	87.3415	91.4376

Πίνακας 5:12 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ρυθμού ροής

Δείκτες	Τιμή για ρυθμό παροχής (ANFIS)	Τιμή για ρυθμό παροχής (MLR)	Τιμή για ρυθμό παροχής (ANN)
MAE	0.2489	1.4710	10.4274
RMSE	0.3380	1.9518	11.8990
R ²	99.9933	86.9130	86.2959
P	1.0000	0.9327	0.9765
NDEI	0.0040	0.2621	0.1404
VAF	99.9933	86.9130	86.2959

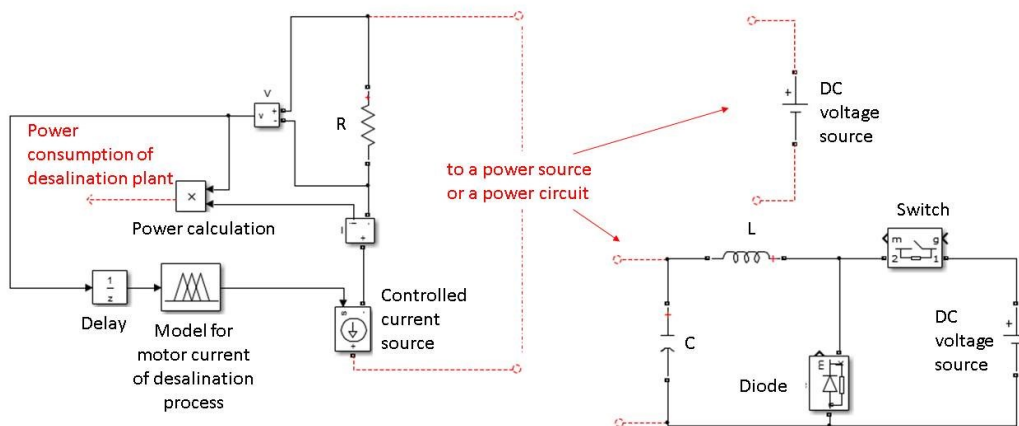
Πίνακας 5:13 Δείκτες απόδοσης για μοντέλο ηλεκτρικής αγωγιμότητας

Δείκτες	Τιμή για ηλεκτρική αγωγιμότητα (ANFIS)	Τιμή για ηλεκτρική αγωγιμότητα (MLR)	Τιμή για ηλεκτρική αγωγιμότητα (ANN)
MAE	41.3427	81.0066	66.3539
RMSE	83.9158	112.4972	108.6168
R ²	90.1276	82.2573	72.2102
P	0.9511	0.9100	0.8770
NDEI	0.1545	0.2071	0.1994
VAF	90.1276	82.2573	72.2102

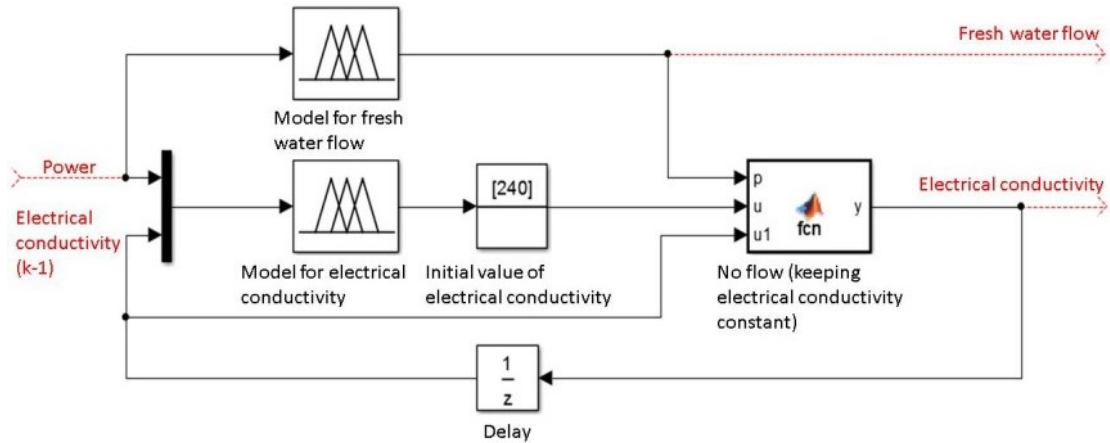
5.4.4. ΟΛΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΔΙΕΡΓΑΣΙΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ

Σε αυτό το σημείο πρέπει να υπενθυμίσουμε ότι το μοντέλο της μονάδας αφαλάτωσης είναι ένα μοντέλο ισχύος, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέρος ενός συστήματος διαχείρισης ενέργειας. Για να μπορέσει να μελετηθεί η σύνδεση της αφαλάτωσης με άλλες μονάδες του γενικότερου συστήματος θα πρέπει το μοντέλο να μπορεί να συνδέεται με στοιχεία ισχύος. Η σύνδεση του μοντέλου μπορεί να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας μια αντίσταση και μια ελεγχόμενη πηγή ρεύματος (εικόνα 5-17). Η τάση στα άκρα της αντίστασης μετριέται και οδηγείται ως είσοδο στο νεύρο-

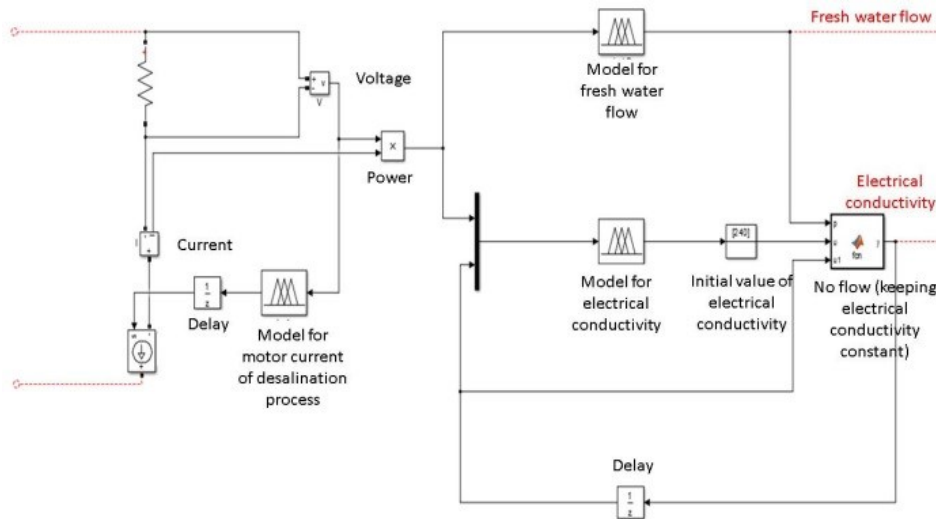
ασαφές μοντέλο του ρεύματος του κινητήρα. Η έξοδος αυτού του μοντέλου οδηγεί την ελεγχόμενη πηγή ρεύματος. Ο πολλαπλασιασμός της τάσης και του ρεύματος δίνει την ισχύ που καταναλώνει η μονάδα της αφαλάτωσης. Η εικόνα 5-18 δείχνει το μπλοκ διάγραμμα για το ρυθμό παροχής και την ηλεκτρική αγωγιμότητα. Οι είσοδοι των μοντέλων είναι η ηλεκτρική αγωγιμότητα στην προηγούμενη κατάσταση και η ισχύς που καταναλώνεται από την μονάδα της αφαλάτωσης. Στην έξοδο της ηλεκτρικής αγωγιμότητας υπάρχει μια μεταβλητή η οποία δηλώνει την αρχική τιμή της αγωγιμότητας του πόσιμου νερού. Επίσης υπάρχει ένα ελεγχόμενος μεταβατικός διακόπτης δύο καταστάσεων που κρατάει την αγωγιμότητα σταθερή όταν δεν υπάρχει παροχή. Αυτό συμβαίνει διότι όταν δεν υπάρχει ροή νερού, το αισθητήριο της ηλεκτρικής αγωγιμότητας συνεχίζει να μετράει τη σταθερή τιμή της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του νερού που υπάρχει στάσιμο μέσα στο σωλήνα Το μπλοκ διάγραμμα του συνολικού μοντέλου της αφαλάτωσης φαίνεται στην εικόνα 5-19.



Εικόνα 5-17 Σύνδεση μοντέλου αφαλάτωσης σε ηλεκτρική διάταξη



Εικόνα 5-18 Μπλοκ διάγραμμα ρυθμού παροχής και ηλεκτρικής αγωγιμότητας νερού

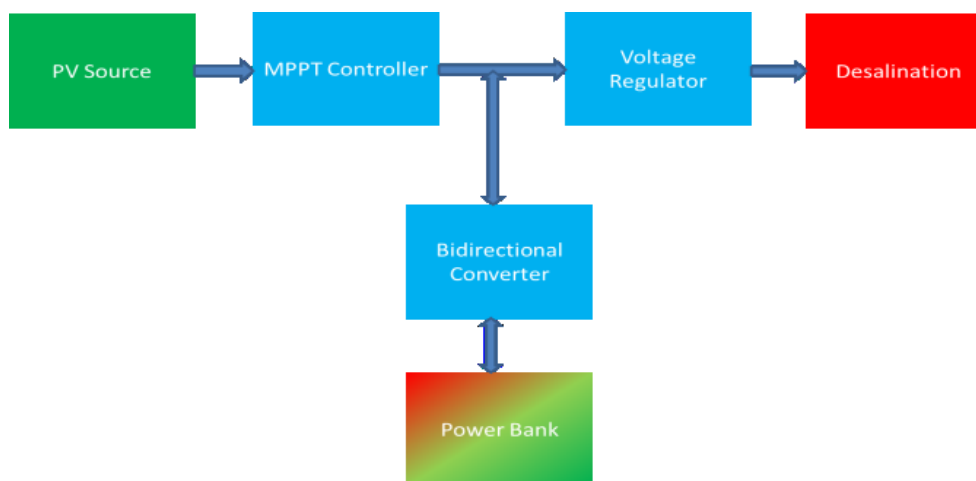


Εικόνα 5-19 Μπλοκ διάγραμμα της διεργασίας της αφαλάτωσης

5.5. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ

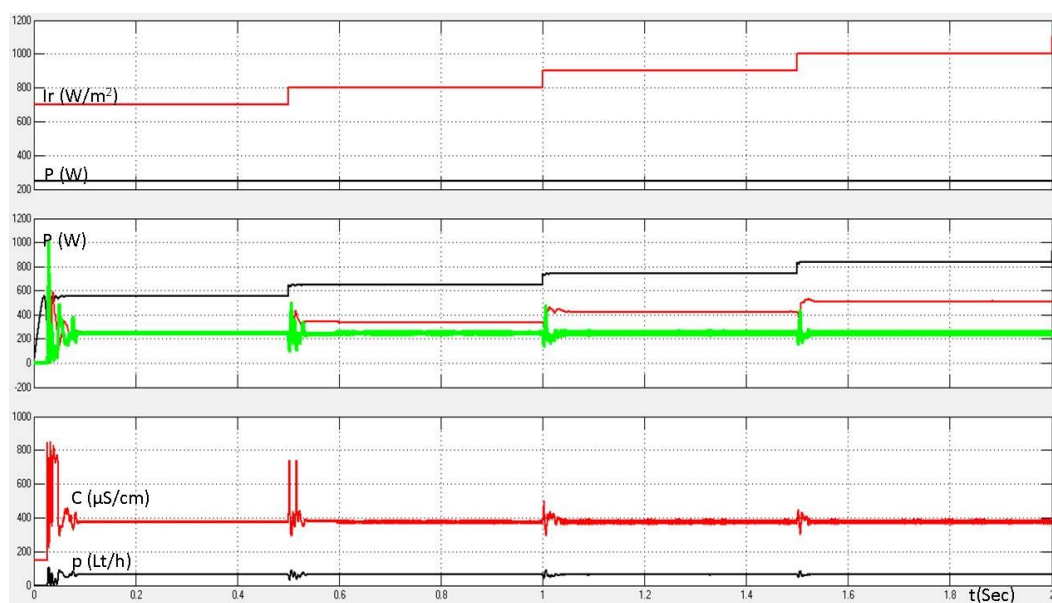
Το μοντέλο της αφαλάτωσης που προτείνεται είναι ένα μοντέλο ισχύος το οποίο προορίζεται να χρησιμοποιηθεί σε προσομοιώσεις μικροδικτύου. Το μοντέλο της αφαλάτωσης χρησιμοποιείται σε προσομοίωση συστήματος του οποίου το μπλοκ διάγραμμα απεικονίζεται στην εικόνα 5-20 προκειμένου να αναδειχτεί η χρησιμότητα και η λειτουργία του κάτω από μεταβλητές συνθήκες. Το σύστημα αποτελείται από μια φωτοβολταϊκή πηγή, μια μονάδα αποθήκευσης ενέργειας και το μοντέλο της αφαλάτωσης. Ένα αμφίδρομος μετατροπέας χρησιμοποιείται για την διαχείριση της

ισχύος μεταξύ της μονάδας αποθήκευσης, της φωτοβολταϊκής πηγής και της μονάδας αφαλάτωσης.



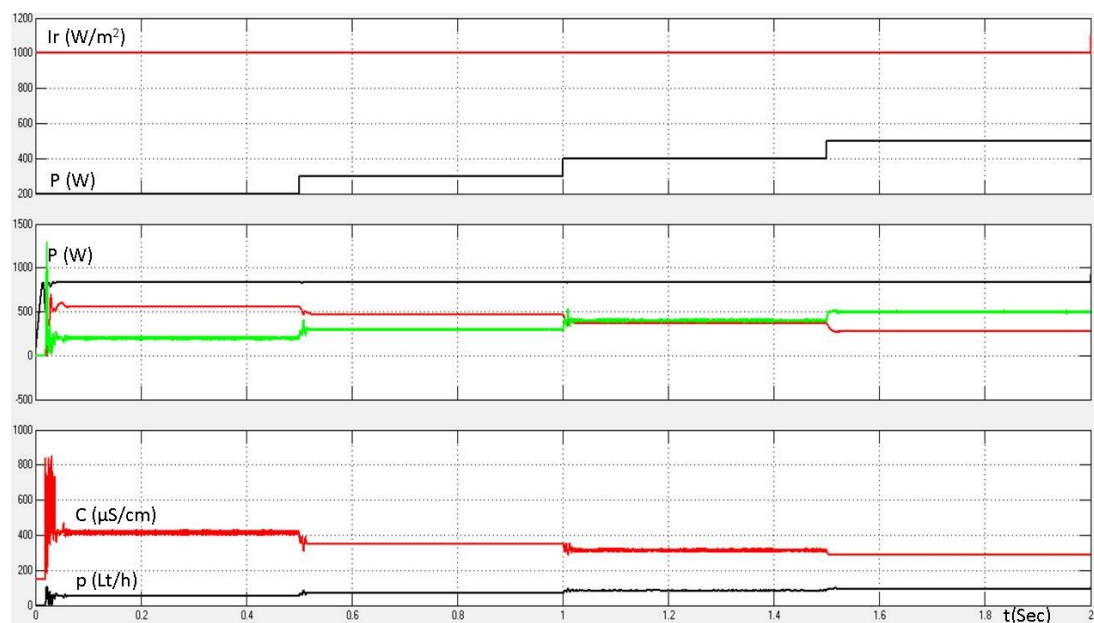
Εικόνα 5-20 Μπλοκ διάγραμμα συστήματος ισχύος

Οι εικόνες 5-21 και 5-22 παρουσιάζουν δύο διαφορετικά σενάρια. Στο πρώτο σενάριο (εικόνα 5-21) η καταναλισκόμενη ισχύς της μονάδας αφαλάτωσης παραμένει σταθερή ενώ η ηλιακή ακτινοβολία αυξάνεται σταδιακά από $700\text{W}/\text{m}^2$ σε $1000\text{W}/\text{m}^2$ με βήμα $100\text{W}/\text{m}^2$. Η εικόνα 5-21β) δείχνει την παραγόμενη ισχύ της φωτοβολταϊκής πηγής, την ισχύ που αποθηκεύεται στην μονάδα αποθήκευσης και την ισχύ που καταναλώνεται από την μονάδα της αφαλάτωσης. Όσο αυξάνεται η ηλιακή ακτινοβολία αυξάνεται και η παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή και η ισχύς της μονάδας αποθήκευσης. Η καταναλισκόμενη ισχύς της αφαλάτωσης παραμένει ίδια και παρατηρούνται μόνο κάποιες μικρές ταλαντώσεις στο πλάτος της για μικρό χρονικό διάστημα μετά τις αλλαγές της ηλιακής ακτινοβολίας. Αυτές οι ταλαντώσεις έχουν σαν αποτέλεσμα να ταλαντωθούν για μικρό χρονικό διάστημα ο ρυθμός παροχής του νερού και η ηλεκτρική του αγωγιμότητα.



Εικόνα 5-21 α) ηλιακή ακτινοβολία (κόκκινη γραμμή) και επιθυμητή τιμή κατανάλωσης ισχύος από την μονάδα της αφαλάτωσης (μαύρη γραμμή) β) παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή (μαύρη γραμμή), καταναλισκόμενη ισχύς από την αφαλάτωση (πράσινη γραμμή) και ισχύς που αποθηκεύεται (κόκκινη γραμμή) γ) ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού (κόκκινη γραμμή) και ρυθμός παροχής νερού (μαύρη γραμμή)

Στο δεύτερο σενάριο (εικόνα 5-22) η ηλιακή ακτινοβολία παραμένει ίδια ενώ η καταναλισκόμενη ισχύς της αφαλάτωσης αυξάνεται σταδιακά από τα 200W στα 500W με βήμα 100W. Η εικόνα 5-22β) δείχνει πως η παραγόμενη ισχύς από τη φωτοβολταϊκή πηγή παραμένει σταθερή ενώ η ισχύς της αποθηκευτικής μονάδας μειώνεται και η καταναλισκόμενη ισχύς της αφαλάτωσης αυξάνεται. Η εικόνα 5-22γ) παρουσιάζει τον ρυθμό παροχής και την ηλεκτρική αγωγιμότητα του πόσιμου νερού. Όσο η μονάδα της αφαλάτωσης καταναλώνει μικρή ποσότητα ισχύος (200W), ο ρυθμός παροχής του νερού είναι χαμηλός και η ηλεκτρική αγωγιμότητα είναι περίπου 420μS/cm, καθώς η καταναλισκόμενη ισχύς της μονάδας αυξάνεται, αυξάνεται και ο ρυθμός παροχής του νερού και η ποιότητα του.



Εικόνα 5-22 α) ηλιακή ακτινοβολία (κόκκινη γραμμή) και επιθυμητή τιμή κατανάλωσης ισχύος από την μονάδα της αφαλάτωσης (μαύρη γραμμή) β) παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή (μαύρη γραμμή), καταναλισκόμενη ισχύς από την αφαλάτωση (πράσινη γραμμή) και ισχύς που αποθηκεύεται (κόκκινη γραμμή) γ) ηλεκτρική αγωγιμότητα νερού (κόκκινη γραμμή) και ρυθμός παροχής νερού (μαύρη γραμμή)

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης επιβεβαίωσαν την επιτυχή ανάπτυξη του μοντέλου ισχύος της μονάδας αφαλάτωσης και επίσης επιβεβαίωσαν ότι τα τρία μοντέλα προερχόμενα από το ANFIS μπορούν να συνεργαστούν αρμονικά μεταξύ τους. Το μοντέλο μπορεί να συνδέεται σε πηγές ισχύος και ανάλογα με την ποσότητα της ισχύος μπορεί να βγάζει αποτελέσματα για την ποσότητα και την ποιότητα του παραγόμενου νερού.

5.6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο έγινε η ανάπτυξη μοντέλου ισχύος της διεργασίας της αφαλάτωσης με τη χρήση του ANFIS. Δημιουργήθηκαν τρία διαφορετικά μοντέλα που συνδυαζόμενα μεταξύ τους μοντελοποιούν τη διεργασία της αφαλάτωσης. Τα μοντέλα επιδεικνύουν καλή απόδοση βάσει των δεικτών απόδοσης αλλά και συγκρινόμενα με άλλα μοντέλα προερχόμενα από MLR και ANNs. Η χρήση του συνολικού μοντέλου παρουσιάστηκε σε μια απλή προσομοίωση όπου το μοντέλο χρησιμοποιήθηκε σαν υποσύστημα ενός συστήματος ισχύος. Η σημασία της ανάπτυξης ενός τέτοιου μοντέλου έγκειται στο γεγονός ότι στη διεθνή βιβλιογραφία δεν υπάρχει άλλο μοντέλο που να λαμβάνει υπόψη του την ενεργειακή κατανάλωση

και να δίνει ακριβή αποτελέσματα που αφορούν την ποιότητα και την ποσότητα του πόσιμου νερού. Η μελλοντική έρευνα μπορεί να εστιάσει στη βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου προσθέτοντας περισσότερες εξόδους, όπως ρυθμό παροχής και ηλεκτρική αγωγιμότητα άλμης, και περισσότερες εισόδους όπως η θερμοκρασία του νερού.

6. ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

6.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο, προτείνεται ένας απλός πράκτορας για την διαχείριση ενέργειας σε ένα φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο, δια μέσου της Q-μάθησης. Ο στόχος του πράκτορα είναι να ικανοποιήσει την ενεργειακή ζήτηση που υπάρχει στο μικροδίκτυο και να βελτιστοποιήσει την χρήση της μπαταρίας σε αντιπαράθεση με το να ικανοποιήσει την ποιότητα των υπηρεσιών που παρέχονται από μονάδες ενεργειακής κατανάλωσης.

Το μοντέλο του μικροδικτύου που κατασκευάστηκε, προσομοιώνει την ροή ενέργειας μεταξύ των μονάδων του μικροδικτύου. Μεγέθη που αφορούν τα χαρακτηριστικά της παρεχόμενης ηλεκτρικής ισχύος (τάση, ένταση, συχνότητα κ.τ.λ.) δεν λαμβάνονται υπόψη, αφού η ορθότητα των αποφάσεων στη διαχείριση ενέργειας ενός μικροδικτύου, δεν επηρεάζεται από τον τρόπο που διανέμεται/κατανέμεται η ισχύς μέσα στα ηλεκτρικά κυκλώματα.

Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης συνίσταται στη δημιουργία ενός πράκτορα βασιζόμενου σε ενισχυτική μάθηση, ο οποίος έχει την δυνατότητα μάθησης πολιτικής αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον για την αντιμετώπιση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (χωρίς την βοήθεια του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου σε περιπτώσεις αιχμής). Με αυτό τρόπο, αντιμετωπίζεται το πρόβλημα της ενσωμάτωσης καταναλωτικών μονάδων, οι οποίες είναι υπεύθυνες για την παροχή υπηρεσιών ή / και αγαθών στο απαιτούμενο επίπεδο που επιζητούν οι χρήστες (η διαχείριση στην οποία αποσκοπεί ο πράκτορας δεν περιορίζεται μόνο στη διαχείριση της μπαταρίας αλλά και στη μονάδα αφαλάτωσης, που ικανοποιεί την ζήτηση σε πόσιμο νερό).

Η δομή του υπόλοιπου κεφαλαίου, χαρακτηρίζεται από έξι μέρη. Στο πρώτο μέρος, περιγράφεται αναλυτικά το πρόβλημα της διαχείρισης στο μικροδίκτυο, γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση στις τεχνικές κεντρικής διαχείρισης και καταγράφεται η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης. Στο δεύτερο μέρος, γίνεται η περιγραφή του μικροδικτύου και των μονάδων του. Στο τρίτο μέρος, περιγράφεται αναλυτικά η

μεθοδολογία ανάπτυξης του πράκτορα και της προσομοίωσης του συστήματος. Στο τέταρτο μέρος, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα των προσομοιώσεων και γίνεται καταγραφή των μειονεκτημάτων και των πλεονεκτημάτων της προτεινόμενης λύσης. Στο πέμπτο μέρος, βάσει των μειονεκτημάτων που προέκυψαν, γίνονται αλλαγές στην ανάπτυξη της μεθοδολογίας του πράκτορα προκειμένου να εξαιρεθούν τα μειονεκτήματα και προσομοιώνεται πάλι το σύστημα. Στο τελευταίο μέρος, καταγράφονται τα τελικά συμπεράσματα από την προτεινόμενη λύση.

6.2. ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ, ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ

Στην αυτόνομη λειτουργία, το κύριο ζήτημα που πρέπει να διασφαλιστεί είναι η παροχή της ηλεκτρικής ενέργειας έτσι ώστε να διατηρηθεί, αν όχι να αυξηθεί, η αξιοπιστία του μικροδικτύου από τις αβεβαιότητες που εισάγουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και η στοχαστική ζήτηση των καταναλωτών. Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν προτάσεις που αφορούν την ενεργειακή διαχείριση και τον έλεγχο των μικροδικτύων, προσπαθώντας να δώσουν λύσεις μέσα από πλαίσια κεντρικού ελέγχου. Οι προσεγγίσεις κεντρικού ελέγχου εστιάζουν κυρίως στο οικονομικό κέρδος, στην δυναμική αγορά της ενέργειας και στο ισοζύγιο ισχύος μεταξύ ζήτησης και παραγωγής.

Συγκεκριμένα, προσεγγίσεις που αφορούν το οικονομικό όφελος παρατίθενται παρακάτω. Έχει προταθεί ένα νευρωνικό δίκτυο για τη διαχείριση ενέργειας σε οικιστικές εφαρμογές, το οποίο μαθαίνει από το περιβάλλον και προσαρμόζεται στις απαιτήσεις του χρήστη. Ο διαχείριση έγκειται στην φόρτιση και στην εκφόρτιση της μπαταρίας που είναι προσαρμοσμένη στην οικία και ταυτόχρονα διασυνδεδεμένη με τον δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο. Το νευρωνικό δίκτυο παίρνει αποφάσεις για το πότε η μπαταρία πρέπει να καλύψει τις ενεργειακές ανάγκες της οικίας, πότε να δώσει στο δίκτυο και πότε να πάρει από αυτό έχοντας σαν κριτήριο το οικονομικό όφελος του οικιστή. Το πλεονέκτημα της συγκεκριμένης μονάδας διαχείρισης έγκειται στην ικανότητά του να μαθαίνει online και να βελτιώνει τη συμπεριφορά του σε συνθήκες πραγματικού ελέγχου (Huang & Liu 2013). Επίσης, έχει προταθεί μια ιεραρχική δομή διαχείρισης η οποία στοχεύει στην βελτιστοποίηση του μικροδικτύου κατά την

διασυνδεδεμένη λειτουργία. Υπάρχει ένας κεντρικός συντονιστής ο οποίος παίρνει αποφάσεις για την πώληση ή την αγορά ενέργειας σε σχέση με τις δυναμικές τιμές που επικρατούν στο δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο συνυπολογίζοντας τις πληροφορίες που παίρνει από τις τοπικές μονάδες διαχείρισης. Οι τοπικές μονάδες διαχείρισης είναι υπεύθυνες για τον έλεγχο των κατανεμημένων πηγών και των προγραμματιζόμενων φορτίων και ταυτόχρονα στέλνουν πληροφορίες σχετικά με την δυνατότητα παραγωγή ή κατανάλωσης. Ο κεντρικός συντονιστής μεγιστοποιεί το οικονομικό όφελος, βελτιστοποιώντας την τοπική παραγωγή των κατανεμημένων γεννητριών και των αγοροπωλησιών με το δημόσιο δίκτυο (Tsikalakis & Hatziaargyriou, 2008).

Προσεγγίσεις που αφορούν την διαχείριση ενέργειας του μικροδικτύου σε σχέση με το ισοζύγιο της ισχύος παρατίθενται παρακάτω. Έχει προταθεί μια ιεραρχική δομή διαχείρισης με έναν κεντρικό συντονιστή σε πραγματικές συνθήκες μέσω ενός δοκιμαστικού μικροδικτύου, φτιαγμένο σε εργαστήριο. Ο συντονιστής ήταν σε θέση να αναγνωρίζει τότε το μικροδίκτυο βρισκόταν σε αυτόνομη λειτουργία και τότε όχι. Ο αλγόριθμός του κεντρικού συντονιστή περιλαμβάνει δύο φάσεις. Στη πρώτη φάση, συγκέντρωνε πληροφορίες από τους τοπικούς ελεγκτές των κατανεμημένων πηγών. Στη δεύτερη φάση, τα δεδομένα αναλύονταν και μεταδίδονταν εντολές διαχείρισης στους τοπικούς ελεγκτές των πηγών έτσι ώστε να γίνεται έλεγχος και διαμοιρασμός ισχύος. Το μειονέκτημα του εν λόγω πλαισίου διαχείρισης ήταν ότι ο κεντρικός συντονιστής δεν είχε πρόσβαση στις πληροφορίες των φορτίων και απότομες αλλαγές στην ζήτηση μπορούσε να επιφέρει κατάρρευση του μικροδικτύου. Επίσης ο κεντρικός συντονιστής δεν είχε μηχανισμούς μάθησης ή προσαρμογής για να μπορεί να ανταπεξέλθει σε αλλαγές του μικροδικτύου (Rasheduzzaman, Bhaskara & Chowdhury, 2012). Μια παρόμοια μελέτη (Tabrizi, Radman & Tamersi, 2012) έχει προτείνει μια κεντρική μονάδα διαχείρισης για τον διαμοιρασμό της ισχύος του μικροδικτύου επιβλέποντας την τάση. Η μονάδα έπαιρνε σαν είσοδο την διαφορά του επιπέδου της πραγματικής τάσης με την ιδανική και η έξοδος του έδινε τα σημεία αναφοράς στους τοπικούς ελεγκτές των πηγών και των προγραμματιζόμενων φορτίων. Τα σημεία αναφοράς αποφασίζονταν αναλογικά με την ισοζύγιο της ισχύος και την ονομαστική ισχύ των επί μέρους μονάδων. Το προτεινόμενο πλαίσιο διαχείρισης δεν είχε κανένα μηχανισμό προσαρμογής ή μάθησης και η λειτουργία αποσκοπούσε μόνο στη διατήρηση του ισοζυγίου της ισχύος χωρίς κανέναν

χρονοπρογραμματισμό. Επίσης, μια ακόμα προσέγγιση έχει προτείνει ένα κεντρικό πλαίσιο διαχείρισης, με τοπικούς ελεγκτές στις κατανεμημένες πηγές και στη μπαταρία (Zaheeruddin & Manas 2015). Το μικροδίκτυο αποτελούταν από δύο ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (φωτοβολταϊκή πηγή και ανεμογεννήτρια), μια μονάδα βιομάζας, μια μπαταρία και τη δυνατότητα διασύνδεσης με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο σε περίπτωση αδυναμίας κάλυψης των φορτίων. Η κεντρική μονάδα διαχείρισης έπαιρνε πληροφορίες από του τοπικούς ελεγκτές των ανανεώσιμων πηγών (φωτοβολταϊκή πηγή και ανεμογεννήτρια) και των φορτίων και υπολόγιζε αν υπήρχε έλλειψη ισχύος. Χρησιμοποιώντας έναν πολύ απλό αλγόριθμο, αν αντιλαμβανόταν ότι υπάρχει έλλειψη ισχύος έδινε εντολή στον ελεγκτή της μονάδας της βιομάζας να αυξήσει την παραγωγή του μέχρι να εξισορροπηθεί η ισχύς. Αν αυτό δεν ήταν αρκετό έλεγχε τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας και αναλόγως έδινε εντολή στον ελεγκτή της μπαταρίας να εισάγει ισχύ στο μικροδίκτυο. Σε περίπτωση που δεν ήταν ούτε αυτό αρκετό έδινε εντολή για διασύνδεση με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο. Το προτεινόμενο πλαίσιο διαχείρισης δεν είχε κανένα μηχανισμό μάθησης, ενώ οι ενέργειες του αποσκοπούσαν στην παρούσα κατάσταση του μικροδικτύου χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το αντίκτυπο των ενεργειών του σε μελλοντική βάση. Επίσης, δεν λαμβάνεται υπόψη ο χρονοπρογραμματισμός της μπαταρίας και δεν δίνονται πληροφορίες για το πότε αυτή πρέπει να φορτίσει. Επίσης, έχει προταθεί ένα σύστημα διαχείρισης που αποτελούταν από μία κεντρική μονάδα διαχείρισης, η οποία έλεγχε τα φορτία και την μπαταρία για να διασφαλίζεται το ενεργειακό ισοζύγιο σε ώρες αιχμής (Zaidi & Kurzog 2008). Η κεντρική μονάδα είχε την δυνατότητα να αποφασίζει μείωση του συνολικού φορτίου σύμφωνα με καθορισμένες προτεραιότητες. Επιπλέον χρησιμοποιούσε παλαιά δεδομένα για να μπορεί να κάνει πρόβλεψη στο προφίλ της ενεργειακής ζήτησης. Το εν λόγω πλαίσιο διαχείρισης δεν είχε κάποιο μηχανισμό μάθησης για την εξαγωγή-προσαρμογή της στρατηγικής του και οι αποφάσεις σχετικά με την φόρτιση/εκφόρτιση της μπαταρίας και την μείωση των ηλεκτρικών φορτίων στηριζόντουσαν κατά κύριο λόγο σε προκαθορισμένες προτεραιότητες και στην πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης. Ακόμα, έχει προταθεί για ένα αιολικό μικροδίκτυο, ένας αλγόριθμος Q-μάθησης με ορίζοντα ανανέωσης δύο χρονικών βημάτων για τον χρονοπρογραμματισμό της μπαταρίας (Kuznetsova et al 2013). Το μικροδίκτυο αποτελούταν από έναν τοπικό καταναλωτή, από μια ανεμογεννήτρια και μια μπαταρία. Το μικροδίκτυο ενωνόταν με το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο μέσω ενός μετασχηματιστή. Το υποκείμενο πλαίσιο

ήταν πολύ-κριτηριακό πλαίσιο λήψης αποφάσεων από έναν και μόνο καταναλωτή, ο οποίος είχε στόχο την αύξηση του ποσοστού χρήσης της μπαταρίας κατά τη διάρκεια της υψηλής ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας (έτσι ώστε να μειωθεί η αγορά ηλεκτρισμού από το δημόσιο δίκτυο) και να αυξηθεί το ποσοστό χρήσης της ανεμογεννήτριας για τοπική χρήση (έτσι ώστε να αυξηθεί η ανεξαρτησία του καταναλωτή από το δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο). Προβλέψεις για την διαθέσιμη αιολική ισχύ και η ζήτηση του φορτίου εισάγονταν στον αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης για την επιλογή των βέλτιστων ενεργειών της μπαταρίας. Μια παρόμοια λύση έχει προταθεί και για ένα φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (Leo, Milton & Sibi 2014) χρησιμοποιώντας ένα αλγόριθμο Q-μάθησης με ορίζοντα ανανέωσης τριών χρονικών βημάτων για την σχεδίαση του προγραμματισμού της μπαταρίας. Το μικροδίκτυο αποτελούταν από έναν τοπικό καταναλωτή, από ένα φωτοβολταϊκό σύστημα και μια μπαταρία. Ο αλγόριθμος Q-μάθησης χρησιμοποιούταν για την βελτιστοποίηση του προγραμματισμού της μπαταρίας σε δυναμικό περιβάλλον παίρνοντας ως είσοδο την ηλιακή ισχύ και το φορτίο. Και στις δύο προτάσεις χρησιμοποιείται κεντρικός έλεγχος με μηχανισμό μάθησης προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η ανεξαρτησία του τοπικού μικροδικτύου από το δημόσιο δίκτυο. Κανένα από τα συστήματα δεν δοκιμάζεται σε αυτόνομο μικροδίκτυο και ενέργειες των πρακτόρων Q-μάθησης αφορούσαν μόνο δύο ενέργειες της μπαταρίας (φορτιση/εκφόρτιση). Τέλος, έχει προταθεί ένα διαστρωματικό πλαίσιο ενισχυτικής μάθησης για την ευφυή διαχείριση των αποθηκευτικών μονάδων σε ένα φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (Francois-Lavet, Taralla, Ernst & Fonteneau 2016). Το πρόβλημα της βέλτιστης διαχείρισης μόνο της μονάδας υδρογόνου, διατυπώθηκε ως πρόβλημα διαδοχικής λήψης αποφάσεων υπό τις αβεβαιότητες που εισάγονται σε κάθε χρονικό βήμα από την στοχαστική κατανάλωση και την στοχαστική παραγωγή των φωτοβολταϊκών. Η αρχιτεκτονική της διαστρωματικής ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιήθηκε για να εξάγει γνώση από προηγούμενες χρονοσειρές παραγωγής και κατανάλωσης και να δώσει σε κάθε κατάσταση αξίες στις τρεις διακριτές ενέργειες την μονάδας υδρογόνου (μέγιστη φόρτιση, μέγιστη εκφόρτιση και αδράνεια). Τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης εργασίας είναι πολύ ενθαρρυντικά αλλά μέχρι στιγμής το πλαίσιο ελέγχου περιορίζεται μόνο στον έλεγχο της μονάδας υδρογόνου.

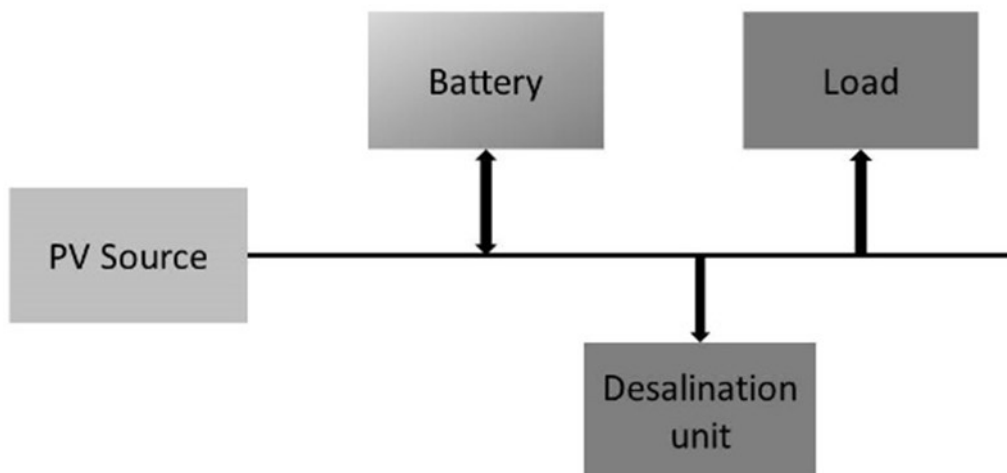
Με βάση τα προαναφερόμενα, η παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνει έναν πράκτορα ενισχυτικής μάθησης για την διαχείριση ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο. Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται:

- Στη δημιουργία ενός πράκτορα βασιζόμενου σε ενισχυτική μάθηση για την αντιμετώπιση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (χωρίς την βοήθεια του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου σε περιπτώσεις αιχμής) που έχει την δυνατότητα μάθησης πολιτικής αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον.
- Στην αντιμετώπιση του προβλήματος της ενσωμάτωσης καταναλωτικών μονάδων που είναι υπεύθυνες για την παροχή υπηρεσιών ή / και αγαθών στο απαιτούμενο επίπεδο που επιζητούν οι χρήστες. Αυτό εμπλέκει περισσότερες συναλλαγές πέρα από τις καθарές παραμέτρους, για την παραγωγή και την κατανάλωση ενέργειας. Δηλαδή, η διαχείριση του πράκτορα δεν περιορίζεται μόνο στη διαχείριση της μπαταρίας αλλά και σε μια μονάδα αφαλάτωσης η οποία ικανοποιεί τη ζήτηση σε πόσιμο νερό (η μονάδα της αφαλάτωσης χρησιμοποιείται σε απομακρυσμένες περιοχές όπου δεν υπάρχει πρόσβαση στο δημόσιο ηλεκτρικό δίκτυο αλλά ούτε σε πόσιμο νερό).

6.3. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

Το σύστημα προσομοιώθηκε στο Matlab/Simulink. Η ενεργειακή ροή του μικροδικτύου απεικονίζεται στην εικόνα 6-1. Η φωτοβολταϊκή πηγή είναι η μοναδική πηγή του μικροδικτύου. Η μπαταρία μπορεί να δρα είτε ως φορτίο είτε σαν πηγή. Οι καταναλώσεις του μικροδικτύου είναι το μοντέλο της μονάδα της αφαλάτωσης που αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 5 (χρησιμοποιείτε η είσοδος της ισχύος με την έξοδο του ρυθμού παροχής πόσιμου νερού) και το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο το οποίο οι τιμές του μεταβάλλονται σύμφωνα με τιμές καταναλισκόμενης ισχύος οι οποίες έχουν συλλεχτεί από πραγματικό κτίριο. Οι αβεβαιότητες της παραγόμενης ισχύος και της ζητούμενης ισχύος κάνουν την διαχείριση ενός τέτοιου συστήματος μια πρόκληση. Οι δυσκολίες που αφορούν στην διαχείριση του συστήματος αφορούν το πότε η μπαταρία πρέπει να ενεργεί ως πηγή και πότε ως φορτίο καθώς επίσης πότε η μονάδα της αφαλάτωσης πρέπει να σταματά ή να λειτουργεί. Για παράδειγμα, σε μια απλή περίπτωση όπου υπάρχει πλεόνασμα στην παραγόμενη ισχύ, η μπαταρία πρέπει να

φορτίζει, αλλιώς η παραγόμενη ισχύς χάνεται. Στην περίπτωση όπου η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή επαρκεί στο να τροφοδοτήσει το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο, η υπόλοιπη ισχύς πρέπει να κατανεμηθεί στην μπαταρία ή/και στην μονάδα αφαλάτωσης. Σε αυτή την περίπτωση δεν υπάρχει κάποια σίγουρη απόφαση για την κατανομή της ισχύος. Το πρόβλημα ανάγεται σε πρόβλημα πολλών μεταβλητών όπως η ζήτηση του νερού, η κατάσταση φόρτισης της μπαταρίας (SOC) κ.τ.λ. Ο πράκτορας λαμβάνει σήματα εισόδου από το περιβάλλον του, που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι το ίδιο το μικροδίκτυο και αποφασίζει για τις πιο κατάλληλες ενέργειες έτσι ώστε να επιτύχει τον στόχο του, δηλ. να ικανοποιήσει την ενεργειακή ζήτηση στο μικροδίκτυο σε συνδυασμό με την βέλτιστη χρήση της μπαταρίας και την διατήρηση της ποιότητας των παρεχόμενων υπηρεσιών (Dounis, 2010).



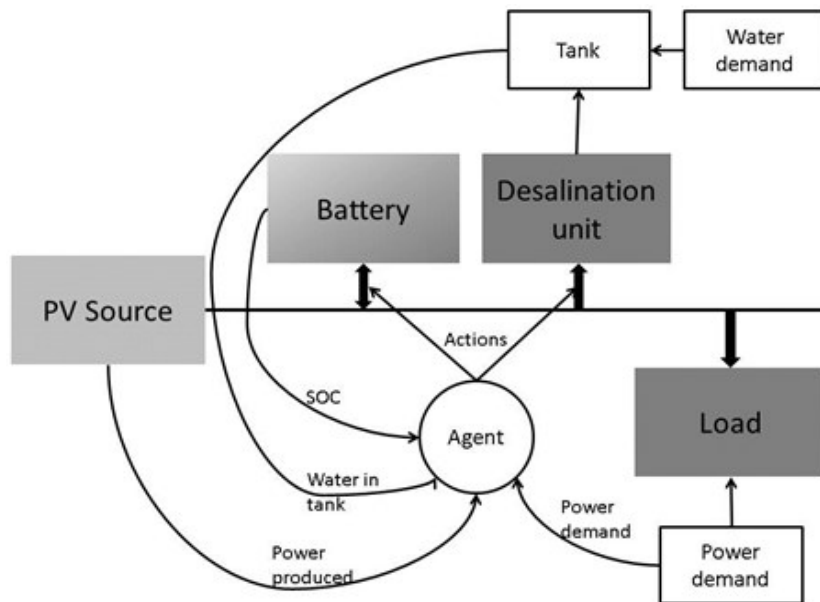
Εικόνα 6-1 Ενεργειακή ροή μικροδικτύου

6.4. ΕΥΦΥΗΣ ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ

Ως ευφυής πράκτορα μπορεί να οριστεί μια υπολογιστική οντότητα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον μέσα στο οποίο βρίσκεται και δρα αυτόνομα πάνω σε αυτό με σκοπό να επιτύχει έναν προκαθορισμένο στόχο. Πριν ξεκινήσουμε την ανάπτυξη του πράκτορα θα πρέπει να ορίσουμε τις προαναφερθείσες παραμέτρους (Αντιλήψεις, Δράσεις, Στόχοι, Περιβάλλον) γνώστες και έως σύστημα P.A.G.E. (Percepts, Actions, Goals, Environment). Στο παρόν πρόβλημα οι παράμετροι P.A.G.E. αφορούν το μικροδίκτυο. Ο ευφυής πράκτορας τροφοδοτείται με δεδομένα που αφορούν το μικροδίκτυο και έχουν τη μορφή συνόλων μετρήσεων.

Συγκεκριμένα, κάθε σύνολο μετρήσεων περιλαμβάνει την παραγόμενη ενέργεια από το φωτοβολταϊκή πηγή, τη ζητούμενη ενέργεια από τους καταναλωτές, το επίπεδο του διαθέσιμου ποσίου νερού και τέλος το επίπεδο φόρτισης των μπαταριών. Με βάση τα δεδομένα που έλαβε από το περιβάλλον του, ο ευφυής πράκτορας αντιλαμβάνεται την κατάσταση του. Η κατάσταση του κάθε στιγμή περιγράφεται από τρεις μεταβλητές:

- Το ισοζύγιο ενέργειας.
- Το επίπεδο φόρτισης της μπαταρίας.
- Το επίπεδο του διαθέσιμου ποσίου νερού (η μονάδα της αφαλάτωσης χρησιμοποιεί δεξαμενή για την αποθήκευση του πόσιμου νερού).

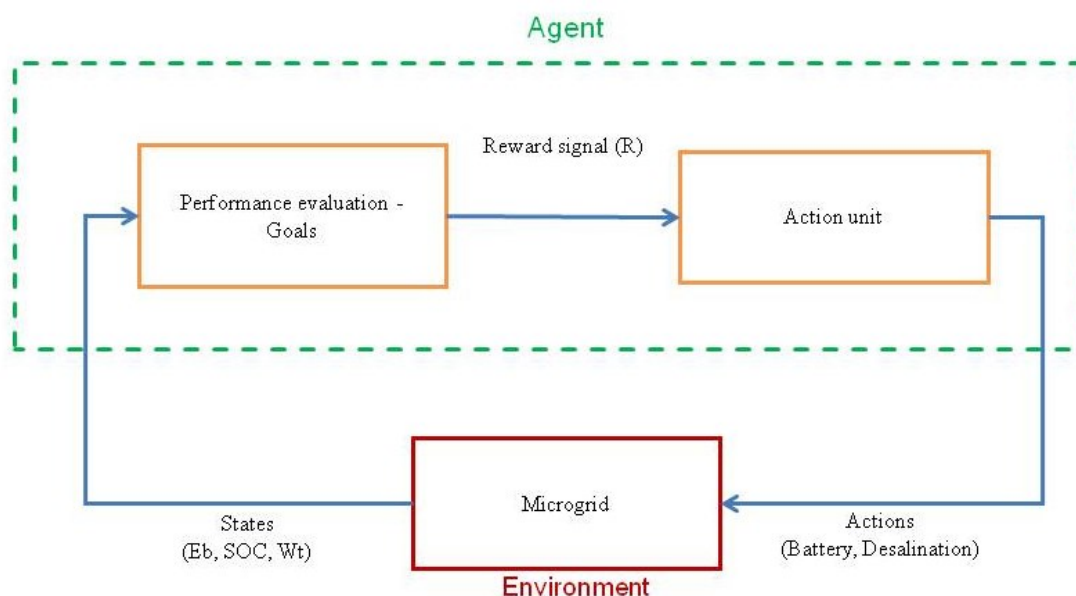


Εικόνα 6-2 Αλληλεπίδραση ευφυή πράκτορα με το περιβάλλον

Οι ενέργειες που μπορεί να πραγματοποιήσει ο πράκτορας αφορούν την μπαταρία και την μονάδα της αφαλάτωσης. Συγκεκριμένα, φόρτιση/εκφόρτιση της μπαταρίας και λειτουργία/μη λειτουργία της μονάδας της αφαλάτωσης. Όλα τα παραπάνω συνοψίζονται στην εικόνα 6-2. Με αυτό τον τρόπο ο ευφυής πράκτορας μπορεί να αποφασίζει πότε η μπαταρία θα φορτίζει ή θα εκφορτίζει και πότε η μονάδα της αφαλάτωσης θα λειτουργεί.

Ο στόχος των χρηστών του μικροδικτύου είναι να βρουν κερδοφόρες και αποδοτικές στρατηγικές χρήσης της ενέργειας σε συνεχώς μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Ο στόχος του ευφυή πράκτορα είναι η ενεργειακή διαχείριση του μικροδικτύου έτσι ώστε η δεξαμενή να είναι γεμάτη με νερό, να καλύπτεται η ζητούμενη ισχύς, η

μπαταρία να είναι συνεχώς φορτισμένη και σε περιπτώσεις που αυτό δεν είναι εφικτό να μην πέφτουν τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας κάτω από 20%, (βαθιά εκφόρτιση) το οποίο μειώνει το χρόνο ζωής της μπαταρίας. Η εικόνα 6-3 παρουσιάζει το πλαίσιο της πολιτικής επανάληψης του πράκτορα Q-μάθησης.



Εικόνα 6-3 Πολιτική επανάληψης πράκτορα Q-μάθησης

6.4.1. ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ-ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ

Η κατάσταση του μικροδικτύου καθορίζεται από τον *SOC*, το ποσοστό του πόσιμου νερού μέσα στη δεξαμενή και το ισοζύγιο της ισχύος. Παρόλο που αυτά τα μεγέθη είναι συνεχή, ο χώρος των καταστάσεων διακριτοποιείται λαμβάνοντας υπόψη τα διαφορετικά εύρη των τιμών των μεταβλητών. Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι παρόλο η Q-μάθηση με κατάλληλες μετατροπές μπορεί να εφαρμοστεί και σε συνεχή μεγέθη (Angelidakis & Chalkiadakis, 2015), στην παρούσα προσέγγιση προτείνεται απλή διακριτοποίηση.

- Η διακριτή κατάσταση φόρτισης της μπαταρίας (*dSOC*) θεωρείται στο εύρος {1,2,3,4} ως ακολούθως:

$$dSOC = 1 \text{ αν } 0\% \leq SOC < 25\%$$

$$dSOC = 2 \text{ αν } 25\% \leq SOC < 50\%$$

$$dSOC = 3 \text{ αν } 50\% \leq SOC < 75\%$$

$$dSOC = 4 \text{ αν } 75\% \leq SOC \leq 100\%$$

- Η διακριτή κατάσταση της δεξαμενής $dtank$ θεωρείται στο εύρος $\{1,2,3\}$ ως ακολούθως:

$$dtank = 1 \text{ αν } 0\% \leq p_wat < 33.3\%$$

$$dtank = 2 \text{ αν } 33.3\% \leq p_wat < 66.7\%$$

$$dtank = 3 \text{ αν } 66.7\% \leq p_wat \leq 100\%$$

όπου p_wat είναι το ποσοστό του νερού στη δεξαμενή

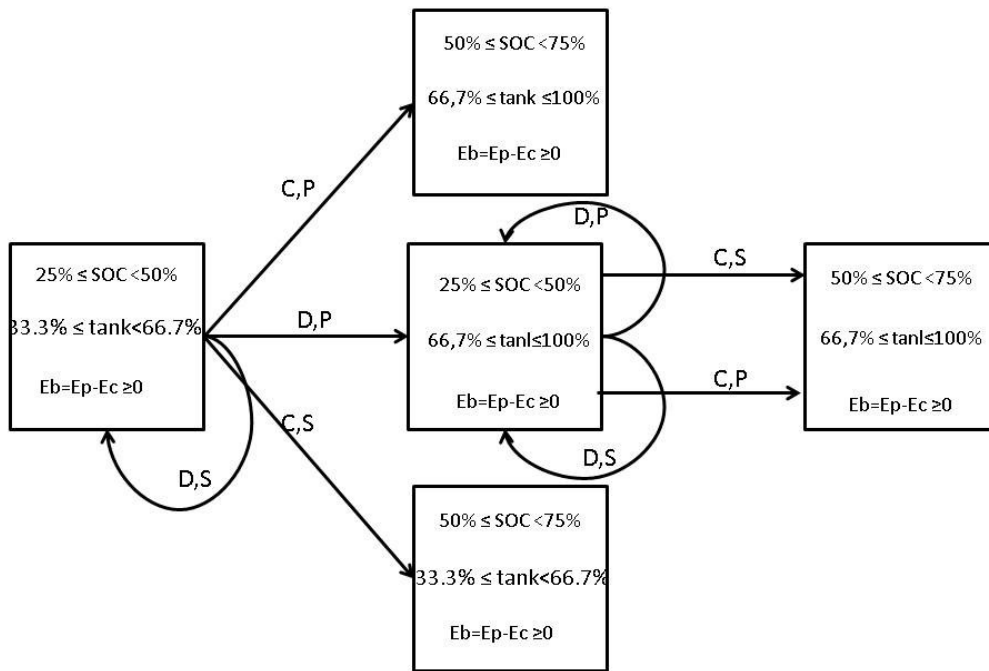
- Το διακριτό ισοζύγιο της ισχύος ($dprb$) χωρίζεται μόνο σε δύο καταστάσεις όπου η διαφορά μεταξύ της παραγόμενης (pp) και της καταναλισκόμενης (pc) ισχύος είναι θετική ή αρνητική:

$$dprb = 1 \text{ αν } pp - pc < 0$$

$$dprb = 2 \text{ αν } pp - pc \geq 0$$

Ο συνδυασμός των διακριτών τιμών των μεταβλητών έχει σαν αποτέλεσμα έναν διακριτό χώρο από 24 καταστάσεις. Υποθέτουμε ότι το χρονικό διάστημα μεταξύ δύο χρονικών στιγμών είναι 1800 sec. Σε κάθε χρονική στιγμή ο ευφυής πράκτορας εφαρμόζει μια ενέργεια για την μπαταρία και μια ενέργεια για την μονάδα της αφαλάτωσης. Οι ενέργειες που μπορούν να εφαρμοστούν στη μπαταρία είναι δύο, φόρτιση (“C”) και εκφόρτιση (“D”). Αν υπάρχει πλεόνασμα ισχύος και η μπαταρία είναι σε κατάσταση φόρτισης τότε μπορεί να απορροφήσει την υπολειπόμενη ισχύ. Αν υπάρχει πλεόνασμα ισχύος και η μπαταρία είναι σε κατάσταση εκφόρτισης τότε παραμένει αδρανής χωρίς να απορροφά αυτό το πλεόνασμα. Αν υπάρχει έλλειμμα ισχύος και η μπαταρία είναι σε κατάσταση φόρτισης, η μπαταρία παραμένει αδρανής χωρίς να επιβαρύνει αυτό το έλλειμμα. Αν υπάρχει έλλειμμα ισχύος και η μπαταρία είναι σε κατάσταση φόρτισης, τότε η μπαταρία προσφέρει την ισχύ που χρειάζονται οι καταναλώσεις (δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο και μονάδα αφαλάτωσης). Οι ενέργειες που μπορούν να εφαρμοστούν στην μονάδα της αφαλάτωσης είναι δύο. Παύση (“S”) και λειτουργία στη μέγιστη ισχύ των 613W (“P”). Αν η μονάδα της αφαλάτωσης είναι σε κατάσταση λειτουργίας, τότε καταναλώνει 613W και πόσιμο νερό προστίθεται μέσα στη δεξαμενή με ρυθμό παροχής 106lt/h. Αν η μονάδα της αφαλάτωσης δεν βρίσκεται σε λειτουργία, δεν καταναλώνεται καθόλου ισχύς και δεν παράγεται καθόλου νερό. Ο ευφυής πράκτορας λοιπόν σε κάθε χρονική στιγμή πρέπει να εφαρμόσει έναν συνδυασμό από δύο ενέργειες. Για να γίνει κατανοητό πως οι

ενέργειες επηρεάζουν το μικροδίκτυο, θεωρούμε ένα ντετερμινιστικό περιβάλλον όπου η επόμενη κατάσταση εξαρτάται από την τωρινή κατάσταση και από την ενέργεια που εφάρμοσε ο ευφυής πράκτορας. Ένα μικρό δείγμα από διαδοχή καταστάσεων απεικονίζεται στην εικόνα 6-4. Στην κατάσταση όπου $dSOC = 2$, $dtank = 2$ και $dprb = 2$, δηλαδή τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας είναι 25%-50%, το ποσοστό του νερού στη δεξαμενή είναι 33.3%-66.7% και το ισοζύγιο της ισχύος είναι θετικό, αν εφαρμοστούν οι ενέργειες “C” και “O”, ο ευφυής πράκτορας θα μεταβεί στην κατάσταση $dSOC = 3$, $dtank = 3$ και $dprb = 2$, δηλαδή τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας θα αυξηθούν και ταυτόχρονα θα αυξηθεί και το ποσοστό του νερού στη δεξαμενή. Η μπαταρία θα φορτίσει και ταυτόχρονα η μονάδα της αφαλάτωσης θα προσθέσει πόσιμο νερό στη δεξαμενή. Αν εφαρμοστούν οι ενέργειες “D” και “S”, ο ευφυής πράκτορας θα παραμείνει στην ίδια κατάσταση. Το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο τροφοδοτείται από την φωτοβολταϊκή πηγή, η μονάδα της αφαλάτωσης δεν λειτουργεί, έτσι δεν προστίθεται νερό στη δεξαμενή και η μπαταρία δεν εκφορτίζει αφού η μοναδική κατανάλωση του δικτύου (αυτή τη στιγμή) τροφοδοτείται απευθείας από τη φωτοβολταϊκή πηγή. Φυσικά, στη περίπτωση του μικροδικτύου το περιβάλλον δεν είναι ντετερμινιστικό αφού η ζήτηση του νερού καθώς και η ζήτηση της ισχύος αλλάζουν απρόβλεπτα, επίσης και η παραγωγή ισχύος από τη φωτοβολταϊκή πηγή επηρεάζεται από εξωτερικούς παράγοντες (π.χ. καιρικές συνθήκες).



Εικόνα 6-4 Διαδοχή καταστάσεων

6.4.2. ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ

Η ανταμοιβή του ευφυούς πράκτορα εξαρτάται από τρεις παράγοντες, τον SOC , την ποσότητα πόσιμου νερού μέσα στη δεξαμενή και την κάλυψη της ενεργειακής ζήτησης (ενεργειακή κάλυψη επιτυγχάνεται όταν το σύστημα καλύπτει το 80% της ζητούμενης ισχύος). Η βασική ιδέα έγκειται στο να κρατείται το SOC και το ποσοστό του νερού της δεξαμενής στις μέγιστες τιμές τους και ταυτόχρονα να καλύπτεται και η ζητούμενη ισχύς. Στην περίπτωση που η κατάσταση φόρτισης και το ποσοστό του νερού στη δεξαμενή δεν είναι στις μέγιστες τιμές τους, ο στόχος είναι να καλυφθεί η ζητούμενη ισχύς και ταυτόχρονα να αυξηθεί το SOC και το επίπεδο του νερού στη δεξαμενή. Αν αυτό δεν είναι εφικτό, ο στόχος έγκειται μόνο στην κάλυψη της ζητούμενης ισχύος. Ο όρος της ανταμοιβής που αφορά το SOC της μπαταρίας συμβολίζεται ως: r_{soc} και υπολογίζεται ως:

$$r_{soc} = \left\{ \begin{array}{l} 1, SOC > 90\% \\ -1, SOC < 20\% \\ 0.1 \cdot SOC_{dt}, 20\% \leq SOC \leq 90\% \end{array} \right\} \quad (\text{Εξ. 6.1})$$

όπου SOC_{dt} είναι η διαφορά του ποσοστού φόρτισης μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών στιγμών (της προηγούμενης και της τωρινής). Ο συντελεστής 0.1 χρησιμοποιείται για να κανονικοποιηθεί ο όρος r_{soc} στο εύρος $[1,-1]$ και έχει άμεση εξάρτηση από το εύρος των τιμών που μπορεί να πάρει το SOC_{dt} .

Ο όρος της ανταμοιβής που αφορά το ποσοστό του νερού στη δεξαμενή r_{wat} υπολογίζεται ως ακολούθως:

$$r_{wat} = \begin{cases} 0,5, & p_{wat} > 90\% \\ -0,5, & p_{wat} < 20\% \\ 0.1 \cdot pwat_{dt}, & 20\% \leq p_{wat} \leq 90\% \end{cases} \quad (\text{Εξ } 6.2)$$

όπου $pwat_{dt}$ είναι η ποσοστιαία διαφορά του νερού στη δεξαμενή μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών στιγμών και ο συντελεστής 0.1 χρησιμοποιείται για να κανονικοποιηθεί ο όρος r_{wat} στο εύρος $[0.5,-0.5]$.

Ο όρος της ανταμοιβής που αφορά την κάλυψη της ενεργειακής ζήτησης του δυναμικού ηλεκτρικού φορτίου r_{cov} υπολογίζεται ως ακολούθως:

$$r_{cov} = \begin{cases} -1.5, & l_{per} > 0.2 \\ 1.5, & l_{per} \leq 0.2 \end{cases} \quad (\text{Εξ } 6.3)$$

Η τιμή του l_{per} είναι η διαφορά μεταξύ της ζητούμενης και της παρεχόμενης ισχύος.

$$l_{per} = \frac{(l_{dem} - l_{pow})}{l_{dem}} \quad (\text{Εξ } 6.4)$$

όπου l_{dem} είναι η ζητούμενη ισχύς από τους καταναλωτές και l_{pow} είναι η παρεχόμενη ισχύς στους καταναλωτές. Αν το l_{per} είναι μεγαλύτερο από 0.2 το σύστημα δεν καλύπτει τη ζητούμενη ισχύ των καταναλωτών και μια ατομική αρνητική ανταμοιβή ίση με -1.5 επιστρέφεται στον πράκτορα. Στις περιπτώσεις όπου l_{per} είναι μικρότερο από 0.2 μια θετική ατομική ανταμοιβή επιστρέφεται στο πράκτορα ίση με 1.5.

Η συνολική ανταμοιβή του πράκτορα υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των προαναφερόμενων όρων.

$$R(x, x') = \frac{r_{soc}(x, x') + r_{wat}(x, x') + r_{cov}(x, x')}{3} \quad (\text{Εξ } 6.5)$$

6.4.3. ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΕΞΕΡΕΥΝΗΣΗΣ/ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗΣ

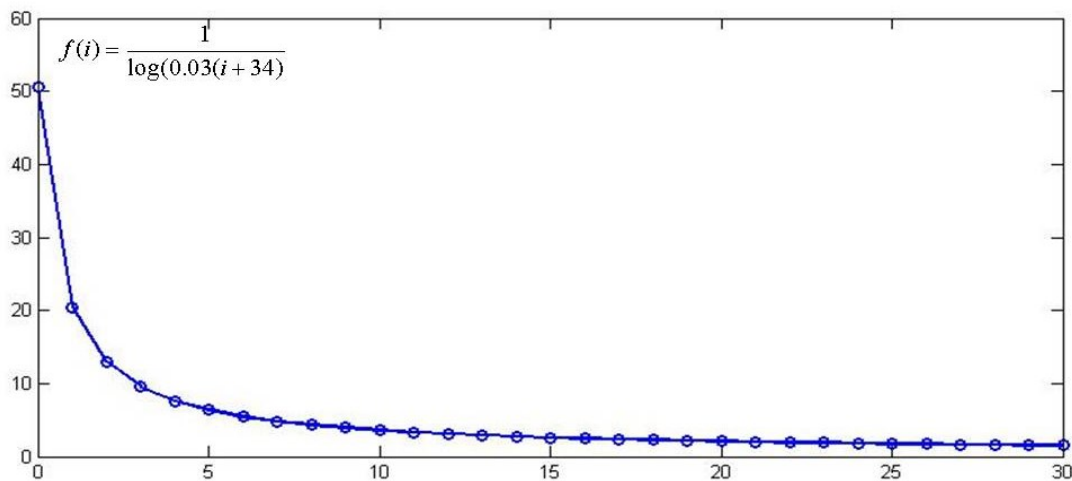
Στην αρχή ο πράκτορας δεν γνωρίζει ποια είναι η καλύτερη ενέργεια σε κάθε κατάσταση και χρειάζεται να ασκηθεί εκτενής εξερεύνηση. Για να συμβεί αυτό χρησιμοποιείται η παρακάτω συνάρτηση:

$$p(i) = f(i) + r \quad (\text{Εξ } 6.6)$$

όπου:

$$f(i) = \frac{1}{\log(0.03(i+34))} \quad (\text{Εξ } 6.7)$$

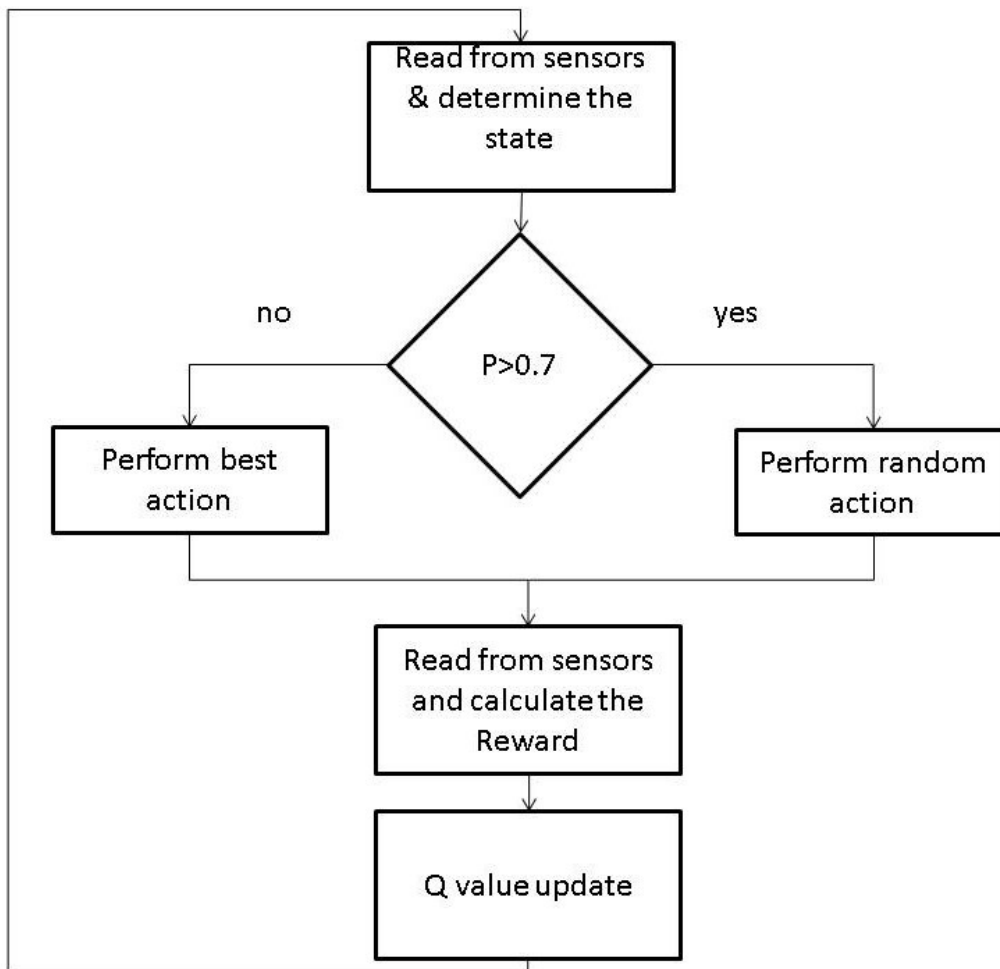
όπου i είναι ο μετρητής των φορών όπου μια ενέργεια επιλέχτηκε και r είναι η ομοιόμορφη κατανομή της συνάρτησης *rand* του Matlab στο εύρος $[0 \ 0.5]$. Η γραφική παράσταση της συνάρτησης $f(i)$ παρουσιάζεται στην εικόνα 6-5.



Εικόνα 6-5 Γραφική παράσταση της συνάρτησης $f(i)$

Όπως φαίνεται η τιμή της $f(i)$ σταδιακά μειώνεται καθώς ο αριθμός που επιλέγεται μια ενέργεια αυξάνεται. Αν η συνάρτηση $p(i)$ δίνει έναν αριθμό μεγαλύτερο από 0.7, επιλέγεται μια τυχαία ενέργεια. Σε αντίθετη περίπτωση η καλύτερη ενέργεια επιλέγεται. Αυτή η συνθήκη διασφαλίζει μόνο εξερεύνηση μέχρι η τιμή της συνάρτησης $f(i)$ να γίνει ίση ή μικρότερη από 0.7. Για τιμές της $f(i)$ στο εύρος $[0.7 \ 0.2]$ ο ευφυής πράκτορας εφαρμόζει εξερεύνηση με μεγάλη πιθανότητα για τιμές κοντά στο 0.7 και με χαμηλότερη πιθανότητα για τιμές κοντά στο 0.2 (λόγω του τυχαίου όρου). Όταν η τιμή της $f(i)$ γίνει μικρότερη από 0.2 ο ευφυής πράκτορας σταματάει την φάση της εξερεύνησης και ξεκινάει μόνο την φάση της αξιοποίησης όπου μόνο η καλύτερη ενέργεια στη δεδομένη κατάσταση επιλέγεται.

Ο συνολικός αλγοριθμικός κύκλος του ευφυής πράκτορα παρουσιάζεται παρακάτω (εικόνα 6-6). Ο ευφυής πράκτορας διαβάζει τα αισθητήρια του και προσδιορίζει την κατάσταση του σύμφωνα με την διακριτοποίηση που έχει περιγραφεί προηγουμένως. Σύμφωνα με την εξίσωση 6.6 αποφασίζει αν θα εξερευνήσει ή θα αξιοποιήσει και ύστερα εφαρμόζει την κατάλληλη ενέργεια. Αντιλαμβάνεται την καινούρια κατάσταση μέσω των αισθητηρίων του και υπολογίζει την ανταμοιβή. Τέλος ανανεώνει τον πίνακα Q.



Εικόνα 6-6 Αλγοριθμικός κύκλος πράκτορα

6.4.4. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

Ο χρόνος προσομοίωσης τέθηκε στον ένα χρόνο με βήμα προσομοίωσης 5sec. Τα δεδομένα που αφορούν την παραγωγή της ισχύος συλλέχτηκαν από ένα φωτοβολταϊκό πάρκο ονομαστικής ισχύος 20 kW το οποίο βρίσκεται στην περιοχή

της Αττικής. Η περίοδος δειγματοληψίας των δεδομένων είναι 300sec. Τα δεδομένα της κατανάλωσης της ισχύος συλλέχτηκαν από ένα κτίριο τεσσάρων νοικοκυριών με περίοδο δειγματοληψίας 60sec και η μέγιστη καταναλισκόμενη ισχύς του φορτίου είναι 10kW. Για την ζήτηση του νερού θεωρήθηκε μια σταθερή κατανάλωση των 70lt/h με 20lt/h μεταβολή για 12h/μέρα (κατά τη διάρκεια της ημέρας) και 0lt/h με μια θετική μεταβολή των 20lt/h για 12h/μέρα (κατά τη διάρκεια της νύχτας). Κατά τη διάρκεια της ημέρας η μεταβολή ακολουθεί μια κανονική κατανομή που κυμαίνεται από [-20, 20] lt/h ενώ κατά τη διάρκεια της νύχτας η μεταβολή ακολουθεί μια κανονική κατανομή από [0, 20] lt/h. Η χωρητικότητα της μπαταρίας ανέρχεται στα 80 kWh, έτσι ώστε να μπορεί να τροφοδοτήσει το φορτίο στη μέγιστη κατανάλωση του για 8h.

Ο πίνακας 6:1 παρουσιάζει τον Q-πίνακα που παράχθηκε στο τέλος της προσομοίωσης. Ο Q-πίνακας περιέχει όλους τους δυνατούς συνδυασμούς μεταξύ καταστάσεων και ενεργειών. Για κάθε συνδυασμό έχει προσδοθεί μια τιμή η οποία δείχνει την καλύτερη ενέργεια στην δεδομένη κατάσταση. Τέσσερις καταστάσεις δεν εξερευνήθηκαν από τον αλγόριθμο καθόλου (έντονη γραφή) και έξι καταστάσεις εξερευνήθηκαν ελλιπώς (πλάγια γραφή). Ελλιπώς σημαίνει ότι υπάρχει τουλάχιστον ένας συνδυασμός κατάστασης-ενέργειας τον οποίο ο πράκτορας δεν δοκίμασε καθόλου. Η εικόνα 6-7 παρουσιάζει τις καταστάσεις του πράκτορα, τις ενέργειες που έχουν επιλεγεί σε κάθε κατάσταση και την επιστρεφόμενη ανταμοιβή σε σχέση με τον χρόνο. Στην αρχή της προσομοίωσης, όπου ο πράκτορας κάνει μόνο εξερεύνηση, υπάρχουν μεγάλες διακυμάνσεις στις επιστρεφόμενες τιμές της ανταμοιβής. Σε πολλές περιπτώσεις λαμβάνεται ακόμα και αρνητική ανταμοιβή. Καθώς περνάει ο χρόνος και ο πράκτορας έχει περάσει κυρίως στη φάση της αξιοποίησης, οι τιμές της ανταμοιβής που επιστρέφονται είναι σε υψηλά επίπεδα. Η εικόνα 6-8 παρουσιάζει την κατάσταση φόρτισης της μπαταρίας και το ποσοστό νερού στη δεξαμενή. Μετά τη φάση της εξερεύνησης, η δεξαμενή παραμένει σχεδόν γεμάτη αλλά η μπαταρία δεν φορτίζει πλήρως. Αυτό συμβαίνει λόγω της ελλιπούς εξερεύνησης στις καταστάσεις όπου προσδιορίζονται από υψηλά επίπεδα κατάστασης φόρτισης της μπαταρίας.

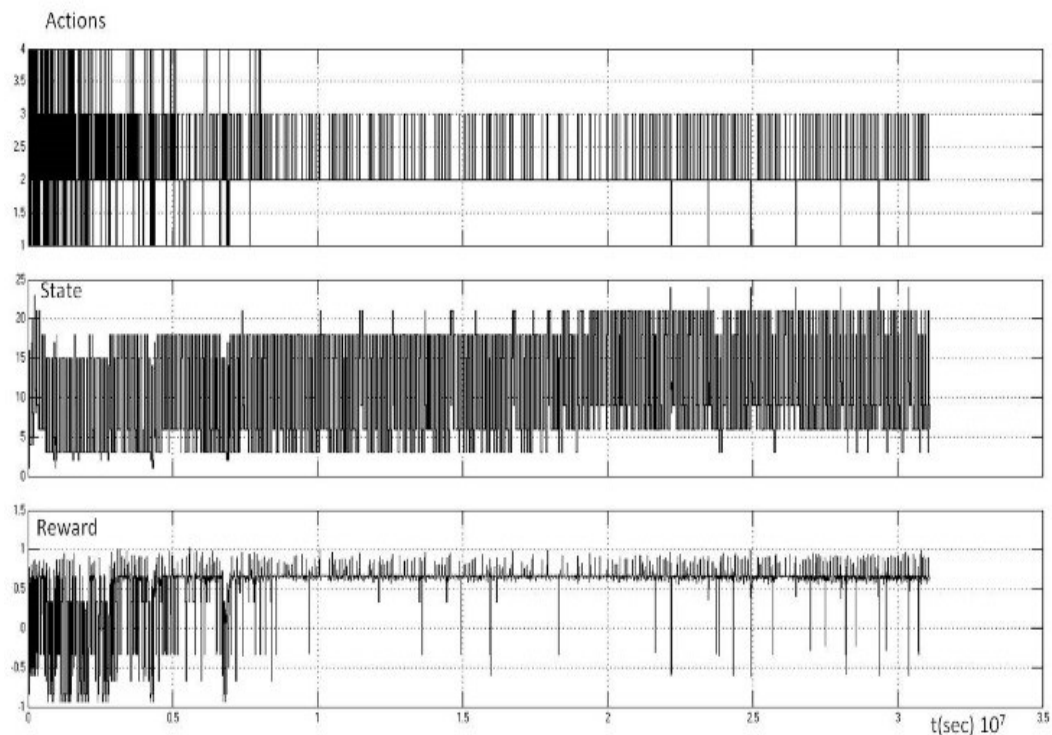
Πίνακας 6:1 Πίνακας Q

Actions State	"D", "S"	"D", "O"	"C", "S"	"C", "O"
S1	-1.8546	-1.4648	-1.9317	-1.0749

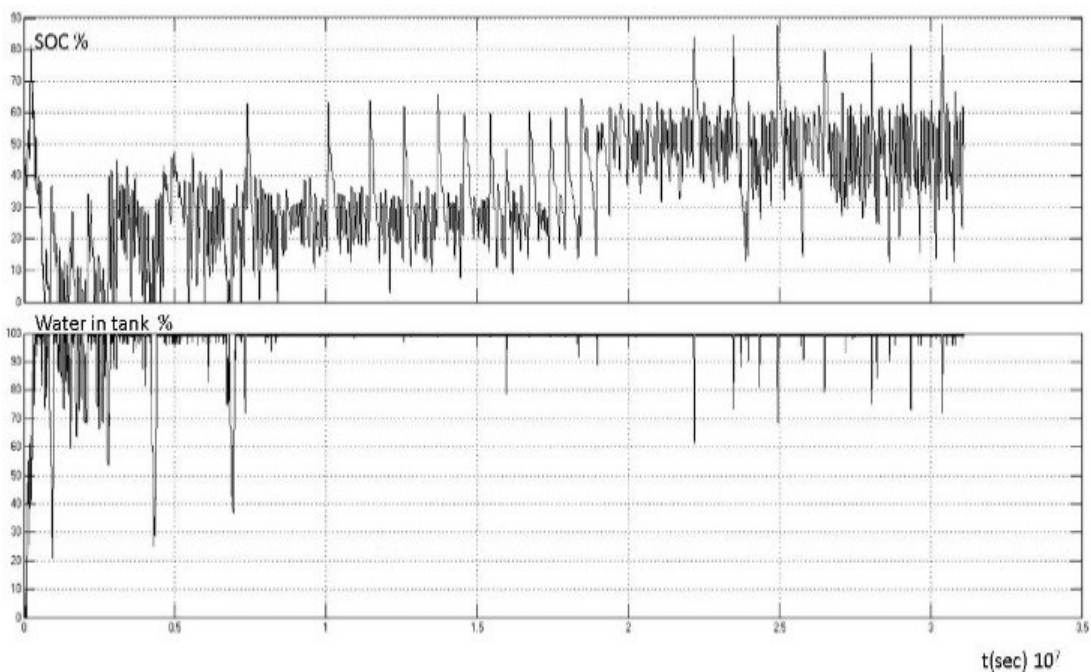
S2	0.9477	-2.0821	-3.0142	-1.9488
S3	5.7727	20.1139	16.0998	2.5059
S4	0.9212	2.4657	0.0197	0.0766
S5	0.9365	2.9992	0.1383	-0.0319
S6	7.6560	19.6856	18.8457	10.3534
S7	0	0	0	0
S8	0.2220	3.1622	-0.5983	-0.2765
S9	1.1824	19.3738	5.3704	-0.1333
S10	0	0	0	0
S11	0.4528	1.8866	-0.2039	-0.2831
S12	3.5814	12.3144	0.1569	0
S13	-0.1030	0	0.0182	0.5248
S14	1.3203	0	3.7075	0.2521
S15	6.1059	20.7187	21.2451	8.5461
S16	0	0.4265	0.4345	0
S17	1.0089	6.7522	1.2965	0.7369
S18	11.1878	20.6124	20.9590	8.3055
S19	0	0	0	0
S20	0.4944	0.6693	0.3608	0.5089
S21	0.2726	19.6120	19.4187	0.5596
S22	0	0	0	0
S23	0.2570	0.1697	-0.0297	0
S24	6.0153	0.4616	2.4078	0

Η εικόνα 6-9 δείχνει την ζητούμενη ισχύ του φορτίου, την ισχύ που καταναλώνει το δυναμικό φορτίο και την διαφορά μεταξύ την καταναλισκόμενης και της ζητούμενης ισχύος. Υψηλές αρνητικές τιμές αυτής της ποσότητας σημαίνει ότι ο πράκτορας δεν ικανοποιεί την ζητούμενη ισχύ. Αντιθέτως, τιμές κοντά στο μηδέν δείχνουν ότι ο πράκτορας ενεργεί καλά και η ζητούμενη ισχύς καλύπτεται. Στην αρχή της προσομοίωσης, όπως προαναφέραμε, όπου ο πράκτορας κυρίως εξερευνά υπάρχουν πολλές περιπτώσεις όπου ο πράκτορας δεν καταφέρνει να καλύψει την ζητούμενη ισχύ. Όταν ο πράκτορας μπει στην φάση της αξιοποίησης (δηλ. επιλέγει περισσότερες βέλτιστες ενέργειες από ότι τυχαίες), η ζήτηση της ισχύος καλύπτεται. Τέλος, η εικόνα 6-10 παρουσιάζει την παραγόμενη ισχύ από την φωτοβολταϊκή πηγή, την τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας, το ποσοστό του νερού μέσα στη δεξαμενή και την διαφορά μεταξύ της καταναλισκόμενης ισχύος και της ζητούμενης ισχύος για δύο διαδοχικές μέρες. Η δεξαμενή παραμένει σχεδόν γεμάτη και η μπαταρία φορτίζει κατά τη διάρκεια της ημέρας (όταν δηλαδή υπάρχει πλεόνασμα ισχύος). Κατά τη

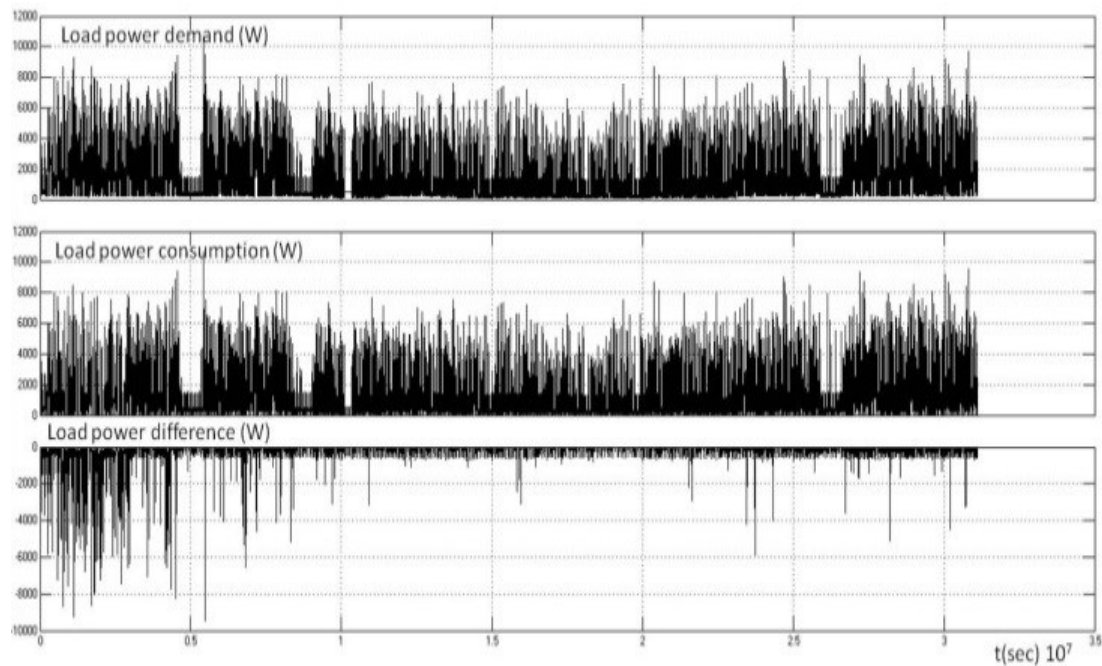
διάρκεια της νύχτας όπου δεν παράγεται καθόλου ισχύς, η μπαταρία αποφορτίζει και τροφοδοτεί το δυναμικό φορτίο και την μονάδα της αφαλάτωσης.



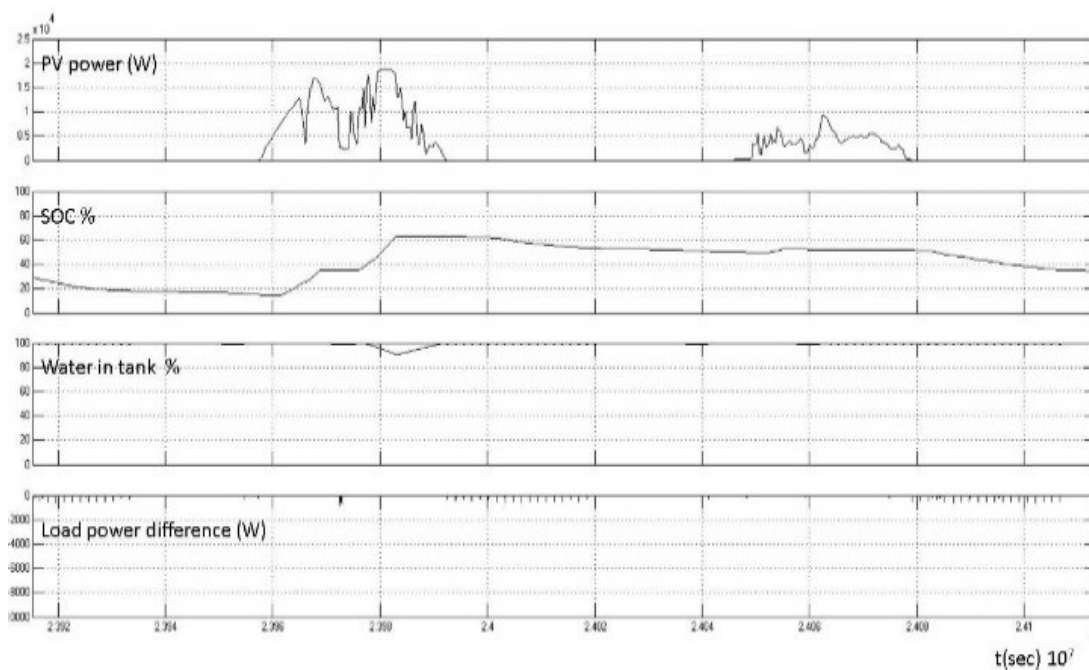
Εικόνα 6-7 α) Ενέργειες, β) καταστάσεις και γ) ανταμοιβή σε σχέση με τον χρόνο



Εικόνα 6-8 α) SOC μπαταρίας και β) ποσοστό νερού στη δεξαμενή



Εικόνα 6-9 α) ζητούμενη ισχύς από το φορτίο, πραγματική ισχύς που καταναλώνεται και γ) διαφορά μεταξύ ζητούμενης και καταναλισκόμενης ισχύος



Εικόνα 6-10 α) Παραγόμενη ισχύς φωτοβολταϊκής πηγής β) ποσοστό νερού στη δεξαμενή και γ) SOC μπαταρίας για δύο διαδοχικές τυχαίες μέρες

6.5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται η ανάπτυξη ενός ευφυούς πράκτορα με Q-μάθηση για την διαχείριση ενέργειας ενός φωτοβολταϊκού μικροδικτύου το οποίο απαρτίζεται από φωτοβολταϊκή πηγή, μονάδα αφαλάτωσης και ένα ηλεκτρικό δυναμικό φορτίο. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων είναι πολύ ενθαρρυντικά αφού ο πράκτορας εξερευνά μερικώς το χώρο των καταστάσεων ενεργειών και επιδεικνύει καλή απόδοση μετά από ένα χρονικό διάστημα διατηρώντας την ανταμοιβή σε υψηλά επίπεδα. Η κάλυψη σε πόσιμο νερό παραμένει σε υψηλά επίπεδα αλλά παρουσιάζονται προβλήματα στην ενεργειακή ζήτηση όπου σε κάποιες περιπτώσεις η ζητούμενη ισχύς δεν καλύφτηκε και η μπαταρία υπέπεσε σε αρκετές βαθιές εκφορτίσεις (το επίπεδο φόρτισης έπεσε κάτω από το 20%, το οποίο προκαλεί μείωση του χρόνου ζωής της).

Τα προβλήματα που εντοπίστηκαν οφείλονταν κυρίως σε τρία σημεία: στην γενική διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων και στον απλό αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης του πράκτορα που είχε ως αποτέλεσμα την ελλιπή εξερεύνηση του χώρου κατάστασης, στη απλή συνάρτηση ανταμοιβής που χρησιμοποιήθηκε που είχε ως αποτέλεσμα την αργή σύγκλιση του αλγόριθμου και στον μεγάλο χρονικό κύκλο λειτουργίας του πράκτορα που δεν αντιλαμβανόταν έγκαιρα μεταβολές στην παραγωγή και στην ζήτηση της ισχύος.

6.6. ΕΝΙΣΧΥΣΗ ΕΥΦΥΟΥΣ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

Λαμβάνοντας υπόψη τις παραπάνω αδυναμίες, πραγματοποιήθηκαν στον πράκτορα οι εξής τροποποιήσεις: Οι μεταβλητές κατάστασης του πράκτορα μεταβλήθηκαν και η διακριτοποίηση έγινε πιο λεπτομερής, χρησιμοποιήθηκε ένας πιο σύνθετος αλγόριθμος εξερεύνησης, η ανταμοιβή στηρίχθηκε σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής με υποκειμενικούς κανόνες και ο χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε.

Συγκεκριμένα, στο πρώτο σημείο ο χώρος των καταστάσεων γίνεται μεγαλύτερος εφαρμόζοντας μια πιο λεπτομερή διακριτοποίηση και αλλάζοντας την μεταβλητή εισόδου pb σε ποσοστό ενεργειακού ισοζυγίου (pbp) όπου $pbp = \frac{pp-pc}{pp}$. Στο

δεύτερο σημείο χρησιμοποιείται ένα πιο εξελιγμένο πλαίσιο εξερεύνησης/αξιοποίησης με σταθερό αριθμό επαναλήψεων ανά κατάσταση ενώ στο τρίτο σημείο η ανταμοιβή γίνεται πιο λεπτομερής χρησιμοποιώντας ένα σύστημα ασαφούς λογικής απαρτιζόμενο από 27 υποκειμενικούς κανόνες. Τέλος, η περίοδος του κύκλου λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε στα 50 sec.

6.6.1. ΧΩΡΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ

Η κατάσταση του μικροδικτύου περιγράφεται από τρεις μεταβλητές, το SOC, το tank και το p_{bp} . Τα διαστήματα τιμών που οριστήκαν για τις ανάγκες της διακριτοποίησης είναι:

- Τιμές διακριτοποιημένων επιπέδων φόρτισης μπαταρίας ($dSOC$)

$$dSOC = 1 \text{ αν } 0\% \leq SOC < 25\%$$

$$dSOC = 2 \text{ αν } 25\% \leq SOC < 50\%$$

$$dSOC = 3 \text{ αν } 50\% \leq SOC < 75\%$$

$$dSOC = 4 \text{ αν } 75\% \leq SOC \leq 100\%$$

- Τιμές διακριτοποιημένων επιπέδων δεξαμενής πόσιμου νερού ($dtank$)

$$dtank = 1 \text{ αν } 0\% \leq p_{wat} < 25\%$$

$$dtank = 2 \text{ αν } 25\% \leq p_{wat} < 50\%$$

$$dtank = 3 \text{ αν } 50\% \leq p_{wat} \leq 75\%$$

$$dtank = 4 \text{ αν } 75\% \leq p_{wat} \leq 100\%$$

- Η διακριτοποίηση του ποσοστού του ενεργειακού ισοζυγίου ($dpbp$) χωρίζεται σε τέσσερις καταστάσεις όπου p_{bp} μπορεί να είναι θετικά μεγάλο, θετικά μικρό, αρνητικά μεγάλο και αρνητικά μικρό.

$$dpbp = 1 \text{ αν } -1 \leq pbp < -0.5$$

$$dpbp = 2 \text{ αν } -0.5 \leq pbp < 0$$

$$dpbp = 3 \text{ αν } 0 \leq pbp < 0.5$$

$$dpbp = 4 \text{ αν } 0.5 < pbp < 1$$

Με την διακριτοποίηση των παραπάνω μεγεθών προκύπτουν $3^4=64$ διακριτές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί ο πράκτορας του μικροδικτύου.

6.6.2. ΑΝΤΑΜΟΙΒΗ

Η ανταμοιβή χωρίζεται σε τρεις παράγοντες που έχουν να κάνουν με τη μπαταρία, το νερό της δεξαμενής και το ισοζύγιο της ισχύος. Ακολούθως αναλύεται η εξάρτηση της τιμής της ανταμοιβής από τον κάθε παράγοντα ξεχωριστά.

Η ανταμοιβή που σχετίζεται με τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$r_{soc} = 3.5 * soc_{dt} \quad (\text{Εξ. 6.8})$$

Η τιμή 3.5 χρησιμοποιείται για κανονικοποίηση της τιμής του r_{soc} στο εύρος [-1,1].

Η ανταμοιβή που σχετίζεται με τα επίπεδα ποσίμου νερού μέσα στη δεξαμενή υπολογίζεται από την σχέση:

$$r_{wat} = 5.5 * p_{wat_{dt}} \quad (\text{Εξ. 6.9})$$

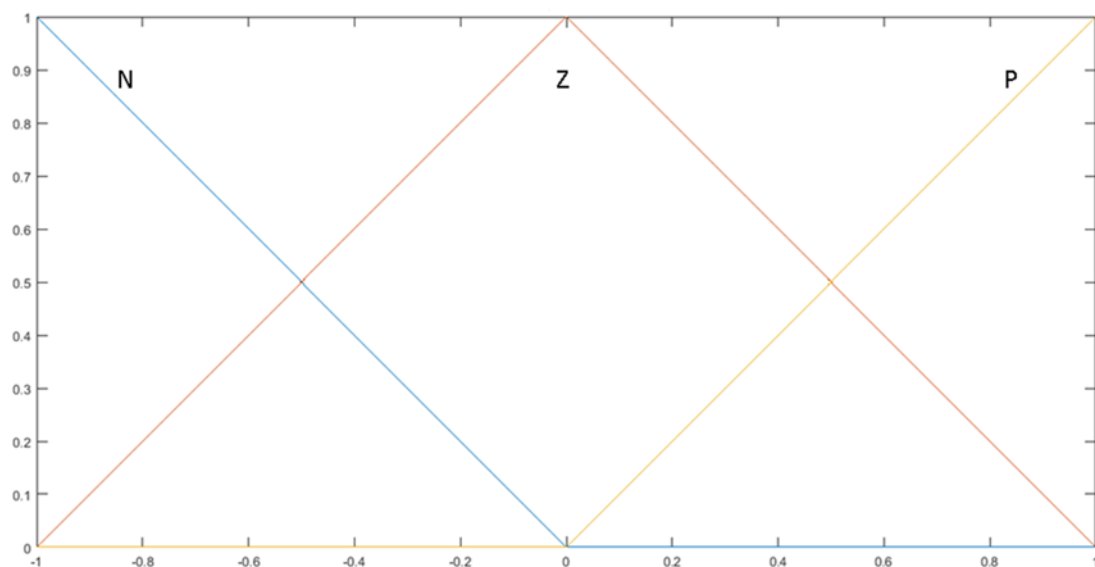
Η τιμή 5.5 χρησιμοποιείται για κανονικοποίηση της τιμής του r_{wat} στο εύρος [-1,1]. Οι τιμές κανονικοποίησης του r_{soc} και του r_{wat} είναι διαφορετικές από τις τιμές κανονικοποίησης του κεφαλαίου 6.3.2 λόγω της διαφορετικής περιόδου του κύκλου λειτουργίας του πράκτορα που έχει μειωθεί στα 50 sec.

Η ανταμοιβή που σχετίζεται με το ισοζύγιο της ισχύος υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$r_{cov} = 2(1 - l_{per}) - 1 \quad (\text{Εξ. 6.10})$$

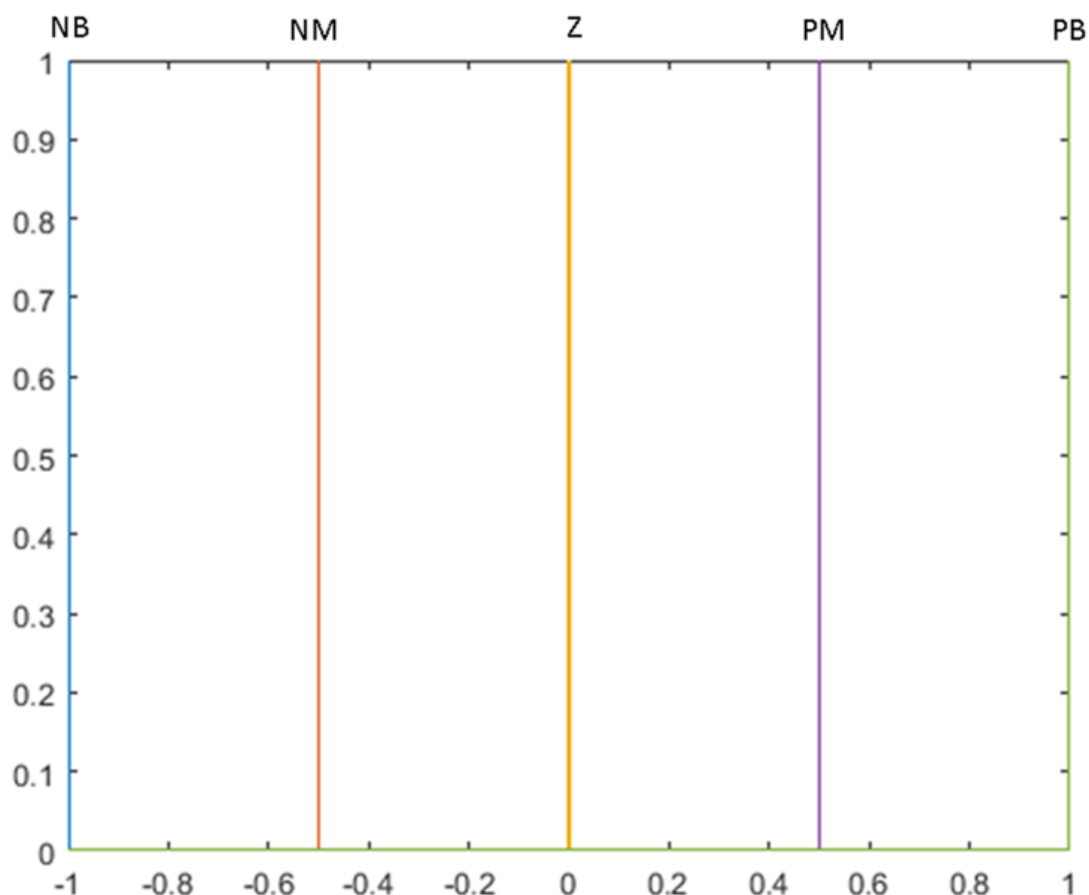
Οι τιμές που παίρνει το l_{per} είναι στο εύρος [0 1] και ο μετασχηματισμός της εξίσωσης 6.10 χρησιμοποιείται έτσι ώστε οι τιμές του r_{cov} να είναι στο εύρος [-1,1].

Οι τρεις ποσότητες που προσδιορίστηκαν από τις παραπάνω εξισώσεις αντιστοιχούν στο διάνυσμα εισόδου του ασαφούς συστήματος, του οποίου η έξοδος θα δώσει την ανταμοιβή στο πράκτορα. Για κάθε είσοδο χρησιμοποιούνται τρεις συναρτήσεις συμμετοχής (εικόνα 6-11). Η κβαντοποίηση των εισόδων σε τρεις περιοχές παρέχει αρκετή λεπτομέρεια στην κάλυψη του εύρους της κάθε εισόδου και ταυτόχρονα η βάση κανόνων παραμένει μικρή. Οι συναρτήσεις συμμετοχής αντιστοιχούν λεκτικά στο Αρνητικό (N), Μηδέν (Z) και Θετικό (P).



Εικόνα 6-11 Συναρτήσεις συμμετοχής εισόδων

Το ασαφές σύστημα είναι τύπου TSK μηδενικής τάξης, οπότε οι συναρτήσεις συμμετοχής της εξόδου του κάθε κανόνα είναι ασαφή μονοσύνολα στο διάστημα $[1,1]$ και ισαπέχουν μεταξύ τους (εικόνα 6-12). Οι σταθερές αυτές αντιστοιχούν λεκτικά στο Πολύ Αρνητικό (NB), Μέτρια Αρνητικό (NM), Μηδέν (Z), Μέτρια Θετικό (PM), Πολύ Θετικό (PB).



Εικόνα 6-12 Συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου

Η κατάσταση που θεωρείται πιο επιθυμητή είναι εκείνη που χαρακτηρίζεται από υψηλά επίπεδα πόσιμου νερού στην δεξαμενή, υψηλά επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας και ταυτόχρονη κάλυψη της ζητούμενης ισχύος. Σε περίπτωση που τα επίπεδα πόσιμου νερού στην δεξαμενή και τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας δεν είναι στο μέγιστο δυνατό επίπεδο, ο πράκτορας θα προσπαθήσει να καλύψει τη ζήτηση της ισχύος και ταυτόχρονα να αυξήσει τα επίπεδα του νερού και της αποθηκευμένης ενέργειας στη μπαταρία. Αν ούτε αυτό είναι δυνατό, ο πράκτορας θα στοχεύσει στο να καλύψει τη ζήτηση φορτίου. Η βάση των κανόνων του ασαφούς συστήματος αποτελείται από $3^3=27$ κανόνες οι οποίοι παρουσιάζονται στον πίνακα 6.2. Η βάση των κανόνων δημιουργήθηκε βάσει της στρατηγικής που περιγράφηκε παραπάνω. Για παράδειγμα, εξετάζοντας το κανόνα 27 φαίνεται ξεκάθαρα ότι αφού οι εισοδοί του επιπέδου φόρτισης της μπαταρίας, του νερού στη δεξαμενή έχουν θετικό ρυθμό μεταβολής και η είσοδος του ισοζυγίου της ισχύος είναι θετική, η τιμή της ανταμοιβής αντιστοιχεί στο Πολύ Θετικό (PB). Όμοια, παρατηρώντας τον κανόνα 18 βλέπει κανείς πως όταν ο ρυθμός μεταβολής των επιπέδων φόρτισης της

μπαταρίας και του πόσιμου νερού στη δεξαμενή είναι μηδενικός αλλά η ζητούμενη ισχύς καλύπτεται, η τιμή της ανταμοιβής είναι μικρότερη και αντιστοιχεί στο λεκτικό Μέτρια Θετικό (PM).

Πίνακας 6:2 Βάση ασαφών κανόνων

Κανόνας	r_{soc}	r_{wat}	r_{soc}	Ανταμοιβή
1	N	N	N	NB
2	N	N	Z	NB
3	N	N	P	NM
4	N	Z	N	NB
5	N	Z	Z	NB
6	N	Z	P	NM
7	N	P	N	NB
8	N	P	Z	NB
9	N	P	P	Z
10	Z	N	N	NB
11	Z	N	Z	NB
12	Z	N	P	NM
13	Z	Z	N	NB
14	Z	Z	Z	NB
15	Z	Z	P	Z
16	Z	P	N	NB
17	Z	P	Z	NB
18	Z	P	P	PM
19	P	N	N	NB
20	P	N	Z	NB
21	P	N	P	Z
22	P	Z	N	NB
23	P	Z	Z	NB
24	P	Z	P	PM
25	P	P	N	NB
26	P	P	Z	NB
27	P	P	P	PB

Το ασαφές σύστημα χρησιμοποιεί ως αποασαφοποιητή τον σταθμισμένο μέσο όρο όπως παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3.4 και η τελική έξοδος του συστήματος περιγράφεται από την ακόλουθη σχέση:

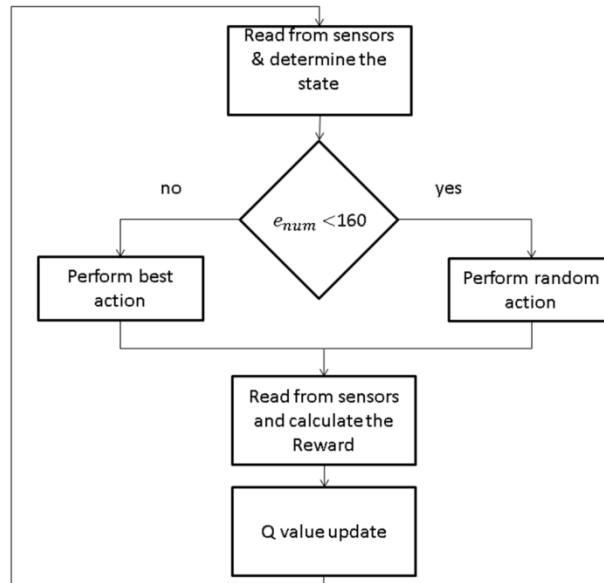
$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^{27} c^l \prod_{i=1}^3 \mu^l(x_i)}{\sum_{i=1}^{27} \prod_{i=1}^3 \mu^l(x_i)} \quad (6.11)$$

Οπού $y(x)$ η σαφής τιμή της εξόδου (η ολική ανταμοιβή), $\mu^l(x_i)$ ο βαθμός συμμετοχής της εισόδου x_i στο ασαφές σύνολο A_i^l και C^l η τιμή της ανταμοιβής που προσδιορίζεται από το επακόλουθο του κάθε κανόνα.

6.6.3. ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΕΞΕΡΕΥΝΗΣΗΣ/ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗΣ

Αρχικά ο ευφυής πράκτορας δεν έχει γνώση για το ποια ενέργεια είναι καλύτερη. Έτσι, αρχικά θα προσπαθήσει να μάθει τις συνέπειες των πιθανών ενεργειών του σε κάθε κατάσταση ώστε να μπορέσει να αποκτήσει γνώση του περιβάλλοντος του μικροδικτύου. Για να επιτευχθεί αυτό, η στρατηγική εξερεύνησης/αξιοποίησης έχει διαμορφωθεί έτσι ώστε να γίνεται εξερεύνηση του χώρου των καταστάσεων-ενεργειών για συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων ανάλογο με τον αριθμό των ενεργειών. Έτσι λοιπόν, ο αριθμός των επαναλήψεων εξερεύνησης (e_{num}) εκφράζεται ως $e_{num} = a_{num} * m$, όπου a_{num} ο αριθμός των δυνατών ενεργειών σε κάθε κατάσταση (στη συγκεκριμένη περίπτωση $a_{num} = 4$) και m ένας πολλαπλασιαστής που καθορίζεται ευρετικά (στη συγκεκριμένη περίπτωση $m = 40$). Αυτό επιτρέπει στο πράκτορα να εξερευνήσει τυχαία όλες τις ενέργειες για έναν προκαθορισμένο αριθμό φορών. Μετά το τέλος της διαδικασίας εξερεύνησης ο ευφυής πράκτορας επιλέγει άπληστα την ενέργεια με την μεγαλύτερη τιμή στη δοσμένη κατάσταση.

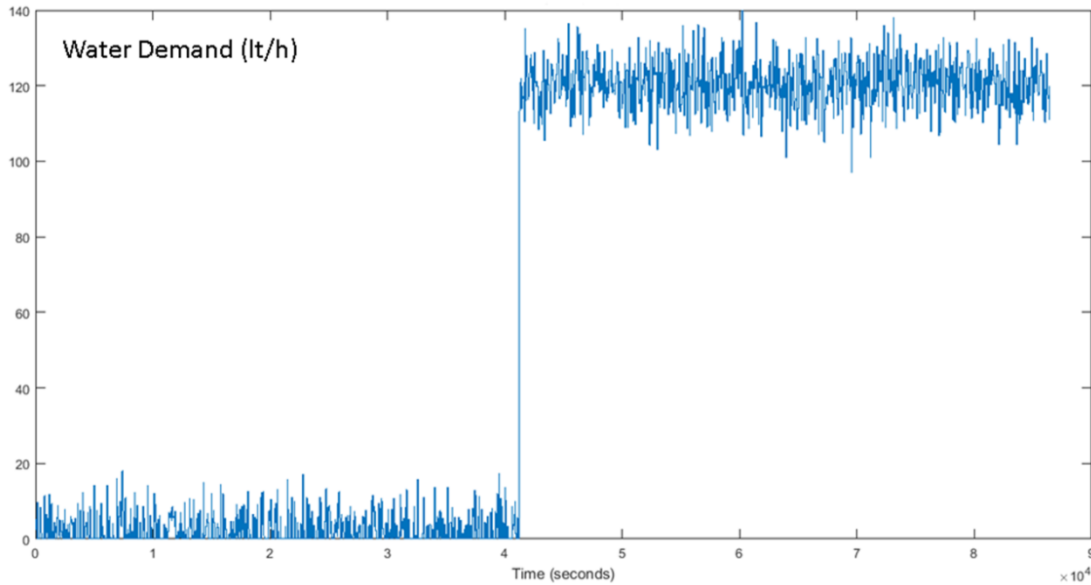
Στην εικόνα 6-13 απεικονίζεται ο αλγοριθμικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα. Ο πράκτορας αντιλαμβάνεται την κατάσταση του μικροδικτύου αξιολογώντας μια σειρά μετρήσεων που λαμβάνει από κατάλληλα τοποθετημένους αισθητήρες. Ανάλογα με τον αριθμό των επαναλήψεων που έχουν λάβει χώρα αποφασίζει αν θα εφαρμόσει εξερεύνηση ή θα αξιοποιήσει την υπάρχουσα γνώση για την επιλογή της ενέργειας του. Έτσι έχοντας επιλέξει μεταξύ εξερεύνησης και αξιοποίησης πραγματοποιεί την ενέργεια και λαμβάνει ένα νέο σεντ μετρήσεων προκειμένου να αντιληφθεί τη νέα κατάσταση του. Με βάση αυτή τη νέα κατάσταση υπολογίζεται η τιμή της ανταμοιβής και ανανεώνεται ο πίνακας Q.



Εικόνα 6-13 Αλγοριθμικός κύκλος πράκτορα

6.6.4. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

Η λειτουργία του μικροδικτύου προσομοιώνεται για τη διάρκεια ενός έτους και με βήμα 5 sec. Τα δεδομένα που αφορούν στην παραγωγή ενέργειας και τα δεδομένα σχετικά με της ενεργειακές απαιτήσεις των οικιστών που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι τα ίδια που έχουν χρησιμοποιηθεί στο κεφάλαιο 6.3.4. Για την κατανάλωση πόσιμου νερού έχει χρησιμοποιηθεί μεγαλύτερη κατανάλωση σε σχέση με το κεφάλαιο 6.3.4 και συγκεκριμένα μια σταθερή κατανάλωση των 120lt/h με 20lt/h μεταβολή για 12h/μέρα (κατά τη διάρκεια της ημέρας) και 0lt/h με μια θετική μεταβολή των 20lt/h για 12h/μέρα (κατά τη διάρκεια της νύχτας). Κατά τη διάρκεια της ημέρας η μεταβολή ακολουθεί μια κανονική κατανομή που κυμαίνεται από [-20, 20] lt/h ενώ κατά τη διάρκεια της νύχτας η μεταβολή ακολουθεί μια κανονική κατανομή από [0, 20] lt/h. Στην εικόνα 6-14 απεικονίζεται η ζήτηση πόσιμου νερού σε 24ωρη βάση.



Εικόνα 6-14 Ενδεικτική ζήτηση πόσιμου νερού για μια ημέρα

Στην εικόνα 6-15 παρατηρείται η χρονική εξέλιξη των τιμών της ανταμοιβής. Αρχικά κατά τη φάση της εξερεύνησης οι τιμές της ανταμοιβής είναι αρνητικές. Καθώς πέρνα ο χρόνος, ο χώρος των καταστάσεων-ενεργειών εξερευνάται από τον πράκτορα με αποτέλεσμα οι τιμές της συνάρτησης ανταμοιβής να περνάνε σε θετικές. Η αιτία της σημαντικής αυτής βελτίωσης στις τιμές της ανταμοιβής έγκειται στο γεγονός ότι πλέον ο ευφυής πράκτορας γνωρίζει την καλύτερη ενέργεια στη δεδομένη κατάσταση. Δηλαδή είναι ικανός να διαχειρίζεται τους διαθέσιμους πόρους του μικροδικτύου αποτελεσματικά ώστε να καλύπτει τη ζήτηση του δυναμικού ηλεκτρικού φορτίου και να έχει επαρκή αποθέματα ενέργειας και πόσιμου νερού. Οι αρνητικές τιμές που παρατηρούνται στην ανταμοιβή, μετά την φάση της εξερεύνησης, αποδίδονται σε εκφορτίσεις της μπαταρίας προκειμένου να καλυφτούν έκτακτες απαιτήσεις ισχύος.

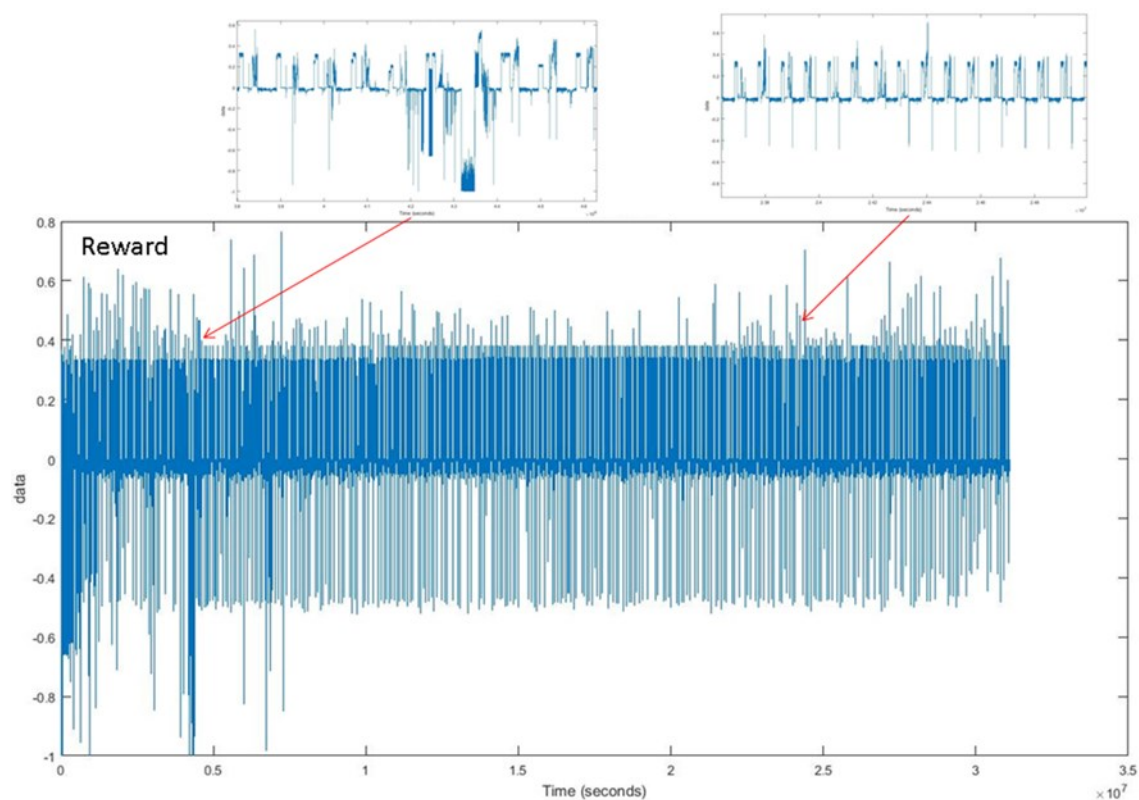
Στην εικόνα 6-16 φαίνεται το ισοζύγιο της ισχύος του δικτύου κατά τη διάρκεια του χρόνου. Οι θετικές τιμές του ισοζυγίου αντιστοιχούν σε αδυναμία κάλυψης της ζητούμενης ισχύος, όσο οι τιμές του ισοζυγίου τείνουν προς το μηδέν τόσο πιο πολύ καλύπτεται η ζητούμενη ισχύς. Όσο ο ευφυής πράκτορας βρίσκεται στη φάση της εξερεύνησης, παρατηρούνται αποτυχίες στην κάλυψη της ζητούμενης ισχύος. Με την πάροδο του χρόνου η περισσότερη ζήτηση αρχίζει να καλύπτεται και συνολικά στο διάστημα του ενός έτους η μη κάλυψη της ζητούμενης ισχύος περιορίζεται σημαντικά στο μόλις 0.8% (74.7kWh) της ζητούμενης ενέργειας. Στην εικόνα 6-17 φαίνεται ο *SOC* της μπαταρίας. Η μπαταρία παραμένει φορτισμένη κατά τη διάρκεια του έτους

με πολύ μικρές διακυμάνσεις. Γενικά, παραμένει φορτισμένη πάνω από 50% και στις περιπτώσεις που πέφτει κάτω από 50% οφείλεται στις υψηλές τιμές της ζήτησης ή/και στην έλλειψη ηλιακής ακτινοβολίας. Επίσης, η μπαταρία υπόκειται σε βαθιά εκφόρτιση (κάτω από το 20%) για μόνο τέσσερις φορές σε όλο το έτος. Η εικόνα 6-18 παρουσιάζει το ποσοστό του πόσιμου νερού μέσα στη δεξαμενή σε σχέση με το χρόνο. Το νερό στη δεξαμενή παραμένει σε υψηλά επίπεδα κατά τη διάρκεια όλου έτους (πάνω από 70%) και η ζήτηση σε νερό δεν καλύπτεται για μόλις 1674 lt το οποίο αντιπροσωπεύει το 0.3% της ολικής ζήτησης.

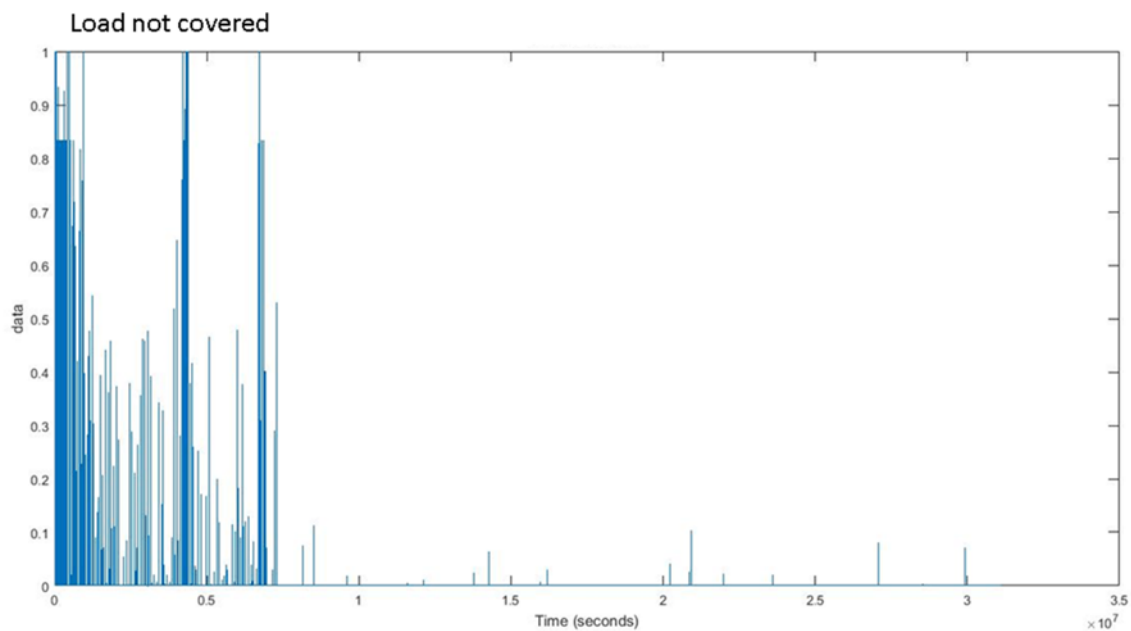
Ο πίνακας 6:3 παρουσιάζει δείκτες απόδοσης για την προσέγγιση μας και 2 παραλλαγές της. Στη μία γίνεται εκτεταμένη εξερεύνηση που ανέρχεται στους 400 κύκλους εξερεύνησης ανά κατάσταση και στη άλλη η ανταμοιβή υπολογίζεται διαφορετικά: σύμφωνα με την εξίσωση 7.12.

$$reward = \frac{r_{soc} + r_{wat} + r_{cov}}{3} \quad (\text{Εξ. 6.12})$$

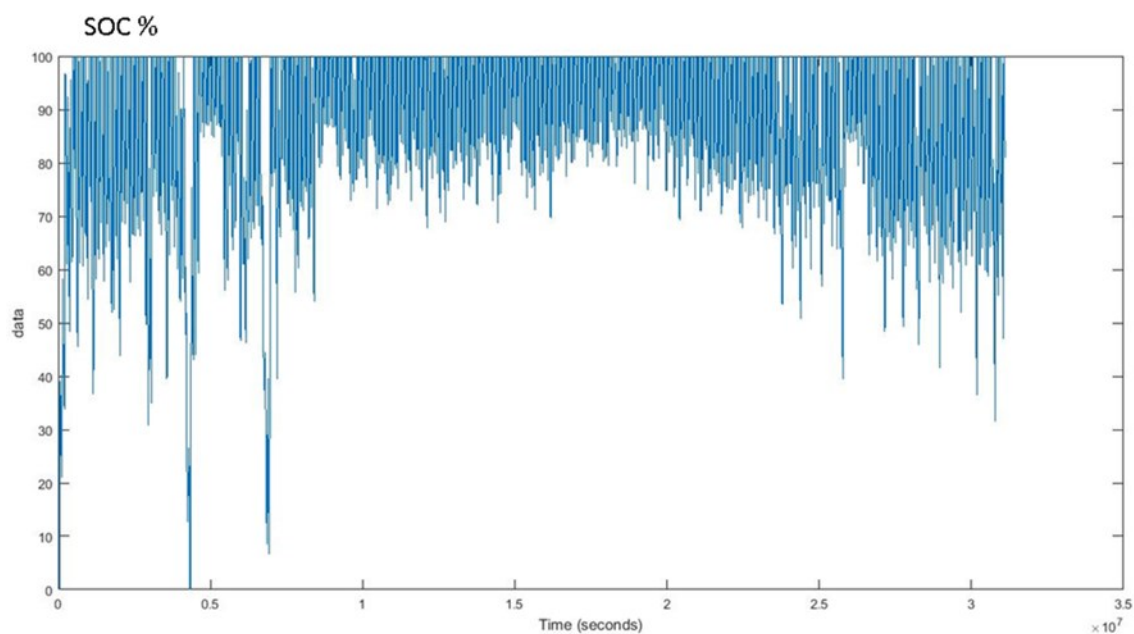
Οι εικόνες 6-20 και 6-21 απεικονίζουν το πώς μεταβάλλονται η μη καλυπτόμενη ενέργεια του φορτίου και η μη καλυπτόμενη ποσότητα ζήτησης νερού σε σχέση με τον χρόνο. Στην αρχή της προσομοίωσης οι τιμές αυτές αυξάνονται απότομα, καθώς πραγματοποιείται περισσότερο εξερεύνηση και ο ευφυής πράκτορας δεν αποδίδει σωστά, αλλά στη συνέχεια σταθεροποιούνται. Είναι φανερό ότι η προτεινόμενη μέθοδος αποδίδει καλύτερα από τις άλλες δύο προσεγγίσεις καθώς οι δείκτες απόδοσης σταθεροποιούνται γρηγορότερα και σε πιο χαμηλά επίπεδα. Η καλύτερη απόδοση βασίζεται ότι η ανταμοιβή βασισμένη σε ασαφές σύστημα ενισχύει τον μηχανισμό μάθησης αλλά και ότι η εκτεταμένη εξερεύνηση επιφέρει χειρότερα αποτελέσματα. Αυτό συμβαίνει διότι οι βαθιές εκφορτίσεις της μπαταρίας καθώς και η μεγαλύτερη ποσότητα της μη καλυπτόμενης ενέργειας του δυναμικού ηλεκτρικού φορτίου και της ποσότητας νερού εντοπίζονται κατά τη διάρκεια της εξερεύνησης.



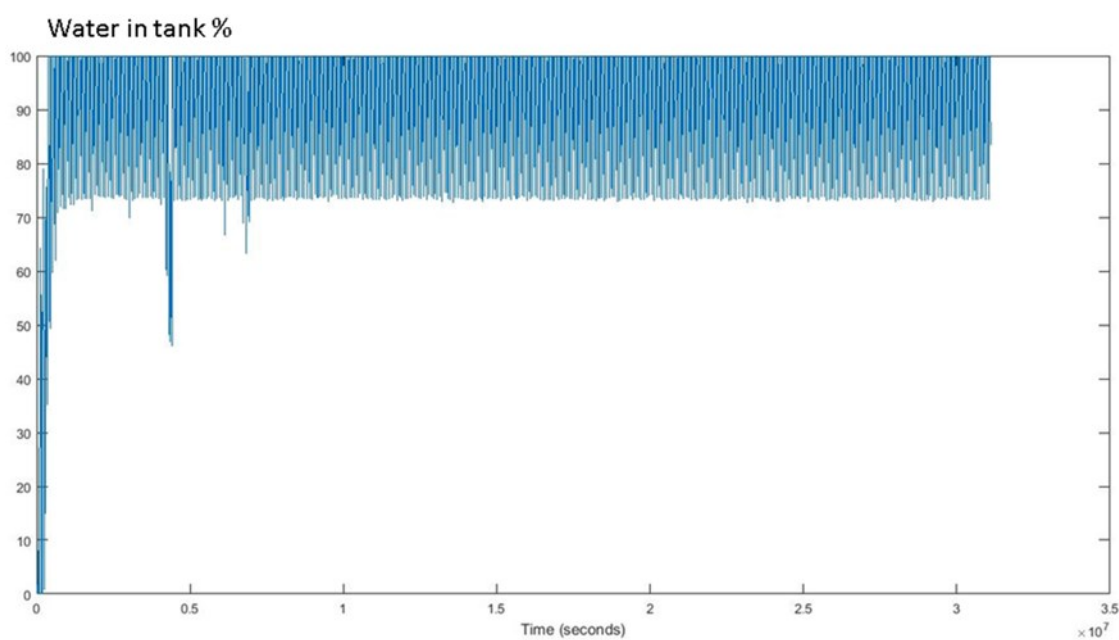
Εικόνα 6-15 Ανταμοιβή σε σχέση με τον χρόνο



Εικόνα 6-16 Ποσοστό μη καλυπτόμενης ζητούμενης ισχύος φορτίου σε σχέση με τον χρόνο



Εικόνα 6-17 Επίπεδο φόρτισης της μπαταρίας (SOC) σε σχέση με τον χρόνο

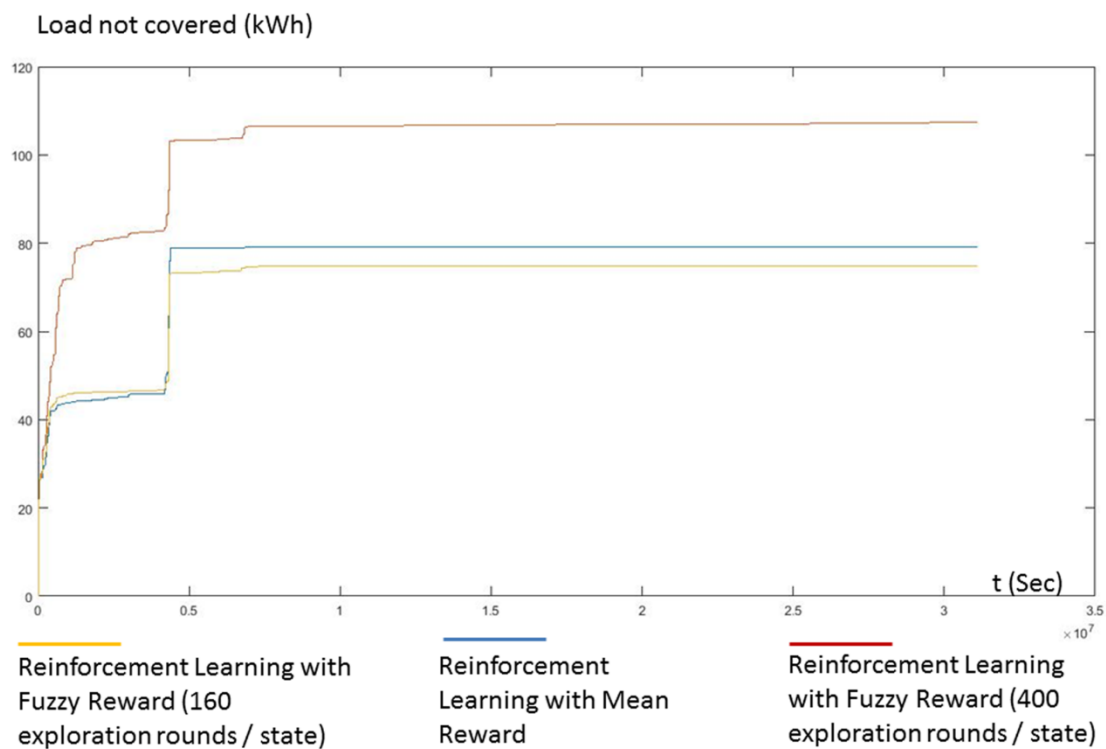


Εικόνα 6-18 Επίπεδα διαθεσίμου νερού στη δεξαμενή σε σχέση με τον χρόνο

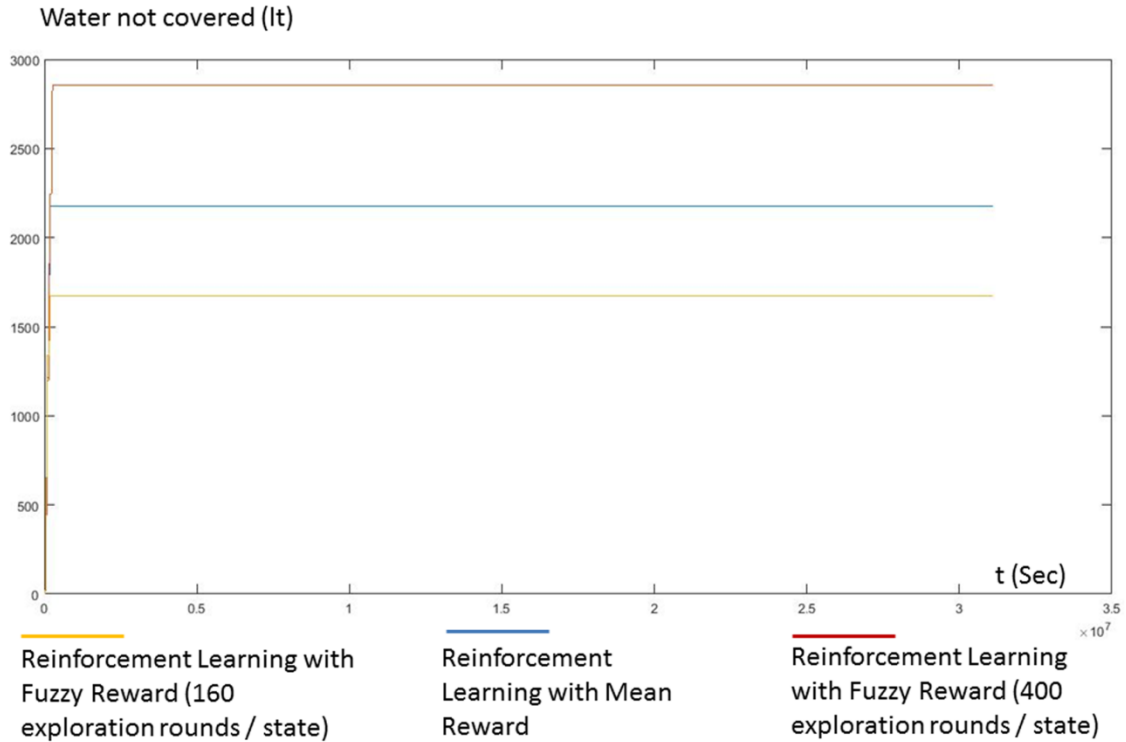
Πίνακας 6:3 Δείκτες απόδοσης

Προσέγγιση ενισχυτικής μάθησης	Αριθμός kWh που δεν καλύφθηκαν	Αριθμός λίτρων νερού που δεν καλύφθηκαν	Αριθμός βαθιών εκφορτίσεων
Ενισχυτική μάθηση με ανταμοιβή μέσου όρου (160 κύκλους εξερεύνησης / κατάσταση)	79.24 (0.8% της συνολικής ζήτησης)	2178 (0.4% της συνολικής ζήτησης)	5
Ενισχυτική μάθηση με ασαφή	107.4 (1.1% της συνολικής)	2854 (0.5% της)	4

ανταμοιβή (με εκτεταμένη εξερεύνηση 400 κύκλους εξερεύνησης / κατάσταση)	ζήτησης)	συνολικής ζήτησης)	
Ενισχυτική μάθηση με ασαφή ανταμοιβή (160 κύκλους εξερεύνησης / κατάσταση)	74.77 (0.8 % της συνολικής ζήτησης)	1674 (0.3% της συνολικής ζήτησης)	4



Εικόνα 6-19 Μη καλυπτόμενη ενέργεια φορτίου σε σχέση με τον χρόνο



Εικόνα 6-20 Μη καλυπτόμενη ζήτηση νερού σε σχέση με τον χρόνο

6.7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΜΕ ΕΝΑΝ ΕΥΦΥΗ ΠΡΑΚΤΟΡΑ

Ο ευφυής πράκτορας τροποποιήθηκε σε τέσσερα σημεία. Οι μεταβλητές κατάστασης του πράκτορα ορίστηκαν καλύτερα και η διακριτοποίηση έγινε πιο λεπτομερής. Χρησιμοποιήθηκε ένας πιο σύνθετος αλγόριθμος εξερεύνησης. Η ανταμοιβή στηρίχθηκε σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής δομημένο με υποκειμενικούς κανόνες και ο χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν περαιτέρω βελτίωση στην κάλυψη ζήτησης του πόσιμου νερού και στην κάλυψη ζητούμενης ενέργειας. Τα επίπεδα φόρτισης μπαταρίας κυμάνθηκαν σε υψηλά επίπεδα, με πολύ λίγες βαθιές εκφορτίσεις. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν ακόμα καλύτερη απόδοση του πράκτορα σε πιο ακραίες συνθήκες (συνθήκες αυξημένης ζήτησης του πόσιμου νερού). Οι βαθιές εκφορτίσεις της μπαταρίας κατά τη διάρκεια του έτους περιορίστηκαν στις τέσσερις και η μη κάλυψη της ζήτησης του νερού και της ενέργειας περιορίστηκε στο 0.4% και 0.8% της συνολικής, αντίστοιχα.

7. ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

7.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σε περιπτώσεις που ο αριθμός των μονάδων του μικροδικτύου που απαιτούν διαχείριση αυξάνεται, η προσέγγιση ενός πράκτορα συναντά δυσκολίες όχι μόνο ως προς τον σχεδιασμό αλλά και ως προς την πρακτική λύση του προβλήματος.

Όσον αφορά τον σχεδιασμό, με δεδομένο τον αριθμό των καταστάσεων των μονάδων, οι συνολικές καταστάσεις του συστήματος αυξάνονται εκθετικά συναρτήσει του αριθμού των μονάδων, κάτι το οποίο ισχύει και για τον συνδυασμό των ενεργειών ελέγχου τους. Επιπροσθέτως, η ανταμοιβή του πράκτορα δεν είναι πλέον τόσο προφανής, αφού στηρίζεται σε πολλούς παράγοντες. Ως προς την πρακτική λύση του προβλήματος, μια βλάβη ενός πιθανού κεντρικού ελεγκτή έχει σαν αποτέλεσμα την μείωση της αξιοπιστίας του συστήματος.

Οι παραπάνω περιορισμοί ελαχιστοποιούνται, εφαρμόζοντας μια κατανεμημένη μέθοδο ελέγχου με πολυπρακτορικό σύστημα. Ένα πολυπρακτορικό σύστημα πλήρως κατανεμημένο είναι ιδανικό για να λύνει πολύπλοκα προβλήματα, παραγοντοποιώντας το πρόβλημα σε έναν αριθμό από μικρότερα και απλούστερα προβλήματα. Με αυτό τον τρόπο, ο χώρος των καταστάσεων-ενεργειών του κάθε πράκτορα παραμένει σε χαμηλά επίπεδα, η ανταμοιβή του μπορεί να προσδιοριστεί πιο εύκολα και το υπολογιστικό φορτίο μοιράζεται μεταξύ των τοπικών ελεγκτών. Ταυτόχρονα, αυξάνεται η αξιοπιστία του συστήματος αφού μια βλάβη ενός τοπικού πράκτορα μπορεί να μην επηρεάσει την ολική απόδοση του συστήματος (Shi & Liu, 2015).

Παράλληλα, ένα αξιοσημείωτο πλεονέκτημα του κατανεμημένου ελέγχου, είναι ότι νέες μονάδες μπορούν να προστεθούν εύκολα στο σύστημα ή οι ήδη υπάρχουσες μπορούν εύκολα να αντικατασταθούν από καινούριες, υποθέτοντας ότι οι ελεγκτές που υλοποιούνται από τους αντίστοιχους πράκτορες ικανοποιούν τις απαιτήσεις διαμοιρασμού των πληροφοριών έτσι ώστε να μπορεί ολόκληρο το σύστημα να λειτουργήσει επιτυχώς.

Σε αυτό το κεφάλαιο, προτείνεται ένα συνεργατικό πολυπρακτορικό σύστημα, βασισμένο σε μια τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης

για τη διαχείριση ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο με πολλές μονάδες (φωτοβολταϊκή μονάδα, μονάδα αφαλάτωσης, ηλεκτρολυτική μονάδα, κυψέλη καυσίμου, ντιζελογεννήτρια, μπαταρία και δυναμικό φορτίο).

Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται στη λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας και της εξισορρόπησης ισχύος με ένα πλήρως αποκεντρωμένο πλαίσιο χωρίς την χρήση κάποιου πράκτορα συντονιστή. Επιπλέον, συντελεί στη μάθηση της στρατηγικής του συστήματος μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον χωρίς την χρήση ενσωματωμένης γνώσης, στη τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης η οποία εκμεταλλεύεται μόνο τις τοπικές ανταμοιβές και τις πληροφορίες κατάστασης που σχετίζονται με τον κάθε πράκτορα μειώνοντας τον χώρο των καταστάσεων ενισχύοντας τον μηχανισμό μάθησης με την εισαγωγή της ασαφούς Q-μάθησης σε κάθε πράκτορα προκειμένου να αντιμετωπιστεί ο συνεχής χώρος καταστάσεων-ενεργειών.

Το υπόλοιπο κεφάλαιο, αποτελείται από επτά μέρη. Στο πρώτο μέρος, γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση σε συστήματα κατανεμημένης διαχείρισης και αναδεικνύεται η ανάγκη της προτεινόμενης λύσης. Στο δεύτερο μέρος, περιγράφεται γενικά η λειτουργία του μικροδικτύου ενώ στο τρίτο μέρος περιγράφονται αναλυτικά οι μονάδες του μικροδικτύου. Στο τέταρτο μέρος, γίνεται ανάλυση του μικροδικτύου και καταγραφή των περιορισμών που υπάρχουν κατά τη λειτουργία του. Στο πέμπτο μέρος περιγράφεται αναλυτικά η μεθοδολογία της προτεινόμενης λύσης. Στο έκτο μέρος, παρατίθενται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του συστήματος και στο τελευταίο μέρος, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν.

7.2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ

Στη διεθνή βιβλιογραφία, υπάρχουν πολλές προσεγγίσεις με πολυπρακτορικά συστήματα για την ενεργειακή διαχείριση και τον έλεγχο σε διασυνδεδεμένα και αυτόνομα μικροδίκτυα. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα πολυπρακτορικά συστήματα έχουν προηγουμένως χρησιμοποιηθεί για να αντιμετωπίσουν ζητήματα διαχείρισης ενέργειας σε κτίρια (Anvari-Moghaddam, Rahimi-Kian, Mirian & Guerrero, 2017; Wang, Wang, Dounis & Yang, 2011). Επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί για βέλτιστη διαχείριση σε αγοροπωλησίες ενέργειας μεταξύ μικροδικτύων και μεταξύ μικροδικτύων και δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου στοχεύοντας στην οικονομική

βιωσιμότητα και στη μεγιστοποίηση του οικονομικού οφέλους (Kim, Lim & Kinoshita, 2012; Foo, Gooi & Chen, 2014; Ma, Liu, Zhang, Tushar & C. Yuen, 2016). Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως, αυτό που μας ενδιαφέρει είναι η διαχείριση της ενέργειας μεταξύ μονάδων παραγωγής, καταναλωτών και συστημάτων αποθήκευσης ελέγχοντας τη ροή και την ποσότητα της ισχύος έτσι ώστε να διασφαλιστεί η αξιοπιστία του μικροδικτύου. Δηλαδή όχι μόνο να γίνεται ένας απλός διαμοιρασμός της ισχύος μεταξύ των μονάδων αλλά και χρονικός προγραμματισμός έτσι ώστε να διασφαλίζεται η αξιοπιστία του μικροδικτύου κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες και να μειώνεται η παραγωγή της ενέργειας από συμβατικές μονάδες. Παρακάτω καταγράφονται παρόμοιες έρευνες που έχουν προταθεί στην διεθνή βιβλιογραφία.

Έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα για να ελέγχει την ροή της ισχύος δια μέσου τριών επιπέδων ελέγχου (Dimeas & Hatziaargyriou, 2005). Στο πρώτο επίπεδο υπάρχουν οι τοπικοί πράκτορες που ελέγχουν τις τοπικές μονάδες παραγωγής, κατανάλωσης και αποθήκευσης και οι αποφάσεις τους στηρίζονται βάση τοπικών πληροφοριών, στο δεύτερο επίπεδο υπάρχουν οι πράκτορες διαχείρισης μικροδικτύου που λαμβάνουν αποφάσεις σύμφωνα με την συνολική κατάσταση του μικροδικτύου και στο τρίτο επίπεδο υπάρχει ένας πράκτορας που παίρνει αποφάσεις για την αγορά πώληση ενέργειας μεταξύ του μικροδικτύου και του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου. Οι πράκτορες δεν έχουν μηχανισμό προσαρμογής ή ικανότητες μάθησης, έχουν προκαθορισμένες ενέργειες ανάλογα την κατάσταση που συναντούν ενώ το γενικότερο πλαίσιο ελέγχου δεν μπορεί να θεωρηθεί πλήρως αποκεντρωμένο.

Έχει επίσης προταθεί ένα πολυπρακτορικά σύστημα με τέσσερις πράκτορες που ο κάθε ένας έχει συγκεκριμένες αρμοδιότητες (Pipattanasomporn, Feroze & S. Rahman, 2009). Ο πράκτορας ελέγχου παρακολουθεί μετρήσεις από κρίσιμα μεγέθη του δικτύου (π.χ. τη τάση) και αποφασίζει για αυτόνομη η διασυνδεδεμένη λειτουργία, ο πράκτορας των πηγών ο οποίος αποφασίζει για τα επίπεδα λειτουργίας των πηγών, ο πράκτορας του χρήστη ο οποίος αποφασίζει την προτεραιότητα των φορτίων ανάλογα τις προτιμήσεις των χρηστών και ο πράκτορας της βάσης των δεδομένων ο οποίος καταγράφει και διαμοιράζει πληροφορίες σε όλους τους πράκτορες. Η συγκεκριμένη πρόταση στηρίζεται σε προκαθορισμένες λειτουργίες των πρακτόρων και οι αποφάσεις που παίρνονται αφορούν τη τωρινή κατάσταση του μικροδικτύου χωρίς να

υπάρχει κανένας χρονοπρογραμματισμός. Αξίζει να σημειωθεί ότι το προτεινόμενο μικροδίκτυο δεν περιέχει καμία μονάδα αποθήκευσης.

Επίσης, έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα με τοπικούς πράκτορες και έναν κεντρικό συντονιστή για βέλτιστη απόκριση σε επείγουσα ζήτηση ισχύος (Chung, Yoo & Oh, 2013). Η πρόταση αυτή προτείνει ένα πλαίσιο ελέγχου όπου κάθε πράκτορας ελέγχει μια κατανεμημένη πηγή ή ένα προγραμματιζόμενο φορτίο και υπάρχει ένας κεντρικός πράκτορας συντονιστής ο οποίος συντονίζει τους τοπικούς πράκτορες. Σε περιπτώσεις μεγάλης ζήτησης από το κεντρικό δίκτυο, ο κεντρικός συντονιστής ελέγχει την διαθεσιμότητα κάθε πόρου και στέλνει εντολές ελέγχου στους τοπικούς πράκτορες. Η συγκεκριμένη μέθοδος στηρίζεται και αυτή σε προκαθορισμένες λειτουργίες χωρίς κάποιο μηχανισμό μάθησης, δεν χρησιμοποιεί καθόλου αποθηκευτικά μέσα και για αυτό δεν μπορεί να επιτελέσει κανένα χρονοπρογραμματισμό. Επιπρόσθετα το πλαίσιο ελέγχου δεν μπορεί να θεωρηθεί πλήρως αποκεντρωμένο αφού στηρίζεται στη χρήση συντονιστή.

Ακόμα, έχει προταθεί ένα υβριδικό πολυπρακτορικό σύστημα διαχείρισης ενέργειας αποτελούμενο από διάφορους τύπους πρακτόρων (απλοί αντανακλαστικοί και βασισμένοι στον στόχο) με έναν κεντρικό πράκτορα συντονισμού για κατανεμημένες γεννήτριες και κατανεμημένα ελεγχόμενα φορτία (Anvari-Moghaddam, Rahimi-Kian, Mirian & Guerrero, 2017). Στο προτεινόμενο σχήμα, οι πράκτορες πρέπει να συνεργαστούν μεταξύ τους για να επιτευχθεί ο στόχος του συντονισμού της ενέργειας του μικροδικτύου λαμβάνοντας υπόψη τη διαχείριση της άνεσης των διαβιούντων σε ενσωματωμένα κτίρια. Οι προτεινόμενη μέθοδος δεν είναι πλήρως αποκεντρωμένη και οι πράκτορες του συστήματος δεν περιλαμβάνουν μηχανισμό μάθησης.

Ένα μοντέλο βασισμένο σε πολυπρακτορικό σύστημα ελέγχου αυτόνομων μικροδικτύων, προτείνεται στην ερευνητική εργασία «Li, Chen, Chen, Guerrero & Abbott (2016)». Το σύστημα αποτελείται από οκτώ μονάδες παραγωγής, από οκτώ φορτία και από οκτώ πράκτορες. Κάθε πράκτορας είναι αφιερωμένος σε μια μονάδα και ένα φορτίο. Τέσσερις από τους οκτώ πράκτορες δεν ελέγχουν τις μονάδες ή τα φορτία τους (θεωρούνται μη ελεγχόμενα π.χ. φωτοβολταϊκή μονάδα) και απλά κάνουν καταγραφή μετρήσεων και διαμοιρασμό των πληροφοριών με τους υπόλοιπους πράκτορες. Οι υπόλοιποι τέσσερις πράκτορες λαμβάνοντας τις δικές τους πληροφορίες αλλά και τις διαμοιραζόμενες και αποφασίζουν αν θα αυξήσουν ή θα μειώσουν την παραγωγή των μονάδων τους στο επόμενο χρονικό βήμα σύμφωνα με

προκαθορισμένους κανόνες. Η προτεινόμενη μέθοδος θεωρείται πλήρως αποκεντρωμένη αλλά δεν έχει κανένα μηχανισμό προσαρμογής η μάθησης.

Ένα καταναμημένο πολυπρακτορικό σύστημα, το οποίο παρέχει ένα συνεργατικό πλαίσιο ελέγχου για την διαχείριση της ενέργειας σε ένα αυτόνομο μικροδίκτυο, έχει προταθεί στην ερευνητική εργασία «Khan, Jidin & Pasupuleti (2016)». Κάθε πράκτορας είναι συνδεδεμένος με μία μονάδα του μικροδικτύου. Το μικροδίκτυο αποτελείται από δεκατρείς μονάδες και από δεκατρείς πράκτορες οι οποίοι χωρίζονται σε επτά είδη πρακτόρων ανάλογα σε τι μονάδα είναι ο κάθε ένας συνδεδεμένος. Για παράδειγμα το μικροδίκτυο αποτελείται από δύο φωτοβολταϊκές πηγές οπότε οι δύο αυτοί πράκτορες ανήκουν στο ίδιο είδος. Κάθε μονάδα του μικροδικτύου θεωρείται ότι έχει τέσσερις καταστάσεις οι οποίες είναι: παροχή ισχύς στο δίκτυο, αδράνεια λόγω απόφασης, αδράνεια λόγω μη επιτρεπτών καιρικών συνθηκών και κατάσταση μη λειτουργία λόγω προβλήματος. Οι καταστάσεις των μονάδων διαμοιράζονται στο σύστημα μέσω πρακτόρων συντονιστών, κάθε συντονιστής συντονίζει πράκτορες του ίδιου είδους και μετά κάθε πράκτορας βάση αυτών των πληροφοριών και προκαθορισμένων κανόνων αποφασίζει το ποσό της ισχύος που θα εισαχθεί στο μικροδίκτυο. Η συγκεκριμένη μέθοδος είναι μερικώς αποκεντρωμένη λόγω των ενδιάμεσων συντονιστών και οι πράκτορες δεν διαθέτουν μηχανισμούς μάθησης.

Ένα αυτόνομο πολυπρακτορικό σύστημα για τον προγραμματισμό της παραγόμενης ισχύος και τη διαχείριση της ζήτησης έχει προταθεί στη «Logenthiran, D. Srinivasan & A. M. Khambadkone (2012)». Το σύστημα αποτελείται από οκτώ διαφορετικά είδη πρακτόρων που χωρίζονται ανάλογα με τη λειτουργία τους. Υπάρχουν καταναμημένοι πράκτορες πηγών οι οποίοι είναι υπεύθυνοι για τα επίπεδα παραγωγής των καταναμημένων πηγών, υπάρχουν πράκτορες φορτίων οι οποίοι ελέγχουν την καταναλισκόμενη ισχύ στα φορτία, υπάρχουν πράκτορες των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας που ελέγχουν τα επίπεδα παραγωγής των ανανεώσιμων πηγών, υπάρχουν πράκτορες των αποθηκευτικών μονάδων που ελέγχουν την αποθήκευση και την παροχή ενέργειας, υπάρχει ένας πράκτορας ο οποίος κάνει πρόβλεψη ζήτησης για μια ημέρα, υπάρχει ένας πράκτορας ο οποίος επικοινωνεί με τους πράκτορες των καταναμημένων πηγών και κάνει πρόβλεψη για την παραγωγή της ισχύος και τέλος υπάρχει ένας κεντρικός πράκτορας συντονιστής ολόκληρου του μικροδικτύου. Το συγκεκριμένο πλαίσιο ελέγχου εξισορροπεί την ισχύ ανάμεσα στις μονάδες και

επιτελεί και χρονοπρογραμματισμό για την αύξηση της αξιοπιστίας του μικροδικτύου. Το συγκεκριμένο πλαίσιο ελέγχου και διαχείρισης ενέργειας όμως δεν μπορεί να περιγραφεί ως πλήρως κατανεμημένο και οι πράκτορες δεν περιέχουν στοιχείο μάθησης.

Έχει επίσης προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα για την διαχείριση ενέργειας ενός αυτόνομου οικιστικού μικροδικτύου απορρίπτοντας φορτία. Τα σύστημα αποτελείται από τέσσερα στρώματα ελέγχου (Kyriakarakos, Piromalis, Anastasios Dounis, Arvanitis & Papadakis, 2013). Στο πρώτο στρώμα οι πράκτορες κάνουν απλή πρόβλεψη για τις ανανεώσιμες πηγές και τις μεταβιβάζουν στο δεύτερο στρώμα. Στο δεύτερο στρώμα υπάρχει ένας μόνο πράκτορας ο οποίος αποφασίζει αν πρέπει να γίνει περαιτέρω απόρριψη φορτίων και μεταβιβάζει τις αποφάσεις του στο τρίτο στρώμα. Στο τρίτο στρώμα υπάρχουν πολλοί πράκτορες που αντιστοιχούν ένας για κάθε σπίτι. Αυτοί λαμβάνουν πληροφορίες από το δεύτερο στρώμα, από τους γειτονικούς αντίστοιχους πράκτορες (άλλων σπιτιών) και από τους τοπικούς πράκτορες του σπιτιού που βρίσκονται στο τέταρτο στρώμα. Με βάση αυτές τις πληροφορίες αποφασίζουν αν πρέπει να προβούν σε περαιτέρω απόρριψη φορτίων. Στο τελευταίο στρώμα κάθε πράκτορα είναι αφιερωμένος σε μια ομάδα φορτίων, όπως φορτία φωτισμού, φορτία ψύξης θέρμανσης κ.λ.π και αποφασίζει ποια φορτία θα απορρίψει βάση των πληροφοριών που λαμβάνει από το τρίτο στρώμα. Το προτεινόμενο πλαίσιο ελέγχου δεν έχει κανέναν μηχανισμό μάθησης καθώς όλοι οι πράκτορες επιτελούν προκαθορισμένες λειτουργίες και δεν πραγματοποιείται κανένας χρονοπρογραμματισμός. Επίσης, το πολυπρακτορικό σύστημα δεν είναι αποκεντρωμένο αλλά ακολουθεί μια ιεραρχική δομή.

Στην ερευνητική εργασία «Karavas, Kyriakarakos, Arvanitis & Papadakis (2015)» έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα για ένα αυτόνομο μικροδίκτυο, το οποίο αποτελείται από ανανεώσιμες πηγές, μπαταρία, ηλεκτρολυτική μονάδα, μονάδα αφαλάτωσης και κυψέλη καυσίμου. Οι πράκτορες που χρησιμοποιούνται, είναι απλοί αντανεκλαστικοί πράκτορες και πράκτορες βασισμένοι στο στόχο, κάθε πράκτορας ελέγχει μια μονάδα του μικροδικτύου και όλοι μπορούν να διαμοιράζονται πληροφορίες μεταξύ τους. Οι πράκτορες έχουν προκαθορισμένη γνώση και δε διαθέτουν κάποιο μηχανισμό μάθησης ή προσαρμογής. Για την λειτουργία των μονάδων υπό μερικό φορτίο έχει αναπτυχθεί ένας ασαφής γνωσιακός χάρτης, με προκαθορισμένη βάση γνώσης.

Σε ένα ίδιο μικροδίκτυο, έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα που βασίζεται σε θεωρία παιγνίων (Karavas, Arvanitis & Papadakis, 2017). Κάθε πράκτορας έχει αντιστοιχηθεί σε μία μονάδα του μικροδικτύου. Οι καταστάσεις του μικροδικτύου χωρίζονται σε δύο. Όταν υπάρχει πλεόνασμα ενέργειας και όταν δεν υπάρχει. Όταν υπάρχει πλεόνασμα ενέργειας, οι δυο πράκτορες των μονάδων κατανάλωσης (μονάδα αφαλάτωσης και ηλεκτρολυτική μονάδα) καθορίζουν την κατανάλωση της ισχύος μέσω της θεωρίας παιγνίων ανταγωνιστικού πλαισίου. Ενώ όταν υπάρχει έλλειψη ισχύος, οι πράκτορες των βοηθητικών μονάδων (κυψέλης καυσίμου και μπαταρίας) αποφασίζουν το ποσό εισαγωγής της ισχύος μέσω της θεωρίας παιγνίων συνεργατικού πλαισίου. Οι υπόλοιποι πράκτορες του συστήματος είναι απλοί αντανακλαστικοί πράκτορες που διαμοιράζονται πληροφορίες με τους υπόλοιπους. Σε αυτό το κατανεμημένο πλαίσιο ελέγχου δεν έχουν όλοι οι πράκτορες μηχανισμούς προσαρμογής. Επίσης, οι δύο καταστάσεις που χωρίζεται το μικροδίκτυο απλοποιούν πολύ το πρόβλημα της διαχείρισης αφού δεν προβλέπεται λειτουργία των μονάδων κατανάλωσης σε συνθήκες έλλειψης ενέργειας ή φόρτιση της μπαταρίας σε καταστάσεις πλεονάσματος.

Επίσης, έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα για την εξισορρόπηση της ισχύος μεταξύ της παραγόμενης και της ζητούμενης ισχύος σε ένα διασυνδεδεμένο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο το οποίο περιέχει πολλά ηλεκτρικά αυτοκίνητα (Rahman & Οο, 2017). Οι πράκτορες ελέγχουν την ποσότητα και την ροή της ισχύος μεταξύ μικροδικτύου και ηλεκτρικών αυτοκινήτων διαμέσου ενός αντιστροφέα, εφαρμόζοντας τον απλό και διαδομένο αναλογικό-ολοκληρωτικό έλεγχο. Κάθε πράκτορας επικοινωνεί και μοιράζεται πληροφορίες μόνο με τους γειτονικούς του πράκτορες έτσι ώστε να μειώνονται η πολυπλοκότητα και το υπολογιστικό φορτίο. Οι εισοδοί του κάθε πράκτορα είναι το σφάλμα μεταξύ ζητούμενης και παρεχόμενης ισχύς στο υποσύστημα που ελέγχει ο ίδιος ο πράκτορας αλλά και στα γειτονικά του. Οι πράκτορες δεν έχουν μηχανισμούς μάθησης και δεν εξετάζεται καθόλου ο χρονοπρογραμματισμός των αποθηκευτικών μέσων αφού το συγκεκριμένο πλαίσιο ελέγχου είναι σχεδιασμένο μόνο για εξισορρόπηση ισχύος.

Τέλος έχει προταθεί ένα πολυπρακτορικό σύστημα για την διαχείριση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και των αποθηκευτικών μέσων έτσι ώστε να ελαχιστοποιούνται οι διαταραχές μεταξύ παροχής και ζήτησης (Shirzeh, F. Naghdy, P. Ciufo & M. Ros, 2015). Το πολυπρακτορικό σύστημα αποφασίζει ποιες πηγές θα

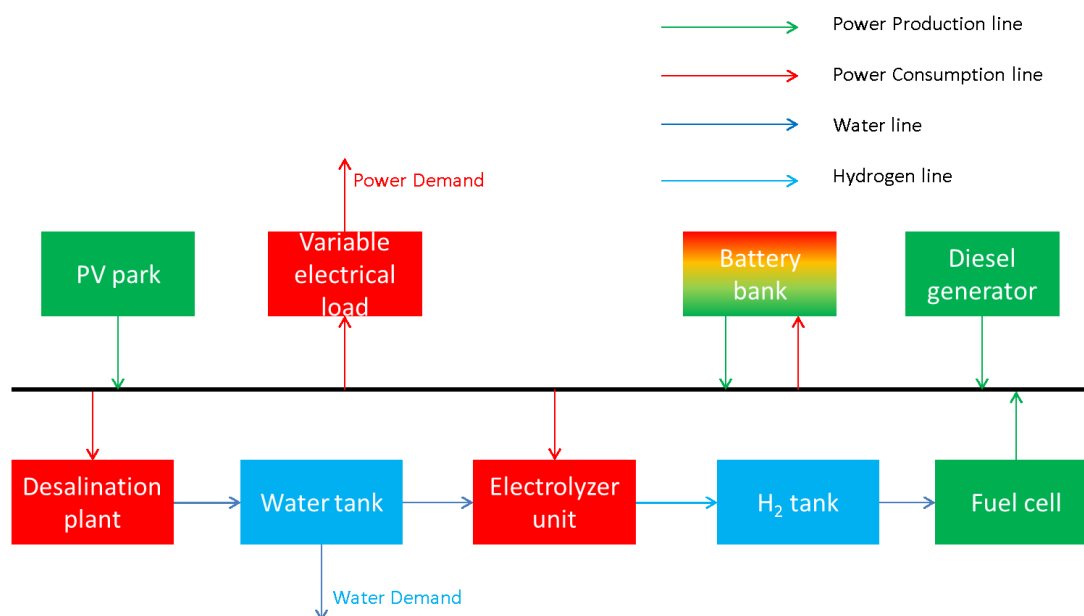
συνδέονται ή θα αποσυνδέονται στο δίκτυο και ταυτόχρονα αποφασίζει την ποσότητα της παρεχόμενης ισχύος. Οι αποφάσεις αυτές παίρνονται αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον. Η μεθοδολογία που προτείνεται είναι η μεθοδολογία της κατανεμημένης συνάρτησης αξίας και δίνει τη δυνατότητα μάθησης στους πράκτορες. Για την επικοινωνία μεταξύ των πρακτόρων, χρησιμοποιείται ένας κεντρικός πράκτορας για την συλλογή των πληροφοριών. Το συγκεκριμένο πλαίσιο έχει μηχανισμό μάθησης αλλά δεν είναι πλήρως αποκεντρωμένο και δεν αντιμετωπίζει το συνεχές χώρο καταστάσεων-ενεργειών.

Στην διεθνή βιβλιογραφία, παρά την πληθώρα από πολυπρακτορικές προσεγγίσεις που υπάρχουν, μερικές από αυτές στοχεύουν στην επίλυση των εμπορικών ενεργειακών συναλλαγών μεταξύ των μικροδίκτυων και του δημόσιου ηλεκτρικού δικτύου από καθαρά οικονομική σκοπιά. Άλλες προσεγγίσεις, παρατάσσουν πολυπρακτορικές δομές για τον έλεγχο του ισοζυγίου ισχύος σε αυτόνομα και διασυνδεδεμένα μικροδίκτυα με πράκτορες χωρίς όμως μηχανισμούς προσαρμογής ή μηχανισμούς μάθησης και πολλές φορές και χωρίς χρονοπρογραμματισμό των αποθηκευτικών μέσων. Επίσης, οι πολυπρακτορικές προσεγγίσεις δεν είναι πάντα πλήρως κατανεμημένες και μερικοί πράκτορες χρησιμοποιούνται ως συντονιστές. Οι προσεγγίσεις αυτές έχουν το μειονέκτημα ότι σε περίπτωση βλάβης του κεντρικού συντονιστή, οι τοπικοί ελεγκτές οδηγούνται σε αποσυντονισμό και κατ' επέκταση δημιουργείται ανισορροπία ισχύος σε ολόκληρο το μικροδίκτυο. Σε ελάχιστες περιπτώσεις, προτείνονται πολυπρακτορικές προσεγγίσεις που είναι πλήρως κατανεμημένες και με μηχανισμούς μάθησης αλλά σε αυτές τις προσεγγίσεις δεν αντιμετωπίζεται το πρόβλημα του συνεχούς χώρου καταστάσεων-ενεργειών. Με βάση τα παραπάνω, η παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνει ένα πολυπρακτορικό σύστημα βασισμένο σε μια τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης για διαχείριση ενέργειας σε αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο με πολλές μονάδες (φωτοβολταϊκή μονάδα, μονάδα αφαλάτωσης, ηλεκτρολυτική μονάδα, κυψέλη καυσίμου, ντιζελογεννήτρια, μπαταρία και δυναμικό φορτίο). Η ανεξάρτητη μάθηση είναι μια μέθοδος που δεν μπορεί να εγγυηθεί σύγκλιση (ο κάθε πράκτορας δεν λαμβάνει υπόψη του τις ενέργειες του άλλου) αλλά λόγω της απλότητας της είναι εύκολα εφαρμόσιμη καθώς σε πολλά προβλήματα έχει δώσει πολύ καλές λύσεις. Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται:

- Στη λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας και της εξισορρόπησης ισχύος μεταξύ πολλών μονάδων παραγωγής και κατανάλωσης με την πολυπρακτορική μέθοδο της ανεξάρτητης μάθησης. Με αυτό τον τρόπο το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε σε ένα πλήρως αποκεντρωμένο πλαίσιο χωρίς την χρήση κάποιου πράκτορα συντονιστή.
- Χρησιμοποιώντας την ίδια μέθοδο, οι πράκτορες δεν έχουν ενσωματωμένη γνώση και μαθαίνουν μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αυτό επιτρέπει την αναπροσαρμογή της στρατηγικής τους σε διάφορες αλλαγές που υπόκειται το μικροδίκτυο.
- Η τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης μάθησης έγκειται στο γεγονός ότι εκμεταλλεύεται τις ανά πράκτορα τοπικές δεδομένης της πληροφορίας για τις μεταβλητές κατάστασης που αφορούν στον κάθε πράκτορα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τη μείωση του χώρου των καταστάσεων και την ενίσχυση του μηχανισμού μάθησης.
- Προκειμένου να αντιμετωπιστεί ο συνεχής χώρος καταστάσεων ενεργειών αντί για απλή διακριτοποίηση, εισήχθη η ασαφής Q-μάθηση σε κάθε πράκτορα και με αυτό τον τρόπο επιτρέπεται ο διαμοιρασμός της ισχύος ανάμεσα στις μονάδες αφού μπορούν να λειτουργήσουν και υπό μερικό φορτίο.

7.3. ΓΕΝΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ

Στην εικόνα 7-1 παρουσιάζεται το αυτόνομο μικροδίκτυο. Οι μονάδες παραγωγής ισχύος παρουσιάζονται με πράσινο χρώμα, οι μονάδες κατανάλωσης παρουσιάζονται με κόκκινο χρώμα και η μπαταρία παρουσιάζεται με πράσινο και με κόκκινο χρώμα μαζί. Τα πράσινα βελάκια παρουσιάζουν τη ροή της παραγόμενης ισχύος και τα κόκκινα βελάκια τη ροή της καταναλισκόμενης ισχύος. Με γαλάζια βελάκια παρουσιάζεται η ροή H_2 και με μπλε βελάκια παρουσιάζεται η ροή του πόσιμου νερού.



Εικόνα 7-1 Αναπαράσταση μικροδικτύου

7.4. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΟΝΑΔΩΝ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ

Για την φωτοβολταϊκή πηγή χρησιμοποιούνται πραγματικά δεδομένα από ένα φωτοβολταϊκό πάρκο εγκατεστημένης ισχύος 20kW ενσωματωμένο με MPPT για να παράγει την μέγιστη δυνατή ποσότητα ισχύος. Η ντιζελογεννήτρια έχει ονομαστική ισχύ 2 kW και η κυψέλη καυσίμου έχει ονομαστική ισχύ 3 kW. Ο ρυθμός κατανάλωσης του H₂ από την κυψέλη καυσίμου ισούται με 39 lt/min σε λειτουργία ονομαστικής ισχύος. Το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο έχει μέγιστη καταναλισκόμενη ισχύ στα 10 kW. Η μονάδα της αφαλάτωσης έχει ρυθμό παραγωγής νερού στα 106 lt/h σε λειτουργία μέγιστης ισχύος (613 W) και η ηλεκτρολυτική μονάδα έχει ονομαστική ισχύ 7.4 kW. Ο ρυθμός κατανάλωσης νερού της ηλεκτρολυτικής μονάδας ισούται με 0.8lt/h και ο ρυθμός παραγωγής του H₂ ανέρχεται σε 1 m³/h. Η χωρητικότητα της μπαταρίας ισούται με 30 kWh με μέγιστη ισχύς φόρτισης και εκφόρτισης για λόγους προστασίας τα 10 kW. Υπενθυμίζεται ότι βαθιές εκφορτίσεις της μπαταρίας καθώς επίσης μεγάλοι ρυθμοί φόρτισης και εκφόρτισης της μπαταρίας έχουν σαν αποτέλεσμα την μείωση του κύκλου ζωής της (Thirugnanam, Kerk, Yuen, Liu & Zhang, 2018). Στο μικροδίκτυο ενσωματώνεται και μια δεξαμενή νερού χωρητικότητας 1m³ για την αποθήκευση του νερού και μια αποθηκευτική μονάδα H₂ χωρητικότητας 18m³ (συμπιεσμένων κυλίνδρων). Το μοντέλο της αφαλάτωσης είναι

αυτό που αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 5. Τα υπόλοιπα μοντέλα που δημιουργήθηκαν, για λόγους ευκολίας, είναι απλά γραμμικά μοντέλα.

7.5. ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ

Η κύρια πηγή παραγωγής του μικροδικτύου είναι η φωτοβολταϊκή πηγή και χρήζει προτεραιότητας για την πλήρη εκμετάλλευση της παραγόμενης ισχύος. Αν η παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή ξεπερνάει την ολική ζήτηση της ισχύος, τότε η ολική ζήτηση καλύπτεται εξολοκλήρου από την φωτοβολταϊκή πηγή. Αν η συνολική ζήτηση ισχύος ξεπερνάει την παραγόμενη ισχύ από την φωτοβολταϊκή πηγή, τότε η ισχύς κατανέμεται στη μονάδες κατανάλωσης αναλογικά με την ζητούμενη ισχύ τους. Κάθε μονάδα αντιπροσωπεύεται από έναν πράκτορα που ελέγχει την ποσότητα της ισχύος που διοχετεύεται στο μικροδίκτυο για μονάδες παραγωγής ή την ποσότητα της ισχύος που καταναλώνει κάθε μονάδα για μονάδες κατανάλωσης ή και τα δύο για μονάδες αποθήκευσης.

Η φωτοβολταϊκή μονάδα και το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο δεν αντιπροσωπεύονται από κάποιο πράκτορα. Η φωτοβολταϊκή πηγή είναι μια ανεξάντλητη πηγή και πρέπει να διοχετεύει στο μικροδίκτυο πάντα τη μέγιστη δυνατή ισχύ, οπότε διοχετεύει την ισχύ που μπορεί να παραχθεί θεωρώντας ότι λειτουργεί με MPPT (τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι για φωτοβολταϊκό πάρκο με MPPT). Το δυναμικό ηλεκτρικό φορτίο αναπαριστά τις ανάγκες των οικιστών και στόχος είναι να τους παρέχεται όλη η ζητούμενη ισχύς. Για αυτούς τους λόγους, καμιά από τις δύο μονάδες δεν έχει ενσωματωμένο πράκτορα. Για τις υπόλοιπες μονάδες, κάθε πράκτορας παράγει ένα σήμα ελέγχου που αναπαριστά το ποσοστό λειτουργίας της μονάδας βάσει της ονομαστικής της ισχύος ή της ζητούμενης ισχύος (για μονάδες κατανάλωσης).

7.6. ΔΟΜΗ ΑΣΑΦΟΥΣ MDP ΚΑΙ MAS

7.6.1. ΔΟΜΗ ΑΣΑΦΟΥΣ MDP

Σύμφωνα με την αρχιτεκτονική του συνεργατικού MAS, το σύστημα μπορεί να παρουσιαστεί ως επέκταση μιας MDP ενός πράκτορα, που περιλαμβάνει:

- Ένα σύνολο από διακριτά χρονικά σημεία $t = t_0, t_1, t_2, t_3, \dots$ με $t_{i+1} - t_i = 50sec$

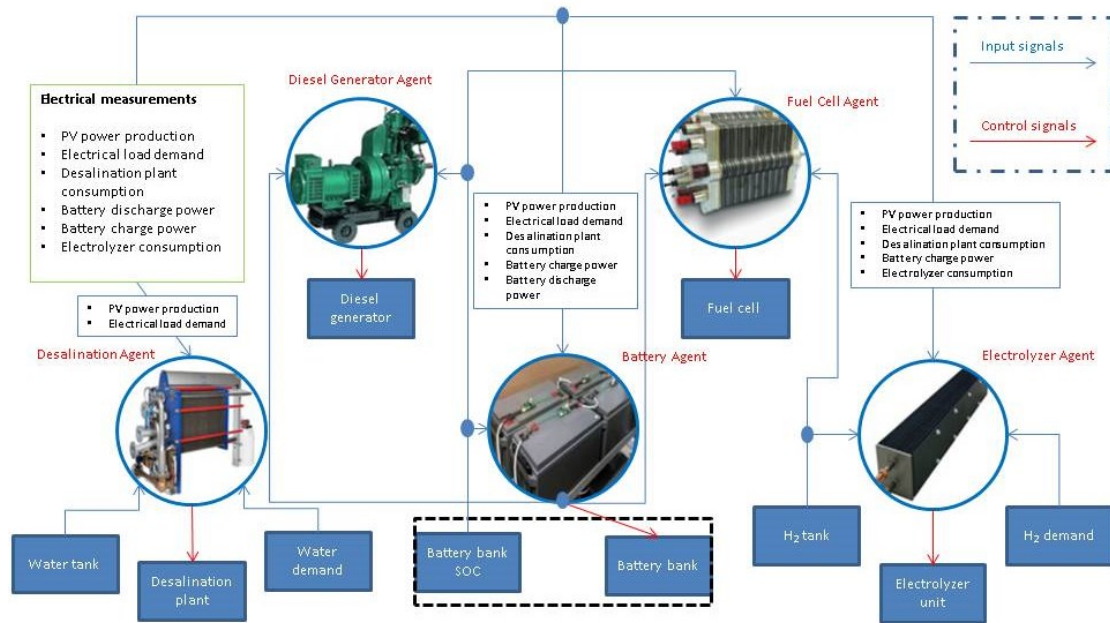
- Ένα σύνολο από πέντε πράκτορες $A = \{AG_1, AG_2, AG_3, AG_4, AG_5\}$ όπου AG_1 είναι ο πράκτορας για την μονάδα της αφαλάτωσης, AG_2 ο πράκτορας για την μπαταρία, AG_3 ο πράκτορας για την ηλεκτρολυτική μονάδα, AG_4 ο πράκτορας της κυψέλης καυσίμου και AG_5 ο πράκτορας για την ντιζελογεννήτρια.
- Ένα σύνολο από μεταβλητές καταστάσεων X_i . Η καθολική κατάσταση προσδιορίζεται από το εξωτερικό γινόμενο πέντε συνόλων μεταβλητών. Το σύνολο των μεταβλητών σε κάθε κατάσταση είναι δεκατρείς: $X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_{13}$ ως εξής: Για τον πράκτορα της μονάδας αφαλάτωσης, της ηλεκτρολυτική μονάδας, της κυψέλης καυσίμου αρκούν τρεις μεταβλητές κατάστασης για τον κάθε έναν, προκειμένου να προσδιορίσουν την κατάσταση του ενώ για τους πράκτορες της μπαταρίας και της ντιζελογεννήτριας αρκούν από δύο μεταβλητές κατάστασης για τον κάθε έναν. Οι μεταβλητές κατάστασης αναλύονται στη συνέχεια εκτενώς. Μια κατάσταση $x^t \in X$ περιγράφει την κατάσταση του περιβάλλοντος στο χρονικό σημείο t .
- Ένα σύνολο από ασαφείς ενέργειες (ασαφή μονοσύνολα) A_i για κάθε πράκτορα i . Για τον πράκτορα AG_1 (μονάδα αφαλάτωσης) υπάρχει ένα σύνολο από έξι ασαφή μονοσύνολα $A_1 = \left\{ \frac{1}{0} + \frac{1}{0.2} + \frac{1}{0.4} + \frac{1}{0.6} + \frac{1}{0.8} + \frac{1}{1} \right\}$. Για τον πράκτορα AG_2 (μπαταρία) υπάρχει ένα σύνολο από επτά ασαφή μονοσύνολα $A_2 = \left\{ \frac{1}{-0.5} + \frac{1}{-0.1} + \frac{1}{-0.01} + \frac{1}{0} + \frac{1}{0.01} + \frac{1}{0.1} + \frac{1}{0.5} \right\}$ και για τους πράκτορες AG_3 (ηλεκτρολυτική μονάδα), AG_4 (κυψέλη καυσίμου) και AG_5 (ντιζελογεννήτρια) υπάρχει ένα σύνολο από πέντε ασαφή μονοσύνολα για τον καθένα $A_3 = \left\{ \frac{1}{-0.5} + \frac{1}{-0.1} + \frac{1}{0} + \frac{1}{0.1} + \frac{1}{0.5} \right\}$, $A_4 = \left\{ \frac{1}{-0.1} + \frac{1}{-0.01} + \frac{1}{0} + \frac{1}{0.01} + \frac{1}{0.1} \right\}$ και $A_5 = \left\{ \frac{1}{-0.1} + \frac{1}{-0.01} + \frac{1}{0} + \frac{1}{0.01} + \frac{1}{0.1} \right\}$ αντίστοιχα. Η επιλογή του αριθμού των ασαφών μονοσυνόλων για κάθε πράκτορα έχει να κάνει με το εύρος των τιμών και την ακρίβεια της μεταβολής της ισχύος που χρειάζεται να έχει η κάθε μονάδα σε κάθε χρονικό βήμα. Για παράδειγμα, στον πράκτορα της μπαταρίας, οι μεταβολές της ισχύος μπορεί να χρειάζεται να είναι πολύ μεγάλες της τάξεως του 50% αλλά ταυτόχρονα να υπάρχει και αρκετή ακρίβεια

μεταβολής, αυτό οδηγεί σε επτά μονοσύνολα προκειμένου να καλυφτεί επαρκώς ο χώρος των ενεργειών. Αντιθέτως, οι μεταβολές της ντιζελογεννήτριας χρειάζονται αρκετή ακρίβεια αλλά δεν χρειάζονται να είναι πολύ μεγάλες (μόλις 10%). Σε αυτή την περίπτωση, η επαρκής κάλυψη του χώρου των ενεργειών, μπορεί να επιτευχθεί ακόμη και με μόλις πέντε ασαφή μονοσύνολα. Η κοινή ενέργεια \mathbf{a}^t είναι ο συνδυασμός όλων των ατομικών ενεργειών των πέντε πρακτόρων σε κάθε χρονική στιγμή t .

- Τα πρόβλημα ελέγχου είναι ένα ντετερμινιστικό πρόβλημα αφού οι μεταβάσεις θα είναι ίδιες ($T: S \times A \rightarrow S$) για κάθε συνδυασμό κατάστασης-ενέργειας υπό τις ίδιες συνθήκες παραγωγής και κατανάλωσης..
- Μια συνάρτηση ανταμοιβής $R_i: X_i \times A_i \rightarrow \mathbf{R}$ η οποία παρέχει στον πράκτορα i μια ατομική ανταμοιβή $r_i^t \in R_i(\mathbf{x}^t, \mathbf{a}^t, \mathbf{x}^{t+1})$ βασιζόμενη στην κοινή ενέργεια \mathbf{a}^t η οποία εφαρμόζεται στην κοινή κατάσταση \mathbf{x}^t . Οι συναρτήσεις ανταμοιβής των πρακτόρων περιγράφονται στο επόμενο υποκεφάλαιο.

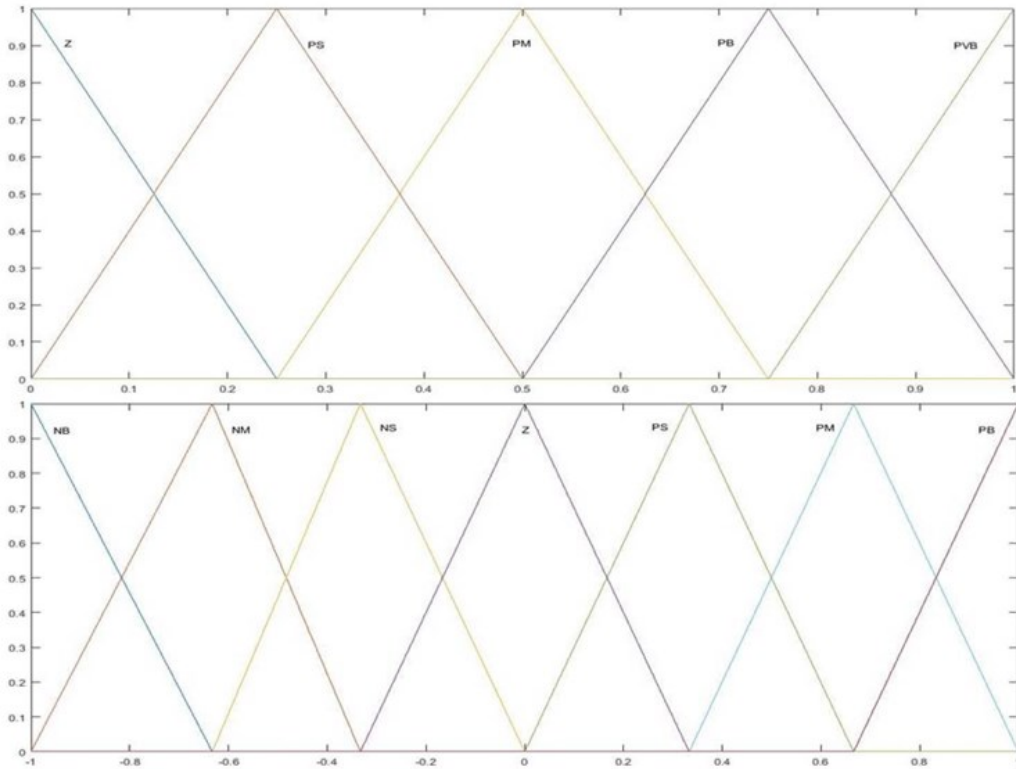
7.6.2. ΠΟΛΥΠΡΑΚΤΟΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΟΥ

Η εικόνα 7-2 παρουσιάζει το πολυπρακτορικό σύστημα του μικροδικτύου. Τα μπλε βέλη αναπαριστούν τα σήματα εισόδου που προσδιορίζουν την κατάσταση του πράκτορα ενώ τα κόκκινα βέλη αναπαριστούν τα σήματα ελέγχου που παράγει ο πράκτορας για να ελέγξει την μονάδα του. Τα μπλε βέλη και οι αντίστοιχοι πράκτορες προσδιορίζουν το γράφημα συντονισμού για το MAS του μικροδικτύου. Τα σήματα εισόδου των πρακτόρων προσδιορίζουν τις τιμές των μεταβλητών κατάστασης και κανονικοποιούνται στο εύρος $[0,1]$ για σήματα θετικών τιμών και στο εύρος $[-1,1]$ για σήματα που παίρνουν θετικές και αρνητικές τιμές.



Εικόνα 7-2 Πολυπρακτορικό σύστημα μικροδικτύου

Για κάθε είσοδο με θετικές τιμές χρησιμοποιούνται πέντε συναρτήσεις συμμετοχής και για κάθε είσοδο με θετικές και αρνητικές τιμές χρησιμοποιούνται επτά συναρτήσεις συμμετοχής. (εικόνα 7-3). Τα PB, PM, PS, Z, NS, NM και NB σημαίνουν μεγάλο θετικό, μεσαίο θετικό, μικρό θετικό, μηδέν, αρνητικό μικρό, αρνητικό μεσαίο και αρνητικό μεγάλο αντίστοιχα.



Εικόνα 7-3 Συναρτήσεις συμμετοχής εισόδων

Οι πράκτορες λαμβάνουν υπόψη τους μόνο τις ποσότητες που προκύπτουν από ηλεκτρικές μετρήσεις του μικροδικτύου που είναι σχετικές με αυτούς. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να ενεργήσουν κατάλληλα και με έναν ψευδο-ιεραρχικό τρόπο, δηλαδή να δίνονται έμμεσα προτεραιότητες στις μονάδες του μικροδικτύου ανάλογα τους στόχους και την στρατηγική που έχει επιλεχθεί να ακολουθηθεί (οι μεταβλητές εισόδου και οι καταστάσεις των πρακτόρων περιγράφονται παρακάτω). Ο ψευδο-ιεραρχικός αυτός τρόπος διασφαλίζει ότι οι πράκτορες ενεργούν συντονισμένα. Σε αυτή την περίπτωση, όσο αφορά τις μονάδες κατανάλωσης, η ζήτηση του νερού προηγείται του ηλεκτρικού φορτίου, το ηλεκτρικό φορτίο προηγείται έναντι της φόρτισης της μπαταρίας και η φόρτιση της μπαταρίας προηγείται της αποθήκευσης H_2 . Η λίστα προτεραιοτήτων που αφορά τις μονάδες παραγωγής έχει ως εξής: εκφόρτιση μπαταρίας, λειτουργία κυψέλης καυσίμου και λειτουργία ντιζελογεννήτριας. Σε αυτό το σημείο πρέπει να τονιστεί ότι δεν επιβλήθηκαν κανόνες ή κάποια συγκεκριμένη δομή ή κάποιος συντονιστικός πράκτορας στο σύστημα αλλά αυτή η συμπεριφορά προτεραιοτήτων επιβλήθηκε με την τυποποίηση των ανταμοιβών.

Ο πράκτορας της μονάδας αφαλάτωσης χρειάζεται μόνο να γνωρίζει αν η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή είναι μεγαλύτερη από την ισχύ που καταναλώνει το φορτίο. Με αυτό τον τρόπο μια εικονική προτεραιότητα δίνεται πρώτα στο φορτίο και μετά στη μονάδα της αφαλάτωσης.

Ο πράκτορας της μπαταρίας πρέπει να γνωρίζει το ισοζύγιο της ισχύος μεταξύ της φωτοβολταϊκής πηγής, του ηλεκτρικού φορτίου, της αφαλάτωσης και της ισχύς που παράγεται η καταναλώνεται από την ίδια την μπαταρία. Με αυτό τον τρόπο η μπαταρία εξυπηρετεί τις ανάγκες του φορτίου και της αφαλάτωσης και ταυτόχρονα ελέγχει την ροή της ισχύος της μπαταρίας προκειμένου να αποφευχθούν ελλείμματα ισχύος από την ισχύ φόρτισης της μπαταρίας.

Ο πράκτορας της ηλεκτρολυτικής μονάδας χρειάζεται να γνωρίζει το ισοζύγιο της ισχύος μεταξύ της φωτοβολταϊκής πηγής, του ηλεκτρικού φορτίου, της αφαλάτωσης, της φόρτισης της μπαταρίας και της καταναλισκόμενης ισχύς της ίδιας (της ηλεκτρολυτικής μονάδας). Με αυτό τον τρόπο δίνεται προτεραιότητα στην κατανάλωση του φορτίου, στην μονάδα της αφαλάτωσης και στην μπαταρία. Η ισχύς εκφόρτισης της μπαταρίας δεν λαμβάνεται υπόψη από τον πράκτορα για να αποφευχθεί σύγχυση που αφορά το πλεόνασμα της ισχύος. Π.χ. στην περίπτωση όπου η ισχύς εκφόρτισης της μπαταρίας λαμβάνεται υπόψη, ο πράκτορας της ηλεκτρολυτικής μονάδας μπορεί να ανιχνεύσει πλεόνασμα ισχύος από την ισχύ που προσφέρει η μπαταρία. Έτσι είναι πολύ πιθανό η ηλεκτρολυτική μονάδα να καταναλώσει ισχύ από την μπαταρία για να παραχθεί H_2 . Ακολούθως το H_2 θα χρησιμοποιηθεί από την κυψέλη καυσίμου για να παραχθεί ισχύς. Έτσι, αποθηκευμένη ενέργεια καταναλώνεται για να δημιουργηθεί μια μικρότερη ποσότητα ενέργειας λόγω των θερμικών απωλειών μεταξύ των ενεργειακών μετατροπών.

Ο πράκτορας της κυψέλης καυσίμου και της ντιζελογεννήτριας έχουν σαν είσοδο το σήμα ελέγχου της μπαταρίας. Αυτή η είσοδος καθορίζει πότε και κατά πόσο η μπαταρία φορτίζει ή εκφορτίζει. Αυτές οι δύο μονάδες ενεργούν βοηθητικά στην μπαταρία και πρέπει να συντονίσουν τις ενέργειες τους σύμφωνα με την κατάσταση της μπαταρίας για την αποφυγή καταστάσεων που οδηγούν σε ενεργειακές σπατάλες. Π.χ αν το SOC της μπαταρίας είναι χαμηλό και η μπαταρία φορτίζει δεν υπάρχει κανένας λόγος για να λειτουργήσουν αυτές οι δύο μονάδες.

Όλοι οι πράκτορες χρησιμοποιούν το ίδιο πλαίσιο εξερεύνησης/αξιοποίησης. Για να εφαρμοστεί εκτενής εξερεύνηση όταν ο πράκτορας μεταβεί σε μια καινούρια κατάσταση, αυτός εξερευνά για έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων ανά κατάσταση (500 επαναλήψεις/κατάσταση). Μετά ελέγχει και εφαρμόζει ενέργειες οι οποίες δεν έχουν εφαρμοστεί καθόλου (αν υπάρχουν). Αυτό επιτρέπει όλες τις πιθανές ενέργειες για μια κατάσταση να εξερευνηθούν. Μετά από αυτή την φάση, ο πράκτορας εφαρμόζει αξιοποίηση κατά το 99% των περιπτώσεων και εξερεύνηση στο 1% των περιπτώσεων. Η ολική έξοδος του κάθε πράκτορα υπολογίζεται από το μοντέλο του Wang-Mendel και η βάση των κανόνων απαρτίζεται από κανόνες μορφής TSK όπου έχουν ασαφή μονοσύνολα στα επακόλουθα τους. Τα ασαφή μονοσύνολα του διανύσματος εξόδου του κάθε πράκτορα αναπαριστούν διαφορετικά επίπεδα του συνεχούς σήματος ελέγχου. Το τελικό σήμα ελέγχου προκύπτει από την εφαρμογή της αποασαφοποίησης με την μέθοδο του σταθμισμένου μέσου όρου.

7.6.2.1. ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΜΟΝΑΔΑΣ ΑΦΑΛΑΤΩΣΗΣ

Ο πράκτορας της μονάδας αφαλάτωσης έχει τρεις μεταβλητές εισόδου που είναι:

- Το ποσοστό νερού μέσα στη δεξαμενή (p_wat) στο εύρος $[0,1]$,
- Η ζήτηση του νερού (w_d) που ισούται με το άθροισμα της ζήτησης του νερού των οικιστών και της ζήτησης της ηλεκτρολυτικής μονάδας. Στο εύρος $[0,1]$, και
- Το ισοζύγιο της ισχύος ($pb_desalination$) μεταξύ της εν δυνάμει παραγόμενης φωτοβολταϊκής ισχύς (P_{PV}) και της ζητούμενης ισχύος του μεταβλητού ηλεκτρικού φορτίου (P_L), δηλ. $pb_desalination = P_{PV} + P_L$, κανονικοποιημένο στο εύρος $[-1,1]$.

Υπάρχουν 2 είσοδοι με πέντε συναρτήσεις συμμετοχής η κάθε μία και μια είσοδος με επτά συναρτήσεις συμμετοχής, το οποίο έχει αποτέλεσμα 175 καταστάσεις που αναπαρίστανται από ίδιο αριθμό κανόνων. Το διάνυσμα εξόδου του πράκτορα έχει έξι ασαφή σύνολα και η συνολική ενέργεια προσδιορίζει το ποσοστό ισχύος που θα καταναλωθεί από την εκάστοτε μονάδα βάσει της ονομαστικής της ισχύος. Η ανταμοιβή του πράκτορα R_{DA} προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$R_{DA}(\mathbf{x}, \mathbf{a}, \mathbf{x}') = \begin{cases} pwt(\mathbf{x}') - pwt(\mathbf{x}) & pb_desalination \geq 0 \\ 0.5 - (P_{des}(\mathbf{x}')/613) & pb_desalination < 0 \text{ \& } (pwt(\mathbf{x}') - pwt(\mathbf{x})) \geq 0 \\ -(P_{des}(\mathbf{x}')/613) & pb_desalination < 0 \text{ \& } (pwt(\mathbf{x}') - pwt(\mathbf{x})) < 0 \end{cases} \quad (\text{Εξ. 7.1})$$

όπου P_{des} είναι καταναλισκόμενη ισχύς από τη μονάδα της αφαλάτωσης.

Στη πρώτη περίπτωση, όταν υπάρχει πλεόνασμα στο ισοζύγιο της ισχύος, η ανταμοιβή εξαρτάται από την μεταβολή του όγκου του νερού στη δεξαμενή. Στη δεύτερη περίπτωση, όταν υπάρχει έλλειμμα στο ισοζύγιο, η ανταμοιβή εξαρτάται από τη διατήρηση της μεταβολής του όγκου του νερού στη δεξαμενή θετική και ταυτόχρονα από την να ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης. Στη τρίτη περίπτωση η ανταμοιβή εξαρτάται μόνο από την καταναλισκόμενη ισχύ στοχεύοντας να βρει ένα σημείο λειτουργίας που θα βγάλει το πράκτορα από την κατάσταση που βρίσκεται. Στη δεύτερη και στη τρίτη περίπτωση η διαίρεση του P_{des} με τον αριθμό “613” (η μέγιστη ισχύς της μονάδας) πραγματοποιείται για κανονικοποίηση της ανταμοιβής στο εύρος $[-1,1]$ ενώ στη πρώτη περίπτωση η ανταμοιβή βρίσκεται ήδη μέσα σε αυτά τα όρια.

7.6.2.2. ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΜΠΑΤΑΡΙΑΣ

Ο πράκτορας της μπαταρίας έχει δύο μεταβλητές εισόδου που είναι:

- Το SOC της μπαταρίας στο εύρος $[0,1]$, και
- Το ισοζύγιο της ισχύος ($pb_Battery$) μεταξύ της P_{PV} , της P_L , της κατανάλωσης της μονάδας αφαλάτωσης (P_{DES}) και της φόρτισης/εκφόρτισης της μπαταρίας (P_{BC}/P_{BD}) κανονικοποιημένο στο εύρος $[-1,1]$.

$$pb_Battery = P_{PV} + P_L + P_{DES} + P_{BC} + P_{BD} \quad (\text{Εξ. 7.2})$$

Υπάρχει μία είσοδος με πέντε συναρτήσεις συμμετοχής και μία είσοδο με επτά συναρτήσεις συμμετοχής το οποίο έχει αποτέλεσμα 35 καταστάσεις που αναπαρίστανται από ίδιο αριθμό κανόνων. Το διάνυσμα εξόδου του πράκτορα έχει επτά ασαφή σύνολα και η συνολική ενέργεια προσδιορίζει το ποσοστό μεταβολής της ισχύος που, είτε θα καταναλωθεί, είτε θα παραχθεί σύμφωνα με την μέγιστη ισχύ φόρτισης και εκφόρτισης. Η ανταμοιβή του πράκτορα R_{BAT} προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$R_{BAT}(x, a, x') = (L_p + (SOC(x') - SOC(x)))/1.2 \quad (\text{Εξ. 7.3})$$

όπου το L_p δείχνει το ποσοστό της ζητούμενης ισχύος του φορτίου το οποίο έχει καλυφθεί. Όταν η μπαταρία είναι σε λειτουργία εκφόρτισης ο πράκτορας της μπαταρίας πρέπει να παρέχει στο φορτίο την ζητούμενη ισχύ έτσι ώστε το L_p να πάρει την μέγιστη τιμή “1”. Στην περίπτωση που η μεταβολή του SOC είναι αρνητική, για να μεγιστοποιηθεί η R_{BAT} , η ισχύς εκφόρτισης πρέπει να είναι όσο το δυνατόν χαμηλότερη ώστε να καλύπτει επακριβώς την ζήτηση του φορτίου. Αν η μπαταρία είναι σε λειτουργία φόρτισης τότε ο πράκτορας προσπαθεί να αυξήσει τον SOC χωρίς να δημιουργήσει έλλειμμα στην παρεχόμενη ισχύ του φορτίου το οποίο ακολούθως θα μειώσει την R_{BAT} εξαιτίας της μείωσης του L_p .

7.6.2.3. ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΟΛΥΤΙΚΗΣ ΜΟΝΑΔΑΣ

Ο πράκτορας της ηλεκτρολυτικής μονάδας έχει τρεις μεταβλητές εισόδου οι οποίες είναι:

- Το ποσοστό του H_2 μέσα στην αποθηκευτική μονάδα (p_{H_2}) στο εύρος $[0,1]$,
- Η ζήτηση H_2 (d_{H_2}) από την κυψέλη καυσίμου κανονικοποιημένη στο εύρος $[0,1]$, και
- Το ισοζύγιο της ισχύος ($pb_Electrolyzer$) μεταξύ της P_{PV} , της P_L , της P_{DES} , της P_{BC} και της καταναλισκόμενης ισχύς της ηλεκτρολυτικής μονάδας P_E , κανονικοποιημένη στο εύρος $[-1,1]$

$$pb_Electrolyzer = P_{PV} + P_L + P_{DES} + P_{BC} + P_E \quad (\text{Εξ. 7.4})$$

Υπάρχουν 2 είσοδοι με πέντε συναρτήσεις συμμετοχής και μία είσοδο με επτά συναρτήσεις συμμετοχής, το οποίο έχει αποτέλεσμα 175 καταστάσεις που αναπαρίστανται από ίσο αριθμό κανόνων. Το διάνυσμα εξόδου του πράκτορα έχει πέντε ασαφή μονοσύνολα και η συνολική ενέργεια του προσδιορίζει το ποσοστό της μεταβολής της καταναλισκόμενης ισχύς της ηλεκτρολυτικής μονάδας σύμφωνα με την ονομαστική ισχύς κατανάλωσης. (7400 W). Η ανταμοιβή του πράκτορα της ηλεκτρολυτικής μονάδας R_{EA} καθορίζεται ως ακολούθως:

$$R_{EA}(x, a, x') = \begin{cases} 3 * (p_{H_2}(x') - p_{H_2}(x)) & , pb_Electrolyzer > 0 \\ -P_E/7400 & , pb_Electrolyzer \leq 0 \end{cases} \quad (\text{Εξ. 7.5})$$

Στην πρώτη περίπτωση όπου το $pb_Electrolyzer$ είναι θετικό, η R_{EA} του πράκτορα αυξάνεται όταν ο όγκος του H_2 αυξάνεται. Ο πολλαπλασιασμός με το “3” πραγματοποιείται για κανονικοποίηση της ανταμοιβής στο εύρος [-1,1]. Αντιθέτως, στην δεύτερη περίπτωση όπου το $pb_Electrolyzer$ είναι μηδέν ή αρνητικό, η λειτουργία της ηλεκτρολυτικής μονάδας θα οδηγήσει σε ακόμα μεγαλύτερο έλλειμμα στο ισοζύγιο. Η διαίρεση με την ονομαστική ισχύ της μονάδας πραγματοποιείται για κανονικοποίηση της ανταμοιβής στο εύρος [-1,1].

7.6.2.4. ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΚΥΨΕΛΗΣ ΚΑΥΣΙΜΟΥ

Ο πράκτορας της κυψέλης καυσίμου έχει τρεις μεταβλητές εισόδου οι οποίες είναι:

- Ο SOC της μπαταρίας που είναι στο εύρος [0,1],
- Η p_{H_2} η οποία είναι στο εύρος [0,1], και
- Το σήμα ελέγχου του πράκτορα της μπαταρίας (α_{bat}) το οποίο είναι στο εύρος [-1,1].

Υπάρχουν δύο είσοδοι με πέντε συναρτήσεις συμμετοχής η κάθε μία και μία είσοδο με επτά συναρτήσεις συμμετοχής., αυτό έχει αποτέλεσμα 175 καταστάσεις που αναπαρίστανται από ίσο αριθμό κανόνων. Το διάνυσμα εξόδου του πράκτορα της κυψέλης καυσίμου έχει πέντε ασαφή μονοσύνολα και η συνολική ενέργεια του πράκτορα προσδιορίζει το ποσοστό της μεταβολής της παραγόμενης ισχύος σύμφωνα με την ονομαστική ισχύ. Η ανταμοιβή του πράκτορα (R_{FCA}) προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$R_{FCA}(\mathbf{x}, \mathbf{a}, \mathbf{x}') = \begin{cases} P_{FC}/3000 & , \alpha_{bat} < 0 \text{ and } SOC < 0.7 \\ -P_{FC}/3000 & \text{else} \end{cases} \quad (\text{Εξ. 7.6})$$

όπου P_{FC} είναι η παραγόμενη ισχύς από την κυψέλη καυσίμου. Στη πρώτη περίπτωση όπου ο SOC της μπαταρίας πέφτει κάτω από 70% και η μπαταρία εκφορτίζεται, η ανταμοιβή R_{FCA} αυξάνεται, όσο η παρεχόμενη ισχύς από την κυψέλη καυσίμου αυξάνεται. Αυτό έχει σαν αποτελέσματα την παροχή επιπλέον ισχύος στο μικροδίκτυο έτσι ώστε να αυξηθεί ο χρόνος εκφόρτισης της μπαταρίας. Στη δεύτερη περίπτωση, η λειτουργία της κυψέλης καυσίμου οδηγεί σε αρνητικές τιμές της R_{FCA} αφού δεν υπάρχει λόγος να λειτουργεί η μονάδα (η μπαταρία φορτίζει ή ο SOC είναι σε υψηλό επίπεδο και η μπαταρία δεν υποβάλλεται σε κίνδυνο βαθιάς εκφόρτισης). Σε αυτές τις δύο περιπτώσεις η διαίρεση με τον αριθμό “3000”

(ονομαστική ισχύς της μονάδας) πραγματοποιείται για κανονικοποίηση της ανταμοιβής στο εύρος $[-1,1]$.

7.6.2.5. ΠΡΑΚΤΟΡΑΣ ΝΤΙΖΕΛΟΓΕΝΝΗΤΡΙΑΣ

Ο πράκτορας της ντιζελογεννήτριας έχει δύο μεταβλητές εισόδων οι οποίες είναι:

- Ο SOC της μπαταρίας στο εύρος $[0,1]$,
- Και το σήμα ελέγχου α_{bat} το οποίο είναι στο εύρος $[-1,1]$

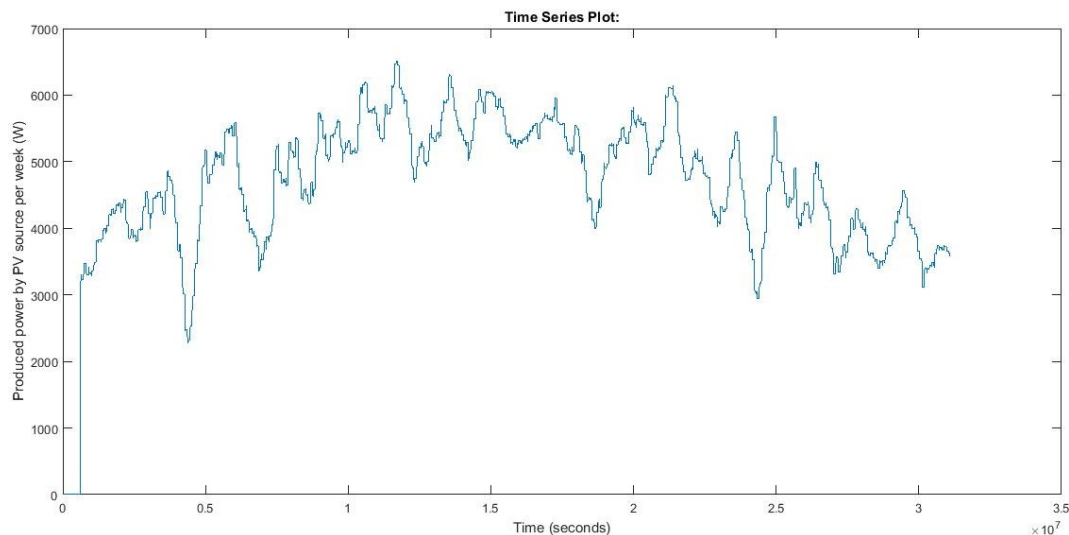
Η μία είσοδος έχει πέντε συναρτήσεις συμμετοχής και η δεύτερη είσοδος έχει επτά συναρτήσεις συμμετοχής, αυτό έχει αποτέλεσμα 35 καταστάσεις οι οποίες αναπαρίστανται από ίσο αριθμό κανόνων. Το διάνυσμα εξόδου του πράκτορα της ντιζελογεννήτριας έχει πέντε ασαφή μονοσύνολα. Η συνολική ενέργεια του πράκτορα προσδιορίζει το ποσοστό της μεταβολής της παραγόμενης ισχύς της μονάδας σύμφωνα με την ονομαστική της ισχύ. Η ανταμοιβή της ντιζελογεννήτριας (R_{DG}) υπολογίζεται ως:

$$R_{DG}(\mathbf{x}, \mathbf{a}, \mathbf{x}') = \begin{cases} P_{DG}/2000 & , \alpha_{bat} < 0 \text{ and } SOC < 0.4 \\ -P_{DG}/2000 & , \text{else} \end{cases} \quad (\text{Εξ. 7.7})$$

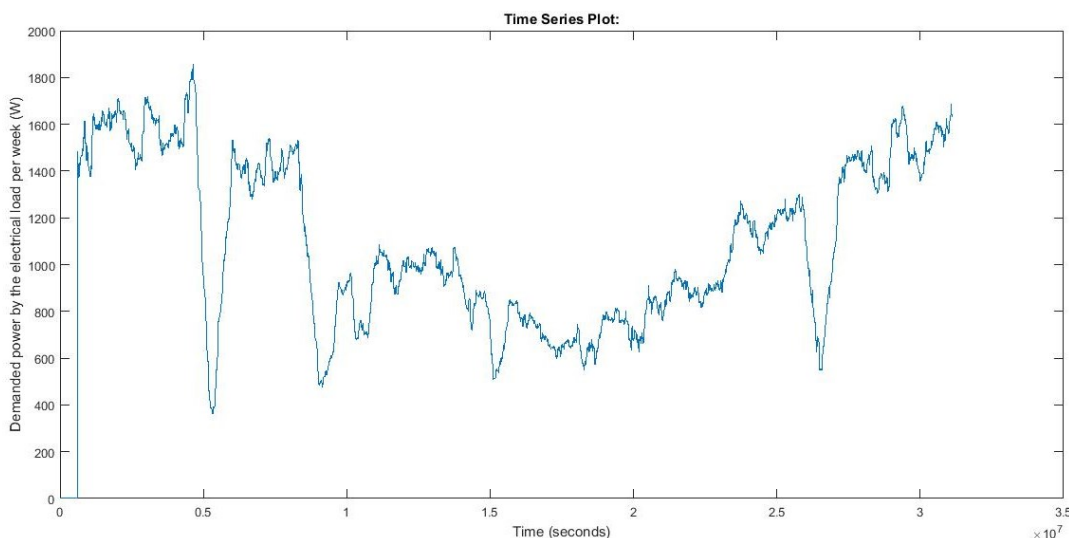
όπου P_{DG} είναι η παραγόμενη ισχύς της ντιζελογεννήτριας. Ο πράκτορας της ντιζελογεννήτριας προσπαθεί να μην πέσει σε χαμηλά επίπεδα το SOC της μπαταρίας, παρέχοντας την κατάλληλη ποσότητα ισχύος όταν η μπαταρία εκφορτίζεται. Σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση, η λειτουργία της ντιζελογεννήτριας απαγορεύεται αφού για την λειτουργία της καταναλώνονται ορυκτά καύσιμα. Η διαίρεση με τον αριθμό “2000” (ονομαστική ισχύς μονάδας) πραγματοποιείται για κανονικοποίηση της ανταμοιβής στο εύρος $[-1,1]$.

7.7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ

Ο χρόνος προσομοίωσης τέθηκε στο ένα έτος με βήμα προσομοίωσης 5sec. Τα δεδομένα που αφορούν στη φωτοβολταϊκή πηγή, την κατανάλωση του δυναμικού φορτίου και την ζήτηση του νερού είναι τα ίδια με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στο κεφάλαιο 6 (Kofinas, Vouros & Dounis, 2018). Η εικόνα 7-4 παρουσιάζει την παραγόμενη ισχύ από την φωτοβολταϊκή πηγή ανά εβδομάδα και η εικόνα 7-5 παρουσιάζει την ζητούμενη ισχύ του φορτίου ανά εβδομάδα.



Εικόνα 7-4 Παραγόμενη ισχύς από την φωτοβολταϊκή πηγή ανά εβδομάδα



Εικόνα 7-5 Ζητούμενη ισχύς από το φορτίο ανά εβδομάδα

Σύμφωνα με τα παρεχόμενα αποτελέσματα, η συνολική απόδοση του MAS συνοψίζεται ως εξής:

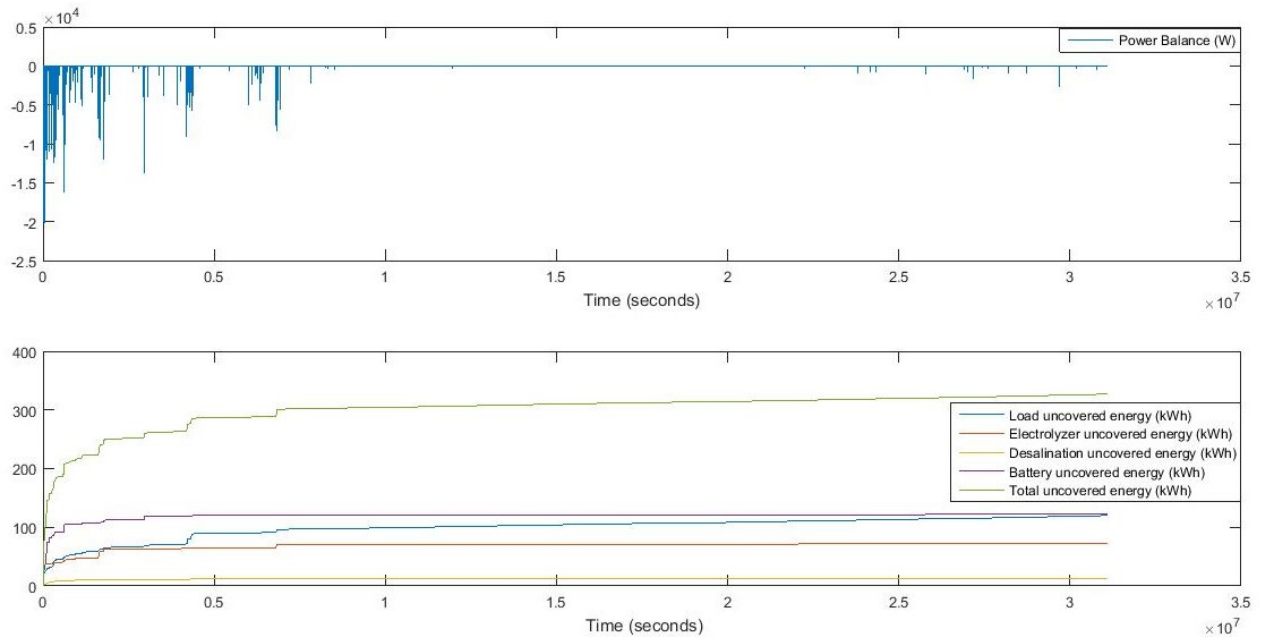
- Το ισοζύγιο της ισχύος μεταξύ παραγωγής και κατανάλωσης σταθεροποιείται σχεδόν στο μηδέν (εικόνα 7-6). Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα χαμηλή μη καλυπτόμενη ποσότητα ενέργειας. Η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια και οι ατομικές καταναλισκόμενες ενέργειες φαίνονται στην εικόνα 7-6. Η συνολική ποσότητα ακάλυπτης ενέργειας είναι πολύ μικρή και ισούται με 327.11 kWh, αυτή η ποσότητα ενέργειας αντιστοιχεί σε μόλις 1.54% της συνολικής ζήτησης. Αναλογιζόμενοι ότι το

σύστημα φαίνεται να συγκλίνει σε μια πολιτική μετά από 3.5 μήνες (εικόνα 7-6) η ποσότητα της ακάλυπτης ενέργειας μετά τη σύγκλιση γίνεται ακόμη μικρότερη. Η ποσότητα της ακάλυπτης ενέργειας μέχρι τη σύγκλιση ανέρχεται σε 304.47 kWh και ισούται με 93.1% της συνολικής ακάλυπτης ενέργειας, ενώ η ακάλυπτη ενέργεια από τη σύγκλιση και μετά ανέρχεται σε μόλις 22.64kWh το οποίο αντιστοιχεί στο 6.9% της ακάλυπτης ενέργειας. Λεπτομερή στοιχεία για τις ατομικές καταναλώσεις ενέργειας και την συνολική κατανάλωση παρέχονται στο πίνακα 7:1.

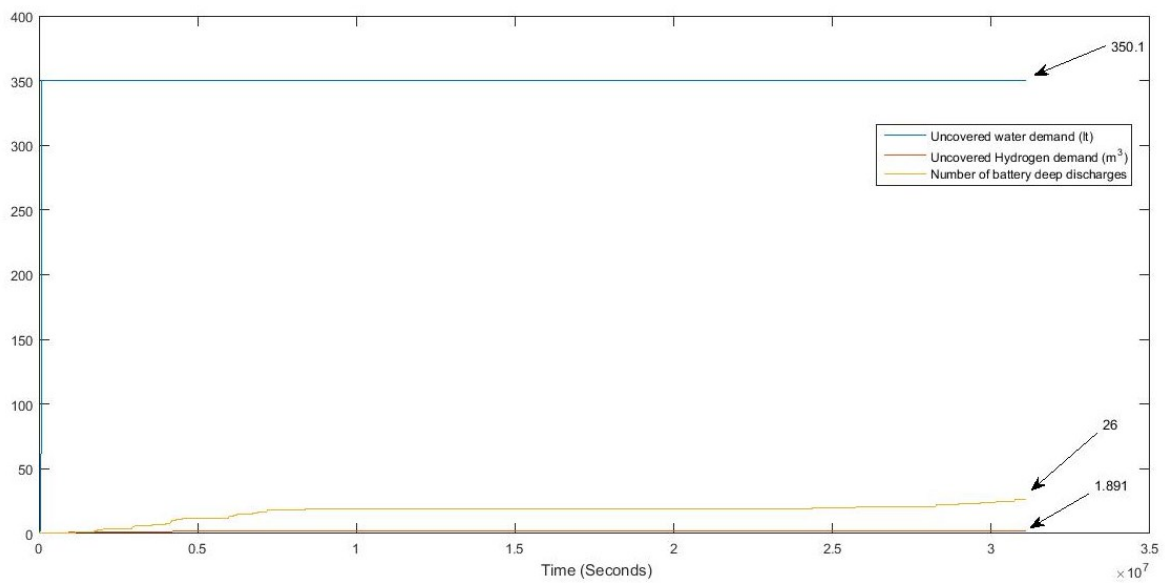
- Η ακάλυπτη ζήτηση του νερού και του υδρογόνου είναι πολύ χαμηλή (εικόνα 7-7). Η ακάλυπτη ζήτηση του νερού ανέρχεται στα 350.1lt και εντοπίζεται στην αρχή του έτους όπου ο πράκτορας της αφαλάτωση εφαρμόζει επί το πλείστον εξερεύνηση. Το ίδιο σενάριο ακολουθείται και στην ακάλυπτη ζήτηση του υδρογόνου όπου ανέρχεται στα 1.891m³ (εικόνα 7-7) και εντοπίζεται στην φάση της εξερεύνησης. Επιπρόσθετα το SOC της μπαταρίας πέφτει κάτω από 20% (βαθιά εκφόρτιση) 26 φορές σε όλο το έτος (εικόνα 7-7). Πολλές βαθιές εκφορτίσεις συμβαίνουν στη διάρκεια της εξερεύνησης (20 βαθιές εκφορτίσεις) και οι υπόλοιπες προσδιορίζονται κατά την διάρκεια του χειμώνα όπου η ζήτηση της ισχύος είναι μεγαλύτερη και η παραγωγή από τη φωτοβολταϊκή πηγή μικρότερη. Οι βαθιές εκφορτίσεις πρέπει να αποφεύγονται αφού μειώνουν το χρόνο ζωής των μπαταριών. Η εικόνα 7-8α απεικονίζει το SOC της μπαταρίας, το ποσοστό του αποθηκευμένου νερού και το ποσοστό του υδρογόνου για ολόκληρο το έτος. Η εικόνα 7-8β παρουσιάζει το μέσο όρο ανά εβδομάδα του SOC, του ποσοστού του αποθηκευμένου νερού και το ποσοστό του αποθηκευμένου υδρογόνου. Επιπρόσθετες πληροφορίες για το SOC, το νερό και το υδρογόνο παρατίθενται στον πίνακα 7:2. Η ακάλυπτη ζήτηση του H₂ αντιστοιχεί σε μόλις 0.41% της συνολικής και η ακάλυπτη ζήτηση του νερού αντιστοιχεί μόλις στο 0.09% της συνολικής.
- Η παρεχόμενη ισχύς από την ντιζελογεννήτρια πρέπει να είναι όσο το δυνατόν λιγότερη. Η παραγόμενη ισχύς και η ενέργεια που παράγεται από την ντιζελογεννήτρια παρουσιάζονται στην εικόνα 7-9. Η παραγόμενη ισχύς είναι μεγαλύτερη στην αρχή όπου ο πράκτορας εφαρμόζει εξερεύνηση σε υψηλά επίπεδα. Κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού η

ντιζελογεννήτρια δεν χρειάστηκε να λειτουργήσει καθόλου και κατά τη διάρκεια του χειμώνα έχουμε μικρές περιόδους λειτουργίας για να βοηθήσει την μπαταρία να αποφύγει βαθιές εκφορτίσεις. Η συνολική παραγόμενη ενέργεια της ντιζελογεννήτριας ανέρχεται στις 185.8 kWh και αντιστοιχεί σε μόλις το 0.87% της συνολικής παραγόμενης ενέργειας (πίνακας 7:1).

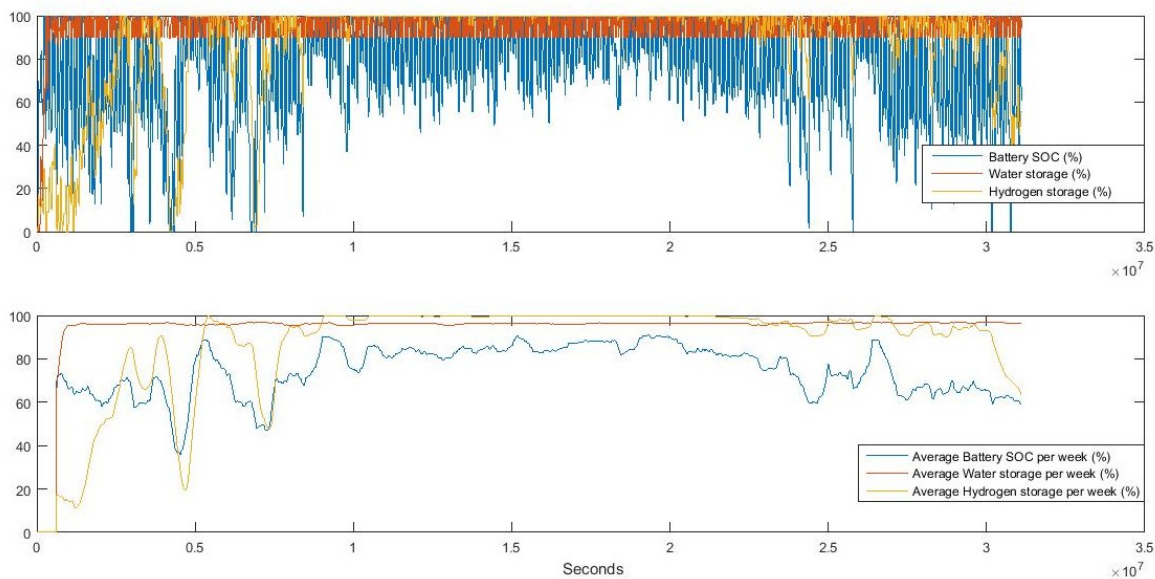
- Η τοπολογία του συνεχούς ρεύματος έχει πολλά προτερήματα που αφορούν την σταθερότητα του μικροδικτύου αφού δεν χρειάζεται έλεγχος συχνότητας, φάσης και αέργου ισχύος, επίσης δεν χρειάζεται συγχρονισμός στην ένωση πηγών και αποθηκευτικών μονάδων (Shafiee, Dragicevic, Vasquez & Guerrero, 2014). Σύμφωνα με τους Kundur et. al. (2004) *“Σταθερότητα ενός συστήματος ισχύος είναι η ικανότητα του ηλεκτρικού συστήματος, για δεδομένες αρχικές συνθήκες λειτουργίας, να ξανά-αποκτή μια κατάσταση σταθερής λειτουργίας αφού έχει υποβληθεί σε μια φυσική διαταραχή, με τις περισσότερες μεταβλητές του συστήματος οριοθετημένες έτσι ώστε πρακτικά ολόκληρο το σύστημα να παραμένει ανέπαφο.”*. Το μικροδίκτυο είναι ένα σύστημα ισχύος και η σταθερότητα του αξιολογείται από την σκοπιά του διαμοιρασμού και του ισοζυγίου της ισχύος. Η φωτοβολταϊκή πηγή παρέχει την μέγιστη δυνατή ισχύ και κάθε πράκτορας αποφασίζει την ποσότητα της ισχύος που θα εισάγει στο μικροδίκτυο. Αυτός είναι και ο λόγος που κατά τη διάρκεια τη εξερεύνησης έχουμε πολλές ανισοροπίες ισχύος και δεν μπορεί να διασφαλιστεί σταθερότητα. Αντίθετα στην φάση της αξιοποίησης, οι πράκτορες ελέγχουν ικανοποιητικά τους κόμβους του μικροδικτύου και όποιες αναντιστοιχίες ισχύος, αποκαθίστανται.



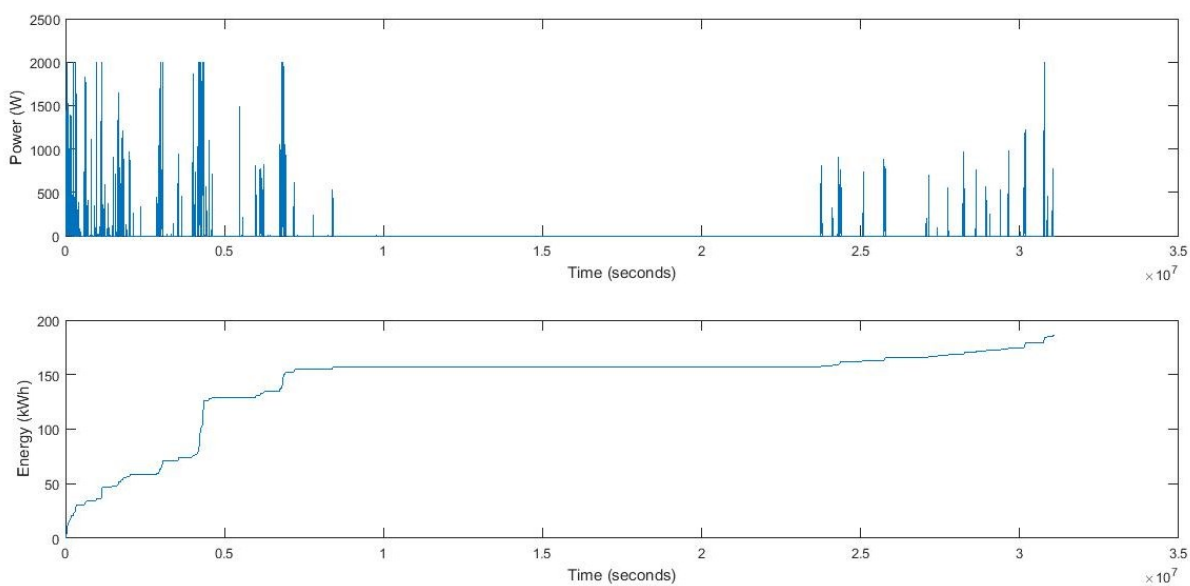
Εικόνα 7-6 α) ισοζύγιο ισχύος μεταξύ της ολικής παραγωγής και της ολικής κατανάλωσης β) Ολική και ατομική ζήτηση ενέργειας που δεν καλύφτηκε



Εικόνα 7-7 Ακάλυπτη ζήτηση νερού και υδρογόνου, αριθμός βαθιών εκφορτίσεων μπαταρίας



Εικόνα 7-8 α) SOC, αποθηκευμένο νερό και υδρογόνο β) μέσος όρος ανά εβδομάδα του SOC, του αποθηκευμένου νερού και υδρογόνου



Εικόνα 7-9 α) Παραγόμενη ισχύ ντιζελογεννήτριας β) παραγόμενη ενέργεια από ντιζελογεννήτρια

Πίνακας 7:1 Δείκτες απόδοσης σχετικά με την καταναλισκόμενη ενέργεια

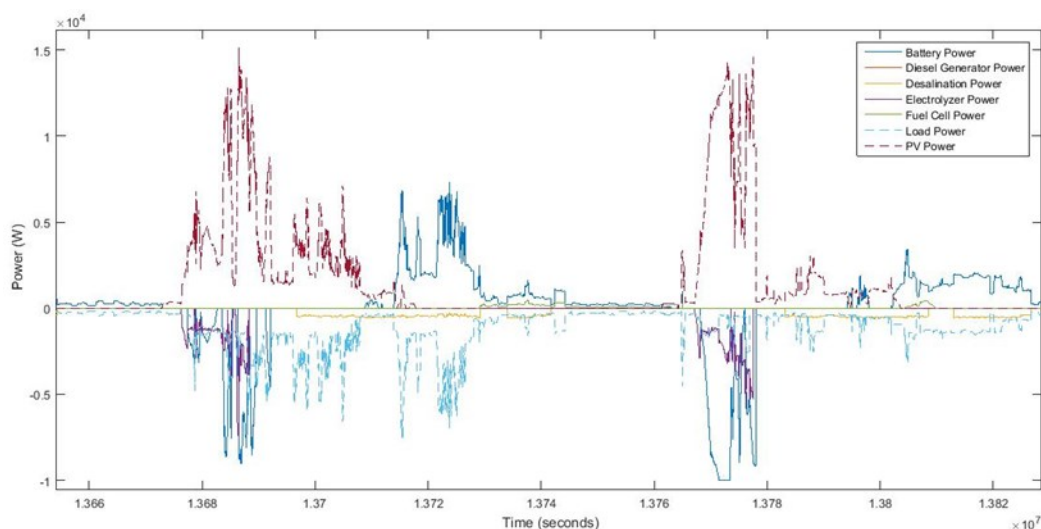
	Ζητούμενη ενέργεια (kWh)	Ακάλυπτη ενέργεια πριν τη σύγκλιση (kWh)	Ακάλυπτη ενέργεια μετά τη σύγκλιση (kWh)	Ολική ακάλυπτη ενέργεια (kWh)	ποσοστό (%)
Φορτίο	9517	99.15 (82.6%)	20.95 (17.4%)	120.1	1.26
Μονάδα	1939	12.71 (96.7)	0.43 (3.3%)	13.14	0.67

αφαλάτωσης					
Ηλεκτρολυτική μονάδα	3576	71.41 (99.5%)	0.36 (0.5%)	71.77	2.01
Μπαταρία	6204	121.20 (99.3%)	0.90 (0.7%)	122.1	1.97
Συνολικά	21236	304.47 (93.1%)	22.64 (6.9%)	327.11	1.54

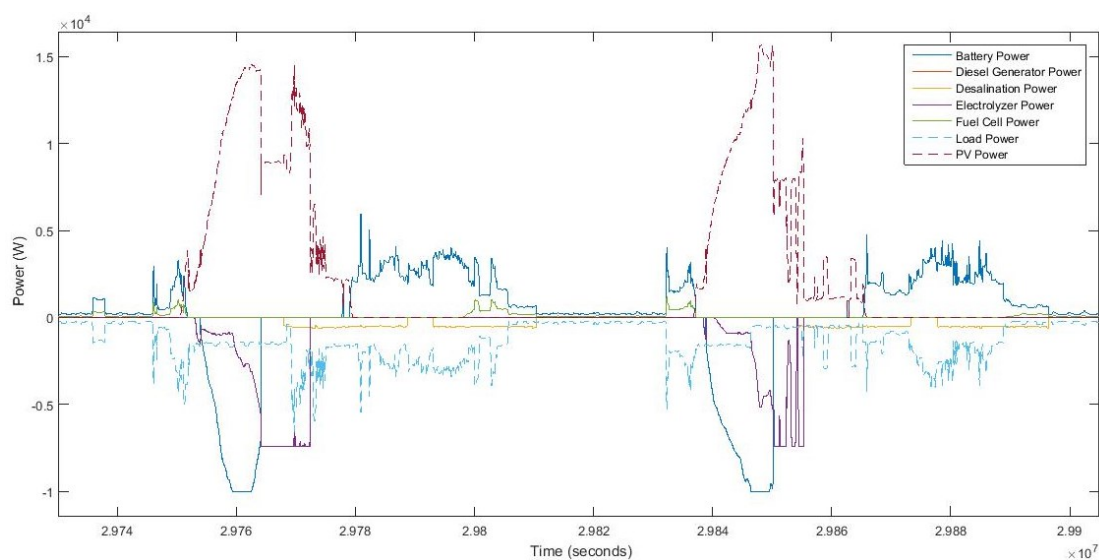
Πίνακας 7:2 Δείκτες απόδοσης σχετικά με Υδρογόνο, νερό και βαθιές εκφορτίσεις μπαταρίας

Παραγόμενη ενέργεια από την ντιζελογεννήτρια (kWh)	Αριθμός m ³ ακάλυπτης ζήτησης H ₂	Αριθμός λίτρων ακάλυπτης ζήτησης νερού	Αριθμός βαθιών εκφορτίσεων
185.8 (157.1 πριν από τη σύγκλιση και 28.7 μετά τη σύγκλιση) Καλύπτει το 0.87% της ολικής ζητούμενης ενέργειας	1.891 (1.891 πριν από τη σύγκλιση και 0.0 μετά τη σύγκλιση) Δεν καλύπτεται το 0.41% της συνολικής ζήτησης Υδρογόνου	350.1 (350.1 πριν από τη σύγκλιση και 0.0 μετά τη σύγκλιση) Δεν καλύπτεται το 0.09% της συνολικής ζήτησης νερού	26 (20 βαθιές εκφορτίσεις πριν τη σύγκλιση και μόλις έξι μετά τη σύγκλιση)

Οι εικόνες 7-10 και 7-11 παρουσιάζουν την παραγόμενη και καταναλισκόμενη ισχύ από όλες τις μονάδες για δύο τυχαίες διαδοχικές μέρες κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού και του χειμώνα αντίστοιχα. Όσο η φωτοβολταϊκή πηγή παράγει πολύ ισχύ, η ζητούμενη ισχύς του φορτίου καλύπτεται εξολοκλήρου από τη φωτοβολταϊκή πηγή. Ταυτόχρονα, η μπαταρία φορτίζει και η ηλεκτρολυτική μονάδα καταναλώνει ισχύ για να αποθηκεύσει υδρογόνο. Όταν η ισχύς που παράγεται από τη φωτοβολταϊκή πηγή μειώνεται, η ηλεκτρολυτική μονάδα παύει να λειτουργεί και η μπαταρία εκφορτίζει για να καλύψει τη ζητούμενη ισχύ από το φορτίο. Η μονάδα της αφαλάτωσης λειτουργεί σύμφωνα με τις ζητούμενες ανάγκες σε νερό ενώ η ντιζελογεννήτρια δεν χρειάζεται να λειτουργήσει καθόλου και στις δύο περιπτώσεις. Η κυψέλη καυσίμου λειτουργεί όταν ο SOC της μπαταρίας πέσει κάτω από 70% και αυτή η λειτουργία εντοπίζεται ξεκάθαρα στο τέλος της πρώτης και στην αρχή της δεύτερης ημέρας (εικόνα 7-11).



Εικόνα 7-10 Παραγόμενη και καταναλισκόμενη ισχύς για όλες τις μονάδες για δυο τυχαίες διαδοχικές μέρες κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού



Εικόνα 7-11 Παραγόμενη και καταναλισκόμενη ισχύς για όλες τις μονάδες για δυο τυχαίες διαδοχικές ημέρες κατά τη διάρκεια του χειμώνα

7.8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο προτείνεται ένα πολυπρακτορικό σύστημα για να λύσει το πρόβλημα της διαχείρισης ενέργειας σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο με τον έλεγχο της ροής της ισχύος μεταξύ των μονάδων. Για να μειωθεί ο χώρος των καταστάσεων και να ενισχυθεί η μηχανισμός μάθησης, χρησιμοποιήθηκε μια τροποποιημένη μέθοδος ανεξάρτητης μάθησης. Αυτή η προσέγγιση χρησιμοποιεί τοπικές ανταμοιβές και πληροφορίες κατάστασης οι οποίες είναι σχετικές σε κάθε

πράκτορα, επιτρέποντας στους πράκτορες να διαμοιράζονται μεταβλητές καταστάσεων.

Επιπρόσθετα, για να αντιμετωπιστεί ο συνεχής χώρος καταστάσεων-ενεργειών, χρησιμοποιήθηκε η ασαφής Q-μάθηση σε κάθε πράκτορα. Παρά το γεγονός ότι η μέθοδος της ανεξάρτητης μάθησης δεν μπορεί να εγγυηθεί σύγκλιση (το βασικό μειονέκτημα της μεθόδου που αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 3), οι προσομοιώσεις ανέδειξαν τη σύγκλιση του αλγορίθμου, αναδεικνύοντας την απόδοση του κάθε πράκτορα ξεχωριστά αλλά και του συνολικού συστήματος. Η σύγκλιση είναι αργή, αλλά μετά τη σύγκλιση το ποσοστό εξερεύνησης είναι μικρό μόνο για να ανιχνευτούν αλλαγές στην τοπολογία ή στις μονάδες του μικροδικτύου και να αναπροσαρμόσουν οι πράκτορες την πολιτική τους. Αυτό καθιστά δυνατή την εφαρμογή του εκπαιδευμένου αλγόριθμου σε οποιαδήποτε παρόμοιο σύστημα χωρίς την αρχική εκτεταμένη εξερεύνηση. Η ανοχή βέβαια του αλγόριθμου καθώς και η δυνατότητα προσαρμογής σε τέτοιες αλλαγές χρειάζεται περαιτέρω διερεύνηση. Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι το προτεινόμενο πολυπρακτορικό σύστημα μπορεί να εκπαιδευτεί offline και μετά να εφαρμοστεί σε πραγματικό σύστημα. Σε οποιαδήποτε πάντως περίπτωση δεν μπορεί να διασφαλιστεί ότι η λύση είναι βέλτιστη, και οι λύσεις που προκύπτουν θεωρούνται γενικά υποβέλτιστες.

Ένα μεγάλο μειονέκτημα που εντοπίστηκε στην προτεινόμενη μέθοδος είναι ο μεγάλος χρόνος σύγκλισης. Η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να εστιάσει στην ανάπτυξη διαφορετικής προσέγγισης από την ανεξάρτητη μάθηση και στην ανάπτυξη ενός πιο εξελιγμένου αλγόριθμου εξερεύνησης/αξιοποίησης προκειμένου να μειωθεί ο μεγάλος χρόνος σύγκλισης.

8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή, πραγματοποιήθηκε η ανάπτυξη δύο αλγορίθμων για την επίλυση του προβλήματος του MPPT. Το σημείο MPP είναι ένα μοναδικό σημείο πάνω στην καμπύλη $I - V$, με συγκεκριμένες συντεταγμένες τάσεως και ρεύματος, όπου η ισχύς που παράγεται από την φωτοβολταϊκή πηγή μεγιστοποιείται σε καθορισμένες περιβαλλοντικές συνθήκες. Στόχος είναι το σημείο λειτουργίας της φωτοβολταϊκής πηγής να είναι όμοιο με το MPP συνεχώς.

Στις δύο προτεινόμενες προσεγγίσεις, χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος με προσαρμοστικό έλεγχο ενός νευρώνα βελτιστοποιημένος από εξελικτικό αλγόριθμο και ένας αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης. Η ανάπτυξη και η δοκιμή του νευρώνα έδειξε ότι η συγκεκριμένη μεθοδολογία αντιμετωπίζει ικανοποιητικά το πρόβλημα ελέγχου του MPPT. Η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να προσφέρει υψηλού επιπέδου MPPT κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες λειτουργίας, σύμφωνα με τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων. Σε αυτή την περίπτωση, δεν χρειάζεται να διερευνηθούν περαιτέρω πολύπλοκες δομές νευρωνικών δικτύων αφού εμφανίζεται κέρδος και σε υπολογιστική ισχύ και σε ανάπτυξη hardware. Επίσης, η βελτιστοποίηση μόνο τεσσάρων αρχικών τιμών παραμέτρων, όπως τα βάρη του νευρώνα και η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης, οδηγούν σε ακόμα καλύτερες αποδόσεις. Επιπρόσθετα, ο προτεινόμενος ελεγκτής εφαρμόζει απευθείας έλεγχο παλμών στον μετατροπέα χωρίς να χρειάζεται η χρήση PWM γεννήτριας (δεν χρειάζεται επιπλέον hardware). Τέλος, ο DNC-MPPT λειτουργεί αποτελεσματικά και σε κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων, η οποία χρησιμοποιείται για να ξεπεραστούν προβλήματα που παρουσιάζονται από τη μερική σκίαση των φωτοβολταϊκών πηγών. Σε αυτή την τοπολογία, η μέγιστη ισχύς εξάγεται από το κάθε φωτοβολταϊκό πλαίσιο ξεχωριστά και εφαρμόζεται μέσω των μετατροπέων, συνολικά στο φορτίο. Η προτεινόμενη προσέγγιση είναι ανεξάρτητη από τις συνθήκες σκίασης αφού η αποτελεσματικότητα της έγκειται στην συνδεσμολογία του κυκλώματος ισχύος. Το κύριο μειονέκτημά της έγκειται στο γεγονός ότι δεν υφίσταται κάποιος γενικός κανόνας για την ρύθμιση των αρχικών τιμών των βαρών του νευρώνα και της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Οι αρχικές τιμές αυτών των παραμέτρων για διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές χρειάζονται εκ νέου ρύθμιση, συνδυάζοντας μεθυστικούς αλγόριθμους αναζήτησης

αλλά και γνώση από τον ειδικό, για απευθείας ρύθμιση κάποιων παραμέτρων ή/και για ορισμό του χώρου εξερεύνησης του μεθευρετικού αλγόριθμου.

Επίσης, η μη χρησιμοποίηση της PWM γεννήτριας, επιφέρει το μειονέκτημα ότι ο κύκλος λειτουργίας του ελεγκτή πρέπει να είναι πολύ μικρός, της τάξεως των μsec για να μπορέσει να οδηγήσει τον διακόπτη του μετατροπέα. Εν κατακλείδι, στη κλιμακωτή τοπολογία μετατροπέων οι ανάγκες σε υλικό είναι αυξημένες αφού ο αριθμός των ελεγκτών και των μετατροπέων αυξάνεται αναλογικά με τον αριθμό των πλαισίων που απαρτίζουν την φωτοβολταϊκή πηγή.

Η δεύτερη μέθοδος ελέγχου MPPT με ενισχυτική μάθηση που αναπτύχθηκε σε αυτή τη διατριβή, παρουσιάζει εξαιρετικά αποτελέσματα. Τα πλεονεκτήματα της προτεινόμενης μεθόδου βασίζονται στις μόνο τρεις παραμέτρους κατάστασης που μπορούν να διακρίνουν εάν ένα σημείο λειτουργίας βρίσκεται κοντά στο MPP, στη χρησιμοποίηση ως ενεργειών τις μεταβολές του duty cycle του μετατροπέα (αρνητικές μεταβολές, θετικές μεταβολές αλλά και μηδενική μεταβολή) που εξαλείφουν τις ταλαντώσεις γύρω από το MPP και στις δύο ρυθμίσεις που χρειάζεται εκ των προτέρων, οι οποίες είναι η επιλογή του ρεύματος βραχυκυκλώσεως και η επιλογή της τάσης ανοιχτοκυκλώσεως της φωτοβολταϊκής πηγής. Οι προσομοιώσεις ανέδειξαν πολύ καλά αποτελέσματα κάτω από διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας (μεταβαλλόμενη θερμοκρασία, ακτινοβολία και ηλεκτρικό φορτίο) και σε διαφορετικές φωτοβολταϊκές πηγές. Τα αποτελέσματα ενίσχυσαν την καθολικότητα της μεθόδου ελέγχου MPPT, ανεξαρτήτως από τα χαρακτηριστικά της φωτοβολταϊκής πηγής.

Το κύριο μειονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου, έγκειται στην καθυστερημένη ανίχνευση του MPP σε συνθήκες λειτουργίας που εμφανίζονται πρώτη φορά. Επίσης, ένα ακόμα μειονέκτημα, εντοπίζεται στην διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που έχει ως αποτέλεσμα την αναγνώριση ως MPP μιας ευρύτερης περιοχής γύρω από το MPP που ποικίλει ανάλογα με τη διακριτοποίηση.

Παράλληλα, σε αυτή την διατριβή αναπτύχθηκε ένα μοντέλο ισχύος με ANFIS για τη διεργασία της αφαλάτωσης με αντίστροφη ώσμωση, από πραγματικά δεδομένα. Ο στόχος ήταν να αναπτυχθεί ένα ακριβές μοντέλο, το οποίο να είναι σε θέση να προβλέπει την παροχή και την ποιότητα του νερού λαμβάνοντας υπόψιν την καταναλισκόμενη ισχύ. Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης έγκειται στη

δημιουργία ενός μοντέλου όπου δεν υπάρχει παρόμοιο στη διεθνή βιβλιογραφία και στην χρησιμοποίηση του ANFIS ως εργαλείο μοντελοποίησης (δεν χρησιμοποιήθηκαν εξισώσεις και το μοντέλο αναπτύχθηκε απευθείας από πραγματικές μετρήσεις). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο που προκύπτει από το ANFIS επιτυγχάνει καλή απόδοση στην μοντελοποίηση της διεργασίας της αφαλάτωσης συγκρινόμενο με άλλες μεθόδους όπως είναι η MLR και τα ANNs. Η χρησιμότητα του μοντέλου αναδείχτηκε με μια προσομοίωση ενός συστήματος ισχύος αποτελούμενο από φωτοβολταϊκή πηγή, μπαταρία και τη μονάδα αφαλάτωσης. Η ανάπτυξη του πραγματοποιήθηκε για να χρησιμοποιηθεί ως μονάδα στο μικροδίκτυο.

Επιπρόσθετα, σε αυτή τη διατριβή, προτείνεται ένας πράκτορα με Q-μάθηση για την διαχείριση ενέργειας ενός φωτοβολταϊκού μικροδικτύου, το οποίο απαρτίζεται από τη φωτοβολταϊκή πηγή, την μονάδα αφαλάτωσης και ένα ηλεκτρικό δυναμικό φορτίο. Στην αυτόνομη λειτουργία, το κύριο ζήτημα που πρέπει να διασφαλιστεί είναι η παροχή της ηλεκτρικής ενέργειας έτσι για να διατηρηθεί, αν όχι να αυξηθεί, η αξιοπιστία του μικροδικτύου από τις αβεβαιότητες που εισάγουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και η στοχαστική ζήτηση των καταναλωτών.

Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης συνίσταται στο γεγονός ότι ο πράκτορας έχει την δυνατότητα μάθησης πολιτικής, αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον και αναπροσαρμόζοντάς την σε τυχόν αλλαγές και στη διαχείριση της μονάδα αφαλάτωσης, η οποία ικανοποιεί την ζήτηση σε πόσιμο νερό από τους χρήστες του μικροδικτύου. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων είναι πολύ ενθαρρυντικά αφού ο πράκτορας εξερευνά μερικώς το χώρο των καταστάσεων ενεργειών και επιδεικνύει καλή απόδοση μετά από ένα χρονικό διάστημα, διατηρώντας την ανταμοιβή σε υψηλά επίπεδα. Η κάλυψη σε πόσιμο νερό παραμένει σε υψηλά επίπεδα αλλά παρουσιάζονται προβλήματα στην ενεργειακή ζήτηση όταν σε ορισμένες περιπτώσεις η ζητούμενη ισχύς δεν καλύφτηκε και η μπαταρία υπέστη αρκετές βαθιές εκφορτίσεις (το επίπεδο φόρτισης έπεσε κάτω από το 20%, το οποίο προκαλεί μείωση του χρόνου ζωής της).

Τα προβλήματα που εντοπίστηκαν οφείλονταν κυρίως σε τρία σημεία: στην γενική διακριτοποίηση του χώρου των καταστάσεων που σε συνδυασμό με τον απλό αλγόριθμο εξερεύνησης/αξιοποίησης του πράκτορα, είχε ως απότοκο την ελλιπή εξερεύνηση του χώρου κατάστασης, στην απλή συνάρτηση ανταμοιβής που

χρησιμοποιήθηκε που είχε ως αποτέλεσμα την αργή σύγκλιση του αλγόριθμου και στο μεγάλο χρονικό κύκλο λειτουργίας του πράκτορα, που δεν αντιλαμβανόταν έγκαιρα μεταβολές στην παραγωγή και στην ζήτηση της ισχύος.

Λαμβάνοντας υπόψιν τις παραπάνω αδυναμίες, πραγματοποιήθηκαν στον πράκτορα οι εξής τροποποιήσεις: Οι μεταβλητές κατάστασης του πράκτορα τροποποιήθηκαν και η διακριτοποίηση έγινε πιο λεπτομερής, χρησιμοποιήθηκε ένας πιο σύνθετος αλγόριθμος εξερεύνησης, η ανταμοιβή στηρίχθηκε σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής και ο χρονικός κύκλος λειτουργίας του πράκτορα μειώθηκε.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν περαιτέρω βελτίωση στην κάλυψη της ζήτησης του πόσιμου νερού και στην κάλυψη της ζητούμενης ενέργειας. Τα επίπεδα φόρτισης της μπαταρίας κυμάνθηκαν σε υψηλά επίπεδα, με πολύ λίγες βαθιές εκφορτίσεις. Αξιολογώντας αυτά τα αποτελέσματα, αναδείχτηκε ότι ένας ευφυής πράκτορας είναι ικανός να προσφέρει ικανοποιητική διαχείριση ενέργειας στο σύνθετο περιβάλλον ενός μικροδικτύου. Ο πράκτορας είναι σε θέση να εκτελεί πολλαπλές λειτουργίες, να αποκτήσει την κατάλληλη γνώση και να λάβει μια σειρά από αποφάσεις ώστε να διαχειριστεί αποτελεσματικά τους διαθέσιμους πόρους. Ο αλγόριθμος της ενισχυτικής μάθησης που εφαρμόστηκε, επέτρεψε στον πράκτορα να προσαρμοστεί στο περιβάλλον του μικροδικτύου και να λύσει επιτυχώς προβλήματα που σχετίζονται με το ενεργειακό ισοζύγιο, τα επίπεδα αποθηκευμένης ενέργειας και τα επίπεδα διαθέσιμου πόσιμου νερού.

Βασιζόμενοι στα ενθαρρυντικά αποτελέσματα της έρευνας αλλά και στα αντίστοιχα αποτελέσματα από τη διεθνή βιβλιογραφία, κρίθηκε επιτακτική η επέκταση του μονοπρακτορικού συστήματος σε πολυπρακτορικό σύστημα. Αυτό συνέβη διότι τα πολυπρακτορικά συστήματα αποδίδουν καλύτερα σε πολύπλοκα προβλήματα (πιο πολύπλοκα μικροδίκτυα, με περισσότερες μονάδες). Το γενικό πρόβλημα διασπάται σε πολλά υπό-προβλήματα και ο κάθε πράκτορας αναλαμβάνει ένα μέρος του γενικού προβλήματος.

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή, προτείνεται η χρήση ενός πολυπρακτορικού συστήματος για να λύσει το πρόβλημα της διαχείρισης ενέργειας σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό μικροδίκτυο (με περισσότερες μονάδες) ελέγχοντας τη ροή της ισχύος μεταξύ των μονάδων. Στο προτεινόμενο σύστημα, κάθε πράκτορας χρησιμοποιεί ασαφή Q-μάθηση και το κατανεμημένο πλαίσιο του συστήματος βασίζεται σε μια

τροποποιημένη μέθοδο της ανεξάρτητης μάθησης. Η συνεισφορά της προτεινόμενης λύσης συνίσταται σε τρεις άξονες. Πρώτον, στη λύση του προβλήματος της διαχείρισης ενέργειας, της εξισορρόπησης ισχύος μεταξύ πολλών μονάδων παραγωγής και της κατανάλωσης με την πολυπρακτορική μέθοδο της ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης. Με αυτό τον τρόπο, το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε σε ένα πλήρως καταναμημένο πλαίσιο χωρίς την χρήση κάποιου πράκτορα συντονιστή και χωρίς την χρήση ενσωματωμένης γνώσης στους πράκτορες (μαθαίνουν μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον) που επιτρέπει την αναπροσαρμογή της πολιτικής τους σε διάφορες αλλαγές που υπόκειται το μικροδίκτυο. Δεύτερον, στη τροποποιημένη προσέγγιση της ανεξάρτητης ενισχυτικής μάθησης που εκμεταλλεύεται μόνο τις τοπικές ανταμοιβές και τις πληροφορίες κατάστασης που σχετίζονται με τον κάθε πράκτορα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, τη μείωση του χώρου των καταστάσεων και την ενίσχυση του μηχανισμού μάθησης. Τρίτον, στην εισαγωγή της ασαφούς Q-μάθησης σε κάθε πράκτορα, που επιτρέπει στις μονάδες να λειτουργήσουν υπό μερικό φορτίο και κατ' επέκταση στο διαμοιρασμό της ισχύος ανάμεσα στις μονάδες.

Παρά το γεγονός ότι η μέθοδος της ανεξάρτητης μάθησης δεν μπορεί να εγγυηθεί σύγκλιση, οι προσομοιώσεις έδειξαν σύγκλιση του αλγορίθμου. Η μη καλυπτόμενη ενέργεια παρέμεινε σε πολύ χαμηλά επίπεδα και το ίδιο συνέβη και στη μη κάλυψη του νερού, οι βαθιές εκφορτίσεις της μπαταρίας ήταν πολύ λίγες και όλα αυτά ως επί το πλείστον, εντοπίζονται πριν τη σύγκλιση. Ένα μειονέκτημα που εντοπίστηκε στην προτεινόμενη μέθοδο, αποτελεί ο μεγάλος χρόνος σύγκλισης.

9. ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

Αξιολογώντας τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη διδακτορική διατριβή προτείνονται κατευθύνσεις μελλοντικής έρευνας προκειμένου να βελτιώσουν τα ήδη υπάρχοντα αποτελέσματα και να δώσουν λύσεις σε προβλήματα με ερευνητικό ενδιαφέρον.

- Συγκεκριμένα, για τον DNC-MPPT μια ερευνητική προσέγγιση θα μπορούσε να εστιάσει στην λύση του MPPT σε συνθήκες μερικής σκίασης έτσι ώστε να αποφευχθεί η χρησιμοποίηση της κλιμακωτής τοπολογίας μετατροπέων που χρησιμοποιεί μεγάλο αριθμό μετατροπέων και ελεγκτών.
- Η μελλοντική έρευνα όσον αφορά την προσέγγιση του MPPT με ενισχυτική μάθηση, θα μπορούσε να στοχεύσει σε μια πιο αποτελεσματική στρατηγική εξερεύνησης/αξιοποίησης. Η στρατηγική αυτή θα μπορούσε να βελτιώσει την απόδοση του αλγορίθμου χρονικά και ειδικά για περιβαλλοντικές συνθήκες που εφαρμόζονται πρώτη φορά. Επίσης, θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί έρευνα και εφαρμογή τεχνικών που θα αντιμετωπίζουν το συνεχές χώρο καταστάσεων-ενεργειών με σκοπό τη βελτίωση της ακρίβειας στην ανίχνευση του MPPT. Τέλος, ένα από τα βασικά ζητήματα στην τρέχουσα μεθοδολογία είναι η ανίχνευση του μέγιστου σημείου ισχύος υπό μερική σκίαση. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης, θα μπορούσε εν δυνάμει να παρουσιάσει πολύ καλά αποτελέσματα στο εν λόγω πρόβλημα.
- Για το μοντέλο της αφαλάτωσης, η μελλοντική έρευνα μπορεί να εστιαστεί στην βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου προσθέτοντας περισσότερες εξόδους, όπως το ρυθμό παροχής και την ηλεκτρική αγωγιμότητα της άλμης και περισσότερες εισόδους όπως η θερμοκρασία του νερού, για την ακριβέστερη πρόβλεψη τιμών.
- Επιπλέον, για την προσέγγιση του ενός πράκτορα στη διαχείριση ενέργειας του μικροδικτύου, η μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εστιάσει σε τεχνικές που αντιμετωπίζουν το συνεχές χώρο καταστάσεων-ενεργειών που ενδεχομένως θα δώσουν ακόμα καλύτερα αποτελέσματα.
- Τέλος, η μελλοντική έρευνα για το MAS, θα μπορούσε να εστιάσει στη περαιτέρω διερεύνηση της δυνατότητας προσαρμογής του αλγόριθμου σε παρόμοια συστήματα χωρίς την αρχική εξερεύνηση, σε ανάπτυξη

διαφορετικής προσέγγισης από την ανεξάρτητη μάθηση και στη χρησιμοποίηση ενός πιο εξελιγμένου αλγόριθμου εξερεύνησης/αξιοποίησης προκειμένου να μειωθεί ο μεγάλος χρόνος σύγκλισης.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- K. A. Al-shayji , S. Al-wadyei and A. Elkamel, “Modelling and optimization of a multistage flash desalination process”, *Engineering Optimization* 37(6) (2005) 591-607
- A. Angelidakis and G. Chalkiadakis, “Factored MDPs for Optimal Prosumer Decision-Making in Continuous State Spaces”, proceedings of EUMAS15, 2015
- A. Anvari-Moghaddam, A. Rahimi-Kian, M. S. Mirian and J. M. Guerrero, “A multi-agent based energy management solution for integrated buildings and microgrid system” *Applied Energy* 203 (2017) 41–56
- R. Arulmurugan and N. Suthanthiravanitha, “Adaptive fuzzy logic control based optimal Hopfield neural network of standalone photovoltaic system with battery storage,” *J. Renew. Sustain. Energy*, vol. 6, no. 3, p. 033113, May 2014
- A. B. G. Bahgat, N. H. Helwa, G. E. Ahmad and E. T. El Shenawy, “Maximum power point tracking controller for PV systems using neural networks,” *Renew. Energy*, vol. 30, no. 8, pp. 1257–1268, 2005
- S. Bandini, S. Manzoni and G. Vizzari, “Agent Based Modeling and Simulation: An Informatics Perspective” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12 (4) 4, 2009
- P. Bhatnagar and R. K. Nema, “Maximum power point tracking control techniques: State-of-the-art in photovoltaic applications,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 23, pp. 224–241, 2013
- C.M. Bishop (1995), “Neural networks for pattern recognition”, Oxford University Press, USA
- L. Busoniu, B. D. Schutter, and R. Babuska, “Multiagent reinforcement learning with adaptive state focus,” in *BNAIC*, pp. 35–42, 2005.

- J. J. Bzura, “Performance of grid-connected photovoltaic systems on residences and commercial buildings in New England,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 7, no. 1, pp. 79–82, Mar. 1992.
- J.L. Castro, “Fuzzy logic controllers are universal approximators” *IEEE trans. On SMC*, Vol. 25, no. 4, 1995
- C. S. Chin, P. Neelakantan, S. S. Yang, B. L. Chua and K. T. K. Teo, “Effect of Partially Shaded Conditions on Photovoltaic Array’s Maximum Power Point Tracking” *IJSSST*, Vol. 12, No.3 (2011) 52-59.
- I.-Y Chung, C.-H Yoo and S.-J Oh, “Distributed Intelligent Microgrid Control Using Multi-Agent Systems”, 2013, *Engineering* 5, 1-6
- C. Claus and C. Boutilier, “The dynamics of reinforcement learning in cooperative multiagent systems” *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, Madison, WI, 1998.
- V. N. Coelho, M. W. Cohen, I. M. Coelho, N. Liu and F. G. Guimarães, “Multi-agent systems applied for energy systems integration: State-of-the-art applications and trends in microgrids” *Applied Energy* 187 (2017) 820–832
- A. L. Dimeas and N. D. Hatziargyriou, “A mas architecture for microgrids control” *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems*, 2005
- E. Dimitriou, E. Sh. Mohamed, C. Karavas and G. Papadakis, “Experimental comparison of the performance of two reverse osmosis desalination units equipped with different energy recovery devices”, *Desalination and Water Treatment* 55(11) (2015) 3019-3026.
- E. Dimitriou, E. Sh. Mohamed, G. Kyriakarakos and G. Papadakis, “Experimental investigation of the performance of a reverse osmosis desalination unit under full- and part-load operation”, *Desalination and Water Treatment* 53(12) (2014) 3170-3178.
- Y. Ding, C. Decker, I. Vassileva, F. Wallin, and M. Beigl, “A Smart Energy System: Distributed Resource Management, Control and Optimization”, *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe)*, 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition, pp. 1-8, 2011

- A. I. Dounis, “Artificial intelligence for energy conservation in buildings” *Advances in Building Energy Research* 4,2010, pp. 267–299
- A. I. Dounis, G. Leftheriotis, S. Stavrinidis and G. Syrokostas, Electrochromic device modeling using an adaptive neuro-fuzzy inference system: A model-free approach, *Energy and Buildings* 110 (2016) 182–194
- A. I. Dounis, P. Kofinas, C. Alafodimos and D. Tseles, “Adaptive fuzzy gain scheduling PID controller for maximum power point tracking of photovoltaic system,” *Renew. Energy*, vol. 60, pp. 202–214, 2013.
- A. Dounis, P. Kofinas, G. Papadakis, and C. Alafodimos, “A direct adaptive neural control for maximum power point tracking of photovoltaic system,” *Sol. Energy*, vol. 115, pp. 145–165, 2015
- A. I. Dounis, S. Stavrinidis, P. Kofinas, and D. Tseles, “Fuzzy-PID controller for MPPT of PV system optimized by Big Bang-Big Crunch algorithm,” in *2015 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2015, pp. 1–8
- M. Z. El-Sharafy and H. E. Z. Farag, Back-feed power restoration using distributed constraint optimization in smart distribution grids clustered into microgrids, *Applied Energy*, Volume 206, 15 November 2017, Pages 1102–1117
- O. K. Erol and I. Eksin, “A new optimization method: Big Bang–Big Crunch, *Advances in Engineering Software*” Volume 37, Issue 2 (2006) 106–111.
- R. Faranda, R. Faranda, and S. Leva, “Energy Comparison of MPPT techniques for PV Systems,” *WSES Trans. POWER Syst.*, pp. 446–455, 2008
- H. Farhangi “Intelligent micro grid research at BCIT” *Electric power conference*, 2008. *IEEE Canada*, 6–7 October 2008. pp. 1–7.
- Y.S.E. Foo, H.B. Gooi and S.X. Chen, (2014), “Multi-Agent System for Distributed Management of Microgrids” *IEEE Transactions on power systems* 30, 24-34

- V. François-Lavet, D. Taralla, D. Ernst and R. Fonteneau, “Deep Reinforcement Learning Solutions for Energy Microgrids Management”, European Workshop on Reinforcement Learning, 2016, Barcelona, Spain
- A. Garrigós, J. M. Blanes, J. A. Carrasco, and J. B. Ejea, “Real time estimation of photovoltaic modules characteristics and its application to maximum power point operation,” *Renew. Energy*, vol. 32, no. 6, pp. 1059–1076, 2007.
- P.Y. Glorennec and L. Jouffe, “Fuzzy Q-Learning” Proceedings of 6th International Fuzzy Systems Conference, pp. 659-662, 1999
- O. Guenounou, B. Dahhou, and F. Chabour, “Adaptive fuzzy controller based MPPT for photovoltaic systems,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 78, pp. 843–850, 2014.
- C. Guestrin, D. Koller and R. Parr, “Multiagent planning with factored MDPs” *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 14*, The MIT Press, 2002.
- C. Guestrin, M. Lagoudakis and R. Parr, “Coordinated reinforcement learning” Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML), Sydney, Australia, July 2002.
- B. Hartmann, O. Banfer, O. nelles, A. Sodja, L. Teslic and I. Skrjanc, “Supervised Hierarchical Clustering in Fuzzy Model Identification”, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* 19(6) (2011) 1163-1176
- S. B. Hassan, S. P. Ang, and E. M. Yunus, “Standalone PV systems: A case study of rural long houses in Brunei Darussalam,” in 2013 IEEE International Conference of IEEE Region 10 (TENCON 2013), 2013, pp. 1–5.
- H. van Hasselt “Reinforcement Learning in Continuous State and Action Spaces. In: *Reinforcement Learning: State of the Art*” Springer, pages 207-251, 2012
- E. Hossain, E. Kabalci, R. Bayindir and R. Perez, “Microgrid testbeds around the world: State of art” *Energy Conversion and Management*, Volume 86, October 2014, pp 132-153

- I. Houssamo, F. Locment, and M. Sechilariu, “Maximum power tracking for photovoltaic power system: Development and experimental comparison of two algorithms,” *Renew. Energy*, vol. 35, no. 10, pp. 2381–2387, 2010.
- R. C. Hsu, C.-T. Liu, W.-Y. Chen, H.-I. Hsieh and H.-L. Wang “A Reinforcement Learning-Based Maximum Power Point Tracking Method for Photovoltaic Array,” *Int. J. Photoenergy*, vol. 2015, pp. 1–12, 2015.
- T. Huang and D. Liu, “A self-learning scheme for residential energy system control and management”, *Neural computing & applications* 22, (2013) pp. 59-69
- M. Inal, “Determination of dielectric properties of insulator materials by means of ANFIS: A comparative study”, *Journal of Materials Processing Technology* 195 (2008) 34-43
- K. Ishaque, Z. Salam, M. Amjad and S. Mekhilef, “An Improved Particle Swarm Optimization (PSO)–Based MPPT for PV With Reduced Steady-State Oscillation,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 27, no. 8, pp. 3627–3638, Aug. 2012
- M. Jafar and A. Zilouchian, “Application of Soft Computing for Desalination Technology”, *Intelligent Control Systems Using Soft Computing Methodologies*, CRC Press (2001)
- J.S.R. Jang, “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics* 23 (5/6) (1993) 665-685
- J.S.R. Jang and C.-T. Sun, *Neuro-Fuzzy Modeling and Control*, *Proceedings of the IEEE*, 83(3) (1995) 378-406
- J.-A. Jiang, T.-L. Huang, Y.-T. Hsiao and C.-H. Chen, “Maximum Power Tracking for Photovoltaic Power Systems,” *J. Sci. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 147–153, 2005
- L. L. Jiang, D. L. Maskell and J. C. Patra, A novel ant colony optimization-based maximum power point tracking for photovoltaic systems under partially shaded conditions, *Energy and Buildings* 58 (2013) 227–236.

- X. Jin, J. Wu, Y. Mu, M. Wang, X. Xu and H. Jia, “Hierarchical microgrid energy management in an office building” *Applied Energy* 208 (2017), pp 480–494
- M. I Jordan, C. M. Bishop, (2004). “Neural Networks”, In Allen B. Tucker. *Computer Science Handbook, Second Edition (Section VII: Intelligent Systems)*. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC Press LLC
- L. P. Kaelbling, M. L. Littman and A.W. Moore, (1996). “Reinforcement learning: a survey”, *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 4, pp. 237—285.
- C.-S. Karavas, K. Arvanitis and G. Papadakis, “A Game Theory Approach to Multi-Agent Decentralized Energy Management of Autonomous Polygeneration Microgrids”, *Energies* 2017, 10(11), 1756
- C.-S. Karavas, G. Kyriakarakos, K. G..Arvanitis and G. Papadakis, “A multi-agent decentralized energy management system based on distributed intelligence for the design and control of autonomous polygeneration microgrids”, *Energy Conversion and Management*, Vol. 103, 2015, Pages 166-179
- Kavousi-Fard, A. Abunasri, A. Zare and R. Hoseinzadeh “Impact of plug-in hybrid electric vehicles charging demand on the optimal energy management of renewable micro-grids” *Energy* Vol. 78, pp. 904-915, 2014
- M.R.B. Khan, R. Jidin and J. Pasupuleti, «Multi-agent based distributed control architecture for microgrid energy management and optimization.», *Energy Convers Manage* 2016;112:288–307
- A. Khajeh, H. Modarress and B. Rezaee, Application of an adaptive neuro-fuzzy inference system for solubility prediction of carbon dioxide in polymers, *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 5728-5732
- H.-M. Kim, Y. Lim and T. Kinoshita (2012), “An Intelligent Multiagent System for Autonomous Microgrid Operation” *Energies* 5, 3347-3362
- J. R. Kok and N. Vlassis, Collaborative Multiagent Reinforcement Learning by Payoff Propagation, *Journal of Machine Learning Research* 7 (2006),pp. 1789–1828

- P. Kofinas, G. Vouros, A.I. Dounis, Energy Management in Solar Microgrid via Reinforcement Learning, ACM International Conference Proceeding Series 18-20-May-2016, 9th Hellenic Conference on Artificial Intelligence, SETN 2016, Thessaloniki, Greece
- P. Kofinas, G. Vouros and A.I. Dounis, Energy management in solar microgrid via reinforcement learning using fuzzy reward, *Advances in Building Energy Research* 12(1), pp. 97-115, 2018
- P. Kofinas, A. I. Dounis, G. Papadakis, and M. N. Assimakopoulos, “An Intelligent MPPT controller based on direct neural control for partially shaded PV system,” *Energy Build.*, vol. 90, pp. 51–64, 2015.
- S. Koohi-Kamali and NA. Rahim, “Coordinated control of smart microgrid during and after islanding operation to prevent under frequency load shedding using energy storage system” *Energy Convers Manage* 2016, 127:623–46.
- E. Koutroulis and K. Kalaitzakis, “Development of a microcontroller-based, photovoltaic maximum power point tracking control system,” *Power Electron. IEEE*, vol. 16, no. 1, 2001.
- G. Kumar and A. K. Panchal, “Geometrical prediction of maximum power point for photovoltaics,” *Appl. Energy*, vol. 119, pp. 237–245, 2014
- P. Kundur, J. Paserba, V. Ajjarapu, G. Andersson, A. Bose, C. Canizares, N. Hatziargyriou, D. Hill, A. Stankovic, C. Taylor, T. Van Cutsem and V. Vittal, “Definition and classification of power system stability IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(3):1387–1401, 2004
- E. Kuznetsova, Y-F Li, C. Ruiz, E. Zio, G. Ault and K. Bell, “Reinforcement learning for microgrid energy management”, *Energy* 59 (2013) 133-146
- G. Kyriakarakos, D. Piromalis, Anastasios I. Dounis, K. Arvanitis and G. Papadakis, “Intelligent demand side energy management system for autonomous polygeneration microgrids”, *Applied Energy*, Vol. 103, pp. 39-51, 2013
- G. J. Laurent, L. Matignon, and N. L. Fort-Piat, “The world of independent learners is not markovian,” *KES Journal*, vol. 15, no. 1, pp. 55–64, 2011.

- R. Leo, R.S. Milton, S Sibi, (2014), “Reinforcement Learning for Optimal Energy Management of a Solar Microgrid” proceedings of IEEE Global Humanitarian Technology Conference, pp.181-186
- Q. Li, F. Chen, M. Chen, J. Guerrero and D. Abbott, “Agent-Based Decentralized Control Method for Islanded Microgrids” IEEE Transactions on Smart Grid, Vol. 7, No. 2, March 2016
- D. Libotean, J. Giralt, F. Giralt, R. Rallo, T. Wolfe and Y. Cohen, “Neural network approach for modeling the performance of reverse osmosis membrane desalting”, Journal of Membrane Science 326(2) (2009) 408-419
- F. Liu, S. Duan, F. Liu, B. Liu, and Y. Kang, “A Variable Step Size INC MPPT Method for PV Systems,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 55, no. 7, pp. 2622–2628, Jul. 2008.
- T. Logenthiran, D. Srinivasan and A. M. Khambadkone, H.N Aung, Multiagent System for Real-Time Operation of a Microgrid in Real-Time Digital Simulator, IEEE Transactions on Smart Grid, VOL. 3, NO. 2, JUNE 2012
- T. Logenthiran, D. Srinivasan, and D. Wong, “Multi-agent coordination for der in microgrid” in IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies (ICSET’08), pp. 77 –82, 2008.
- L. Ma, N. Liu, J. H. Zhang, W. Tushar and C. Yuen, “Energy Management for Joint Operation of CHP and PV Prosumers inside a Grid-connected Microgrid: A Game Theoretic Approach”, IEEE Trans. on Industrial Informatic, Oct 2016, pp. 1930 - 1942
- M.S. Mahmoud, S. A. Hussain and M. A. Abido “Modeling and control of microgrid: An overview” Journal of the Franklin Institute, Volume 351, Issue 5, May 2014, pp 2822-2859
- D. I. Makrygiorgou and A. T. Alexandridis, “Distributed stabilizing modular control for stand-alone microgrids”, Applied Energy 210 (2018) 925–935
- Matlab manual, Fuzzy Logic Toolbox User’s Guide (2009)

- A. Mellit and S. A. Kalogirou, “MPPT-based artificial intelligence techniques for photovoltaic systems and its implementation into field programmable gate array chips: Review of current status and future perspectives,” *Energy*, vol. 70, pp. 1–21, 2014
- A. Melit, “Artificial Intelligence based-modeling for sizing of a stand-alone photovoltaic power system: Proposition for a new model using neuro-fuzzy systems (ANFIS)”, 3rd International IEEE Conference Intelligence Systems (2006) 606-611
- T. Mishima, I. Taniguchi, H. Tamaki, Y. Kitagawa, K. Yutani and K. Suekane “A Verification of High-Efficiency DC Micro-Grid Power Systems with High-Performance Power Converters and Energy Management Strategy” Proceedings of International workshop on Innovations in Information and Communication Science and Technology, pp. 47-52, Poland, 2014
- E. Sh. Mohamed, G. Papadakis, E. Mathioulakis and V. Belessiotis, “A direct-coupled photovoltaic seawater reverse osmosis desalination system toward battery-based systems — a technical and economical experimental comparative study”, *Desalination* 221 (1-3) (2008) 17-22
- E. Sh. Mohamed, G. Papadakis, E. Mathioulakis and V. Belessiotis, “An experimental comparative study of the technical and economic performance of a small reverse osmosis desalination system equipped with hydraulic energy recovery unit”, *Desalination* 194 (1-3) (2006) 239-250
- E. Sh. Mohamed, G. Papadakis, E. Mathioulakis and V. Belessiotis, “The effect of hydraulic energy recovery in a small sea water reverse osmosis desalination system; experimental and economical evaluation”, *Desalination* 184(1) (2005) 241-246
- H-J. Oh, T.-M. Hwang and S. Lee, “A simplified simulation model of RO systems for seawater desalination”, *Desalination* Vol. 238 (1–3) (2009), pp. 128-139
- P. Pany, R.K. Singh and R.K. Tripathi “Bidirectional DC-DC converter fed drive for electric vehicle system” *International Journal of Engineering, Science and Technology* Vol. 3, No. 3, pp. 101-110, 2011

- N. Patcharaprakiti, S. Premrudeepreechacharn and Y. Sriuthaisiriwong, “Maximum power point tracking using adaptive fuzzy logic control for grid-connected photovoltaic system,” *Renew. Energy*, vol. 30, no. 11, pp. 1771–1788, 2005.
- M. Pipattanasomporn, H. Feroze, and S. Rahman, “Multi-agent systems in a distributed smart grid: Design and implementation,” in *Proc. IEEE/PES Power Syst. Conf. Expo. (PSCE)*, Seattle, WA, USA, Mar. 2009, pp. 1–8
- M. L. Puterman, *Markov decision processes: Discrete stochastic dynamic programming.*, Wiley, New York, 1994.
- H. Qian, J. Zhang, J.-S. Lai and W. Yu, “A high-efficiency grid-tie battery energy storage system” *IEEE Trans Power Electron* 2011;26(3):886–96.
- M.S. Rahman and A.M.T. Oo, “Distributed multi-agent based coordinated power management and control strategy for microgrids with distributed energy resources” *Energy Conversion and Management* 139 (2017) 20–32
- M. Rasheduzzaman, S.N. Bhaskara and B.H. Chowdhury, “Implementation of a microgrid central controller in a laboratory microgrid network” In *Proceedings of the North American power symposium, NAPS 2012*; Sept. 2012. p.1–6, 9–11.
- S. A. Rizzo and G. Scelba, “ANN based MPPT method for rapidly variable shading conditions,” *Appl. Energy*, vol. 145, pp. 124–132, 2015
- G.A. Rummery and M. Niranjan, (1994) “On-Line Q-Learning Using Connectionist Systems.” Department of Engineering, University of Cambridge, Cambridge.
- S. Russel and P. Norving, (1995) “Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall”, Upper Saddle River, NJ
- V. Salas, E. Olías, A. Barrado, and A. Lázaro, “Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic systems,” *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 90, no. 11, pp. 1555–1578, 2006

- J.C. Santamaria, R.S. Sutton and A. Ram (1997), “Experiments with reinforcement learning in problems with continuous state and action spaces”, *Adaptive behavior* 6(2):163–217
- S. Saravanan and N. Ramesh Babu, “Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system – A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 57, pp. 192–204, 2016.
- J. Schneider, W.-K. Wong, A. Moore and M. Riedmiller, “Distributed value functions” *Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML)*, Bled, Slovenia, 1999.
- M. Sechilariu, B. C. Wang, F. Locment and A. Jouglet, “DC microgrid power flow optimization by multi-layer supervision control. Design and experimental validation.” *Energy Conversion and Management*, 82, pp. 1-10, 2014
- M. Seyedmahmoudian, S. Mekhilef, R. Rahmani, R. Yusof and E. T. Renani, *Analytical Modeling of Partially Shaded Photovoltaic Systems, Energies*, Vol, 6, issues 1 (2013) 128-144.
- Q. Shafiee, T. Dragicevic, J. C. Vasquez and J. M. Guerrero, “Modeling, Stability Analysis and Active Stabilization of Multiple DC-Microgrid Clusters”, in *Proc. IEEE International Energy Conference (EnergyCon’14)*, 2014
- Y. Shaiek, M. B. Smida, A. Sakly and M. F. Mimouni, “Comparison between conventional methods and GA approach for maximum power point tracking of shaded solar PV generators”, *Solar Energy* 90 (2013) 107–122.
- B Shi and J. Liu, “Decentralized control and fair load-shedding compensations to prevent cascading failures in a smart grid” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Volume 67, 2015, pp. 582-590
- J.-K. Shiau, Y.-C. Wei, and B.-C. Chen, “A Study on the Fuzzy-Logic-Based Solar Power MPPT Algorithms Using Different Fuzzy Input Variables” *Algorithms*, vol. 8, no. 2, pp. 100–127, Apr. 2015.
- H. Shirzeh, F. Naghdy, P. Ciufo and M. Ros, *Balancing Energy in the Smart Grid Using Distributed Value Function (DVF)*, *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 6, No. 2, March 2015

- R. Singh, A. Kainthola and T.N. Singh, “Estimation of elastic of rocks using an ANFIS approach”, *Applied Soft Computing* 12 (2012) 40-45
- S. Skarvelis-Kazakos, P. Papadopoulos, I. G. Undac, T. Gormana, A. Belaidi and S. Zigan, “Multiple energy carrier optimisation with intelligent agents” *Applied Energy*, Volume 167, 1 April 2016, Pages 323-335
- M. Smith, “DOE microgrid initiative overview”, Paper presented at conference on 2012 DOE microgrid workshop, Chicago, Illinois.
- R. S. Sutton and A. G. Barto. “Reinforcement learning: An introduction” MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- K. Sycara, “Multiagent systems” *AI Magazine*, 19(2):79–92, 1998
- T. Tagaki and M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control”, *IEEE Trans. Syst.* 15 (1985) 116-132
- M. F. N. Tajuddina, S. M. Ayob, Z. Salam and M. S. Saad, “Evolutionary based maximum power point tracking technique using differential evolution algorithm”, *Energy and Buildings* 67 (2013) 245–252
- A. Teke and M. B. Latran “Review of Multifunctional Inverter Topologies and Control Schemes Used in Distributed Generation Systems” *Power Electronics*, Vol. 14, No. 2, pp. 324-340, 2014
- M.A. Tabrizi, G. Radman and A. Tamersi, “Micro grid voltage profile improvement using micro grid voltage controller” In: *Proceedings of the IEEE Southeastcon*; March 2012. p.1,6, 15–18.
- T. Tafticht, K. Agbossou, M. L. Doumbia and A. Chériti, “An improved maximum power point tracking method for photovoltaic systems,” *Renew. Energy*, vol. 33, no. 7, pp. 1508–1516, 2008.
- K. Thirugnanam, S. K. Kerk, C. Yuen, N. Liu, M. Zhang, “Energy Management for Renewable Micro-Grid in Reducing Diesel Generators Usage with Multiple Types of Battery”, *IEEE TIE*, Jan 2018.
- S. B. Thrun. “The role of exploration in learning control.” In DA White & DA Sofge, editors, *Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches*. New York, NY: Van Nostrand Reinhold. 1992.

- S. B. Thrun. “Efficient exploration in reinforcement learning.” Technical Report CMU-CS-92-102, School of Computer Science, Carnegie Mellon University. 1992.
- K. Tsang and W. Chan, “Model based rapid maximum power point tracking for photovoltaic systems,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 70, pp. 83–89, 2013
- A. G. Tsikalakis and N. D. Hatziargyriou, “Centralized control for optimizing microgrids operation,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 23, no. 1, pp. 241–248, Mar. 2008.
- F-L Vincent, R. Fonteneau and D. Ernst. "How to Discount Deep Reinforcement Learning: Towards New Dynamic Strategies". NIPS, Deep RL workshop 2015.
- G. R. Walker and P. C. Sernia, Cascaded DC–DC Converter Connection of Photovoltaic Modules, *IEEE Transactions on power electronics*, Vol 19, No 4 (2004) 1130-1139
- L.X. Wang and J.M. Mendel, Generating fuzzy rules by learning from examples, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 22 (6) (1992), pp. 1414-1427
- L-X. Wang, “A Course in Fuzzy Systems and Control” Prentice Hall PTR, 1997
- Z. Wang, L. Wang, A.I. Dounis and R. Yang “Integration of plug-in hybrid electric vehicles into building energy management system” *Proceedings of IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2011
- C.J.C.H Watkins, (1989) “Learning from delayed reinforcement signals” PhD Thesis, University of Cambridge, England
- C. Wei, Z. Zhang, W. Qiao, and L. Qu, “Reinforcement-Learning-Based Intelligent Maximum Power Point Tracking Control for Wind Energy Conversion Systems,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 10, pp. 6360–6370, Oct. 2015.
- C. Weiller and A. Neely “Using electric vehicles for energy services: Industry perspectives” *Energy* Vol. 77, pp.194-200, *Energy Society General Meeting*, pp. 1-8, 2011, 2014

- B. Windrow and M.A. Lehr, “39 years of adaptive neural networks: Perceptron, madiline and backpropagation”, in Proc. IEEE 78 (1990) 1415-1442
- E. Xydias, C. Marmaras and L. M. Cipcigan, “A multi-agent based scheduling algorithm for adaptive electric vehicles charging” Applied Energy Volume 177, 1 September 2016, Pages 354-365
- H. Ying, “General SISO Takagi–Sugeno Fuzzy Systems with Linear Rule Consequent Are Universal Approximators”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems 6(4) (1998) 582-587
- A. Youssef, M. Telbany and A. Zekry, “Reinforcement Learning for Online Maximum Power Point Tracking Control,” J. Clean Energy Technol., 2016.
- L.A. Zadeh, “Fuzzy sets” Information and Control, Volume 8, Issue 3, June 1965, pp. 338-353
- Zaheeruddin and M. Manas, “Renewable energy management through microgrid central controller design: An approach to integrate solar, wind and biomass with battery”, Energy Reports Volume 1, November 2015, Pages 156-163
- A.A. Zaidi and F. Kupzog, “Microgrid automation a self configuring approach” In:Proceedings of the IEEE international multitopic conference INMIC; Dec. 2008. p.565, 570, 23–24.
- J. Zeng, J. Wu and L. Jun-feng "An agent-based approach to renewable energy management in eco-building," in Sustainable Energy Technologies, 2008. ICSET 2008. IEEE International Conference on, 2008, pp. 46-50.
- J. Zhang , J-S Lai, W. Yu “Bidirectional DC-DC converter modeling and unified controller with digital implementation” Proceedings of Applied Power Electronics Conference and Exposition, Twenty-Third Annual IEEE, pp.1747 – 1753, 2008
- K. Zhani and H. B. Bacha, “Modeling and simulation of a new design of the SMCEC desalination unit using solar energy”, Desalination and Water Treatment 21 (2010) pp.346–356

- B. Zhao, M. Xue, X. Zhang, C. Wang and J. Zhao, An MAS based energy management system for a stand-alone microgrid at high altitude, *Applied Energy* 143 (2015) 251–261

ΓΛΩΣΣΑΡΙ

<i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	<i>Προσαρμοστικό νευρω-ασαφές σύστημα συμπεράσματος</i>
<i>Agent</i>	<i>Πράκτορας</i>
<i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	<i>Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο</i>
<i>Back propagation</i>	<i>Οπισθόδρομη διάδοση</i>
<i>Bidirectional</i>	<i>Αμφίδρομος</i>
<i>Big Bang – Big Crunch (BB-BC)</i>	<i>Μεγάλη έκρηξη – μεγάλη συμπίεση</i>
<i>Boost converter</i>	<i>Μετατροπέας ανύψωσης τάσης</i>
<i>Buck converter</i>	<i>Μετατροπέας υποβιβασμού τάσης</i>
<i>Cluster</i>	<i>Συστάδα δεδομένων</i>
<i>Coordinated Reinforcement Learning (CRL)</i>	<i>Συντονισμένη ενισχυτική μάθηση</i>
<i>Direct current (DC)</i>	<i>Συνεχές ρεύμα</i>
<i>Distributed Value Function (DVF)</i>	<i>Συνάρτηση κατανεμημένης αξίας</i>
<i>Dynamic Neural Control (DNC)</i>	<i>Δυναμικός νευρωνικός έλεγχος</i>
<i>Duty cycle</i>	<i>Κύκλος εργασίας</i>
<i>Fuzzy Inference System (FIS)</i>	<i>Ασαφές σύστημα συμπεράσματος</i>
<i>Fuzzy logic</i>	<i>Ασαφής λογική</i>
<i>Fuzzy singleton</i>	<i>Ασαφές μονοσύνολο</i>
<i>Gradient descent</i>	<i>Κατάβαση δυναμικού</i>
<i>Grid connected</i>	<i>Διασυνδεδεμένο στο δίκτυο</i>
<i>Heating, Ventilation, and Air Conditioning (HVAC)</i>	<i>Θέρμανση, εξαερισμός και κλιματισμός</i>
<i>Incremental Conductance (IC)</i>	<i>Αυξητική αγωγιμότητα</i>
<i>Independent learners</i>	<i>Ανεξάρτητη μάθηση</i>

<i>Inverters</i>	<i>Αντιστροφείας</i>
<i>Integral Absolute Error (IAE)</i>	<i>Ολοκλήρωμα του απόλυτου σφάλματος</i>
<i>Integral Time Absolute Error (ITAE)</i>	<i>Ολοκλήρωμα του χρονικού απόλυτου σφάλματος</i>
<i>Island mode</i>	<i>Αυτόνομη λειτουργία</i>
<i>Maximum Power Point (MPP)</i>	<i>Μέγιστο σημείο ισχύος</i>
<i>Maximum Power Point Tracking (MPPT)</i>	<i>Ανίχνευση μέγιστου σημείου ισχύος</i>
<i>Mean Absolute Error (MAE)</i>	<i>Μέσο απόλυτο σφάλμα</i>
<i>Multiagent</i>	<i>Πολυπρακτορικό</i>
<i>Multiple Inputs Single Output (MISO)</i>	<i>Πολλαπλές είσοδοι μία έξοδος</i>
<i>Multiple Linear Regression (MLR)</i>	<i>Πολλαπλή γραμμική παρεμβολή</i>
<i>Normal Operationing Test Conditions (NOTC)</i>	<i>Συνθήκες δοκιμής ονομαστικής λειτουργίας</i>
<i>Percepts Actions Goals Environment (P.A.G.E)</i>	<i>Αντιλήψεις ενέργειες στόχοι περιβάλλον</i>
<i>Perturb & Observe (P&O)</i>	<i>Διαταραχή και παρατήρηση</i>
<i>Pulse Width Modulation (PWM)</i>	<i>Διαμόρφωση εύρους παλμών</i>
<i>Rectifiers</i>	<i>Ανορθωτής</i>
<i>Reinforcement Learning (RL)</i>	<i>Ενισχυτική μάθηση</i>
<i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	<i>Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος</i>
<i>Single agent</i>	<i>Μονοπρακτορικό</i>
<i>Standard Test Conditions</i>	<i>Πρότυπες συνθήκες δοκιμής</i>
<i>State Of Charge (SOC)</i>	<i>Κατάσταση φόρτισης</i>
<i>Substructive clustering</i>	<i>Αφαιρετική συσταδοποίηση</i>
<i>Unidirectional</i>	<i>Μονόδρομος</i>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Δημοσιεύσεις σε Περιοδικά

- P. Kofinas, A.I. Dounis, G. Vouros, *Fuzzy Q-Learning for multi-agent decentralized energy management in microgrids*, Applied Energy Volume 219, 1 June 2018, Pages 53–67
- P. Kofinas, G. Vouros, A.I. Dounis, *Energy management in solar microgrid via reinforcement learning using fuzzy reward*, Advances in Building Energy Research, 12(1), pp. 97-115, 2018
- Kofinas, P., Dounis, A.I., Mohamed, E.S., Papadakis, G., *Adaptive neuro-fuzzy model for renewable energy powered desalination plant*, Desalination and Water Treatment 65, pp. 67-78, 2017
- P Kofinas, S Doltsinis, AI Dounis, GA Vouros, *A reinforcement learning approach for MPPT control method of photovoltaic sources*, Renewable Energy 108, 461-473, 2016
- P. Kofinas, Anastasios I. Dounis, G. Papadakis, M.N. Assimakopoulos, *An Intelligent MPPT Controller based on Direct Neural Control for Partially Shaded PV System*, Energy and Buildings, Volume 90, 1 March 2015, Pages 51-64

Δημοσιεύσεις σε Διεθνή Συνέδρια

- P Kofinas, G Vouros, AI Dounis, *Energy management in solar microgrid via reinforcement learning*, ACM International Conference Proceeding Series, 18-20-May-2016,a12