



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Ανασκόπηση αλγορίθμων και τεχνικών μοντελοποίησης σε σενάρια απόκρισης ζήτησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ηλίας Καραμαλέγκος

Επιβλέπων: Ευάγγελος Μαρινάκης
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Ανασκόπηση αλγορίθμων και τεχνικών μοντελοποίησης σε σενάρια απόκρισης ζήτησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ηλίας Καραμαλέγκος

Επιβλέπων: Ευάγγελος Μαρινάκης
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 15^η Ιουλίου 2024

.....
Ευάγγελος Μαρινάκης
Επίκουρος Καθηγητής,
ΕΜΠ

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής, ΕΜΠ

.....
Χάρης Δούκας,
Καθηγητής, ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2024

.....

Ηλίας Καραμαλέγκος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Ηλίας Καραμαλέγκος, 2024

All rights reserved. Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η αποτελεσματική διαχείριση της απόκρισης ζήτησης είναι πλέον απαραίτητη για την επίτευξη ενεργειακής βιωσιμότητας δεδομένων των σημερινών αναγκών κατανάλωσης ενέργειας. Η παρούσα διπλωματική εργασία παρέχει μια κριτική εξέταση σύγχρονων αλγορίθμων και τεχνικών μοντελοποίησης που χρησιμοποιούνται σε σενάρια απόκρισης ζήτησης (Demand Response - DR), με ιδιαίτερη έμφαση στην εφαρμογή τους στη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας. Η ανάγκη για αυτή τη μελέτη προκύπτει από την αυξανόμενη σημασία της απόκρισης στη ζήτηση για τον μετριασμό των προκλήσεων που προκύπτουν από τις κυμαινόμενες ενεργειακές απαιτήσεις σε δίκτυα με ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, για την προώθηση της σταθερότητας του δικτύου και την προώθηση των στόχων της βιώσιμης διαχείρισης ενέργειας.

Στα πρώτα κεφάλαια της εργασίας αναδεικνύεται ο θεμελιώδης ρόλος της απόκρισης στη ζήτηση στο πλαίσιο της κατανάλωσης ενέργειας, τονίζοντας τις δυνατότητές της να αναδιαμορφώσει τα παραδοσιακά πρότυπα διανομής ενέργειας και αναλύοντας τα εργαλεία που την καθιστούν δυνατή. Η εργασία έχει σαν κύριο στόχο να συμβάλει στη συνεχή συζήτηση για τη βιώσιμη ενέργεια, αναλύοντας τα περίπλοκα στοιχεία της απόκρισης στη ζήτηση και αξιολογώντας τα εργαλεία που οδηγούν την αποτελεσματικότητά της.

Στη συνέχεια, η εργασία αναλαμβάνει μια σχολαστική ανασκόπηση αλγορίθμων προσαρμοσμένων σε σενάρια απόκρισης ζήτησης, εξετάζοντας την αποτελεσματικότητά τους στη βελτιστοποίηση των μοτίβων κατανάλωσης ενέργειας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, οι τεχνικές βελτιστοποίησης και τα μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα εξετάζονται, παρέχοντας μια συγκριτική ανάλυση των δυνατοτήτων, των περιορισμών και της καταλληλότητάς τους σε διάφορα περιβάλλοντα απόκρισης ζήτησης. Αυτή η ολοκληρωμένη εξερεύνηση επιδιώκει να συγκεντρώσει πολύτιμες γνώσεις για επαγγελματίες και ερευνητές που ασχολούνται με το πολύπλευρο τοπίο της διαχείρισης της κατανάλωσης ενέργειας.

Συμπερασματικά, αυτή η εργασία παρουσιάζει και αξιολογεί το ποικίλο φάσμα αλγορίθμων και τεχνικών μοντελοποίησης, ειδικών για την απόκριση της ζήτησης στο πλαίσιο της κατανάλωσης ενέργειας. Παρέχοντας μια λεπτή κατανόηση αυτών των μεθοδολογιών, αυτή η έρευνα στοχεύει να ενδυναμώσει τους ενδιαφερόμενους με τις γνώσεις που απαιτούνται για τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων, ενισχύοντας έτσι τις εξελίξεις στα βιώσιμα ενεργειακά συστήματα και συμβάλλοντας στην παγκόσμια επιδίωξη ενός πιο πράσινου μέλλοντος.

Λέξεις κλειδιά: απόκριση ζήτησης, βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας, βιώσιμη διαχείριση ενέργειας, αλγόριθμοι ενεργειακής απόδοσης.

ABSTRACT

In the contemporary landscape of energy consumption, effective demand-side management has become imperative to achieve sustainability goals. This thesis provides a critical examination of state-of-the-art algorithms and modeling techniques used in Demand Response (DR) scenarios, with a particular emphasis on their application in energy consumption optimization. The need for this study arises from the growing importance of demand response to mitigate the challenges posed by fluctuating energy demands in grids that feature renewable energy sources, promote grid stability, and advance the goals of sustainable energy management.

The first chapters of the paper outline the fundamental role of demand response in the context of energy consumption, highlighting its potential to reshape traditional patterns of energy distribution and examining the tools that make it possible. The paper aims to contribute to the ongoing debate on sustainable energy by analyzing the complexities of demand response and evaluating the tools that drive its effectiveness.

The thesis then undertakes a thorough review of state-of-the-art algorithms tailored for demand response scenarios, examining their effectiveness in optimizing energy consumption patterns. Genetic algorithms, machine learning algorithms, optimization techniques, and data-driven models are reviewed, providing a comparative analysis of their capabilities, limitations, and suitability in various demand response environments. This comprehensive exploration seeks to distill valuable insights for practitioners and researchers navigating the multifaceted landscape of energy consumption management.

In conclusion, this paper synthesizes and evaluates the diverse range of algorithms and modeling techniques specific to demand response in the context of energy consumption. By providing a nuanced understanding of these methodologies, this research aims to empower stakeholders with the knowledge needed to make informed decisions, thereby enhancing developments in sustainable energy systems and contributing to the global pursuit of a greener future.

Keywords: demand response, energy consumption optimization, sustainable energy management, algorithms for energy efficiency.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η ολοκλήρωση αυτής της διπλωματικής εργασίας δε θα ήταν εφικτή χωρίς την πολύτιμη βοήθεια και υποστήριξη πολλών ανθρώπων, τους οποίους θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά.

Πρώτα απ' όλα, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στον Υποψήφιο Διδάκτορα Νίκο Δημητρώπουλο, για την υπομονή και την καθοδήγηση που μου πρόσφερε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης αυτής της εργασίας. Η αμέριστη υποστήριξή του και οι πολύτιμες συμβουλές του ήταν καθοριστικές για την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους καθηγητές της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών για τη γνώση και τις δεξιότητες που μου μετέδωσαν κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Θερμές ευχαριστίες θα ήθελα να εκφράσω στους φίλους και συμφοιτητές μου, το Λεωνίδα, το Διονύση, τον Τάσο, την Ειρήνη και το Βασίλη, για την πολύτιμη υποστήριξή τους. Οι συζητήσεις μας και η συνεργασία μας ήταν αναπόσπαστο μέρος της διαδρομής μου.

Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, την μητέρα μου Κατερίνα και τον πατέρα μου Νίκο, για την αμέριστη υποστήριξή τους, την κατανόηση και την υπομονή που έδειξαν σε όλες τις προκλήσεις που αντιμετώπισα κατά τη διάρκεια των σπουδών μου. Η αγάπη και η εμπιστοσύνη τους με ενίσχυσαν και με ενθάρρυναν όλα αυτά τα χρόνια.

Με εκτίμηση,

Ηλίας

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	1
1. Εισαγωγή.....	1
1.1. Σκοπός της Εργασίας	2
1.2. Δομή της Εργασίας	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	5
2. Έξυπνα Δίκτυα και Έξυπνοι Μετρητές	5
2.1. Συμβατικά Δίκτυα.....	5
2.2. Έξυπνο Δίκτυο: Ορισμοί και Χαρακτηριστικά	7
2.2.1. Χρονικές κλίμακες των λειτουργιών του Έξυπνου Δικτύου	10
2.2.2. Η αρχιτεκτονική των Έξυπνων Δικτύων	10
2.3. Έξυπνοι Μετρητές	13
2.3.1. Η αξία των έξυπνων μετρητών.....	14
2.3.2. Προβλήματα των Έξυπνων Μετρητών και Κλοπή Ενέργειας	15
2.4. Μικροδίκτυα.....	18
2.4.1. Συνεργασία μεταξύ έξυπνων δικτύων και μικροδικτύων.....	20
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	21
3. Απόκριση Ζήτησης	21
3.1. Διαχείριση Ζήτησης	21
3.2. Απόκριση Ζήτησης.....	22
3.2.1. Η αυξανόμενη σημασία της Απόκρισης Ζήτησης	22
3.2.2. Σύγκριση με την Ενεργειακή Αποδοτικότητα	23
3.2.3. Demand Response για χρήστες μεγάλης ή μικρής κλίμακας	23
3.2.4. Προγράμματα βασιζόμενα στην τιμή (Price-based) / Έμμεσο DR (Implicit)	24
3.2.5. Προγράμματα Βασιζόμενα στα Κίνητρα (Incentive-Based DR) / Ρητά (Explicit)	31
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	34
4. Αλγόριθμοι επίλυσης σεναρίων απόκρισης ζήτησης	34
4.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι.....	36
4.1.1. Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγόριθμους.....	36
4.1.2. Υλοποιήσεις Γενετικών Αλγορίθμων στο Demand Response	37
4.2. Αλγόριθμοι Ενισχυμένης Μάθησης	60
4.2.1. Εισαγωγή στην Ενισχυμένη Μάθηση.....	60
4.2.2. Ενισχυμένη Μάθηση σε Demand Response	63
4.2.3. Ενεργειακά συστήματα και μέθοδοι ενισχυμένης μάθησης.....	65

4.2.4.	HVAC και DHW (Heating Ventilation Air-Conditioning και Domestic Hot Water)	65
4.2.5.	Έξυπνες Συσκευές και DR με χρήση RL	69
4.2.6.	DR με ενισχυμένη μάθηση σε Ηλεκτρικά οχήματα (EV) και υβριδικά ηλεκτρικά οχήματα (HEV)	71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5		74
5.	Ανάλυση επιλεγμένης βιβλιογραφίας	74
5.1.	Επιλογή δράσης (Action Selection)	80
5.2.	Αλγόριθμοι Μάθησης (Learning Algorithms)	81
5.3.	Τελευταίες Τάσεις στο DR	85
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6		88
6.1.	Συμπεράσματα	88
6.2.	Μελλοντική Έρευνα	90
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ		92

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Η δομή ενός συμβατικού δικτύου (Refaat et al., 2021)	7
Εικόνα 2: Χρονικές Κλίμακες στις λειτουργίες Ηλεκτρικού Δικτύου (Von Meier, 2011)	11
Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Έξυπνων Δικτύων (Ourahou et al., 2020)	12
Εικόνα 4: Αρχιτεκτονικές μέτρησης ενός συμβατικού μετρητή ενέργειας και ενός έξυπνου μετρητή(2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition (PSCE 2011), 2011)	14
Εικόνα 5: Μεθοδολογίες ανίχνευσης κλοπής ενέργειας (Gerasopoulos et al., 2022)	18
Εικόνα 6: Γενικό μικροδίκτυο που απεικονίζει τους τρόπους λειτουργίας διασυνδεδεμένης (διακόπτης κλειστός) και αυτόνομης λειτουργίας (ανοιχτός διακόπτης). POI—σημείο διασύνδεσης. LV—χαμηλή τάση. MV—μεσαία τάση (Marchand et al., 2021)	18
Εικόνα 7: Απεικόνιση της δομής του προτεινόμενου συστήματος(Mohamed, 2022)	20
Εικόνα 8: Πρόγραμμα τιμολόγησης χρόνου χρήσης (Hussain & Gao, 2018)	25
Εικόνα 9: Πρόγραμμα κοστολόγησης σύμφωνα με τον χρόνο χρήσης στο Οντάριο του Καναδά (Κουριάμπαλη, 2017)	26
Εικόνα 10: Παράδειγμα τιμολόγησης μέγιστου φορτίου (Charles River Associate, 2005)	27
Εικόνα 11: Έκπτωση ώρας αιχμής(Charles River Associate, 2005)	28
Εικόνα 12: Ειδοποίηση RT-RTP μέσω γραπτού μηνύματος SMS	29
Εικόνα 13: Τιμολόγηση πραγματικού χρόνου (Κουριάμπαλη, 2017)	29
Εικόνα 14: Ο αντίκτυπος του IBR στην προτεινόμενη προσέγγιση στη PAR(Zhuang Zhao et al., 2013)	31
Εικόνα 15: Ο αντίκτυπος πολλαπλών χρηστών σε: (α) PAR της συνολικής ζήτησης ισχύος και (β) μηνιαίο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας(Zhuang Zhao et al., 2013)	32
Εικόνα 16: Διάγραμμα ροής του GA για βελτιστοποίηση κόστους ενέργειας μετατόπισης φορτίου (Canizes et al., 2022)	39
Εικόνα 17: Παράδειγμα ατόμου GA, που αντιπροσωπεύει τη μήτρα (συσκευή/περίοδος) όπου οι εργασίες ορίζονται από τα αναγνωριστικά τους (Canizes et al., 2022)	41
Εικόνα 18: Παράδειγμα διασταύρωσης GA μεταξύ δύο ατόμων (Canizes et al., 2022)	41
Εικόνα 19: Διάγραμμα Ροής GA (Jeyaranjani & Devaraj, 2022)	44
Εικόνα 20: α) Προφίλ φορτίου καταναλωτή με χρήση τυπικού GA, b) Προφίλ φορτίου καταναλωτή με χρήση βελτιωμένου GA	46
Εικόνα 21: Σύγκριση αποτελεσμάτων NSGA II και SPEA II (Ray et al., 2020)	48
Εικόνα 22: Αλληλεπίδραση μεταξύ του DSO και LAs (Amasyali et al., 2020)	49
Εικόνα 23: Μοντέλο συστήματος για προγραμματισμό φορτίου DR (Kishore Kumar et al., 2020)	52
Εικόνα 24: Διάγραμμα ροής για τη στρατηγική ελέγχου φορτίου (Hadi et al., 2020)	55
Εικόνα 25: Καταναλώσεις φορτίου, ενέργειες μπαταρίας και προγραμματισμός τελικού φορτίου (Faia et al., 2019)	59
Εικόνα 26: Μείωση κόστους διαφορετικών αλγορίθμων μάθησης (Aladdin et al., 2020)	61
Εικόνα 27: Τύποι Μηχανικής Μάθησης	63

Εικόνα 28: Αλληλεπίδραση παράγοντα-περιβάλλοντος στην ενισχυμένη μάθηση (Vázquez-Canteli & Nagy, 2019)	65
Εικόνα 29: Σύστημα Κεντρικού Ψυχρού Νερού με Αποθήκευση Θερμικής Ενέργειας (Henze & Schoenmann, 2003)	68
Εικόνα 30: Ελεγκτής RL	69
Εικόνα 31: Έλεγχος Φωτεινότητας βασισμένος στην ικανοποίηση (Cheng et al., 2016)	70
Εικόνα 32: Σύστημα Διαχείρισης Ενέργειας (Energy Management System – EMS) (Wen et al., 2015)	71
Εικόνα 33: Μοντέλο συστήματος, που δείχνει το σχηματικό του δικτύου, και τους παράγοντες που εμπλέκονται (Hurtado et al., 2018)	73
Εικόνα 34: Αρχιτεκτονική Συστήματος (Dusparic et al., 2013)	74
Εικόνα 35: Επισκόπηση της διαμόρφωσης αξιολόγησης (Claessens et al., 2013)	75
Εικόνα 36: Κατανομή με βάση τον τύπο προγράμματος	77
Εικόνα 37: Στόχοι των μελετητών στο DR	78
Εικόνα 38: Συχνότητα ενεργειακών συστημάτων	78
Εικόνα 39: Ενσωμάτωση ΑΠΕ (Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας).	81
Εικόνα 40: Αυτόματη ακολουθία DR με βάση την τιμή (Fraija et al., 2024)	88

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Σύγκριση μεταξύ συμβατικού και έξυπνου δικτύου (Kabalcı & Kabalcı, 2019).	13
Πίνακας 2: Στατιστική σύγκριση απόδοσης του MFOA, του PSO, του GA και του υβριδικού GA-PSO	57
Πίνακας 3: Διαφορά μεταξύ των αλγορίθμων μάθησης ενός πράκτορα και μάθησης πολλαπλών πρακτόρων (Aladdin et al., 2020)	60
Πίνακας 4: Περίληψη των εργασιών που εξετάστηκαν	77

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

Οι ορισμοί που ακολουθούν με τις μεταφράσεις και τα ακρωνύμια τους, είναι προσαρμοσμένοι προκειμένου να διευκολύνουν την ανάγνωση του συγκεκριμένου τόμου και προέρχονται από διάφορα λεξιλόγια και πηγές, στα οποία γίνεται αναφορά όπου αυτό κρίνεται απαραίτητο.

DR Demand Response – Διαχείριση Ζήτησης

TOU Time of Use Pricing – Τιμολόγηση χρόνου χρήσης

CPP Critical Peak Pricing - Τιμολόγηση κρίσιμης κορυφής

PTR Peak time rebate – Έκπτωση ώρας αιχμής

RTP Real Time Pricing - Τιμολόγηση πραγματικού χρόνου

DLC Direct Load Control – Έλεγχος Άμεσου Φορτίου

PSO Particle swarm optimization – Μέθοδος βελτιστοποίησης σμήνος σωματιδίων

IBR Inclining Block Rate

GAs Genetic Algorithms – Γενετικοί Αλγόριθμοι

RL Reinforcement Learning – Ενισχυμένη Μάθηση

DRL Deep Reinforcement Learning – Βαθιά Ενισχυμένη Μάθηση

ML Machine Learning – Μηχανική Μάθηση

MDP Markov Decision Process – Διαδικασία Απόφασης Markov

HRES Hybrid Renewable Energy System – Υβριδικό Σύστημα Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας

WWOA Water Wave Optimization Algorithm

MFOA Moth-Fame Optimization Algorithm

MARLA Multi-Agent Reinforcement Learning Algorithm

P2G Power-to-gas

VPP Virtual Power Plant

NILE Non-intrusive load extracting algorithm

HEMS Home energy management systems

EWH Electric water heater

HVAC Heating, ventilation, and air conditioning system

ADMM Alternating Direction Method of Multipliers

WU-ABC Weighting Update Artificial Bee Colony algorithm

POA Pelican Optimization Algorithm

ABC Artificial Bee Colony

LMA Levenberg–Marquardt Algorithm

ANN Artificial Neural Network

ADFA Ameliorated Dragonfly Algorithm

WOA Whale Optimization Algorithm

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1. Εισαγωγή

Στα σημερινά σενάρια κατανάλωσης ενέργειας, η επείγουσα ανάγκη για βιωσιμότητα έχει επιφέρει μια σημαντική αλλαγή, που απαιτεί αποτελεσματικές λύσεις για τη διαχείριση της ζήτησης ενέργειας από τους καταναλωτές. Η λειτουργία της απόκρισης ζήτησης (DR) είναι κρίσιμη σε αυτή την αλλαγή πορείας, καθώς αναδιαμορφώνει δυναμικά και προσαρμοστικά τα υπάρχοντα πρότυπα διανομής ενέργειας (Faruqi & Sergici, 2010). Η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει προηγμένους αλγόριθμους και μεθοδολογίες μοντελοποίησης που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για σενάρια απόκρισης ζήτησης καθώς πλησιάζουμε σε ένα κρίσιμο σημείο καμπής στην παγκόσμια συζήτηση για την ενέργεια.

Η σημασία της έρευνας υπογραμμίζεται από την αυξανόμενη σημασία της απόκρισης ζήτησης για την αντιμετώπιση των ζητημάτων που προκαλούνται από τις μεταβαλλόμενες ενεργειακές απαιτήσεις, τη βελτίωση της σταθερότητας του δικτύου και την ευθυγράμμιση με τους γενικούς στόχους της βιώσιμης διαχείρισης ενέργειας (Siano, 2014). Η έρευνά μας στοχεύει να συμβάλει στη συνεχιζόμενη συζήτηση για τη βιώσιμη ενέργεια και να αναλύσει την πολυπλοκότητα της απόκρισης ζήτησης αξιολογώντας κριτικά τις μεθόδους που ενισχύουν την αποτελεσματικότητά της. Η αρχική ενότητα αυτής της εργασίας χρησιμεύει ως θεμελιώδης οδηγός, διευκρινίζοντας τον θεμελιώδη ρόλο της απόκρισης ζήτησης στο ευρύτερο πλαίσιο της κατανάλωσης ενέργειας. Οριοθετεί σχολαστικά τη δυνατότητα απόκρισης της ζήτησης σε αλλαγές των συμβατικών παραδειγμάτων διανομής ενέργειας (Albadi & El-Saadany, 2008) και θέτει το έδαφος για μια λεπτομερή εξέταση των αλγορίθμων και των τεχνικών μοντελοποίησης που υποστηρίζουν και βελτιστοποιούν την αποτελεσματικότητά της.

Οι ακόλουθες ενότητες της παρούσας εργασίας παρέχουν μια διεξοδική εξέταση αλγορίθμων τελευταίας τεχνολογίας που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για σενάρια απόκρισης ζήτησης. Πιο συγκεκριμένα, δίνεται βαρύτητα στη βελτιστοποίηση της χρήσης ενέργειας χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, γενετικούς αλγόριθμους, προσεγγίσεις βελτιστοποίησης και μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα. Γίνονται προσπάθειες ώστε να

προσφερθεί μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση που εξετάζει τα προτερήματά τους, αναγνωρίζει τους περιορισμούς τους και αξιολογεί την καταλληλότητά τους σε διάφορα σενάρια απόκρισης ζήτησης. Στόχος της τρέχουσας μελέτης είναι να εξαγάγει σημαντικές γνώσεις που είναι ζωτικής σημασίας τόσο για τους επαγγελματίες όσο και για τους ερευνητές που ασχολούνται με το σύνθετο πεδίο του ελέγχου της κατανάλωσης ενέργειας.

Εν κατακλείδι, αυτή η μελέτη ενοποιεί και αξιολογεί ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων και μεθοδολογιών μοντελοποίησης που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για την απόκριση της ζήτησης στο πλαίσιο της κατανάλωσης ενέργειας. Έχει ως απώτερο σκοπό να παρέχει στους ενδιαφερόμενους την απαιτούμενη γνώση για τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων, προωθώντας μια ολοκληρωμένη κατανόηση αυτών των προσεγγίσεων. Συμμετέχοντας σε αυτήν την προσπάθεια, συμβάλλουμε ενεργά στην πρόοδο των βιώσιμων ενεργειακών συστημάτων, προωθώντας την παγκόσμια προσπάθεια για ένα πιο φιλικό προς το περιβάλλον και ανθεκτικό μέλλον.

1.1. Σκοπός της Εργασίας

Ο πρωταρχικός σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι διττός. Πρώτα και κύρια, στοχεύει να εμβαθύνει την κατανόησή μας για τον περίπλοκο ρόλο που παίζει η απόκριση ζήτησης στο ευρύτερο πλαίσιο της κατανάλωσης ενέργειας. Διερευνώντας πώς οι στρατηγικές DR μπορούν να αναδιαμορφώσουν τα παραδοσιακά πρότυπα διανομής ενέργειας, η εργασία συμβάλλει στον ευρύτερο διάλογο για τις βιώσιμες ενεργειακές πρακτικές.

Δεύτερον, η έρευνα έχει σχεδιαστεί για να αξιολογήσει την αποτελεσματικότητα των σύγχρονων αλγορίθμων και τεχνικών μοντελοποίησης στη βελτιστοποίηση των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας στο πεδίο της απόκρισης ζήτησης. Αυτός ο σκοπός υποκινείται από την αυξανόμενη σημασία της επιρροής προηγμένων τεχνολογιών για την αντιμετώπιση των προκλήσεων που τίθενται από τις δυναμικές ενεργειακές απαιτήσεις και τη βελτίωση της σταθερότητας του δικτύου.

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρέχει μια διεξοδική και κριτική ανασκόπηση των τεχνολογιών που συμβάλλουν στην αποτελεσματικότητα του DR, προσφέροντας μοναδική

αξία. Οι ακόλουθοι παράγοντες υπογραμμίζουν την αυξημένη αξία που συνεισφέρει αυτή η εργασία στον τομέα:

1. Ολοκληρωμένη έρευνα: Εξετάζονται διεξοδικά state-of-the-art αλγόριθμοι, που περιλαμβάνουν γενετικούς αλγορίθμους, μεθόδους μηχανικής μάθησης, τεχνικές βελτιστοποίησης και μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα. Με την εμβάθυνση σε αυτό το θέμα, μπορεί κανείς να κατανοήσει πλήρως τα δυνατά και τα αδύνατα σημεία ορισμένων προσεγγίσεων, συγκεκριμένα σε σχέση με τις εφαρμογές απόκρισης ζήτησης.

2. Συγκριτική Ανάλυση: Η εργασία διεξάγει μια συγκριτική ανάλυση αρκετών αλγορίθμων για να παρέχει μια ρεαλιστική αξιολόγηση της καταλληλότητάς τους σε διαφορετικές καταστάσεις απόκρισης ζήτησης. Η ύπαρξη μιας συγκριτικής προοπτικής είναι απαραίτητη για επαγγελματίες και μελετητές που θέλουν να κατανοήσουν και να ερευνήσουν τον πολύπλοκο τομέα της διαχείρισης της κατανάλωσης ενέργειας.

3. Πρακτικές γνώσεις: Η έρευνα παρέχει πολύτιμες και εφαρμόσιμες γνώσεις που μπορούν να καθοδηγήσουν τη λήψη αποφάσεων για τα μέρη που εμπλέκονται στην υιοθέτηση και τη βελτίωση των στρατηγικών απόκρισης ζήτησης. Ο σκοπός αυτών των γνώσεων είναι να γεφυρώσει το χάσμα μεταξύ της θεωρητικής γνώσης και των πρακτικών τεχνικών, εξοπλίζοντας τους επαγγελματίες με τις απαραίτητες πληροφορίες για να οδηγούνται σε άρτια τεκμηριωμένες κρίσεις.

4. Συμβολή στη Βιώσιμη Ενέργεια: Τελικά, η σημασία αυτής της διπλωματικής εργασίας έγκειται στη συμβολή της στην πρόοδο των συστημάτων βιώσιμης ενέργειας. Το έργο επιδιώκει να παράσχει στους ενδιαφερόμενους την απαραίτητη γνώση για να συμμετάσχουν ενεργά στην παγκόσμια προσπάθεια για την επίτευξη ενός πιο φιλικού προς το περιβάλλον μέλλον, συνδυάζοντας και αξιολογώντας διάφορους αλγόριθμους και μεθοδολογίες μοντελοποίησης σε δίκτυα με ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

1.2. Δομή της Εργασίας

Αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζει τη δομή της διπλωματικής εργασίας, παρέχοντας στους αναγνώστες έναν οδηγό για πλοήγηση στην εξέταση τακτικών απόκρισης ζήτησης (DR), έξυπνων δικτύων και προηγμένων αλγορίθμων βελτιστοποίησης.

Πιο αναλυτικά, το πρώτο κεφάλαιο εμπεριέχει τις εισαγωγικές έννοιες, το σκοπό της εργασίας καθώς και την παρουσίαση της δομής της. Το δεύτερο κεφάλαιο χρησιμεύει ως το θεμελιώδες πλαίσιο για την κατανόηση του σύγχρονου ενεργειακού τοπίου. Ξεκινά με την εξερεύνηση των συμβατικών δικτύων, τονίζοντας τους περιορισμούς τους. Στη συνέχεια, η εστίαση μετατοπίζεται στον καθορισμό και τον χαρακτηρισμό των έξυπνων δικτύων, που περιλαμβάνουν διαφορετικές χρονικές κλίμακες και αρχιτεκτονικές πτυχές. Η σημασία των έξυπνων μετρητών διερευνάται σε βάθος, δίνοντας έμφαση στην αξία τους και στην αντιμετώπιση κάποιων προκλήσεων που παρουσιάζουν.

Το τρίτο κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στην αποσαφήνιση της έννοιας της απόκρισης ζήτησης. Ξεκινά με μια εξερεύνηση της διαχείρισης της ζήτησης πριν εμβαθύνει στις λεπτομέρειες της απόκρισης της ζήτησης. Τονίζεται η αυξανόμενη σημασία της απόκρισης ζήτησης, συγκρίνοντας τη σημασία της με την ενεργειακή απόδοση. Το κεφάλαιο ταξινομεί περαιτέρω την απόκριση ζήτησης με βάση την κλίμακα των χρηστών και διερευνά προσεγγίσεις που βασίζονται σε τιμές και κίνητρα. Το τέταρτο κεφάλαιο μετατοπίζει την εστίαση στους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται για την επίλυση σεναρίων απόκρισης ζήτησης. Ξεκινά με την αποσαφήνιση των τεχνικών επίλυσης προβλημάτων πριν από την κατηγοριοποίηση των μεθόδων για την επίλυση σεναρίων DR.

Το πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζει μια ανάλυση επιλεγμένης βιβλιογραφίας, προσφέροντας μια παρουσίαση υφιστάμενων μελετών και υλοποιήσεων, οι οποίες οδηγούν σε μια συγκριτική ανάλυση αυτών των μεθόδων. Το τελευταίο κεφάλαιο συνθέτει τα ευρήματα της έρευνας, εξάγει συμπεράσματα και προσδιορίζει τις οδούς για μελλοντική έρευνα. Αυτή η ενότητα περικλείει τη σωρευτική γνώση που προέρχεται από την εξερεύνηση της απόκρισης ζήτησης, των έξυπνων δικτύων και των αλγορίθμων. Η ενότητα της βιβλιογραφίας περιέχει τις πηγές που αναφέρονται σε όλη την εργασία, παρέχοντας μια ολοκληρωμένη λίστα αναφοράς για περαιτέρω διερεύνηση.

Συνοψίζοντας, η δομή αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι σχολαστικά οργανωμένη για να παρέχει μια συστηματική εξέλιξη ιδεών, από τις θεμελιώδεις έννοιες έως τις προηγμένες αλγοριθμικές λύσεις, προσφέροντας στους αναγνώστες μια ολοκληρωμένη κατανόηση της πολυπλοκότητας και των δυνατοτήτων εντός της σφαίρας των σεναρίων απόκρισης ζήτησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2. Έξυπνα Δίκτυα και Έξυπνοι Μετρητές

Η πλειονότητα του παγκόσμιου συστήματος διανομής ηλεκτρικής ενέργειας κατασκευάστηκε σε μία εποχή που η ενέργεια ήταν αρκετά χαμηλού κόστους. Το αρχικό αυτό δίκτυο αναβαθμίστηκε ως ένα βαθμό για να καλύψει την τεράστια αύξηση στην ζήτηση ενέργειας. Ωστόσο, το δίκτυο κοινής ωφέλειας λειτουργεί με τον τρόπο που λειτουργούσε πριν από σχεδόν 100 χρόνια, με τη ροή ενέργειας από τους κεντρικούς σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής στους καταναλωτές μέσω του δικτύου και με τη διατήρηση της πλεονάζουσας χωρητικότητας για να διασφαλίζεται η αξιοπιστία. Ένα τέτοιο σύστημα είναι περιβαλλοντικά υπερβολικό και καταναλωτής ορυκτών καυσίμων, δηλαδή είναι ο κύριος εκπομπός σωματιδίων και αερίων του θερμοκηπίου, και δεν είναι κατάλληλο για κατανεμημένους ενεργειακούς πόρους (Distributed Energy Resources - DERs). Επιπλέον, το δίκτυο κοινής ωφέλειας μπορεί να μην έχει επαρκή χωρητικότητα για να καλύψει τη ζήτηση στο μέλλον. Οι επαναστατικές αλλαγές στα συστήματα επικοινωνίας, κυρίως εμπνευσμένες από το Διαδίκτυο, παρουσιάζουν μεγαλύτερη δυνατότητα ελέγχου και παρακολούθησης σε όλο το σύστημα ισχύος και ως εκ τούτου πιο χαμηλού κόστους, ευέλικτη και αποτελεσματική λειτουργία (Dileep, 2020).

2.1. Συμβατικά Δίκτυα

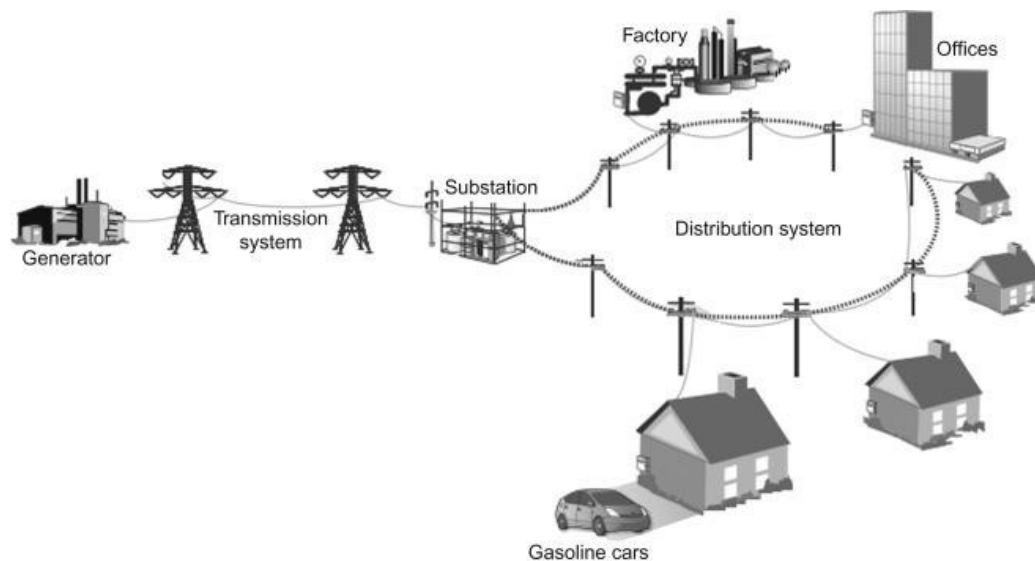
Ένα συμβατικό δίκτυο διανομής είναι ένα κεντρικό σύστημα ελέγχου και διαχείρισης που βασίζεται στον εποπτικό έλεγχο για την απόκτηση δεδομένων (SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition). Κάθε σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να λειτουργεί μέσα σε συγκεκριμένο εύρος συχνότητας και τάσης. Τα συμβατικά συστήματα διανομής περιορίζονται από τα όρια ισχύος και τις αλλαγές της τάσης και της συχνότητας ανάμεσα στα μέγιστα και τα ελάχιστα φορτία που υποστηρίζουν. Επιπλέον, η συμβατική προσέγγιση

για την επικοινωνία δύο κρίσιμων φορτίων είναι η προσθήκη ενός επιπλέον, περιττού συστήματος, που έχει σημαντικό κεφαλαιακό κόστος και περιβαλλοντικό αντίκτυπο (Refaat et al., 2021).

Τα πρώτα συστήματα παραγωγής εναλλασσόμενου ρεύματος ξεκίνησαν να κατασκευάζονται πριν από 130 χρόνια ως κεντρικά συστήματα μονής κατεύθυνσης (Refaat et al., 2021). Δηλαδή η ροή ενέργειας και πληροφοριών λαμβάνει χώρα αποκλειστικά από τους παραγωγούς στους υποσταθμούς, στις γραμμές μεταφοράς, και από εκεί στους ρευματοδότες των καταναλωτών. Αυτό σημαίνει ότι ένα συμβατικό δίκτυο δε μπορεί να διαχειριστεί τις αυξανόμενες απαιτήσεις ενέργειας, καθώς αδυνατεί να αλλάξει την πορεία της ενέργειας χωρίς προσχεδιασμό, και ως εκ τούτου είναι ευάλωτο στην υπερθέρμανση, την απώλεια ενέργειας και στις διακοπές ρεύματος, ιδιαίτερα κατά τις περιόδους αυξημένης ζήτησης (Khoussi & Mattas, 2017).

Κατά το διάστημα των τελευταίων δεκαετιών, ο όγκος της ενέργειας που καταναλώνεται παγκοσμίως έχει αυξηθεί σημαντικά, λόγω της έντονης βιομηχανικής και κοινωνικής ανάπτυξης. Υπολογίζεται ότι η παγκόσμια ζήτηση ενέργειας αυξάνεται κατά 1,4% κάθε χρόνο και ως το 2040, αναμένεται ότι η ανθρωπότητα θα χρειάζεται 70% περισσότερη ενέργεια σε σχέση με το 2020 (Diahonchenko et al., 2020).

Σε πολλές περιπτώσεις, τα δίκτυα που χρησιμοποιούνται σήμερα αποτελούνται από γραμμές και εξοπλισμό που εγκαταστάθηκε πολλά χρόνια πριν και είναι απαρχαιωμένος, ενώ η επίβλεψη, η επισκευή και η επιτήρησή του καθίστανται πολύπλοκες και εξαιρετικά χρονοβόρες και κοστοβόρες, δεδομένου ότι οι όποιες παρεμβάσεις πρέπει να γίνονται χειρωνακτικά (Diahonchenko et al., 2020). Η δυσκολία αυτή εντείνεται από το γεγονός ότι τα δίκτυα που εγκαταστάθηκαν πριν από πολλές δεκαετίες κοντά σε αστικά κέντρα, είναι πιθανό να σχεδιάστηκαν για να καλύψουν ανάγκες σε περιοχές που σήμερα δεν έχουν υψηλή κατανάλωση, και ο εφοδιασμός απομακρυσμένων περιοχών που πλέον έχουν αυξημένες ενεργειακές απαιτήσεις προϋποθέτει συνεχείς επεκτάσεις στις γραμμές μεταφοράς και διανομής. Ένα ακόμη μειονέκτημα των συμβατικών δικτύων είναι ότι εξακολουθούν να βασίζονται κυρίως στα ορυκτά καύσιμα που επιβαρύνουν σημαντικά το περιβάλλον, και των οποίων τα αποθέματα σταδιακά εξαντλούνται (Refaat et al., 2021).



Εικόνα 1: Η δομή ενός συμβατικού δικτύου (Refaat et al., 2021)

2.2. Έξυπνο Δίκτυο: Ορισμοί και Χαρακτηριστικά

Ο όρος «Έξυπνο Δίκτυο» (Smart Grid) δεν έχει έναν ξεκάθαρο, μονοσήμαντο ορισμό. Συνήθως, χρησιμοποιείται σε αντιδιαστολή με τα συμβατικά δίκτυα και περιλαμβάνει τις καινοτομίες που εφαρμόζονται ακριβώς για να αντιμετωπίσουν τις ανεπάρκειές τους (Dileep, 2020).

Η Ευρωπαϊκή Τεχνολογική Πλατφόρμα Έξυπνων Δικτύων ορίζει το Έξυπνο Δίκτυο ως ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας που μπορεί να ενσωματώσει έξυπνα τις ενέργειες όλων των χρηστών που είναι συνδεδεμένοι με αυτό, δηλαδή των παραγωγών, των καταναλωτών και των prosumers (των χρηστών που και παράγουν και καταναλώνουν ενέργεια), προκειμένου να εξασφαλίζεται αποτελεσματικά βιώσιμη, οικονομική και ασφαλής παροχή ηλεκτρικής ενέργειας (Ourahou et al., 2020).

Η Διεθνής Ηλεκτροτεχνική Επιτροπή (International Electrotechnical Commission – IEC) δίνει έναν πιο γενικό ορισμό για το έξυπνο δίκτυο: ένα αναπτυσσόμενο δίκτυο γραμμών μεταφοράς, εξοπλισμού, ελέγχων και νέων τεχνολογιών που συνεργάζονται, ώστε να αποκρίνονται άμεσα στις απαιτήσεις του 21ου αιώνα για ηλεκτρική ενέργεια.

Κατά την IEEE, το έξυπνο δίκτυο είναι ένα επαναστατικό εγχείρημα που απαιτεί νέες δυνατότητες επικοινωνίας και ελέγχου, πηγές ενέργειας, μοντέλα παραγωγής και τη

συμμόρφωση με διασυννοριακές ρυθμιστικές δομές διαφορετικής δικαιοδοσίας (Dileep, 2020).

Ένας ορισμός που δίνεται από τον Ghasempour (2019), αναφέρει ότι το έξυπνο δίκτυο αποτελεί ένα δίκτυο επικοινωνίας που εφαρμόζεται πάνω στο συμβατικό ηλεκτρικό δίκτυο για τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων από διαφορετικά στοιχεία του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας (γραμμές μεταφοράς, σταθμούς διανομής, καταναλωτές), με στόχο την πρόβλεψη της προσφοράς και της ζήτησης, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αποτελεσματική διαχείριση της ενέργειας.

Οι Bayindir et al., (2016), αναφέρουν ότι τα έξυπνα δίκτυα αποτελούν αυτόνομα συστήματα που βρίσκουν γρήγορες λύσεις στα προβλήματα, μειώνοντας το εργατικό δυναμικό και εξασφαλίζοντας βιώσιμη, αξιόπιστη, ασφαλή και ποιοτική ηλεκτρική ενέργεια στους καταναλωτές.

Σύμφωνα με το Τμήμα Ενέργειας των Η.Π.Α., αυτό που κάνει ένα δίκτυο «έξυπνο» είναι η εφαρμογή ψηφιακών και διαδικτυακών υποδομών που συνεργάζονται με το φυσικό σύστημα του δικτύου για την εκτέλεση των λειτουργιών της ανίχνευσης, των επικοινωνιών, του ελέγχου, των υπολογισμών και για τη διαχείριση δεδομένων και πληροφοριών, ώστε να είναι πάντα ενημερωμένος ο σχεδιασμός των λειτουργιών αυτών. Κάποιες φορές, οι λειτουργίες αυτές πρέπει να ενημερώνονται τόσο άμεσα, που είναι απαραίτητη η αυτοματοποίησή τους, δηλαδή οι πληροφορίες αυτές μεταφέρονται απευθείας από το ένα σύστημα στο άλλο. Μια ακόμα βασική πτυχή του έξυπνου δικτύου είναι οι πληροφορίες που μπορεί να παρέχει στους ανθρώπους που εργάζονται στο σχεδιασμό και τη λειτουργία του δικτύου, και οι οποίες είναι κρίσιμες τόσο για βραχυπρόθεσμες όσο και για μακροπρόθεσμες αποφάσεις διαχείρισης (2020 Smart Grid System Report_0.Pdf, n.d.).

Στην ίδια αναφορά τονίζεται ότι ενώ οι τεχνολογίες σε ένα έξυπνο δίκτυο μπορούν να είναι ιδιαίτερα πολύπλοκες, στην πραγματικότητα τα φυσικά μεγέθη που παρατηρούν και ρυθμίζουν είναι κυρίως η τάση, η ένταση και η συχνότητα του ρεύματος. Οι ψηφιακές συσκευές και οι αισθητήρες μετρούν και επεξεργάζονται διαρκώς τις ιδιότητες και τις σχέσεις μεταξύ αυτών των φυσικών παραμέτρων και διαδραματίζουν έτσι το διττό τους ρόλο: Από τη μία, επιτρέπουν στους χειριστές και τους καταναλωτές του δικτύου να έχουν επίγνωση και εποπτεία για την κατάστασή του ανά πάσα στιγμή και παράλληλα, μπορούν

να κινούν αυτόματες διαδικασίες ελέγχου που ρυθμίζουν την τάση του συστήματος, αναδιαμορφώνουν τα κυκλώματα ή διακόπτουν την παροχή σε περίπτωση που υπάρξει κάποιος κίνδυνος.

Όπως φαίνεται από τους παραπάνω ορισμούς, ο όρος «Έξυπνο Δίκτυο» περιλαμβάνει ένα μεγάλο εύρος από έννοιες-κλειδιά, όπως:

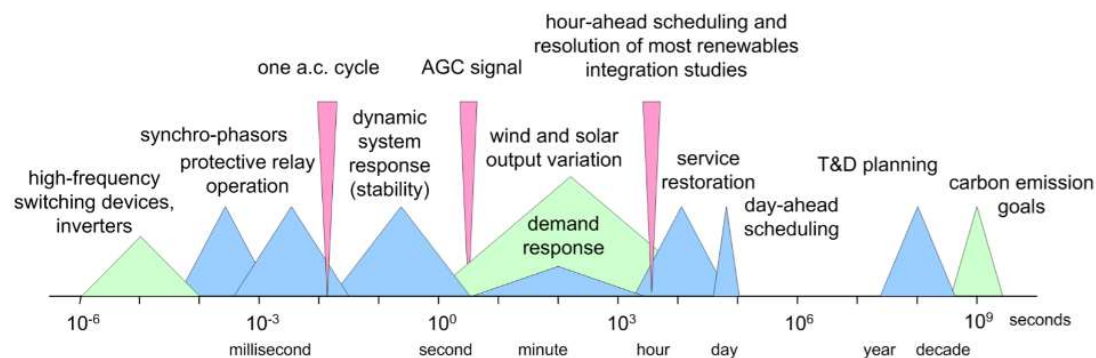
- η συνεργασία μεταξύ καινοτόμων τεχνολογιών που στοχεύουν στη σύγχρονη (real-time) επικοινωνία και τον έλεγχο
- η ασφάλεια των συστημάτων σε καταστάσεις που παρουσιάζουν κάποιο κίνδυνο
- η ανταπόκριση στις ολοένα αυξανόμενες ανάγκες της σύγχρονης κοινωνίας και βιομηχανίας
- ο περιβαλλοντικός αντίκτυπος των ηλεκτρικών δικτύων
- οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας
- η εύκολη πρόσβαση και διαχείριση για όλους τους τύπους χρηστών μέσω της αμφίδρομης επικοινωνίας
- η συλλογή δεδομένων για την πρόβλεψη της προσφοράς και της ζήτησης της ενέργειας
- η εξοικονόμηση ενέργειας, χρημάτων και χρόνου
- η αυτοματοποίηση πολλών λειτουργιών
- η χρονοδρομολόγηση και ο σχεδιασμός σημαντικών λειτουργιών του δικτύου
- ο εναρμονισμός μεταξύ διαφορετικών ρυθμιστικών αρχών και νομικών πλαισίων.

Η πολυπλοκότητα των έξυπνων δικτύων έγκειται ακριβώς στον πολύπλευρο ρόλο που καλούνται να διαδραματίσουν και τους περιορισμούς των συμβατικών ηλεκτρικών δικτύων που καλούνται να ξεπεράσουν.

Σε πρακτικό επίπεδο, ένα έξυπνο δίκτυο πρέπει να υποστηρίζει και να βασίζεται σε ένα σύνολο καινοτόμων συστατικών, που μπορεί να είναι ολοκαίνουρια ή να αποτελούν προηγμένες μορφές των συστατικών των συμβατικών δικτύων με επιπλέον ικανότητες (Kabalcı & Kabalcı, 2019). Μερικά παραδείγματα είναι οι έξυπνοι μετρητές (smart meters), οι έξυπνες συσκευές, οι εναλλακτικές πηγές ενέργειας, τα ηλεκτρικά οχήματα, τα ευέλικτα φορτία, οι έξυπνοι αισθητήρες, τα προγράμματα εξοικονόμησης ενέργειας και οι έξυπνοι τελικοί χρήστες (Refaat et al., 2021).

2.2.1. Χρονικές κλίμακες των λειτουργιών του Έξυπνου Δικτύου

Η εικόνα που ακολουθεί δείχνει σχηματικά τα χρονικά πλαίσια στα οποία λαμβάνουν χώρα οι λειτουργίες και ο σχεδιασμός ενός έξυπνου δικτύου. Κάποιες ενέργειες μπορούν να είναι ζήτημα μικροσκοπικών κλασμάτων του δευτερολέπτου (ms ή ακόμα και μ s), όπως η διαχείριση συσκευών υψηλής συχνότητας και αντιστροφών, η λειτουργία του προστατευτικού ρελέ και η εποπτεία της σταθερότητας του δικτύου. Είναι φανερό ότι σε τέτοιους χρόνους απόκρισης, οι λειτουργίες πρέπει να είναι αυτοματοποιημένες. Η απόκριση της ζήτησης, που είναι και το κύριο αντικείμενο της παρούσας εργασίας, μπορεί να αφορά χρονικές περιόδους που κυμαίνονται από μερικά δευτερόλεπτα μέχρι αρκετές ώρες και επιτρέπει το συνδυασμό αυτοματοποιημένων και χειροκίνητων δράσεων από όσους συμμετέχουν στο δίκτυο (διαχειριστές, παραγωγούς, καταναλωτές). Άλλες πτυχές του έξυπνου δικτύου, όπως ο προγραμματισμός της μεταφοράς και διανομής της ενέργειας ή ο περιορισμός του περιβαλλοντικού αντίκτυπου, π.χ. μέσω της μείωσης των εκπομπών άνθρακα, απαιτούν σχεδιασμό σε βάθος ετών ή ακόμη και δεκαετιών, από ειδικούς που έχουν πρόσβαση σε μεγάλο όγκο δεδομένων, ώστε να μπορούν να εφαρμόσουν τις κατάλληλες στρατηγικές για την επίτευξη των μακροπρόθεσμων στόχων του δικτύου (Von Meier, 2011).



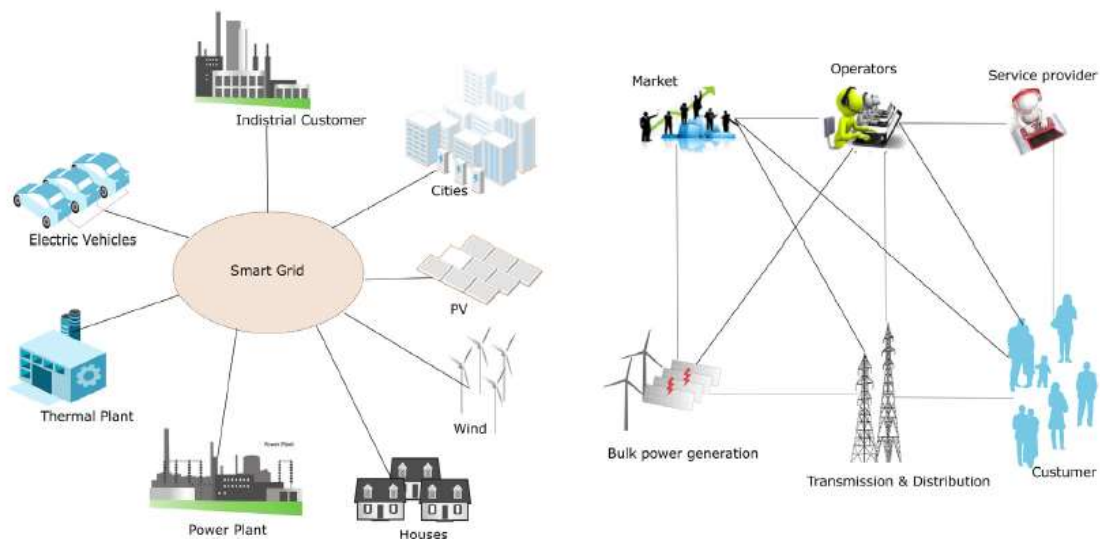
Εικόνα 2: Χρονικές Κλίμακες στις λειτουργίες Ηλεκτρικού Δικτύου (Von Meier, 2011)

2.2.2. Η αρχιτεκτονική των Έξυπνων Δικτύων

Τα έξυπνα δίκτυα θεωρούνται επικοινωνιακά επειδή ενσωματώνουν λειτουργίες τεχνολογιών πληροφοριών και επικοινωνιών. Αυτή η επικοινωνία μεταξύ των διάφορων σημείων του δικτύου καθιστά δυνατό να ληφθούν υπόψη οι ενέργειες των διάφορων

παραγόντων στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, και ιδιαίτερα των καταναλωτών (Farhang, 2010). Στόχος είναι η διασφάλιση ισορροπίας μεταξύ προσφοράς και ζήτησης ανά πάσα στιγμή με αυξημένη απόκριση και αξιοπιστία, και η βελτιστοποίηση της λειτουργίας του δικτύου. Το ηλεκτρικό σύστημα περνά από μια αλυσίδα που λειτουργεί γραμμικά σε ένα σύστημα στο οποίο όλοι οι παράγοντες αλληλεπιδρούν. Η Εικόνα 3 επισημαίνει τους διαφορετικούς παράγοντες που συμβάλλουν στην ποικιλομορφία ενός συστήματος έξυπνου δικτύου. Στην πραγματικότητα, η αρχιτεκτονική του έξυπνου δικτύου αποτελείται από τρία επίπεδα :

- Το πρώτο επίπεδο χρησιμοποιείται για τη μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας μέσω συμβατικής υποδομής (γραμμές, μετασχηματιστές κ.λπ.).
- Το δεύτερο επίπεδο διαμορφώνεται από μια αρχιτεκτονική επικοινωνίας που βασίζεται σε διαφορετικά μέσα επικοινωνίας και τεχνολογίες (οπτικές ίνες, GPRS, PLC κ.λπ.) που χρησιμοποιούνται για τη συλλογή δεδομένων από αισθητήρες που είναι εγκατεστημένοι σε ηλεκτρικά δίκτυα.
- Το τρίτο επίπεδο αποτελείται από εφαρμογές και υπηρεσίες, όπως συστήματα απομακρυσμένης αντιμετώπισης προβλημάτων ή προγράμματα αυτόματης απόκρισης ζήτησης που χρησιμοποιούν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο.



Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Έξυπνων Δικτύων (Ourahou et al., 2020)

Οι διαφορές συμβατικού και έξυπνου δικτύου παρατίθενται στον Πίνακα 1 σύμφωνα με τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά (Fang et al., 2012; Nafi et al., 2016). Τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του έξυπνου δικτύου έχουν βελτιωθεί με τη χρήση βελτιωμένων τεχνολογιών πληροφοριών και επικοινωνιών (ΤΠΕ) που επέτρεψαν στο συμβατικό δίκτυο να παρέχει ενέργεια με αποτελεσματικό τρόπο. Επιπλέον, το έξυπνο δίκτυο έχει τη δυνατότητα να παρέχει μετάδοση δεδομένων και πληροφοριών σε αμφίδρομη διεπαφή επικοινωνίας με ασφάλεια στον κυβερνοχώρο. Έτσι, η υπολογιστική νοημοσύνη έχει ενσωματωθεί στο συμβατικό πλέγμα και η διάγνωση και η αντιμετώπιση προβλημάτων σε περιβάλλον πλέγματος έχουν πραγματοποιηθεί πολύ πιο αποτελεσματικά. Η υπολογιστική νοημοσύνη έχει επίσης ενσωματωθεί στα επίπεδα παραγωγής, μετάδοσης, διανομής και κατανάλωσης του συμβατικού δικτύου. Ως εκ τούτου, το εκσυγχρονισμένο δίκτυο έχει μετατραπεί σε πολύ πιο ασφαλές, αξιόπιστο, ελεγχόμενο και αποτελεσματικό σύστημα μετάδοσης ισχύος και δεδομένων. Το έξυπνο δίκτυο παρέχει αποκεντρωμένο και κατακεντρωμένο προφίλ (Distributed Generation - DG) στην παραγωγή, ενώ το συμβατικό δίκτυο έχει εγκατασταθεί σε κεντρικές μονάδες παραγωγής. Λόγω της δυνατότητας αποκεντρωμένης παραγωγής, τα συστήματα παρακολούθησης και μέτρησης έχουν βελτιωθεί για να παρέχουν δυνατότητες αυτοελέγχου στο έξυπνο δίκτυο. Έτσι, οι δυνατότητες αμφίδρομης ισχύος και επικοινωνίας έχουν επιτευχθεί στις βελτιώσεις του έξυπνου δικτύου. Η ψηφιοποιημένη μέτρηση είναι μια άλλη ιδιαίτερη συμβολή του έξυπνου δικτύου στο συμβατικό δίκτυο το οποίο επιτυγχάνεται με απεριόριστη και ευρεία χρήση έξυπνων αισθητήρων και δικτύων αισθητήρων. Η νέα δομή πλέγματος που βασίζεται σε νοημοσύνη έχει φέρει δυνατότητες «αυτο-αποκατάστασης», ενώ το συμβατικό πλέγμα αποκαθίσταται χειροκίνητα ή τοπικά.

Feature	Conventional grid	Smart grid
Generation method	Central	Decentralized/DG
Monitoring	Manual	Self-monitoring
Metering	Electromechanical	Digital
Control methods	Limited and passive	Active
Transducers	Limited sensors	Unlimited and widespread
Communication	One-way	Two-way
Power flow	One-way	Two-way
Restoration	Manual and local	Self-restoration
Grid architecture	Radial	Network

Πίνακας 1: Σύγκριση μεταξύ συμβατικού και έξυπνου δικτύου (Kabalcı & Kabalcı, 2019).

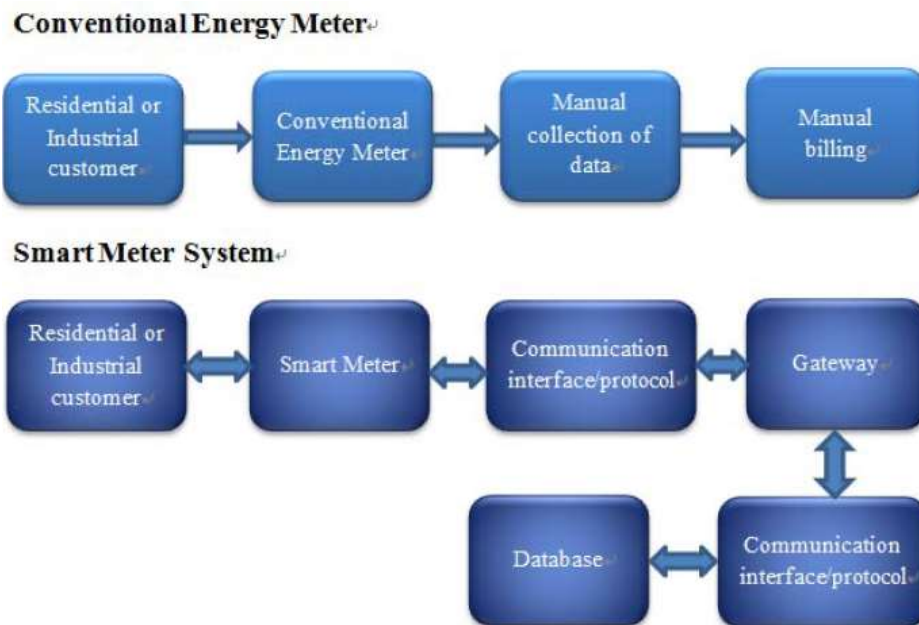
2.3. Έξυπνοι Μετρητές

Οι έξυπνοι μετρητές είναι η καρδιά των έξυπνων δικτύων και περιλαμβάνουν μια πληθώρα τεχνικών συνιστωσών, που διαφέρουν ανάλογα με τις συνθήκες της αγοράς ενέργειας σε κάθε χώρα (Gerasopoulos et al., 2022).

Κατά βάση, με τον όρο έξυπνος μετρητής αναφερόμαστε σε ένα προηγμένο μετρητή ενέργειας, που συλλέγει δεδομένα από τις συσκευές των τελικών χρηστών, μετράει την κατανάλωσή τους και στη συνέχεια παρέχει πρόσθετες πληροφορίες στις εταιρίες παροχής και τους χειριστές του συστήματος, για την καλύτερη επίβλεψη και διαδικασία χρέωσης των καταναλωτών. Με τους έξυπνους μετρητές, η μέτρηση ηλεκτρικών μεγεθών όπως η τάση και η συχνότητα παρέχει πληροφορίες για την κατανάλωση ενέργειας των χρηστών σε πραγματικό χρόνο. Οι έξυπνοι μετρητές υποστηρίζουν την αμφίδρομη επικοινωνία μεταξύ μετρητή και κεντρικού συστήματος, ενώ έχουν ενσωματωμένη τη δυνατότητα να αποσυνδέουν και να επανασυνδέουν τα φορτία εξ αποστάσεως, έχοντας την εποπτεία και τον έλεγχο των συσκευών των χρηστών (Jixuan Zheng et al., 2013).

Στην εικόνα που ακολουθεί φαίνεται η σύγκριση μεταξύ ενός συμβατικού κι ενός έξυπνου μετρητή. Με τους συμβατικούς μετρητές, η επικοινωνία είναι μονόδρομη, ενώ η συλλογή δεδομένων και η χρέωση των οικιακών και βιομηχανικών καταναλωτών γίνεται χειροκίνητα. Αντίθετα, με τη χρήση των έξυπνων μετρητών, επιτυγχάνεται η συλλογή, καταγραφή και αποθήκευση πληροφοριών σε μία βάση δεδομένων. Οι καταναλωτές

μπορούν να επικοινωνούν μέσω διεπαφών και πρωτοκόλλων επικοινωνίας με τη βάση αυτή αμφίδρομα και σε πραγματικό χρόνο.



Εικόνα 4: Αρχιτεκτονικές μέτρησης ενός συμβατικού μετρητή ενέργειας και ενός έξυπνου μετρητή (2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition (PSCE 2011), 2011)

2.3.1. Η αξία των έξυπνων μετρητών

Με βάση την Εικόνα 4 μπορούμε να καταγράψουμε κάποια από τα βασικά πλεονεκτήματα των έξυπνων μετρητών ανάλογα με το ποιον επηρεάζει η χρήση τους:

- Για τους παρόχους:
 1. Εξοικονόμηση χρημάτων μέσω της εξ αποστάσεως ανάγνωσης και χρέωσης σε ευρεία περιοχή.
 2. Καλύτερη διαχείριση της ενέργειας σε χρονικά διαστήματα αυξημένης ζήτησης
 3. Αποτελεσματική χρήση της ενέργειας και των πόρων του δικτύου
 4. Νέα μοντέλα χρέωσης στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας
 5. Βελτίωση της διαχείρισης του φορτίου των μετασχηματιστών στη γραμμή διανομής.
- Για τους καταναλωτές:

1. Πρόσβαση σε δεδομένα που αφορούν τα μοτίβα και τις συνήθειές τους.
 2. Πιο ακριβής και έγκαιρη χρέωση του ρεύματος
 3. Καλύτερη χρήση του ηλεκτρικού εξοπλισμού, ιδιαίτερα σε ώρες αιχμής
 4. Δυνατότητα χρονοδρομολόγησης των συσκευών υψηλής κατανάλωσης σε χρονικά διαστήματα με ευνοϊκότερες τιμές (απόκριση ζήτησης)
- Για τις κυβερνήσεις:
 1. Τόνωση της οικονομίας μέσω επενδύσεων στα δίκτυα έξυπνων μετρητών
 2. Μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα
 3. Μείωση της συνολικής κατανάλωσης, μέσω της ενημέρωσης για τα μοτίβα κατανάλωσης
 4. Καλύτερη πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης για την αποφυγή διακοπών ρεύματος σε μεγάλη κλίμακα
 5. Παροχή πολύτιμων δεδομένων για τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας και της αξιοπιστίας του δικτύου.

Ιδιαίτερα για τους καταναλωτές, η έρευνα των Mogles et al., (2017) απέδειξε πως η παροχή ψηφιακού feedback στους πελάτες με τη μορφή ενθαρρυντικών μηνυμάτων και προτροπών δράσης, ειδικά προσαρμοσμένων στη συμπεριφορά των χρηστών και στα χαρακτηριστικά του κτηρίου, μπορεί να οδηγήσει σε εξοικονόμηση ενέργειας και χρημάτων, αλλά και στον ενεργό περιορισμό του ενεργειακού αναλφαριθμητισμού. Η επίγνωση των βασικών τρόπων βελτιστοποίησης των μοτίβων κατανάλωσης από τη μεριά των πελατών μπορεί να παίξει καθοριστικό ρόλο στην επίτευξη των στόχων του έξυπνου δικτύου και να μεταμορφώσει τη βιομηχανία και την αγορά ενέργειας.

2.3.2. Προβλήματα των Έξυπνων Μετρητών και Κλοπή Ενέργειας

Τα πλεονεκτήματα των έξυπνων μετρητών έγιναν εμφανή στις προηγούμενες παραγράφους, ωστόσο οι προηγμένες δυνατότητές τους δημιουργούν και κάποιες νέες προκλήσεις και κινδύνους που πρέπει να ληφθούν υπόψη.

Ένα από τα κρίσιμότερα ζητήματα των έξυπνων μετρητών είναι το απόρρητο των δεδομένων. Οι συσκευές αυτές στέλνουν διαρκώς δεδομένα ηλεκτρικής κατανάλωσης από τα σπίτια ή τις εγκαταστάσεις των καταναλωτών στις ηλεκτρικές εταιρίες και αντιστρόφως

χιλιάδες φορές την ημέρα, οπότε είναι αναμενόμενο να υπάρχουν ανησυχίες από τη μεριά των καταναλωτών, σχετικά με το απόρρητο των δεδομένων που αφορούν τις καθημερινές τους δραστηριότητες (Abdalzaher et al., 2022).

Η ασφάλεια των δεδομένων αποτελεί μία ακόμα πρόκληση των έξυπνων μετρητών. Αφού οι έξυπνοι μετρητές μπορούν να επικοινωνούν με πολλά διαφορετικά στελέχη, π.χ. έξυπνες οικιακές συσκευές, έξυπνα οχήματα, έξυπνα εργοστάσια, το ίδιο το έξυπνο δίκτυο κτλ., είναι ευάλωτοι σε επιθέσεις από πολλές διαφορετικές μεριές. Οι επιθέσεις αυτές μπορούν να πλαστογραφούν τις αναφορές που λαμβάνουν οι χειριστές του δικτύου, οδηγώντας σε καταστροφικές συνέπειες για τους παρόχους ή ακόμα και σε κίνδυνο για ανθρώπινες ζωές (Abdalzaher et al., 2022).

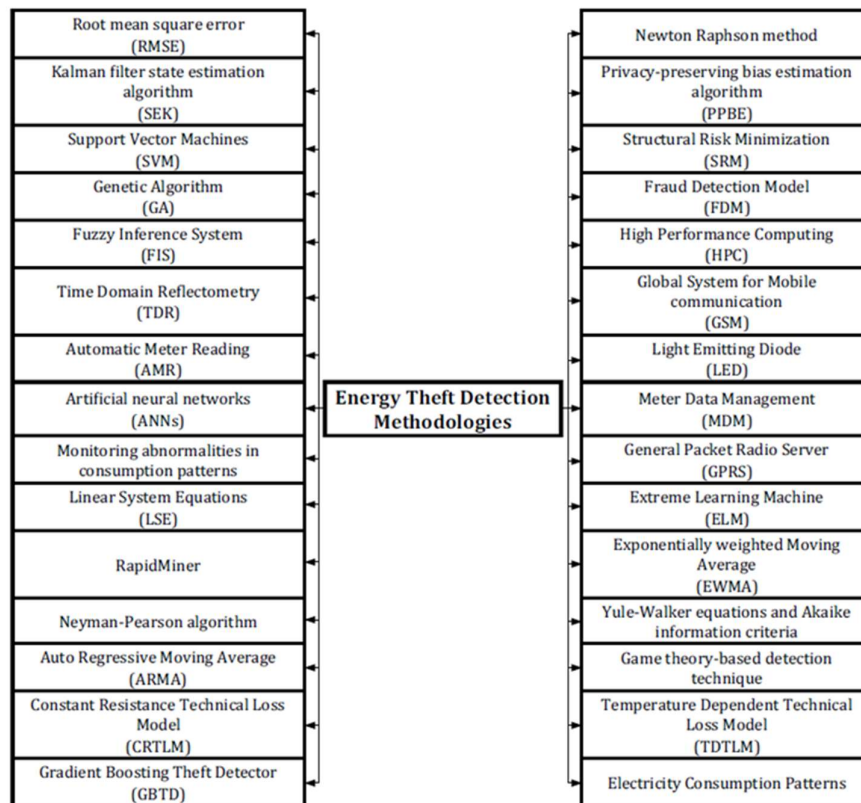
Οι υποκλοπές ενέργειας είναι ένα από τα συνηθέστερα παραδείγματα τέτοιων «επιθέσεων». Οι απώλειες ενέργειας στα σύγχρονα ηλεκτρικά δίκτυα χωρίζονται σε 2 κατηγορίες: τεχνικές και μη-τεχνικές απώλειες. Οι τεχνικές απώλειες αναφέρονται σε απώλειες χαλκού, διηλεκτρικού, επαγωγής και ακτινοβολίας, αποτελούν δηλαδή απώλειες που προκύπτουν αναπόφευκτα από τη φυσική κατάσταση και τη φθορά των φυσικών εξαρτημάτων του δικτύου. Αντιθέτως, οι μη-τεχνικές απώλειες οφείλονται σε εξωτερικές αιτίες και πράξεις για το δίκτυο. Το μείζον πρόβλημα αυτών των απωλειών είναι γνωστό ως το Πρόβλημα Κλοπής Ενέργειας, που αφορά την επί σκοπού παράνομη χρήση του ρεύματος με διάφορους τρόπους. Οι υποκλοπές είναι η δημοφιλέστερη μέθοδος και υπολογίζεται ότι ευθύνεται για το 80% των συνολικών απωλειών. Εκτός της κλοπής ενέργειας, στις μη τεχνικές απώλειες συμπεριλαμβάνονται και απώλειες που οφείλονται σε λάθη στην εγκατάσταση των ηλεκτρικών συσκευών, σε μη αποπληρωμή από τη μεριά των καταναλωτών ή σε λογιστικά λάθη (Gunturi & Sarkar, 2021).

Οι κατηγορίες παραβατών που μπορούν να διαπράξουν κλοπή ενέργειας χωρίζονται στις εξής κατηγορίες σύμφωνα με τους McLaughlin et al., (2010):

- Καταναλωτές: Ανέκαθεν, οι καταναλωτές έχουν αποτελέσει τη μεγαλύτερη κατηγορία παραβατών που συμμετέχουν σε υποκλοπές ενέργειας, ιδιαίτερα στους αναλογικούς μετρητές. Στην περίπτωση των έξυπνων μετρητών, όπου απαιτούνται πιο εξειδικευμένες γνώσεις τεχνολογίας και λογισμικού, μπορούν να απευθύνονται στο οργανωμένο έγκλημα.

- **Οργανωμένο Έγκλημα:** Ο σκοπός των εγκληματιών είναι η επί πληρωμή παροχή υπηρεσιών κλοπής ενέργειας σε καταναλωτές. Οι επαγγελματίες hacker μπορούν να δημιουργήσουν hardware και software για τις επιθέσεις, εκμεταλλευόμενοι τις πολυάριθμες υπολογιστικές και δικτυακές δυνατότητες των έξυπνων μετρητών. Επίσης, μπορούν να επωφεληθούν από κάποιες σχεδιαστικές αδυναμίες του δικτύου, όπως η χρήση του ίδιου κωδικού σε διάφορους μετρητές, για να διευρύνουν τα κέρδη τους από την πρόσβαση σε έναν και μόνο μετρητή.
- **Μέλη των Εταιριών Παροχής:** Οι εργαζόμενοι στις εταιρίες παροχής θεωρούνται σιωπηρά άτομα εμπιστοσύνης, που είναι ειλικρινείς σε σχέση με τις μετρήσεις των αναλογικών και έξυπνων μετρητών, αλλά μπορούν εύκολα να αλλοιώσουν τα δεδομένα. Για αυτό το λόγο, προτείνεται η εφαρμογή σωστής διαχείρισης προσωπικού, για παράδειγμα μέσω της κατανομής των καθηκόντων σε διάφορους εργαζόμενους.
- **Κράτη:** Αν και σε κρατικό επίπεδο με υψηλή πρόσβαση σε ενεργειακούς πόρους δεν υπάρχει σημαντικό κίνητρο για την κλοπή ενέργειας, κυβερνητικά στελέχη μπορούν να παραποιήσουν τα δεδομένα των έξυπνων μετρητών για να αποποιηθούν ευθυνών και να αρνηθούν παραβάσεις, όπως η παραβίαση του απορρήτου.

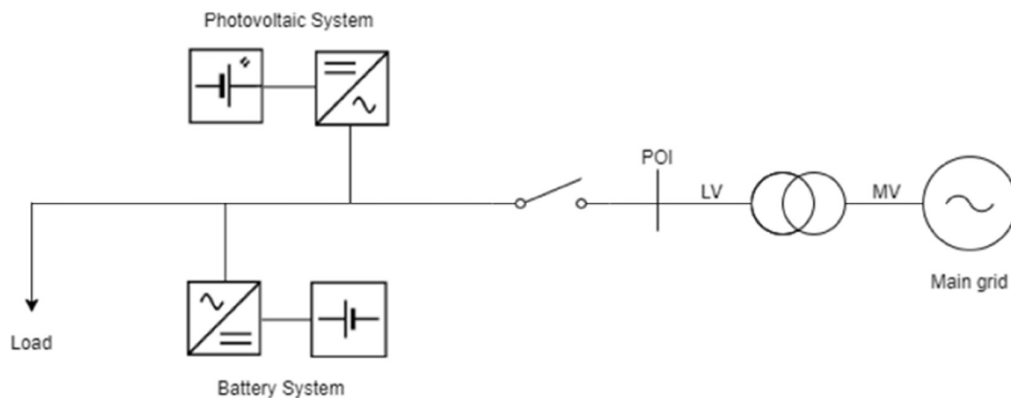
Ο εντοπισμός τέτοιων φαινομένων υποκλοπών μπορεί να γίνει με διάφορες μεθόδους. Στη μελέτη των Gerasopoulos et al., (2022) παρατηρούμε ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν τις πιο συχνά προτεινόμενες μεθόδους εντοπισμού φαινομένων Κλοπής Ενέργειας. Στο σχήμα που ακολουθεί φαίνονται οι μέθοδοι που αναφέρονται στη βιβλιογραφία της ανασκόπησης αυτής. Μεταξύ άλλων, ξεχωρίζουν οι αριθμητικές μέθοδοι, π.χ. το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), ο εκθετικός κινητός μέσος όρος (EWMA) και η μέθοδος Newton-Raphson, μέθοδοι που βασίζονται στην παρατήρηση και αναγνώριση μοτίβων και τη θεωρία παιγνίων, καθώς και γενετικοί αλγόριθμοι.



Εικόνα 5: Μεθοδολογίες ανίχνευσης κλοπής ενέργειας (Gerasopoulos et al., 2022)

2.4. Μικροδίκτυα

Το μικροδίκτυο (microgrid) είναι ένα ανεξάρτητο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, το οποίο μπορεί να είναι συνδεδεμένο στο κεντρικό δίκτυο, αλλά μπορεί να λειτουργεί και αυτόνομα, όπως απεικονίζεται και στην εικόνα που ακολουθεί.



Εικόνα 6: Γενικό μικροδίκτυο που απεικονίζει τους τρόπους λειτουργίας διασυνδεδεμένης (διακόπτης κλειστός) και αυτόνομης λειτουργίας (ανοιχτός διακόπτης). POI—σημείο διασύνδεσης. LV—χαμηλή τάση. MV—μεσαία τάση (Marchand et al., 2021)

Τα μικροδίκτυα έχουν τρεις βασικούς σκοπούς:

- Παρέχουν μια εναλλακτική στην τοπική υπηρεσία ενέργειας σχετικά με την ποιότητα και την αξιοπιστία της ενέργειας
- Βελτιώνουν την αξιοποίηση των τοπικών ενεργειακών πόρων
- Συνδέουν το κεντρικό δίκτυο με μεταβλητές τοπικές πηγές και φορτία.

Ανάλογα με την περίπτωση, αυτοί οι στόχοι μπορούν να έχουν διαφορετικά επίπεδα προτεραιότητας ή απαιτούμενης ποιότητας. Για παράδειγμα, στις υποδομές ζωτικής σημασίας προτεραιότητα αποτελεί η διασφάλιση του εφοδιασμού χωρίς διακοπές και η ασφάλεια, καθώς κατά τη μετάβαση από την αυτόνομη λειτουργία στη σύνδεση με το κεντρικό δίκτυο ή αντίστροφα, εμφανίζονται αυξομειώσεις της τάσης και της συχνότητας.

Σε ενεργειακές κοινότητες το επίκεντρο είναι η κατανάλωση της τοπικής παραγωγής και η διοχέτευση τυχόν ενεργειακής περίσσειας στο κεντρικό δίκτυο. Σε τέτοιες περιπτώσεις, τα μικροδίκτυα αυξάνουν την αξιοπιστία της ενέργειας σε απομακρυσμένες, αγροτικές περιοχές που δεν έχουν άμεση πρόσβαση στην κεντρική παραγωγή και βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στην τοπική παραγωγή¹.

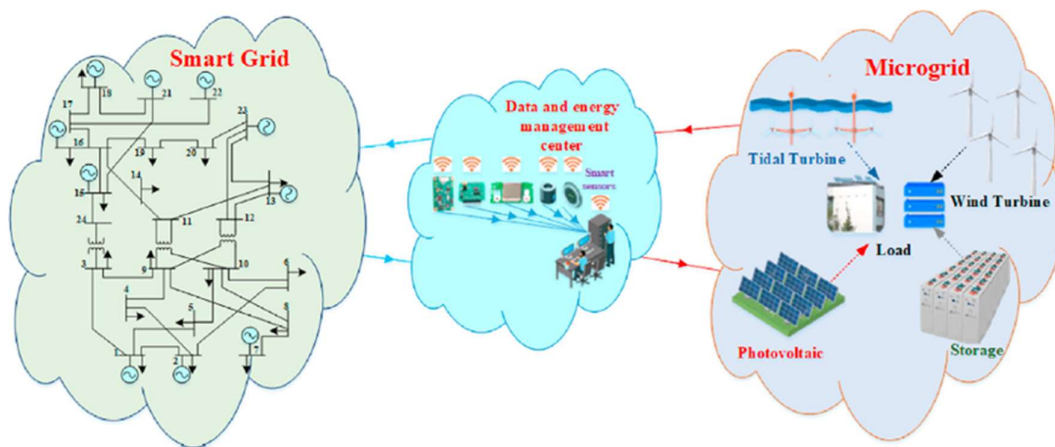
Από την άλλη, τα μικροδίκτυα με ευαίσθητα βιομηχανικά φορτία ή τεχνολογίες επικοινωνίας μπορεί να εστιάζουν στην ποιότητα της ισχύος, αφού η λειτουργία εκτός των προβλεπόμενων ορίων από τα εθνικά και διεθνή πρότυπα μπορεί να οδηγήσει σε διάφορα προβλήματα, όπως η έλλειψη συγχρονισμού, ο συντονισμός ή οι διακοπές ρεύματος. Στα μικροδίκτυα είναι ακόμα σημαντικότερος ο ρόλος της ποιότητας ισχύος λόγω των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπου η διαθεσιμότητα ενέργειας δεν είναι σταθερή και ακολουθεί στοχαστικές διαδικασίες.

Σε κάθε περίπτωση, απαιτούνται κατάλληλες διαδικασίες ελέγχου και πρότυπα δοκιμών για τη διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας των μικροδικτύων. Μερικές από τις προκλήσεις που αντιμετωπίζονται είναι θέματα σταθερότητας, η χαμηλή αδράνεια, η αμφίδρομη ροή ισχύος και η αβεβαιότητα (Marchand et al., 2021).

¹<https://epeconsulting.com/microgrid-vs-smart-grid/>

2.4.1. Συνεργασία μεταξύ έξυπνων δικτύων και μικροδικτύων

Η επικοινωνία μεταξύ του έξυπνου δικτύου και των τοπικών μικροδικτύων δίνει τη δυνατότητα στους παραγωγούς και τους καταναλωτές να ανταλλάσσουν τα πλεονάσματα ενέργειας που διαθέτουν με γειτονικούς τους χρήστες. Τα ενεργειακά συμβόλαια μεταξύ των χρηστών (Peer-to-peer) απαιτούν τη σύγχρονη διαπραγμάτευση της τιμής και των ποσοτήτων ενέργειας στις συναλλαγές βάσει ενός εκ των προτέρων ορισμένου πλάνου διακίνησης, χωρίς τη μεσολάβηση ενός ρυθμιστικού επόπτη. Σε αυτή την προσέγγιση αποκέντρωσης, είναι σημαντικό να επιτρέπεται σε όλους τους συμμετέχοντες να εκφράζουν τις προτιμήσεις τους. Όπως θα συζητηθεί και στο επόμενο κεφάλαιο, οι νέες υποδομές των ενεργειακών συναλλαγών είναι ένα στοιχείο κλειδί για την αλλαγή της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Έτσι, οι συναλλαγές peer-to-peer παρέχουν διαφάνεια, απόρρητο των δεδομένων, πρόσβαση σε τοπικά και πάντα ενημερωμένα δεδομένα, χωρίς κεντρικό κόμβο επίβλεψης. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να συμβάλλουν στην αύξηση του engagement από τη μεριά των καταναλωτών. Η επικοινωνία μεταξύ των μικροδικτύων και του έξυπνου δικτύου προσφέρει πρακτικές δομές για τη διαπραγμάτευση μεταξύ των χρηστών, αυξάνοντας την αξία των αναπτυσσόμενων αυτών τεχνολογιών σύμφωνα με την πρόταση του Mohamed, (2022) που απεικονίζεται στην εικόνα που ακολουθεί.



Εικόνα 7: Απεικόνιση της δομής του προτεινόμενου συστήματος (Mohamed, 2022)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3. Απόκριση Ζήτησης

3.1. Διαχείριση Ζήτησης

Ο όρος διαχείριση ζήτησης (demand-side management / DSM) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά στις αρχές της δεκαετίας του '80 από το Electric Power Research Institute (EPRI), που βρίσκεται στη Washington των ΗΠΑ. Η διαχείριση ζήτησης περιλαμβάνει ένα σύνολο δράσεων, σχεδιασμένων από τις υπηρεσίες κοινής ωφέλειας ή από την κυβέρνηση, που έχουν ως στόχο την τροποποίηση των ποσοτήτων ή των χρονικών διαστημάτων της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας από τους χρήστες, λαμβάνοντας υπόψη το συμφέρον του παρόχου, των καταναλωτών και της κοινότητας. Η διαχείριση ζήτησης ορίζεται ως ο σχεδιασμός, η υλοποίηση και η παρακολούθηση των δραστηριοτήτων των παρόχων για να επηρεάσουν την κατανάλωση ρεύματος των πελατών (Kholerdi & Ghasemi-Marzbali, 2021).

Συνήθως, ο κύριος σκοπός της διαχείρισης της ζήτησης είναι η ενθάρρυνση των καταναλωτών να περιορίζουν το φορτίο που καταναλώνουν στη διάρκεια των ωρών αιχμής ή να το μετατοπίσουν σε άλλα χρονικά διαστήματα, ώστε να ισοπεδωθεί η καμπύλη της ζήτησης για τις κρίσιμες περιόδους. Σε κάποιες περιπτώσεις, αντί για ισοπέδωση της καμπύλης, επιδιώκεται η κατανάλωση να ακολουθεί το μοτίβο της παραγωγής, αν π.χ. λόγω των καιρικών συνθηκών υπάρχει αυξημένη παραγωγή από τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, μπορεί να είναι επιθυμητό οι χρήστες να αυξήσουν προσωρινά την κατανάλωσή τους, ώστε να αποφεύγεται η σπατάλη και η ανάγκη αποθήκευσης μεγάλων ποσών ενέργειας (Gelazanskas & Gamage, 2014; Stavrakas & Flamos, 2020).

Σε κάθε περίπτωση, η διαχείριση ζήτησης αφορά την ανάγκη του ελέγχου της ενέργειας που καταναλώνουν οι χρήστες σε συγκεκριμένα διαστήματα. Ενώ η κλασική προσέγγιση είναι η παροχή της απαιτούμενης ενέργειας σε όποια χρονική περίοδο χρειάζεται, αυτή η στρατηγική στοχεύει στην προσαρμογή της ζήτησης ανάλογα με την τρέχουσα κατάσταση του συστήματος (Gelazanskas & Gamage, 2014).

Όπως αναφέρεται στη διπλωματική εργασία (Κουριάμπαλη, 2017), η διαχείριση της ζήτησης έχει οφέλη για όλα τα εμπλεκόμενα μέλη σε ένα ηλεκτρικό δίκτυο. Συγκεκριμένα,

για τους σταθμούς παραγωγής και τα δίκτυα διανομής και μεταφοράς, η ένταξη νέων μονάδων κρίνεται πλέον περιττή, με σημαντικά οικονομικά και περιβαλλοντικά οφέλη, αφού με την αποτελεσματική εφαρμογή της διαχείρισης ζήτησης περιορίζονται οι αιχμές και η καταπόνηση των φυσικών εξαρτημάτων του δικτύου (καλώδια, μετασχηματιστές κτλ.). Ακόμα, το εμπόδιο της υψηλής μεταβλητότητας της παραγωγής των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, που μέχρι πρότινος αποτελούσε αποθαρρυντικό παράγοντα για την ενσωμάτωσή τους στο δίκτυο, μπορεί να παρακαμφθεί με τη χρήση προγραμμάτων διαχείρισης της ζήτησης. Τέλος, ο ανταγωνισμός στο νέο μοντέλο αγοράς θα οδηγήσει σε μειωμένες χρεώσεις ρεύματος για τους καταναλωτές, ενώ το κοινωνικό σύνολο θα στραφεί σε πράσινες, πιο φιλικές για το περιβάλλον συνήθειες ως προς την κατανάλωση ενέργειας.

3.2. Απόκριση Ζήτησης

Σύμφωνα με την Eurelectric², την Ομοσπονδία της Ευρωπαϊκής Βιομηχανίας Ηλεκτρικής Ενέργειας, που συνεργάζεται με περισσότερες από 3500 ευρωπαϊκές εταιρίες του κλάδου της ενέργειας, η απόκριση ζήτησης (Demand Response – DR) είναι ένα ευέλικτο μοντέλο που μπορούν να χρησιμοποιήσουν οι καταναλωτές (επιχειρήσεις αλλά και ιδιώτες) ώστε να ελαχιστοποιήσουν το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνουν. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του time-shifting, δηλαδή της χρονικής μετατόπισης των λειτουργιών που καταναλώνουν περισσότερη ενέργεια σε περιόδους κατά τις οποίες οι τιμές της ενέργειας είναι χαμηλότερες. Η παρατήρηση των τιμών, ή άλλων σημάτων που βοηθούν στη λήψη της απόφασης σχετικά με τις καταλληλότερες χρονικές στιγμές για την κατανάλωση, μπορούν να γίνονται είτε χειροκίνητα είτε αυτόματα.

3.2.1. Η αυξανόμενη σημασία της Απόκρισης Ζήτησης

Μέχρι πρότινος η πρόβλεψη της προσφοράς και της ζήτησης ήταν σχετικά απλή υπόθεση. Στην πλευρά της προσφοράς, το μεγαλύτερο ποσοστό της ενέργειας προερχόταν από μεγάλα εργοστάσια που είχαν σχετικά σταθερό και εύκολα προσαρμόσιμο ρυθμό παραγωγής, ενώ η ζήτηση ήταν αρκετά απλό να προβλεφθεί. Τα τελευταία χρόνια, ένα σημαντικό κομμάτι της παραγωγής προέρχεται από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, που έχουν πολύ μεγαλύτερη μεταβλητότητα, οπότε είναι λιγότερο προβλέψιμες οι ποσότητες

²<https://www.eurelectric.org/about-us/about-eurelectric>

ενέργειας που μπορούν να προσφέρουν ανά πάσα στιγμή. Επίσης, αυτές οι μονάδες παραγωγής είναι συχνά πολύ μικρές, οπότε διοχετεύουν την παραγόμενη ενέργεια σε τοπικά δίκτυα διανομής και όχι σε μεγάλα δίκτυα μετάδοσης, που σημαίνει ότι η παραγόμενη ενέργεια πρέπει να καταναλωθεί άμεσα και σε ένα σχετικά μικρό γεωγραφικό εύρος. Ως αποτέλεσμα αυτών των αλλαγών, έχει γίνει πιο σύνθετη η αντιστοίχιση της προσφοράς και της ζήτησης ενέργειας, οπότε η προσαρμογή των συνηθειών των καταναλωτών είναι ένα ευέλικτο εργαλείο που μπορεί να συνδράμει σημαντικά στην προσπάθεια αυτή³.

3.2.2. Σύγκριση με την Ενεργειακή Αποδοτικότητα

Η ενεργειακή αποδοτικότητα αφορά τη μείωση της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης ενός χρήστη, μέσω της αντικατάστασης των προηγούμενων ηλεκτρικών συσκευών που διέθετε με άλλες αποδοτικότερες. Οι νέες συσκευές καταναλώνουν λιγότερη ενέργεια για την ίδια λειτουργία, χωρίς καμία έκπτωση, και κατά περιπτώσεις ακόμα και με βελτίωση στην ποιότητα του έργου που επιτελούν για τον καταναλωτή. Αυτή είναι μία αλλαγή πάγια, που οδηγεί σε μόνιμη μείωση της συνολικής κατανάλωσης, ανεξαρτήτως της εκάστοτε χρονικής περιόδου και της κατάστασης του δικτύου. Αντιθέτως, η απόκριση ζήτησης δε στοχεύει στη μείωση της συνολικής ενέργειας που καταναλώνεται, αλλά στη χρονική μετατόπισή της σε ευνοϊκότερα χρονικά διαστήματα³.

3.2.3. Demand Response για χρήστες μεγάλης ή μικρής κλίμακας

- Χρήστες μεγάλης κλίμακας: Είναι μεγάλες βιομηχανικές εγκαταστάσεις παραγωγής με αυξημένες ενεργειακές απαιτήσεις. Για τέτοιες περιπτώσεις, το demand response συνίσταται στην ανακατανομή των ωραρίων παραγωγής ή λειτουργίας, ούτως ώστε ο μεγαλύτερος όγκος ενέργειας να καταναλώνεται σε χρονικές στιγμές χαμηλότερης χρέωσης του ρεύματος. Είναι πιθανό να απασχολείται προσωπικό που να έχει ως αρμοδιότητα τη βελτιστοποίηση αυτής της διαδικασίας.
- Χρήστες μικρής κλίμακας: Πρόκειται για μικρές επιχειρήσεις και νοικοκυριά. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι ενεργειακές απαιτήσεις είναι χαμηλότερες από αυτές

³<https://cdn.eurelectric.org/media/1940/demand-response-brochure-11-05-final-lr-2015-2501-0002-01-e-h-C783EC17.pdf>

των χρηστών μεγάλης κλίμακας. Παρόλα αυτά, πολλές λειτουργίες είναι αρκετά κοστοβόρες, όπως η ηλεκτρική θέρμανση ή ο κλιματισμός, η φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων, το πλυντήριο κτλ. Έτσι, οι καταναλωτές μπορούν να επωφεληθούν, δρομολογώντας τις λειτουργίες αυτές σε στιγμές χαμηλότερης χρέωσης. Η ευελιξία αυτή είναι άμεσα συνδεδεμένη με τις εκάστοτε ανάγκες και προσωπικές συνήθειες κάθε καταναλωτή, οπότε χρειάζονται εργαλεία που να είναι εύκολα στη χρήση και να τους παρέχουν ξεκάθαρα σήματα για το ποιες είναι οι πιο ωφέλιμες στρατηγικές και αποφάσεις⁴.

Στη συνέχεια αναλύονται οι δύο βασικές κατηγορίες προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης.

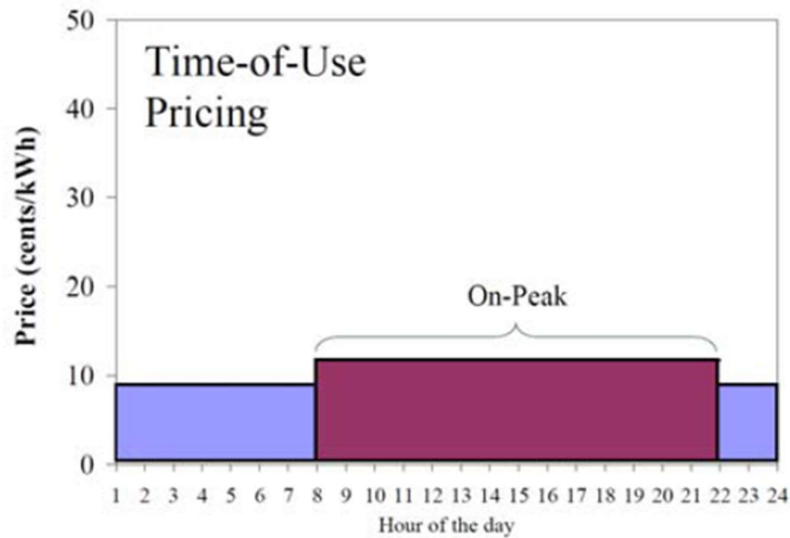
3.2.4. Προγράμματα βασιζόμενα στην τιμή (Price-based) / Έμμεσο DR (Implicit)

Σε αυτή την προσέγγιση, οι καταναλωτές επιλέγουν να χρεώνονται βάσει κυμαινόμενων τιμών και λαμβάνουν ή αυτοματοποιούν τις αποφάσεις σχετικά με τις χρονικές μετατοπίσεις της κατανάλωσης φορτίου ανάλογα με τις χρεώσεις σε κάθε χρονική στιγμή ή περίοδο. Οι κυμαινόμενες τιμές μπορεί να ακολουθούν ένα απλό σχήμα ημερήσιου και νυχτερινού ωραρίου ή πιο σύνθετα δυναμικά σχήματα, στα οποία οι τιμές μπορούν να αλλάζουν σε ωριαία ή ακόμα και σε συχνότερη βάση⁴.

- Τιμολόγηση χρόνου χρήσης (Time-of-Use Pricing / TOU)

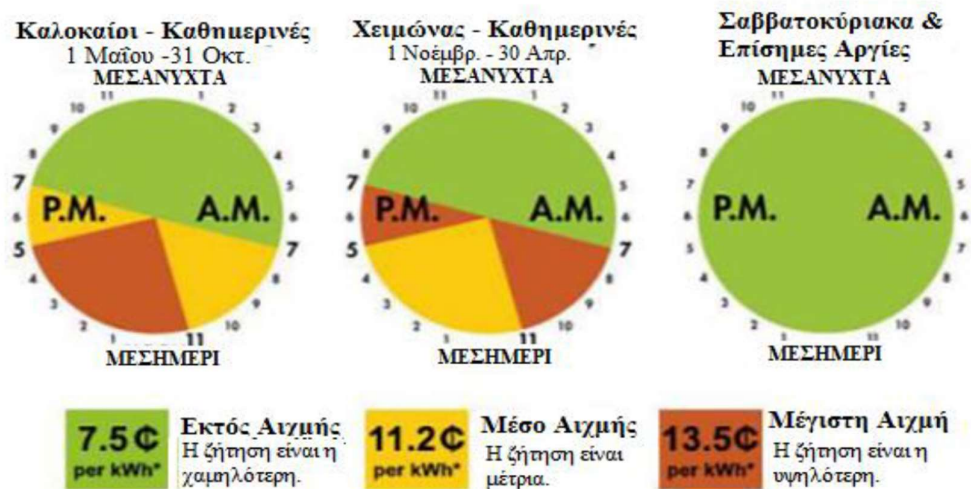
Το σχήμα χρόνου χρήσης χωρίζεται σε δύο περιόδους: αιχμής, με υψηλότερη χρέωση και εκτός αιχμής, με χαμηλότερη χρέωση. Αυτό το τιμολόγιο μπορεί να παρακινήσει τους πελάτες να μετατοπίσουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας από τα διαστήματα αιχμής στα εκτός αιχμής, προκειμένου να υπάρχει καλύτερη ισορροπία μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Τα συστήματα που βασίζονται σε τιμές TOU είναι αποτελεσματικά στη μείωση της μέγιστης κατανάλωσης ενέργειας, παρέχοντας κίνητρα στους καταναλωτές για χρήση περισσότερης ηλεκτρικής ενέργειας σε φθηνότερες ώρες και μείωση της ζήτησης σε ώρες αιχμής. Σε κάποιες περιπτώσεις, μπορεί οι περίοδοι χρέωσης να είναι τρεις: εκτός αιχμής, μέσης αιχμής και υψηλής αιχμής (Hussain & Gao, 2018).

⁴<https://cdn.eurelectric.org/media/1940/demand-response-brochure-11-05-final-lr-2015-2501-0002-01-e-h-C783EC17.pdf>



Εικόνα 8: Πρόγραμμα τιμολόγησης χρόνου χρήσης (Hussain & Gao, 2018)

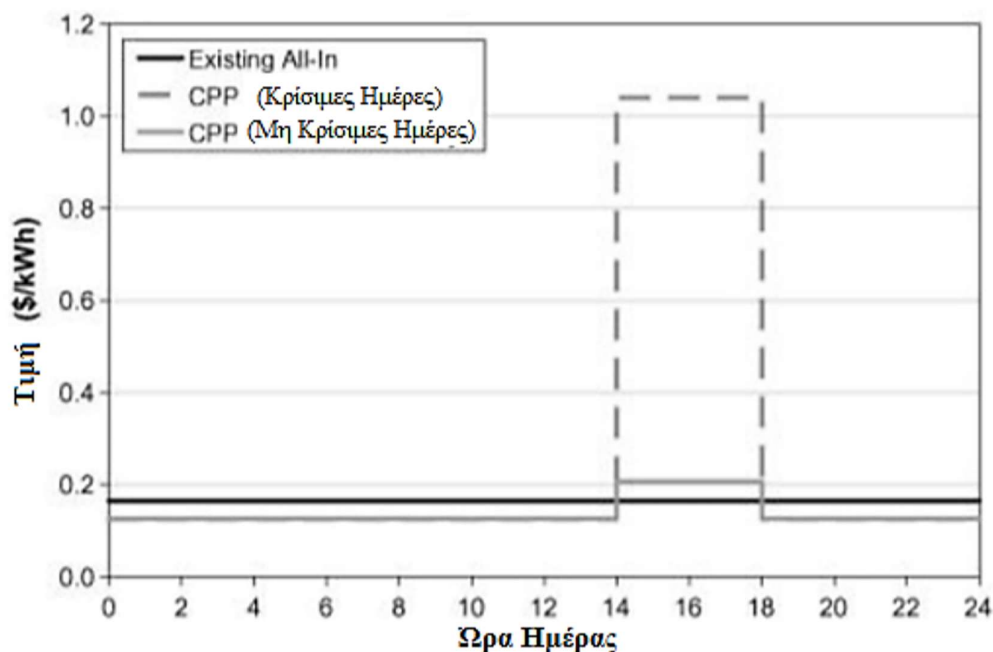
Συχνά, οι περίοδοι εκτός αιχμής αφορούν διαστήματα κατά τη διάρκεια της νύχτας ή και του Σαββατοκύριακου. Παρόλα αυτά, ο καθορισμός των περιόδων αιχμής και εκτός αιχμής παρουσιάζει μεγάλες διαφορές ανάλογα με την περιοχή και την εταιρία παροχής, με κύριο γνώμονα τις κορυφές της καμπύλης ζήτησης σε ημερήσιο, εβδομαδιαίο ή ετήσιο πλαίσιο (Εικόνα 9)(Aalami et al., 2009).



Εικόνα 9: Πρόγραμμα κοστολόγησης σύμφωνα με τον χρόνο χρήσης στο Οντάριο του Καναδά (Κουριάμπαλη, 2017)

- Τιμολόγηση κρίσιμης κορυφής (Critical Peak Pricing / CPP)

Στο σχήμα αυτό υπάρχει μια συνηθισμένη χρέωση, που μπορεί να ακολουθεί και τιμολόγηση ΤΟΥ, για τις περισσότερες μέρες του χρόνου. Παρόλα αυτά, κάποια σύντομα διαστήματα υπόκεινται σε αλλαγές στη χρέωση της ενέργειας. Αυτά τα διαστήματα αντιστοιχούν σε περιόδους εξαιρετικά αυξημένης ζήτησης, κατά τις οποίες οι υπηρεσίες παραγωγής δε θα μπορούσαν να ανταπεξέλθουν, ώστε να διαθέσουν αρκετές ποσότητες ενέργειας, αν οι τιμές παρέμεναν σταθερές. Οπότε, κατά τα διαστήματα εξαιρετικά αυξημένης ζήτησης ή σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης υπάρχουν υψηλότερες χρεώσεις, ενώ στις υπόλοιπες περιόδους οι τιμές παραμένουν αμετάβλητες. Τόσο οι περίοδοι κρίσιμης κορυφής όσο και οι αυξημένες χρεώσεις δεν είναι προκαθορισμένες και εξαρτώνται από την περίσταση, ενώ οι καταναλωτές ενημερώνονται μία ημέρα πριν. Οι περίοδοι κρίσιμης κορυφής μπορεί να αφορούν μόνο λίγες μέρες ή και μόνο λίγες ώρες ανά έτος (Hussain & Gao, 2018).

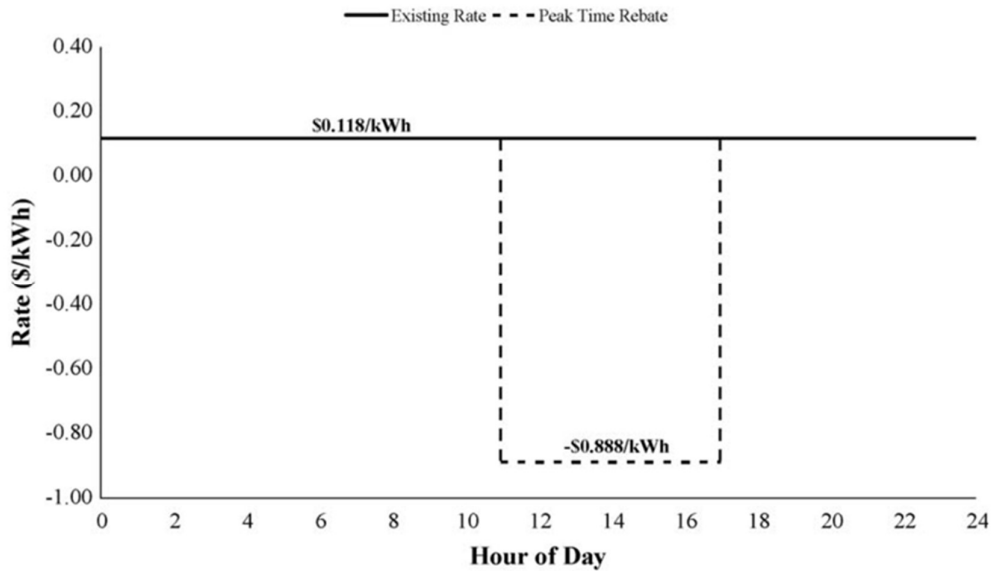


Εικόνα 10: Παράδειγμα τιμολόγησης μέγιστου φορτίου (Charles River Associate, 2005)

- Έκπτωση ώρας αιχμής (Peak time rebate / PTR)

Αυτό το σχήμα είναι παρεμφερές με το CPP, καθώς και εδώ ο πάροχος μπορεί να ορίσει περιόδους κρίσιμης κορυφής. Αντί όμως να χρεώνεται ο καταναλωτής με ακριβότερη τιμή για κάθε κιλοβατώρα που καταναλώνει το διάστημα αυτό, επιβραβεύεται με μία έκπτωση,

η οποία αυξάνεται, όσο μικρότερη είναι η κατανάλωση για την κρίσιμη περίοδο. Στο σχήμα που ακολουθεί (Εικόνα 11), φαίνεται η “αντίστροφη” λογική από την τιμολόγηση κρίσιμης κορυφής.



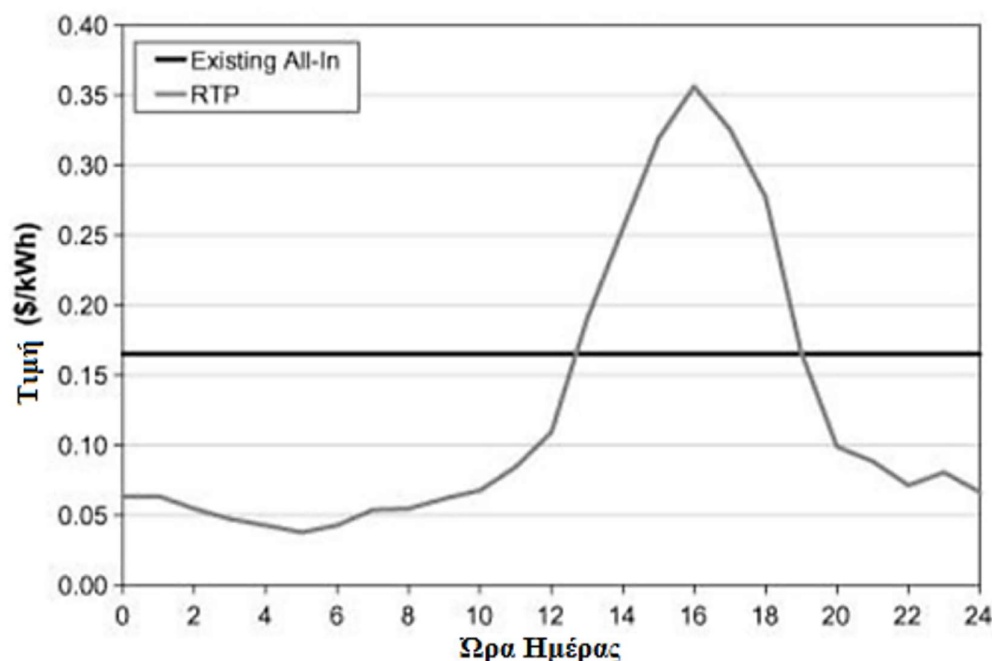
Εικόνα 11: Έκπτωση ώρας αιχμής (Charles River Associate, 2005)

- Τιμολόγηση πραγματικού χρόνου (Real Time Pricing / RTP)

Το σχήμα RTP αντικατοπτρίζει την οριακή τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας σύμφωνα με τις καταστάσεις προσφοράς και ζήτησης σε πραγματικό χρόνο. Οι τιμές δεν είναι προκαθορισμένες και υπόκεινται σε ωριαίες αλλαγές. Υπάρχουν δύο κοινές μορφές RTP. Στην μία, παρέχεται το 24ωρο χρονοδιάγραμμα τιμών μία ημέρα πριν (Day Ahead Real-Time Pricing / DA-RTP), ενώ στη δεύτερη παρέχεται η ωριαία τιμή εντός 60 λεπτών από τη στιγμή που έχει ήδη πραγματοποιηθεί κατανάλωση (RT-RTP). Στις υποδομές ενός έξυπνου δικτύου, οι συσκευές που εγκαθίστανται στα σπίτια συνήθως δείχνουν τα σήματα τιμών των παρόχων κατά τις ώρες αιχμής, αποστέλλοντας ενημερώσεις στον πελάτη (Εικόνα 12), ο οποίος μπορεί να αντιδράσει άμεσα, μειώνοντας την κατανάλωση και συμμετέχοντας στην ανταγωνιστική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας σε ένα διάστημα εκτός αιχμής, έτσι ώστε οι τιμές RTP να είναι πιο συμφέρουσες.

ALERT: You may want to turn off some appliances, the current hourly avg at 6:11 is: 11.9 cents/kWh.

Εικόνα 12: Ειδοποίηση RT-RTP μέσω γραπτού μηνύματος SMS⁵



Εικόνα 13: Τιμολόγηση πραγματικού χρόνου (Κουριάμπαλη, 2017)

- Inclining block rate (IBR)

Έχουν προταθεί αρκετές ιδέες και μέθοδοι για την επίτευξη χαμηλών δαπανών ηλεκτρικής ενέργειας υιοθετώντας το μοντέλο RTP (GangXiongetal., 2011; Kim&Poore, 2011; Mohsenian-Rad&Leon-Garcia, 2010). Ωστόσο, ο σκοπός του DR δεν είναι μόνο να μειώσει τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας από τους πελάτες σε περιόδους αιχμής ζήτησης, αλλά και να αποτρέψει υψηλότερες αιχμές ζήτησης ενέργειας ακόμη και αν η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι χαμηλή. Από αυτή την άποψη, το RTP εξακολουθεί να έχει ένα ελάττωμα: η χρήση του RTP μπορεί να προκαλέσει τη μετατόπιση της ζήτησης σε ώρες με χαμηλή τιμή

⁵<https://www.twilio.com/blog/high-priced-electricity-sms-alerts-python-twilio-sms>

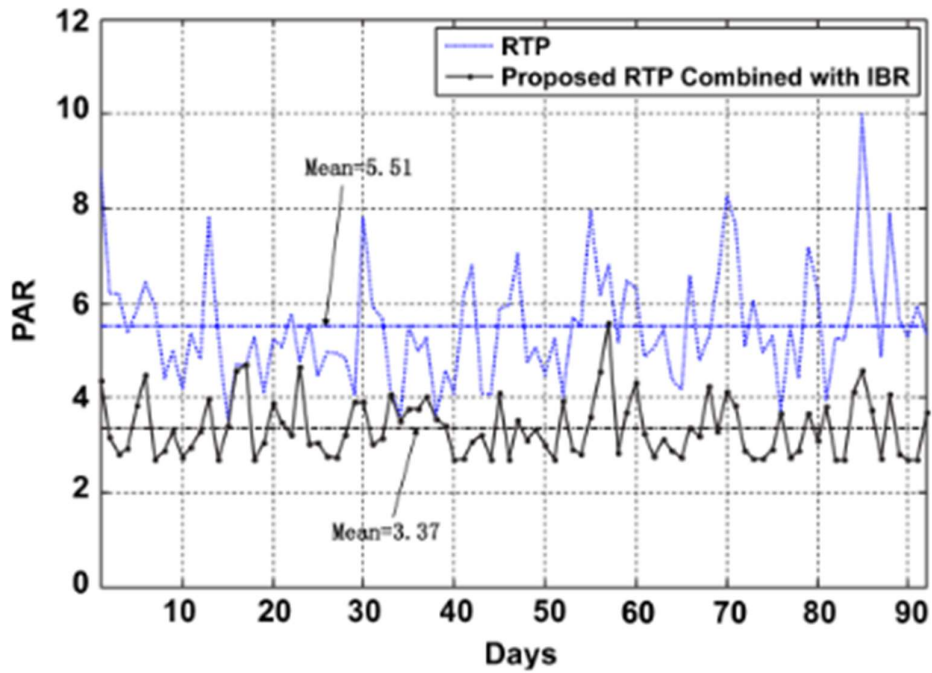
ηλεκτρικής ενέργειας, γεγονός που θα οδηγούσε σε υψηλότερη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας αιχμής και λόγο αιχμής προς μέσο όρο (peak-to-average ratio - PAR) κατά τη διάρκεια της χαμηλής τιμής (Zhuang Zhao et al., 2013).

Οι υπερφορτώσεις θα οδηγούσαν σε αστάθεια στο σύστημα ή ακόμα και συσκότιση. Επομένως, είναι απαραίτητος ένας συνδυασμός μοντέλων RTP με Inclining block rate (IBR). Στο μοντέλο IBR, η τιμή της ενέργειας θα έφτανε σε υψηλότερο επίπεδο από την κανονική κατάσταση όταν η συνολική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας υπερβαίνει ένα σταθερό όριο. Αφού συνδυαστεί με το IBR, το μοντέλο RTP θα μείωνε αποτελεσματικά το PAR και θα αύξανε τη σταθερότητα ολόκληρου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι για την επίλυση του βέλτιστου προβλήματος προγραμματισμού ισχύος εντός του σπιτιού: γραμμικός προγραμματισμός (Mohsenian-Rad & Leon-Garcia, 2010), μέθοδος βελτιστοποίησης σμήνος σωματιδίων (particle swarm optimization - PSO) (Pedrasa et al., 2010) και θεωρία παιγνίων (Mohsenian-Rad et al., 2010). Κανονικά, οι τύποι για τα περισσότερα από αυτά τα προβλήματα βελτιστοποίησης είναι μη γραμμικοί, επομένως αναμένουμε ότι αυτά τα προβλήματα μπορούν να λυθούν εύκολα με έναν γενετικό αλγόριθμο.

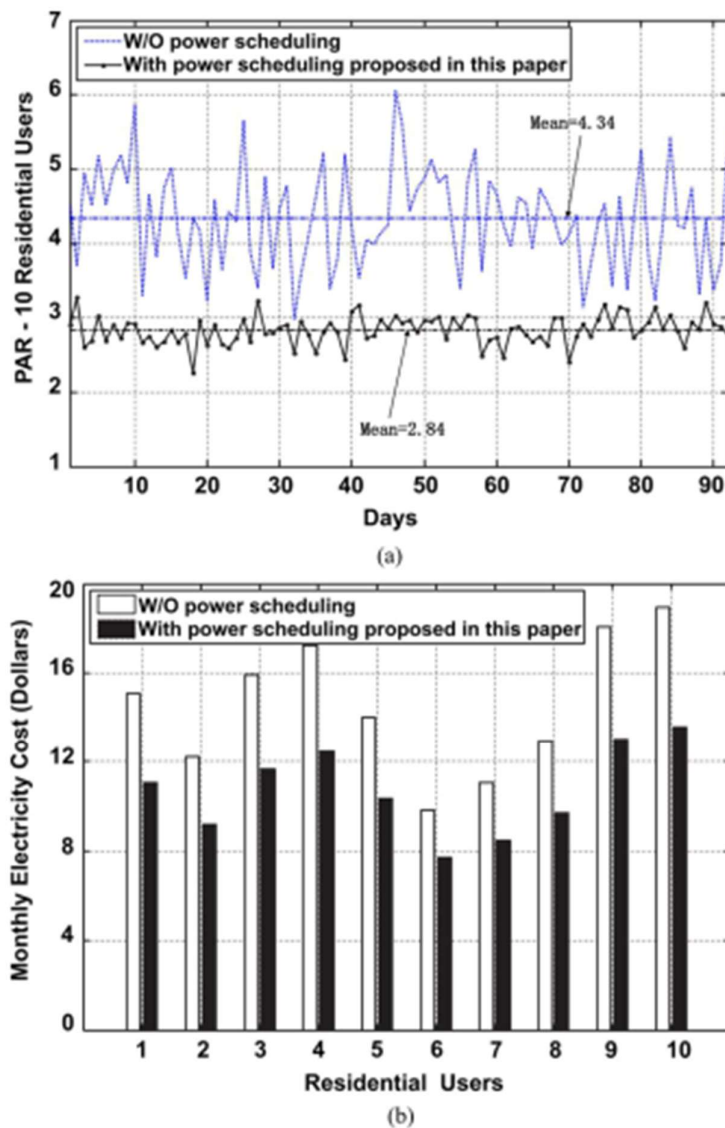
Οι (Zhuang Zhao et al., 2013) προτείνουν ως βέλτιστη προσέγγιση για τον προγραμματισμό της χρήσης ενέργειας, λύση με βάση το RTP σε συνδυασμό με το σύστημα τιμολόγησης IBR πάνω σε συγκεκριμένο γενετικό αλγόριθμο.

Συγκεκριμένα μελετούν ένα έξυπνο σπίτι στο οποίο εγκαθιστούν μια αυτόματη συσκευή (Automatically operated appliance - AOA), η οποία λαμβάνει συγκεκριμένες αποφάσεις που βασίζονται στον αλγόριθμο. Η συγκεκριμένη συσκευή επικοινωνεί με την εταιρεία παραγωγής ενέργειας από την οποία λαμβάνει πληροφορίες για το DR. Οι κάτοικοι συνήθως προτιμούν να λειτουργούν κάθε AOA σε μια συγκεκριμένη ώρα αυτόματα για να αποφύγουν την ώρα αιχμής ή να προγραμματίσουν τις συσκευές να ολοκληρώσουν τη δουλειά τους πριν από μια συγκεκριμένη ώρα. Για παράδειγμα, όταν οι κάτοικοι κοιμούνται τη νύχτα, το πλυντήριο μπορεί να αρχίσει να λειτουργεί επειδή η τιμή της ενέργειας είναι χαμηλή. Σε ένα άλλο παράδειγμα, εάν οι κάτοικοι θέλουν να δειπνήσουν αμέσως μόλις φτάσουν στο σπίτι το απόγευμα, πρέπει να εξασφαλίσουν ότι η ηλεκτρική κουζίνα τελειώνει τη δουλειά της πριν φτάσουν στο σπίτι. Από αυτή την άποψη, είναι απαραίτητο οι κάτοικοι να ορίσουν τις χρονικές παραμέτρους για κάθε AOA,

συμπεριλαμβανομένης της διάρκειας χρόνου λειτουργίας από την αρχή μέχρι το τέλος, το χρονικό διάστημα λειτουργίας κατά το οποίο ισχύει η συσκευή για να προγραμματιστεί, και την κατανάλωση ρεύματος ανά ώρα. Στα διαγράμματα που ακολουθούν αποτυπώνονται τα αποτελέσματα του συνδυασμού RTP και IBR στην μελέτη των (Zhuang Zhao et al., 2013).



Εικόνα 14: Ο αντίκτυπος του IBR στην προτεινόμενη προσέγγιση στη PAR (Zhuang Zhao et al., 2013)



Εικόνα 15: Ο αντίκτυπος πολλαπλών χρηστών σε: (α) PAR της συνολικής ζήτησης ισχύος και (β) μηνιαίο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας (Zhuang Zhao et al., 2013)

3.2.5. Προγράμματα Βασιζόμενα στα Κίνητρα (Incentive-Based DR) / Ρητά (Explicit)

Σε τέτοια προγράμματα, οι καταναλωτές αλλάζουν τις ποσότητες ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνουν βάσει ρητών αιτημάτων και λαμβάνουν ανταμοιβές που έχουν συμφωνηθεί με τον εκάστοτε πάροχο. Τα αιτήματα αυτά προέρχονται από την ίδια την αγορά, για παράδειγμα από βιομηχανικές εγκαταστάσεις που έχουν μεγάλης κλίμακας κατανάλωση ή από παρόχους που διαχειρίζονται το demand response στο δίκτυο. Οι

αποφάσεις για αυτά τα αιτήματα λαμβάνονται βάσει διάφορων παραμέτρων, όπως οι τιμές της ενέργειας, οι αυξημένες ανάγκες της αγοράς σε μια δεδομένη στιγμή, κάποιος περιορισμός στο δίκτυο κτλ⁶.

- Έλεγχος Άμεσου Φορτίου (Direct Load Control / DLC)

Στα προγράμματα DLC, οι διαχειριστές του δικτύου ελέγχουν άμεσα τις συσκευές των πελατών με τις μεγαλύτερες ενεργειακές απαιτήσεις, όπως θερμοστάτες, συστήματα κλιματισμού και θερμοσίφωνες, απενεργοποιώντας ή ρυθμίζοντας εξ αποστάσεως τη λειτουργία τους, μετά από σχετική ειδοποίηση. Ο πάροχος επωφελείται από την καλύτερη ικανότητα διαχείρισης της ζήτησης και της προσφοράς, ώστε να διατηρηθεί η ασφάλεια και η αξιοπιστία του συστήματος, ενώ ο πελάτης επωφελείται από οικονομικά κίνητρα για συμμετοχή στο πρόγραμμα, που έχουν μορφή πληρωμής ή πίστωσης στο λογαριασμό του. Τέτοια προγράμματα απευθύνονται συνήθως σε οικιακούς ή εμπορικούς καταναλωτές. Επίσης, υπάρχει περιορισμός στον αριθμό φορών ή ωρών που μπορεί μια συσκευή ενός καταναλωτή να τεθεί εκτός λειτουργίας, συνήθως σε ετήσια βάση (Κουριάμπαλη, 2017).

- Συμπεριφορική Απόκριση Ζήτησης (Behavioral DR)

Τα προγράμματα αυτά βασίζονται στην αλλαγή της συμπεριφοράς των καταναλωτών, ώστε να υπάρξουν βελτιώσεις στη συνολική κατανάλωση ενέργειας και την απόδοση του συστήματος. Πρόκειται για προγράμματα εθελοντικά, που δεν προσφέρουν πληρωμές ανάλογα με το βαθμό συμμετοχής του πελάτη. Γι' αυτό το λόγο, είναι πιθανό το ενδιαφέρον συμμετοχής των χρηστών να φθίνει μετά από κάποιο καιρό και το feedback που λαμβάνουν, για να μειώσουν την κατανάλωσή τους κατά τα κρίσιμα διαστήματα, πολλές φορές να αγνοείται (Hussain & Gao, 2018).

- Υποβολή προσφορών ζήτησης και Αποζημίωση (Demand Bidding and Payback)

Τα προγράμματα υποβολής προσφορών ζήτησης είναι προγράμματα, στα οποία οι καταναλωτές υποβάλλουν προσφορές για συγκεκριμένες μειώσεις φορτίου στη χονδρική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Μια προσφορά γίνεται δεκτή εάν τη συγκεκριμένη περίοδο είναι μικρότερη από την τιμή της αγοράς. Όταν μια προσφορά γίνει αποδεκτή, ο πελάτης είναι υποχρεωμένος να μειώσει το φορτίο που καταναλώνει κατά το ποσό που καθορίζεται

⁶<https://cdn.eurelectric.org/media/1940/demand-response-brochure-11-05-final-lr-2015-2501-0002-01-e-h-C783EC17.pdf>

στην προσφορά, διαφορετικά αντιμετωπίζει κυρώσεις (Hussain & Gao, 2018). Τέτοια προγράμματα αφορούν καταναλωτές μεγάλης κλίμακας, άνω του 1MW (Κουριάμπαλη, 2017).

- Απόκριση Ζήτησης Έκτακτης Ανάγκης (Emergency DR)

Σε περίπτωση ανεπαρκούς χωρητικότητας, οι επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας είναι σε θέση να δημιουργήσουν ένα πρόγραμμα έκτακτης ανάγκης και να απαιτήσουν μειώσεις φορτίου. Σε τέτοιες περιπτώσεις, οι πάροχοι έχουν δύο επιλογές. Η πρώτη τους επιλογή είναι να ενεργοποιήσουν το διακοπόμενο πρόγραμμα που στοχεύει μεγάλους εμπορικούς και βιομηχανικούς πελάτες, οι οποίοι έχουν τη δυνατότητα να διακόπτουν τις δραστηριότητές τους για σύντομα χρονικά διαστήματα ή μπορούν να στραφούν σε δική τους παραγωγή ενέργειας (π.χ. μέσω γεννητριών) για να καλύψουν προσωρινά τις ανάγκες τους. Η δεύτερη επιλογή τους είναι να καταφύγουν σε μαζική απόρριψη φορτίου για να διατηρήσουν τη σταθερότητα του συστήματος και να αποφύγουν μεγάλης κλίμακας βλάβες του συστήματος (Hussain & Gao, 2018).

- Υπηρεσία Ρύθμισης (Regulation Service)

Η υπηρεσία ρύθμισης είναι μια υπηρεσία σε πραγματικό χρόνο για την εξισορρόπηση του φορτίου και της παραγωγής ενέργειας, έτσι ώστε η συχνότητα να διατηρείται εντός ενός συγκεκριμένου εύρους της ονομαστικής συχνότητας. Η συχνότητα αποκλίνει από την ονομαστική της τιμή όταν υπάρχει αναντιστοιχία μεταξύ φορτίου και παροχής ηλεκτρικής ενέργειας. Η υπηρεσία ρύθμισης αφορά στην ικανότητα απόκρισης σε τυχαίες αποκλίσεις από το καθαρό προγραμματισμένο φορτίο. Οι χρόνοι απόκρισης κυμαίνονται μεταξύ 30 δευτερολέπτων και 5 λεπτών, για συνολική διάρκεια 15 λεπτών συνήθως (Tulabing et al., 2016).

- Περικοπή Φορτίου (Load curtailment)

Είναι γεγονός ότι το ποσό της περικοπής φορτίου από κάθε πελάτη είναι αβέβαιο. Αυτό συμβαίνει επειδή ένας πελάτης ενέργειας μπορεί ελεύθερα να αποφασίσει να μειώσει την ενεργειακή του κατανάλωση ή όχι στην τρέχουσα απελευθερωμένη αγορά ενέργειας. Επειδή αυτή η αβεβαιότητα μπορεί να προκαλέσει σοβαρά προβλήματα σε ένα σύστημα

ανταπόκρισης στη ζήτηση, είναι σαφές ότι το ποσό της μείωσης της ενέργειας πρέπει να προβλεφθεί και να διαχειριστεί.

Στην μελέτη των Kang & Lee, (2018), προτείνεται μια μέθοδος πρόβλεψης με γνώμονα τα δεδομένα περικοπής φορτίου, λαμβάνοντας υπόψη δύο δυσκολίες στην πρόβλεψη. Το πρώτο πρόβλημα είναι ότι τα δεδομένα είναι πολύ αραιά. Κάθε πελάτης λαμβάνει ένα αίτημα για περικοπή φορτίου μόνο λίγες φορές το χρόνο. Επομένως, η μέθοδος k-πλησιέστερου γείτονα, η οποία απαιτεί σχετικά μικρό όγκο δεδομένων, χρησιμοποιείται κυρίως στην προτεινόμενη μέθοδο. Η δεύτερη δυσκολία είναι ότι τα χαρακτηριστικά κάθε πελάτη είναι τόσο διαφορετικά που μια ενιαία μέθοδος πρόβλεψης δεν μπορεί να καλύψει όλους τους πελάτες. Μια μέθοδος πρόβλεψης που παρέχει αξιοσημείωτη απόδοση πρόβλεψης για έναν πελάτη μπορεί να παρέχει κακή απόδοση για άλλους πελάτες. Ως αποτέλεσμα, η προτεινόμενη μέθοδος πρόβλεψης υιοθετεί ένα σταθμισμένο μοντέλο συνόλου για να εφαρμόσει διαφορετικά μοντέλα για διαφορετικούς πελάτες. Η εμπιστοσύνη κάθε υπομοντέλου ορίζεται και χρησιμοποιείται ως βάρος στο σύνολο. Η πρόβλεψη βασίζεται πλήρως στα δεδομένα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας και στο ιστορικό των γεγονότων απόκρισης στη ζήτηση χωρίς να απαιτούνται άλλες πρόσθετες εσωτερικές πληροφορίες από κάθε πελάτη. Στο πείραμα, τα πραγματικά δεδομένα που λαμβάνονται από τους παρόχους υπηρεσιών ανταπόκρισης στη ζήτηση επαληθεύουν ότι το προτεινόμενο πλαίσιο είναι κατάλληλο για την πρόβλεψη της περικοπής φορτίου κάθε πελάτη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4. Αλγόριθμοι επίλυσης σεναρίων απόκρισης ζήτησης

Όπως αναφέραμε και παραπάνω, στο πεδίο της ανταπόκρισης ζήτησης στη διαχείριση ενέργειας, η υιοθέτηση προηγμένων αλγορίθμων διαδραματίζει κεντρικό ρόλο στη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας και στη βελτίωση της σταθερότητας του δικτύου. Σε αυτή την εργασία, εστιάζουμε στη χρήση γενετικών αλγορίθμων (GAs) και αλγορίθμων ενισχυμένης μάθησης (Reinforcement Learning – RL) λόγω της αποδεδειγμένης αποτελεσματικότητάς τους στην αντιμετώπιση πολύπλοκων προβλημάτων βελτιστοποίησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι, εμπνευσμένοι από τη διαδικασία της φυσικής

επιλογής, προσφέρουν μια ισχυρή προσέγγιση για την εξερεύνηση μεγάλων χώρων λύσεων και την εύρεση σχεδόν βέλτιστων λύσεων. Από την άλλη πλευρά, οι αλγόριθμοι ενισχυμένης μάθησης, ιδιαίτερα βαθιάς ενισχυμένης μάθησης, έχουν επιδείξει αξιοσημείωτη επιτυχία στην εκμάθηση βέλτιστων πολιτικών λήψης αποφάσεων μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αναλύοντας και συγκρίνοντας αυτές τις δύο αλγοριθμικές προσεγγίσεις, στοχεύουμε να αποσαφηνίσουμε τα αντίστοιχα δυνατά σημεία και περιορισμούς στο πλαίσιο της ανταπόκρισης στη ζήτηση, συμβάλλοντας τελικά στην πρόοδο ενεργειακά αποδοτικών στρατηγικών σε σύγχρονα συστήματα δικτύου.

Οι προσεγγίσεις οι οποίες θα αναλύσουμε προτιμήθηκαν έναντι άλλων καθώς αποτελούν ότι πιο σύγχρονο και αποτελεσματικό υπάρχει αυτή της στιγμή στο DR καθώς επίσης δεν έχουν μελετηθεί εκτενώς στο παρελθόν. Άλλες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται, αλλά δεν αναλύονται στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, είναι ο Γραμμικός Προγραμματισμός (Linear Programming - LP) όπου οι τεχνικές LP μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση της χρήσης ενέργειας με βάση διάφορους περιορισμούς και στόχους, όπως η ελαχιστοποίηση του κόστους ή η μεγιστοποίηση της απόδοσης, ενώ ικανοποιούνται οι απαιτήσεις ζήτησης, ή ο Γραμμικός Προγραμματισμός Μικτού Ακέραιου (Mixed Integer Linear Programming - MILP), μέθοδος η οποία επεκτείνει το LP επιτρέποντας ακέραιες μεταβλητές εκτός από συνεχείς. Είναι χρήσιμο για τη μοντελοποίηση πιο σύνθετων διαδικασιών λήψης αποφάσεων, όπως ο προγραμματισμός της χρήσης ενέργειας σε διακριτά χρονικά διαστήματα. Άλλες τεχνικές περιλαμβάνουν τον Δυναμικό Προγραμματισμό (DP) ο οποίος μπορεί να εφαρμοστεί για την επίλυση προβλημάτων όπου οι αποφάσεις πρέπει να λαμβάνονται διαδοχικά με την πάροδο του χρόνου. Στη διαχείριση ενέργειας, το DP μπορεί να βελτιστοποιήσει την κατανάλωση ενέργειας με την πάροδο του χρόνου λαμβάνοντας υπόψη τις μεταβαλλόμενες συνθήκες και τους περιορισμούς.

Αυτές οι τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν μεμονωμένα ή σε συνδυασμό για την αντιμετώπιση διαφόρων πτυχών της απόκρισης της ζήτησης στη διαχείριση ενέργειας, όπως η πρόβλεψη φορτίου, η βελτιστοποίηση και ο έλεγχος. Η επιλογή της τεχνικής εξαρτάται από παράγοντες όπως ο συγκεκριμένος τομέας του προβλήματος, τα διαθέσιμα δεδομένα και οι υπολογιστικοί πόροι.

4.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι

4.1.1. Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγόριθμους

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (GAs) είναι ευρετικοί αλγόριθμοι αναζήτησης εμπνευσμένοι από τις αρχές της φυσικής επιλογής και της γενετικής. Αναπτύχθηκαν από τον John Holland στη δεκαετία του 1960 και χρησιμοποιούνται ευρέως σε διάφορους τομείς, όπως η βελτιστοποίηση, η μηχανική μάθηση και η υπολογιστική νοημοσύνη. Η βασική ιδέα πίσω από τους GA έγκειται στη μίμηση της διαδικασίας της φυσικής εξέλιξης για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων βελτιστοποίησης με την επαναληπτική εξέλιξη ενός πληθυσμού υποψήφιων λύσεων σε διαδοχικές γενιές (Holland, 1992).

Τα βασικά στοιχεία των Γενετικών Αλγορίθμων είναι τα εξής:

- Αναπαράσταση: Σε έναν γενετικό αλγόριθμο, οι υποψήφιες λύσεις στο πρόβλημα βελτιστοποίησης, γνωστές επίσης ως άτομα ή χρωμοσώματα, αναπαρίστανται ως σειρές δυαδικών ψηφίων (γονίδια).
- Επιλογή: Η διαδικασία επιλογής στους GA είναι ανάλογη με την έννοια της «επιβίωσης του πιο ικανού» στη φύση, όπου άτομα με υψηλότερες αξίες φυσικής κατάστασης (δηλαδή, καλύτερες λύσεις) είναι πιο πιθανό να επιλεγούν για αναπαραγωγή.
- Διασταύρωση: Η διασταύρωση είναι ένας γενετικός χειριστής που συνδυάζει το γενετικό υλικό δύο μητρικών διαλυμάτων για να παράγει λύσεις απογόνων με χαρακτηριστικά που κληρονομήθηκαν και από τους δύο γονείς.
- Μετάλλαξη: Η μετάλλαξη είναι ένας άλλος γενετικός τελεστής που εισάγει τυχαίες αλλαγές στο γενετικό υλικό των ατόμων για να διατηρήσει την ποικιλομορφία στον πληθυσμό και να αποτρέψει την πρόωρη σύγκλιση σε μη βέλτιστες λύσεις (Goldberg, 1989).

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορες πτυχές της απόκρισης της ζήτησης ενέργειας, όπως την Διαχείριση Φορτίου, όπου χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση του προγραμματισμού συσκευών που καταναλώνουν ενέργεια ως απόκριση στις κυμαινόμενες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας, στους περιορισμούς ζήτησης και σε περιβαλλοντικούς λόγους, στην κατανομή πόρων για την αποτελεσματική κατανομή πόρων σε ενεργειακά συστήματα, όπως ο προσδιορισμός της βέλτιστης χωρητικότητας

αποθήκευσης μπαταριών ή η κατανομή των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας σε περιβάλλοντα μικροδικτύων καθώς και στην πρόβλεψη ζήτησης αναλύοντας ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης και εξωτερικούς παράγοντες (π.χ. καιρικές συνθήκες, οικονομικούς δείκτες) για την ακριβή πρόβλεψη των μελλοντικών προτύπων ενεργειακής ζήτησης.

4.1.2. Υλοποιήσεις Γενετικών Αλγορίθμων στο Demand Response

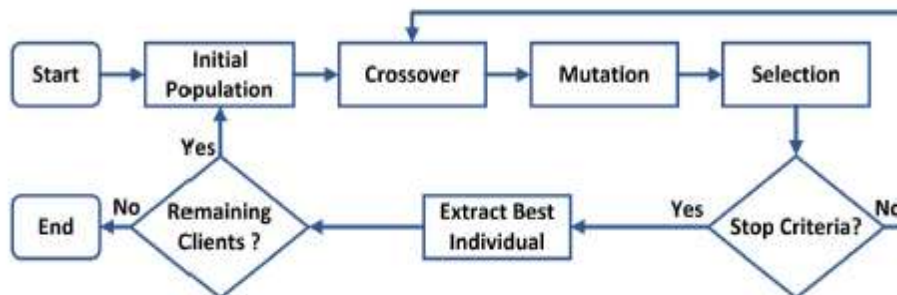
Όπως αναφέραμε και νωρίτερα, η χρήση υπολογιστικών αλγορίθμων για την επίλυση του σχεδιασμού και της βελτιστοποίησης του load shifting οδηγεί σε οικονομικά και ενεργειακά οφέλη, εφαρμόζοντας την Απόκριση Ζήτησης. Ακολουθεί η αναλυτική παρουσίαση κάποιων ερευνών που επιχείρησαν να βελτιστοποιήσουν την Απόκριση Ζήτησης με τη χρήση Γενετικών Αλγορίθμων (GA).

Στην μελέτη των Canizes et al., (2022), οι άξονες του αλγορίθμου είναι η ευελιξία του φορτίου από διάφορες συσκευές, με τη χρήση ενός συσσωρευτή δεδομένων για τις πηγές ενέργειας, η ελαχιστοποίηση του κόστους, λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές της ενέργειας και την τοπική παραγωγή σε πραγματικό χρόνο, τα οφέλη των καταναλωτών που συμμετέχουν στη χρονική μετατόπιση του φορτίου, και η βελτίωση της ποιότητας της υπηρεσίας, όσον αφορά τη σταθερότητα της τάσης. Η προτεινόμενη μέθοδος μετατοπίζει βέλτιστα τα οικιακά φορτία για να επιτρέψει τη συμμετοχή των καταναλωτών στην ανταπόκριση της ζήτησης, με σεβασμό στις προτιμήσεις και τους περιορισμούς των καταναλωτών.

Οι δυνατότητες του συγκεκριμένου γενετικού αλγορίθμου προσφέρουν μεγαλύτερη ευελιξία στη μοντελοποίηση του προβλήματος. Πρόκειται για έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης που βασίζεται στη μετα-ευρετική αναζήτηση και χάρη στις διάφορες παραμέτρους ελέγχου (π.χ. μέγεθος πληθυσμού, πιθανότητα μετάλλαξης, συνολικός χρόνος εκτέλεσης), είναι προσαρμόσιμος στο εκάστοτε πρόβλημα και το μοντέλο που προτείνεται μπορεί να χρησιμοποιεί δεδομένα προβλέψεων για την επόμενη μέρα, όπως η ζήτηση φορτίου, η παραγωγή από τα φωτοβολταϊκά και οι τιμές του ρεύματος, ώστε να συμμετέχει στην απόκριση της ζήτησης (Canizes et al., 2022).

Η εφαρμογή του μοντέλου GA για την προσέγγιση μετατόπισης φορτίου (Load Shifting) και σύμφωνα με αυτά που αναφέραμε στο 4.1.1 χωρίζεται σε πέντε κύριες φάσεις: i) αρχικός πληθυσμός, που χαρακτηρίζεται από τη δημιουργία τυχαίων σχεδίων εργασίας του

φορτίου (δηλαδή, μεμονωμένα άτομα). ii) crossover, για τη διάδοση γονιδίων μεταξύ ατόμων. iii) μετάλλαξη, για να εισαχθεί η ποικιλομορφία στον πληθυσμό προκειμένου να μειωθεί η πιθανότητα να κολλήσουμε σε ένα τοπικό βέλτιστο. iv) επιλογή, για την επιλογή των ατόμων που θα κληρονομήσουν στον επόμενο πληθυσμό. v) Τέλος, γίνεται η εξαγωγή του καλύτερου ατόμου από τον τελευταίο πληθυσμό που δημιουργήθηκε. Η Εικόνα 16 αντιπροσωπεύει το διάγραμμα ροής του GA για τη βελτιστοποίηση του κόστους ενέργειας μετατόπισης φορτίου.



Εικόνα 16: Διάγραμμα ροής του GA για βελτιστοποίηση κόστους ενέργειας μετατόπισης φορτίου (Canizes et al., 2022)

Η προτεινόμενη λύση εφαρμόζει την ιδέα των χρονικών περιόδων, χωρίς να ορίζει τις ακριβείς τιμές τους, αλλά αφήνει αυτό τον ορισμό στο χρήστη (π.χ. πέντε δευτερόλεπτα, δέκα λεπτά ή μία ώρα). Οι μονάδες της ενέργειας πρέπει να δίνονται σε Wh, αλλά η τάξη μεγέθους μπορεί να διαφέρει (π.χ. kWh, MWh). Και εδώ, ο χρήστης πρέπει να επιλέξει το ίδιο πρόθεμα για όλα τα δεδομένα.

Ο τομέας του GA χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο εννοιών που επιτρέπουν τη μετατόπιση φορτίου, λαμβάνοντας υπόψη την ευελιξία φορτίου με συμμετοχή στην απόκριση ζήτησης και ελαχιστοποίηση του ενεργειακού κόστους. Στην έρευνα (Mota et al., 2021), το προτεινόμενο μοντέλο πεδίου λύσης, μπορεί να χωριστεί σε έξι θεμελιώδεις έννοιες :

- Εργασία: Μια εργασία αντιπροσωπεύει μια δραστηριότητα που πρέπει να γίνει σε μια μετατοπιζόμενη συσκευή (π.χ. πλύσιμο ρούχων).

- Μετακινούμενη συσκευή: Μια μετατοπιζόμενη συσκευή περιγράφει ένα κομμάτι εξοπλισμού (π.χ. πλυντήριο πιάτων, κλιματιστικό, στεγνωτήριο ρούχων) με ελεγχόμενα φορτία που μπορούν να μετατοπιστούν. Έχει μια λίστα συμβατών εργασιών.

- Πελάτης: Αυτή η ιδέα απεικονίζει τη συσχέτιση μεταξύ διαφορετικών φορτίων και πελάτη.

- Πηγή Ενέργειας: Μια πηγή ενέργειας περιγράφει ένα συνδυασμό διαθεσιμότητας και τιμής. Επιτρέπει πολλούς παρόχους ενέργειας (π.χ. συσσωρευτές ή πωλητές λιανικής) και τοπική παραγωγή (π.χ. φωτοβολταϊκά).

- Απόκριση ζήτησης: Απεικονίζει ένα συμβάν απόκρισης ζήτησης που πρέπει να τηρηθεί.

- Περιορισμός: Ένας περιορισμός είναι μια απαίτηση με την οποία πρέπει να συμμορφώνεται ο αλγόριθμος (π.χ. τα ρούχα μπορούν να στεγνώσουν μόνο μετά το πλύσιμο).

Η έξοδος του αλγορίθμου περιλαμβάνει το τελικό κόστος, την ενέργεια που καταναλώθηκε και το κόστος ανά πηγή ενέργειας, την ενέργεια που καταναλώθηκε ανά συσκευή και ανά περίοδο, και το κόστος κάθε γενιάς του αλγορίθμου.

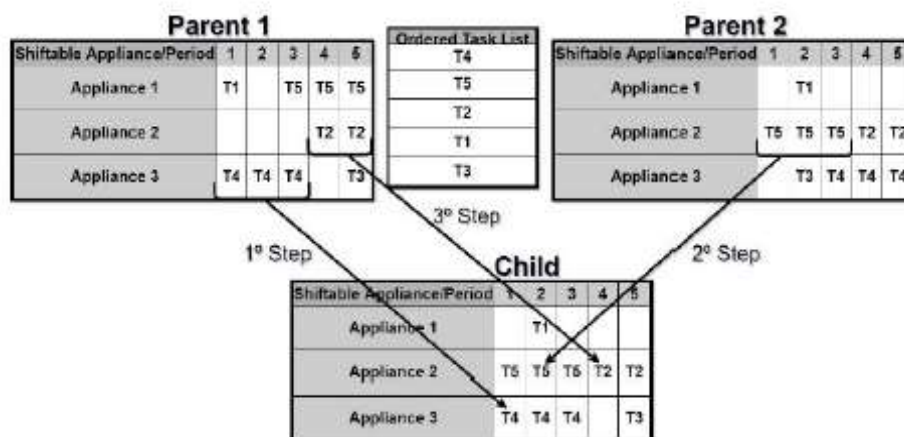
Ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται με τυχαίο τρόπο και περιλαμβάνει διαφορετικούς σχεδιασμούς για το φορτίο, που αποτελούν τα άτομα του πληθυσμού. Στη φάση της διασταύρωσης, τα γονίδια εξαπλώνονται μεταξύ των ατόμων. Η μετάλλαξη εισάγει ένα στοιχείο ποικιλομορφίας στον πληθυσμό και μειώνει την πιθανότητα ο αλγόριθμος να κολλήσει σε ένα τοπικό βέλτιστο. Στη συνέχεια, επιλέγονται τα άτομα που θα κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά και τέλος, όταν πληρούνται τα κριτήρια τερματισμού, το καλύτερο άτομο του πληθυσμού, δηλαδή η βέλτιστη λύση, εξάγεται από τον τελευταίο πληθυσμό που δημιουργήθηκε.

Shiftable Appliance/Period	1	2	3	4	5
Appliance 1	T1		T5	T5	T5
Appliance 2				T2	T2
Appliance 3	T4	T4	T4		T3

Εικόνα 17: Παράδειγμα ατόμου GA, που αντιπροσωπεύει τη μήτρα (συσκευή/περίοδος) όπου οι εργασίες ορίζονται από τα αναγνωριστικά τους (Canizes et al., 2022)

Στο παραπάνω παράδειγμα ατόμου (Εικόνα 17) του πληθυσμού, οι συσκευές 1 και 2 θα μπορούσαν να είναι δύο πλυντήρια που μπορούν να λειτουργούν με πολλά προγράμματα που έχουν διαφορετική διάρκεια και κατανάλωση (π.χ. κανονική πλύση, eco mode, turbo), ενώ η συσκευή 3 θα μπορούσε να είναι ένα στεγνωτήριο με δύο λειτουργίες, γρήγορου και αργού στεγνώματος. Σε περίπτωση που κάποιο από τα άτομα δεν πληροί κάποιον από τους περιορισμούς, ο αλγόριθμος επιχειρεί να το διορθώσει, με τη δεξιά ή αριστερή μετατόπιση ή την αντιμετάθεση κάποιων λειτουργιών. Αν αυτό δεν είναι δυνατό, ένα νέο άτομο παράγεται τυχαία.

Η διασταύρωση γίνεται μεταξύ δύο ατόμων («γονείς») που επιλέγονται τυχαία και δεν έχουν ήδη διασταυρωθεί σε προηγούμενες γενιές. Κατά τη διαδικασία αυτή, επιλέγονται λειτουργίες εναλλάξ από κάθε γονέα, με προτεραιότητα στις πιο χρονοβόρες λειτουργίες.



Εικόνα 18: Παράδειγμα διασταύρωσης GA μεταξύ δύο ατόμων (Canizes et al., 2022)

Η διαδικασία μετάλλαξης ξεκινά με τον προσδιορισμό ποια άτομα από τον πληθυσμό που προέρχεται από τη διασταύρωση θα μεταλλαχθούν με βάση ένα ποσοστό μετάλλαξης που ορίζεται στα δεδομένα εισόδου. Εάν συμβεί μια μετάλλαξη σε ένα άτομο, τότε εφαρμόζεται μια μετάλλαξη εναλλαγής δύο εργασιών, επηρεάζοντας επομένως τη σειρά εκτέλεσης των εργασιών ή/και τη συμβατότητα της συσκευής. Εάν το προκύπτον μεταλλαγμένο άτομο δεν συμμορφώνεται με όλους τους περιορισμούς που επιβάλλονται, τότε η μετάλλαξη αντιστρέφεται και δοκιμάζεται μια άλλη μετάλλαξη, που επηρεάζει διαφορετικές εργασίες στο χρονοδιάγραμμα. Στο επόμενο βήμα του αλγορίθμου γίνεται η επιλογή η οποία ξεκινά με την ενοποίηση του νέου και των παλαιότερων πληθυσμών και το κάθε άτομο αξιολογείται βάσει μιας εξίσωσης καταλληλότητας (fitness equation). Τέλος,

αφού πληρούται τουλάχιστον μία συνθήκη διακοπής (π.χ. χρόνος εκτέλεσης, αριθμός γενεών, στασιμότητα ή κόστος που επιτεύχθηκε), το άτομο χαμηλότερου κόστους (δηλαδή το καλύτερο άτομο), που βρέθηκε από το GA, εξάγεται από τον τελευταίο πληθυσμό που δημιουργήθηκε (Canizes et al., 2022).

Το προτεινόμενο μοντέλο χρειάστηκε περίπου 30 λεπτά ως συνολικός χρόνος εκτέλεσης. Αξίζει όμως να σημειωθεί ότι εξετάστηκαν 20 φορτία, 96 περιόδους για την τιμή ενέργειας, τη ζήτηση και την παραγωγή φωτοβολταϊκών. Επιπλέον, το μοντέλο μπορεί να εξετάσει ένα σύνολο περιορισμών και να περιλαμβάνει μια προσομοίωση και ανάλυση συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Επίσης, είναι σημαντικό να αναφερθεί η εξοικονόμηση (πάνω από 70%) για τους καταναλωτές. Επιπλέον, το όριο των 30 λεπτών αντιπροσωπεύει έναν σταθερό χρόνο εκτέλεσης που εγγυάται ένα καλό αποτέλεσμα από τον γενετικό αλγόριθμο.

Η εργασία των Kampelis et al., (2019) επικεντρώνεται στην βελτιστοποίηση των συστημάτων θέρμανσης, εξαερισμού και κλιματισμού (Heating, Ventilation, Air Conditioning/HVAC) σε βιομηχανικές εγκαταστάσεις με τη βοήθεια ενός γενετικού αλγορίθμου. Τα συστήματα HVAC αποτελούν ένα από τα μεγαλύτερα ενεργειακά φορτία στα κτίρια και η λειτουργία τους έχει μεγάλη σημασία για τη συνολική ενεργειακή απόδοση του κτιρίου. Η βελτιστοποίηση στοχεύει στον προσδιορισμό του συμβιβασμού μεταξύ του ελάχιστου ημερήσιου κόστους ενέργειας και τη θερμική άνεση, η οποία μοντελοποιείται με τη μέθοδο της προβλεπόμενης μέσης ψήφου (Predicted Mean Vote/PMV).

Τα δύο κριτήρια της συνάρτησης αξιολόγησης είναι το ημερήσιο κόστος και η προβλεπόμενη μέση ψήφος (PMV). Το ημερήσιο κόστος λαμβάνεται από το προφίλ τιμολόγησης της επόμενης μέρας (day-ahead pricing) και την κατανάλωση των συσκευών HVAC, χρησιμοποιώντας το επικυρωμένο θερμικό μοντέλου του κτιρίου. Το μοντέλο αυτό επικυρώνεται βάσει της ετήσιας κατανάλωσης HVAC και των μετρήσεων της θερμοκρασίας στο εσωτερικό του κτιρίου, και παρέχει μια αξιόπιστη βάση για αυτό το είδος έρευνας, καθώς λαμβάνει υπόψη τα φυσικά χαρακτηριστικά του κτιρίου (γεωμετρία, υλικά), τη λειτουργική πλευρά του και τις κλιματικές συνθήκες με δυναμικό τρόπο.

Η PVM είναι μια παράμετρος που κυμαίνεται μεταξύ των τιμών -3 για το κρύο και +3 για τη ζέστη, με το 0 να είναι η ιδανική τιμή, κατά την οποία η εσωτερική παραγωγή

θέρμανσης ισούται με την απώλεια θερμότητας στο περιβάλλον. Η PVM υπολογίζεται βάσει των ακόλουθων παραμέτρων:

- Ρυθμός Μεταβολισμού (σε W/m^2)
- Αποτελεσματική Μηχανική Ισχύς (σε W/m^2)
- Μόνωση από το Ρουχισμό (m^2K/W)
- Θερμοκρασία του Αέρα ($^{\circ}C$)
- Μέση Θερμοκρασία Ακτινοβολίας ($^{\circ}C$)
- Σχετική Ταχύτητα του Αέρα (m/s)
- Σχετική Υγρασία (%)

Για τους σκοπούς της συγκεκριμένης βελτιστοποίησης, ο υπολογισμός της PMV γίνεται σε ωριαία βάση, με τις παραμέτρους της θερμοκρασίας του αέρα, της μέσης θερμοκρασίας ακτινοβολίας και της σχετικής υγρασίας να λαμβάνονται από προσομοίωση του κτιρίου, ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι θεωρήθηκαν σταθερές.

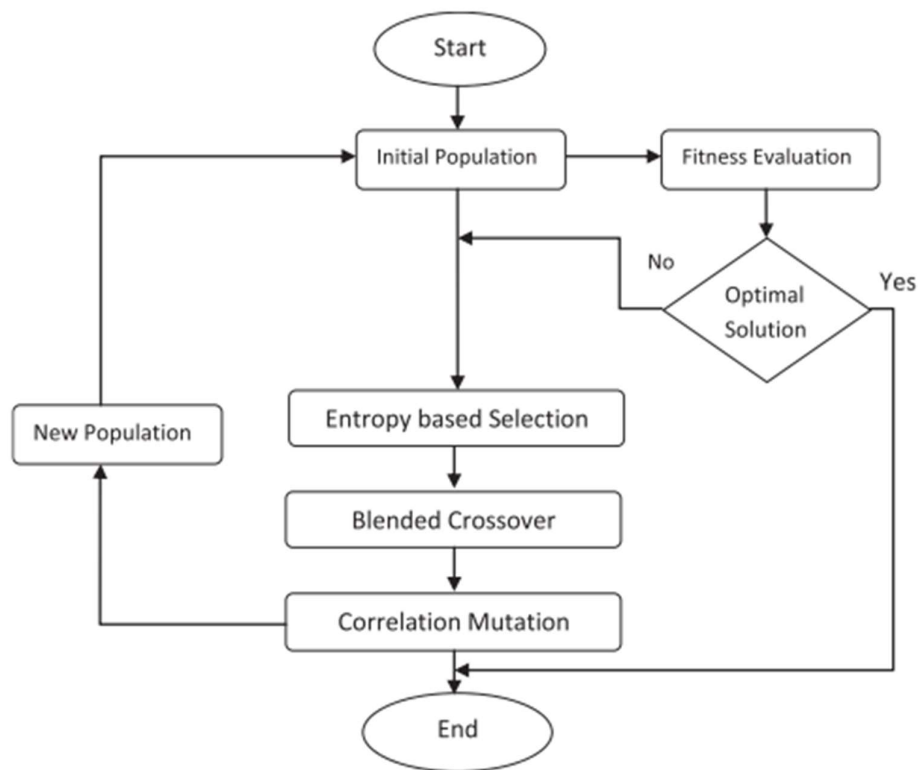
Μετά από δοκιμές, ο πληθυσμός του Γενετικού Αλγορίθμου ορίστηκε στα 50 άτομα, το ποσοστό διασταύρωσης στο 80% και ο μέγιστος αριθμός αναδρομών στις 4600, ώστε να ερευνηθεί ένα μεγάλο εύρος λύσεων. Ο σχεδιασμός αφορά την αξιολόγηση του κόστους της ενέργειας σε πλαίσια 24 ωρών. Τα αποτελέσματα λήφθηκαν ξεχωριστά για 4 χειμερινές ημέρες, 2 φθινοπωρινές, μία ανοιξιάτικη και μία καλοκαιρινή.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι υπάρχει σημαντική δυνατότητα για εξοικονόμηση ενέργειας και χρημάτων με τον έλεγχο των συνθηκών εσωτερικών χώρων μέσα σε αποδεκτά επίπεδα θερμικής άνεσης, όπως υπολογίζονται από την PMV. Στα σενάρια που αναλύθηκαν, η μείωση του κόστους κυμαίνεται μεταξύ 9,9% και 25%, ενώ η μείωση στην κατανάλωση ενέργειας από τα συστήματα HVAC κινείται στα ίδια επίπεδα.

Το υπολογιστικό κόστος της συγκεκριμένης προσέγγισης είναι αρκετά σημαντικό, αφού προτιμήθηκε υψηλός αριθμός αναδρομών (4600), ώστε η αναζήτηση να είναι εκτενής. Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι υπάρχει η δυνατότητα μείωσης του χρόνου σύγκλισης του αλγορίθμου, αφού ικανοποιητικά, σχεδόν βέλτιστα αποτελέσματα, λαμβάνονταν στις περισσότερες περιπτώσεις κατά την πρώτη μέρα που έτρεξε ο αλγόριθμος, ενώ σε ένα συμβατικό προσωπικό υπολογιστή, ο χρόνος σύγκλισης ήταν περίπου 2 ημέρες. Επιπλέον, η προσεκτική προσαρμογή των παραμέτρων και των

περιορισμών, σε συνδυασμό με την πρόβλεψη των καιρικών συνθηκών και τη διαρκή εξέλιξη των δυνατοτήτων των μικροεπεξεργαστών, μπορούν να καταστήσουν την προσέγγιση αυτή εφαρμόσιμη σε πραγματικό χρόνο στο άμεσο μέλλον (Kampelis et al., 2019).

Οι Jeyaranjani & Devaraj, (2022) κάνουν λόγο στην εργασία τους για έναν Βελτιωμένο Γενετικό Αλγόριθμο στον οποίο η επιλογή των χρωμοσωμάτων πραγματοποιείται με τη μέθοδο της εντροπίας, ενώ η συνδυασμένη διασταύρωση και η μετάλλαξη πραγματοποιούνται χρησιμοποιώντας συντελεστή συσχέτισης (Εικόνα 19).



Εικόνα 19: Διάγραμμα Ροής GA (Jeyaranjani & Devaraj, 2022)

Στο συγκεκριμένο paper, η διαδικασία επιλογής γίνεται με το Κέρδος Πληροφορίας (Information Gain). Άλλες μέθοδοι επιλογής, όπως το τουρνουά (tournament selection) ή ο τροχός ρουλέτας (roulette wheel selection) είναι στοχαστικές διαδικασίες. Για την υλοποίηση της ντετερμινιστικής προσέγγισης για την επιλογή των ατόμων, λαμβάνεται υπόψη η εντροπία ανάλογα με το δείκτη καταλληλότητας. Τα άτομα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, ανάλογα με το αν η καταλληλότητά τους είναι πάνω ή κάτω από τη μέση

καταλληλότητα. Η εντροπία υπολογίζεται με την εξίσωση που ακολουθεί, όπου P_i είναι η ισχύς που καταναλώνει η κάθε συσκευή.

$$entropy = - \sum_i P_i \log_2 P_i$$

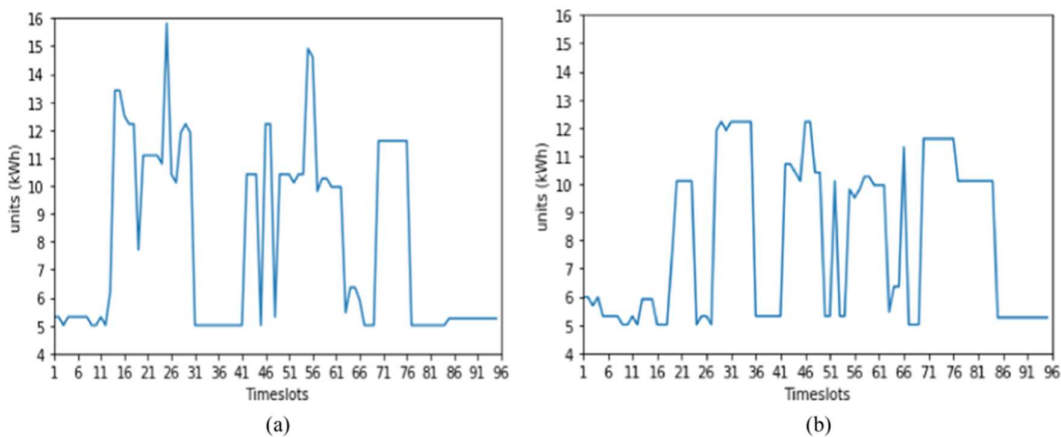
Τα άτομα με τη μεγαλύτερη εντροπία επιλέγονται ως γονείς για τις φάσεις της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Για την Ανάμεικτη Διασταύρωση, τα άτομα μετατρέπονται σε αριθμούς κινητής υποδιαστολής και το παιδί που προκύπτει κυμαίνεται μέσα σε ένα συγκεκριμένο εύρος, που καθορίζεται από κάποιες παραμέτρους, ώστε τα παιδιά να εξακολουθούν να βρίσκονται εντός του πεδίου ορισμού των ατόμων.

Για τη μετάλλαξη, χρησιμοποιείται ο γραμμικός συντελεστής συσχέτισης Pearson, με τιμές μεταξύ -1,0 και +1,0. Οι τιμές κοντά στο +1,0 υποδεικνύουν τη θετική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών, δηλαδή ότι οι μεταβλητές τείνουν να είναι συγχρόνως μεγαλύτερες ή συγχρόνως μικρότερες σε σχέση με τη μέση τιμή της καθεμιάς, ενώ οι τιμές κοντά στο -1,0 την αρνητική συσχέτιση. Οι τιμές κοντά στο 0 δείχνουν ότι η συσχέτιση είναι πολύ χαμηλή και η κάθε μεταβλητή δεν επηρεάζεται σημαντικά από την άλλη. Τα άτομα με τη χαμηλότερη συσχέτιση υποβάλλονται σε μετάλλαξη και τα αποτελέσματα αποτελούν τον πληθυσμό της επόμενης γενιάς.

Το κύριο κίνητρο αυτής της εργασίας είναι η ωριαία μείωση του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας του καταναλωτή, η συμμετοχή στο πρόγραμμα DR και η μείωση του φορτίου αιχμής της κοινής ωφέλειας. Σε αυτή την εργασία, τα οικιακά φορτία ηλεκτρικής ενέργειας προγραμματίζονται με βελτιωμένο Γενετικό Αλγόριθμο. Λαμβάνονται υπόψη τόσο τα διακοπτόμενα όσο και τα επαναπρογραμματιζόμενα φορτία. Ο προγραμματισμός προτείνεται για ένα πρόβλημα προγραμματισμού φορτίου HEMS. Με την αποτελεσματική συμμετοχή του DR, παρέχεται στον καταναλωτή το οικονομικό όφελος. Αυτή η έρευνα εστιάζει στην παροχή βέλτιστου σχήματος προγραμματισμού φορτίου για οικιακούς καταναλωτές. Στοχεύει επίσης να αυτοσχεδιάσει την υπάρχουσα τεχνική βελτιστοποίησης για να μειώσει τον αριθμό επανάληψης και τον χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Πράγματι σε αυτή την εργασία, εξετάζεται ο Βέλτιστος προγραμματισμός οικιακών συσκευών. Εφαρμόζεται για έναν κάτοικο που εξετάζει το πρόγραμμα RTP συμμετοχής DR για τη μείωση του χρόνου αιχμής και του συνολικού κόστους ηλεκτρικής ενέργειας. Ο βελτιωμένος γενετικός αλγόριθμος διατυπώθηκε ως πρόβλημα ελαχιστοποίησης με ορισμένους περιορισμούς για μείωση του κόστους. Μετά από 30 επαναλήψεις του αλγορίθμου, επιτυγχάνεται το βέλτιστο πρόγραμμα φόρτωσης. Το Σχ. 20 (α) και (β) δείχνει το καταναλωμένο φορτίο για κάθε χρονοθυρίδα χρησιμοποιώντας το τυπικό GA και το προτεινόμενο GA.



Εικόνα 20: α) Προφίλ φορτίου καταναλωτή με χρήση τυπικού GA, β) Προφίλ φορτίου καταναλωτή με χρήση βελτιωμένου GA

Το χρονοδιάγραμμα ικανοποιεί επίσης τους εξεταζόμενους περιορισμούς. Αντιπροσωπεύει την πιθανή βελτίωση στη μείωση του ποσού της ποινής που επιβάλλεται κατά τη διάρκεια της περιόδου αιχμής. Το αποτέλεσμα δείχνει τον βέλτιστο προγραμματισμό φορτίου για τους καταναλωτές με μειωμένο κόστος και μείωση φορτίου χρόνου αιχμής. Το βέλτιστο χρονοδιάγραμμα της συσκευής, το μειωμένο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας σε μικρότερο αριθμό επαναλήψεων, η μικρότερη ποινή και ο μικρότερος χρόνος εκτέλεσης είναι τα σημαντικά αποτελέσματα του προτεινόμενου GA που ελήφθησαν μέσω της εργασίας.

Σε ένα άλλο paper, οι Ray et al., (2020) χρησιμοποιούν ένα μη κυριαρχούμενο, γενετικό αλγόριθμο ταξινόμησης, τα αποτελέσματα του οποίου συγκρίθηκαν με μια άλλη μέθοδο βελτιστοποίησης που λέγεται Εξελικτικός Αλγόριθμος Strength Pareto (SPEA II).

Ο NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II), όπως ονομάζεται, αφορά προβλήματα πολλαπλών σκοπών, όπως είναι η Απόκριση Ζήτησης. Αυτή η ευρετική τεχνική βελτιστοποίησης έχει μεγάλη πρακτική αξία, καθώς δε στηρίζεται σε αξιώματα ή θεωρήματα των μαθηματικών. Η δύναμή της προέρχεται από το ότι διατηρεί συγχρόνως τον ελιτισμό και την ποικιλομορφία των λύσεων. Ο ελιτισμός εξασφαλίζει ότι οι καλύτερες λύσεις από τον τρέχοντα πληθυσμό θα διατηρηθούν στην επόμενη αναδρομή, ενώ η ποικιλομορφία εξασφαλίζει τη σύγκλιση στο ολικό βέλτιστο, αποφεύγοντας τον πρόωρο τερματισμό του αλγορίθμου σε κάποιο τοπικό μέγιστο ή ελάχιστο.

Τόσο ο αλγόριθμος NSGA-II όσο και ο SPEA-II βρέθηκαν να δίνουν ικανοποιητική σύγκλιση στις βέλτιστες λύσεις. Και οι δύο αλγόριθμοι δίνουν ένα βέλτιστο χρονοδιάγραμμα παραγωγής γενεών, που ελαχιστοποιεί το κόστος από τη μεριά των καταναλωτών. Σε μεγάλους πληθυσμούς, όμως, έγινε φανερό ότι ο NSGA-II έχει καλύτερη επίδοση σε ό,τι αφορά τη χρονική πολυπλοκότητα και την ακρίβεια των λύσεων. Συνολικά, οδηγεί σε μειωμένο κόστος για τους πελάτες, μικρότερες διακυμάνσεις τάσης, χαμηλότερες κορυφές φορτίου και έχει ως αποτέλεσμα μεγαλύτερο κέρδος και για τις υπηρεσίες κοινής ωφέλειας.

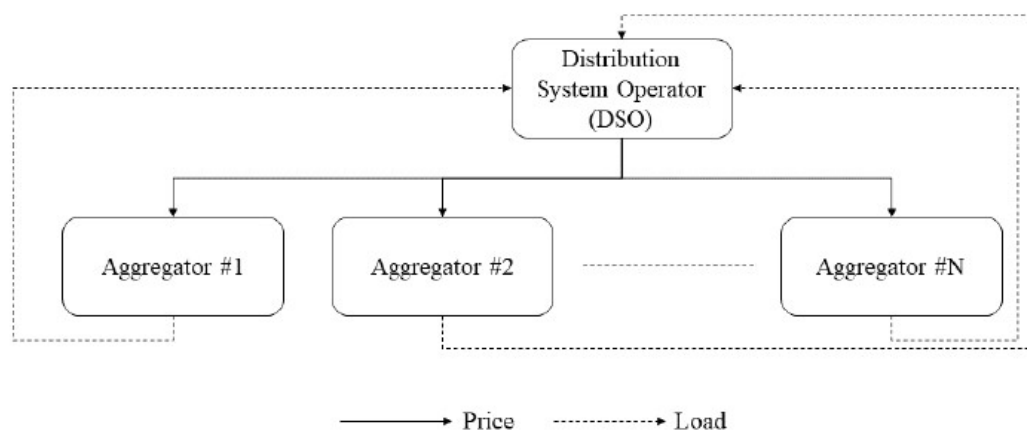
Table 1. A comparison of the parameters associated with DRM using NSGA II.

Quantities	Without DRM	With DRM	% reduction
Total cost of electricity (in lakhs)	8.14	7.4	9.09
Peak demand (in kW)	31500	25700	18.41

Table 2. A comparison of the parameters associated with DRM using SPEA II.

Quantities	Without DRM	With DRM	% reduction
Total cost of electricity (in lakhs)	8.14	7.53	7.49
Peak demand (in kW)	31500	25878	17.84

Παρατηρείται ακόμα ότι σε κάποιες προσεγγίσεις που συζητούνται παρακάτω, ηενοποίηση των γενετικών αλγορίθμων με τις αρχές της θεωρίας παιγνίων ενισχύει την εφαρμογή τους σε σενάρια απόκρισης ενεργειακής ζήτησης, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα πολλαπλών παραγόντων. Η θεωρία παιγνίων παρέχει ένα πλαίσιο για την ανάλυση των στρατηγικών αλληλεπιδράσεων μεταξύ αυτόνομων παραγόντων, όπως οι καταναλωτές, οι παραγωγοί και οι φορείς εκμετάλλευσης δικτύου, στις αγορές ενέργειας. Ενσωματώνοντας έννοιες θεωρητικών παιχνιδιών όπως η ισορροπία Nash και οι στρατηγικές συνεργατικών παιχνιδιών σε γενετικούς αλγόριθμους, οι ερευνητές μπορούν να αναπτύξουν πιο ισχυρές και προσαρμοστικές λύσεις για τη βελτιστοποίηση της δυναμικής της ζήτησης και της προσφοράς ενέργειας. Οι Amasyali et al., (2020) στην μελέτη τους, η Απόκριση Ζήτησης μεταξύ ενός Διαχειριστή του συστήματος διανομής (Distribution System Operator – DSO) και των συσσωρευτών φορτίου (Load Aggregators – Las) σχεδιάζεται ως ένα παιχνίδι Stackelberg, όπου ο Διαχειριστής δρα ως ο αρχηγός και οι συσσωρευτές ως ακόλουθοι. Λόγω των περιορισμών των προσεγγίσεων κεντρικής λύσης, προτείνεται ένας γενετικός αλγόριθμος με αποκεντρωμένη προσέγγιση. Επιτυγχάνεται μετατόπιση των κορυφών της ζήτησης και έχει σημαντικές προοπτικές για να αξιοποιήσει πλήρως τις δυνατότητες της Απόκρισης Ζήτησης.



Εικόνα 22: Αλληλεπίδραση μεταξύ του DSO και LAs (Amasyali et al., 2020)

Η δημιουργία αυτοματοποιημένων συστημάτων θα βοηθήσει στην εφαρμογή προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης με τιμολόγηση πραγματικού χρόνου.

Η ανάγκη για τους συσσωρευτές προκύπτει για τον εξής λόγο: Τα προγράμματα Απόκρισης Ζήτησης μπορούν να εφαρμοστούν για βιομηχανικούς, εμπορικούς και

οικιακούς καταναλωτές. Ανάμεσα σε αυτούς τους τύπους καταναλωτών, αυτοί που ανταποκρίνονται περισσότερο είναι οι βιομηχανικοί, καθώς το ηλεκτρικό ρεύμα αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κομμάτι των λειτουργικών εξόδων τους, ενώ πάντα προσπαθούν να μειώνουν τα έξοδά τους για να μεγιστοποιούν τα κέρδη τους. Οι εμπορικοί καταναλωτές θα μπορούσαν να θεωρηθούν παρόμοιας φιλοσοφίας, αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις λειτουργούν εντός πολύ συγκεκριμένων ωραρίων και ως εκ τούτου, δεν έχουν τη δυνατότητα να τροποποιούν σε μεγάλο βαθμό τα μοτίβα κατανάλωσής τους. Οι οικιακοί καταναλωτές, από την άλλη, δεν ανταποκρίνονται τόσο καλά όσο οι βιομηχανικοί. Μια πρώτη αιτία είναι ότι οι πολίτες δεν είναι διατεθειμένοι να συμμετέχουν σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης, αν πρέπει να θυσιάσουν την άνεσή τους. Γι' αυτό το λόγο, είναι απαραίτητο η έρευνα να λαμβάνει υπόψη τα επίπεδα άνεσης των καταναλωτών. Ένας άλλος λόγος είναι η συνολική εξοικονόμηση: προφανώς, ένα και μόνο νοικοκυριό δεν μπορεί να παρέχει εξοικονόμηση της ίδιας τάξης μεγέθους με μια βιομηχανική εγκατάσταση. Για αυτό το λόγο, η εισαγωγή συσσωρευτών φορτίου στην αγορά ενέργειας είναι ένα σημαντικό βήμα για την επιτυχία των προγραμμάτων Απόκρισης Ζήτησης. Ένας συσσωρευτής φορτίου (άλλος όρος: πάροχος Απόκρισης Ζήτησης) είναι μια εμπορική οντότητα που ειδικεύεται στη συμμετοχή της πλευράς της ζήτησης ενέργειας. Πρακτικά, ένας συσσωρευτής συνεργάζεται με τους μεμονωμένους πελάτες όλων των ειδών και τους συνδυάζει ώστε να λειτουργούν ως ένας συμμετέχων στην Απόκριση Ζήτησης απέναντι στο Διαχειριστή του συστήματος διανομής.

Στις κεντρικές προσεγγίσεις, όπου δεν υπάρχουν συσσωρευτές, ο διαχειριστής του συστήματος συγκεντρώνει όλες τις απαραίτητες πληροφορίες και λαμβάνει αποφάσεις. Για αυτό το λόγο, τέτοιες προσεγγίσεις είναι υπολογιστικά κοστοβόρες και εγείρουν ανησυχίες για την προστασία των δεδομένων των καταναλωτών. Στις αποκεντρωμένες προσεγγίσεις, οι συσσωρευτές είναι υπεύθυνοι για τις αποφάσεις, ανάλογα με τις πληροφορίες που λαμβάνουν από τον Διαχειριστή του Συστήματος.

Στο προτεινόμενο παιχνίδι, υπάρχει ένας Διαχειριστής και πολλοί Συσσωρευτές στην αγορά εργασίας. Ο Διαχειριστής είναι αυτός που καθορίζει τις τιμές και οι Συσσωρευτές αυτοί που χρεώνονται. Ο Διαχειριστής τροποποιεί τις τιμές ανάλογα με το συνολικό φορτίο και οι Συσσωρευτές προσαρμόζουν την κατανάλωσή τους βάσει των τιμών αυτών. Το παιχνίδι αυτό βελτιστοποιήθηκε με τη χρήση ενός Γενετικού Αλγορίθμου.

Τα πλεονεκτήματα αυτής της προσέγγισης είναι η συμβατότητα με την αγορά τιμολόγησης σε πραγματικό χρόνο, η ενσωμάτωση των οικιακών καταναλωτών, αφού συμπεριλαμβάνονται στους συσσωρευτές, και η αποκέντρωση της διαδικασίας, που ξεπερνά τους περιορισμούς των κεντρικών προσεγγίσεων (Amasyali et al., 2020).

Μια ακόμα ενδιαφέρουσα προσέγγιση παρουσιάζεται από τους Krishna Paramathma et al., (2021). Εδώ χρησιμοποιείται ένας Γενετικός Αλγόριθμος με πραγματική κωδικοποίηση (Real-Coded Genetic Algorithm - RGA) για την ανάπτυξη ενός μοντέλου τιμολόγησης πραγματικού χρόνου από την προηγούμενη ημέρα.

Τα αποτελέσματα του RGA δείχνουν ότι οι βέλτιστες τιμές του ρεύματος που υπολογίζονται έχουν μεγαλύτερα οφέλη για τους παρόχους και τους καταναλωτές από ό,τι η κοινοποίηση των τιμών της αγοράς απευθείας στους καταναλωτές μία ημέρα πριν. Το υπολογιζόμενο τιμολόγιο αποστέλλεται στους καταναλωτές μέσω των Έξυπνων Μετρητών.

Οι μετα-ευριστικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης ανήκουν στην κατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων και των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους. Στο χώρο αναζήτησης, η βελτιστοποίηση επιτυγχάνεται με τη βοήθεια των τριών γενετικών τελεστών (Επιλογή, Διασταύρωση, Μετάλλαξη). Στο αρχικό τους στάδιο, οι γενετικοί αλγόριθμοι παριστάνονταν με δυαδικές τιμές. Αλλά τα πραγματικά προβλήματα απαιτούν πολυδιάστατους δεκαδικούς αριθμούς, που όταν κωδικοποιούνται με δυαδικές ακολουθίες πρέπει να έχουν συγκεκριμένο μήκος, κάτι που περιορίζει τη σύγκλιση σε χώρους αναζήτησης με συνεχείς τιμές. Στον RGA, ο πληθυσμός αναπαρίσταται από τις πραγματικές τιμές του, ασχέτως του μήκους τους. Οι γενετικοί τελεστές παίζουν κρίσιμο ρόλο στις τεχνικές βελτιστοποίησης και γι' αυτό οι δυαδικές τιμές αντικαθίστανται από αριθμούς κινητής υποδιαστολής.

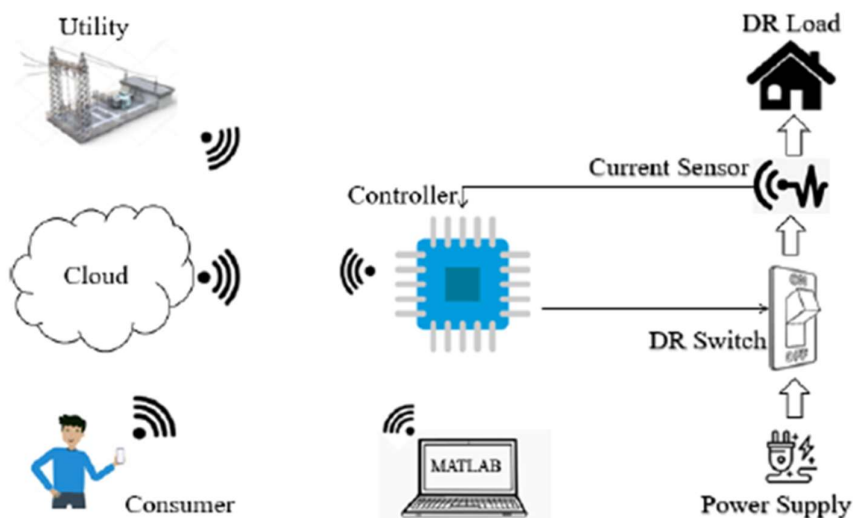
Καθ' όλη τη διάρκεια της μελέτης, ένα νέο, καθημερινό σχήμα RTP έχει εισαχθεί στο πλαίσιο των έξυπνων δικτύων. Εφαρμόζοντας το προτεινόμενο μοντέλο τιμολόγησης, κάθε προμηθευτής ενέργειας στοχεύει να μεγιστοποιήσει τα κέρδη προσφέροντας βέλτιστες τιμές Επόμενης Μέρας (Day Ahead – DA) στους καταναλωτές (Krishna Paramathma et al., 2021).

Μια διαφορετική προσέγγιση αποτυπώνεται στην μελέτη των Kishore Kumar et al., (2020) καθώς εφαρμόζουν έναν Γενετικό Αλγόριθμο από την οπτική των καταναλωτών, οι

οποίοι αποφασίζουν αν θα αποδεχθούν ή θα απορρίψουν το αίτημα των παρόχων για τη διαχείριση του φορτίου. Δίνεται έμφαση στην αυτοματοποίηση της Απόκρισης Ζήτησης, εφαρμόζοντας ένα σύστημα που μπορεί να τροποποιείται εξ αποστάσεως για τη χρονοδρομολόγηση του φορτίου από τη μεριά του καταναλωτή. Οι τιμές που επιστρέφει ο αλγόριθμος αποθηκεύονται σε μία πλατφόρμα cloud, ώστε ο ελεγκτής του φορτίου να μπορεί να τις διαβάσει και να πράττει αναλόγως.

Για τη μείωση της αντικειμενικής συνάρτησης, ο γενετικός αλγόριθμος είναι μια καλή επιλογή, αφού μπορεί να εντοπίσει το ολικό βέλτιστο και όχι μόνο κάποιες τοπικά βέλτιστες τιμές. Στην αρχή δημιουργείται τυχαία ένας πληθυσμός, ο οποίος αξιολογείται από τη συνάρτηση καταλληλότητας. Τα καταλληλότερα άτομα επιλέγονται, υποβάλλονται σε διαδικασίες διασταύρωσης και μετάλλαξης και παράγουν ακόμη καλύτερες λύσεις. Όπως αναφέραμε νωρίτερα, αυτή η μέθοδος βασίζεται στην ιδέα της «επικράτησης των ισχυρών». Η επιλογή γίνεται με τον Τροχό Ρουλέτας. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου να μην υπάρχει σημαντική διαφορά στην τιμή της καταλληλότητας μεταξύ γονέων και παιδιών.

Στην αρχή, ο καταναλωτής εισάγει τους περιορισμούς για το φορτίο του σε μία εφαρμογή κινητής συσκευής και τους στέλνει στο cloud. Κάθε φορά που αυξάνεται η ζήτηση ενέργειας για τον πάροχο, στέλνεται ένα σήμα στον καταναλωτή, ζητώντας του να μειώσει το φορτίο του, εφόσον το φορτίο είναι διαθέσιμο για Απόκριση Ζήτησης. Ο ελεγκτής αποφασίζει βάσει των περιορισμών του αν είναι συμφέρουσα η αποδοχή του σήματος ή όχι, λαμβάνοντας υπόψη την άνεση του πελάτη. Ο έλεγχος αυτός γίνεται σε ωριαία βάση. Σε περίπτωση αποδοχής, ο ελεγκτής διακόπτει τη λειτουργία των συσκευών για τη συγκεκριμένη ώρα, ενώ σε περίπτωση άρνησης, το φορτίο ακολουθεί τον προγραμματισμό της κατανάλωσης που παράγει ο γενετικός αλγόριθμος. Ο προγραμματισμός αυτός αποθηκεύεται πάντα στο cloud, ώστε ο καταναλωτής να έχει πρόσβαση σε αυτόν ανά πάσα στιγμή μέσω μιας εφαρμογής στο κινητό του (Εικόνα 23).



Εικόνα 23: Μοντέλο συστήματος για προγραμματισμό φορτίου DR (Kishore Kumar et al., 2020)

Με τη βοήθεια του ελεγκτή και της πλατφόρμας cloud, το σύστημα μπορεί να ελέγχει εξ αποστάσεως τις οικιακές συσκευές των καταναλωτών και να ελαχιστοποιεί την ενέργεια που καταναλώνουν κατά τα διαστήματα αιχμής.

Η προτεινόμενη λύση των Mota et al., (2022) εξετάζει την καταναεμημένη παραγωγή, τη δυναμική τιμολόγηση και τη μετατόπιση φορτίου για την ελαχιστοποίηση του ενεργειακού κόστους, μειώνοντας τον λογαριασμό ηλεκτρικής ενέργειας. Χρησιμοποιεί την έννοια των χρονικών περιόδων, που μπορούν για παράδειγμα να είναι 5 δευτερόλεπτα, 10 λεπτά ή μία ώρα, ανάλογα με την προτίμηση του χρήστη. Όλα τα δεδομένα εισόδου πρέπει να ακολουθούν τις περιόδους αυτές. Αν οριστεί μια βάση ενός λεπτού, θα πρέπει όλες οι τιμές και οι προβλέψεις της αγοράς ενέργειας να παρέχονται με τον ίδιο ρυθμό, εξασφαλίζοντας τη συνοχή των δεδομένων.

Ο αλγόριθμος ξεκινά με έναν τυχαία παραγόμενο πληθυσμό που πληροί όλους τους περιορισμούς. Αν υπάρχει το ίδιο άτομο δύο φορές στον πληθυσμό, το διπλότυπο αφαιρείται και παράγεται ένα νέο άτομο στη θέση του. Ξεκινάει η φάση της διασταύρωσης, με κάθε ζεύγος γονέων να παράγουν δύο παιδιά. Μια ντετερμινιστική προσέγγιση διασταύρωσης επιλέχθηκε, όπου τα φορτία επιλέγονται εναλλάξ από την ταξινομημένη λίστα, ανάλογα με το χρόνο εκτέλεσης. Με αυτή τη μέθοδο, αυξάνεται η πιθανότητα παραγωγής παιδιών που αποτελούν έγκυρα άτομα για το νέο πληθυσμό. Για τη

μετάλλαξη, ένα από τα φορτία που επιλέγεται τυχαία, μετατίθεται προς τα δεξιά ή τα αριστερά, επίσης τυχαία, κατά μία χρονική περίοδο.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν στην παρούσα μελέτη περίπτωσης υπογραμμίζουν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης λύσης στην κατανομή των φορτίων για τη μείωση των λογαριασμών ηλεκτρικής ενέργειας όταν εξετάζονται τέσσερις διαφορετικές συσκευές, η παραγωγή φωτοβολταϊκών, ένα δίκτυο τιμολόγιο και δύο επιβαλλόμενοι περιορισμοί. Δεδομένων των αποτελεσμάτων, τα φορτία μετατοπίστηκαν σε περιόδους εκτός αιχμής χαμηλότερων τιμών ενέργειας ή υψηλών περιόδων διαθεσιμότητας Φ/Β, μειώνοντας τον συνολικό λογαριασμό ηλεκτρικής ενέργειας (Mota et al., 2022).

Στο πρόβλημα των διακοπών της ηλεκτροδότησης επικεντρώθηκαν στην εργασία τους οι Hadi et al., (2020) οι οποίοι ανέπτυξαν ένα απλό αλλά πολύ αποδοτικό αλγόριθμο Απόκρισης Ζήτησης για να λύσει τα προβλήματα διακοπών, εξασφαλίζοντας μια συνεχή παροχή ενέργειας στους χρήστες, εστιάζοντας στον κλιματισμό και το φωτισμό, δύο από τα σημαντικότερα φορτία για τους οικιακούς και εμπορικούς καταναλωτές.

Το μικροδίκτυο στο οποίο ελέγχθηκε ο αλγόριθμος αποτελείται από έξι φωτοβολταϊκά πάνελ, ένα μικρό σύστημα με μια ανεμογεννήτρια και ένα σύνολο από μπαταρίες μόλυβδου-οξέος. Για την ανάπτυξη του αλγορίθμου χρησιμοποιούνται έξι διαφορετικές παράμετροι, όπως η ηλιακή ακτινοβολία, η πρόγνωση του καιρού, η ζήτηση, η παραγωγή από την ανεμογεννήτρια, το προφίλ κατανάλωσης φορτίου και η κατάσταση φόρτισης των μπαταριών από την ηλιακή και αιολική ενέργεια. Ο συνδυασμός των ανανεώσιμων πηγών και των συστημάτων αποθήκευσης λέγεται Υβριδικό Σύστημα Ανανεώσιμης Ενέργειας και θεωρείται απαραίτητος με τις διαλείψεις των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας να είναι ένας ανασταλτικός παράγοντας για τη χρήση τους αντί των ορυκτών καυσίμων.

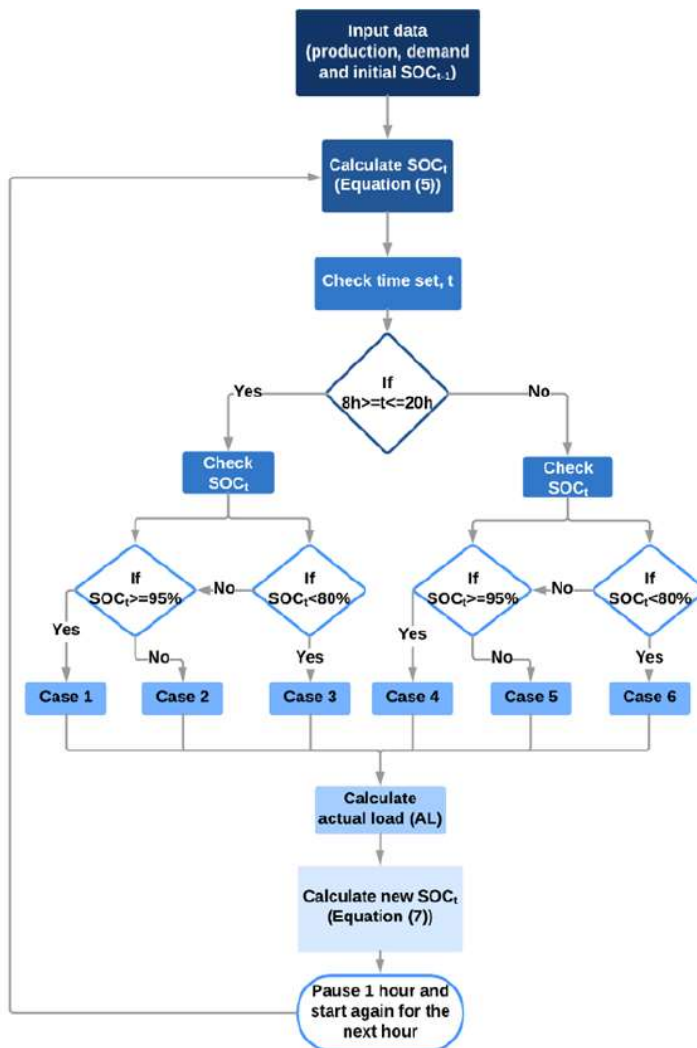
Το μοντέλο αναπτύσσεται βάσει της προτεραιότητας των φορτίων που παρέχει ο τελικός χρήστης και την Κατάσταση Φόρτισης των μπαταριών ή την παραγωγή ισχύος από τις ανανεώσιμες πηγές. Στην πρώτη φάση, υπολογίζεται η παραγωγή ισχύος χωριστά για κάθε πηγή, ανάλογα με την πρόβλεψη του καιρού για την ηλιακή ακτινοβολία και τον άνεμο. Οι δύο τιμές αθροίζονται για τη συνολική παραγωγή. Στη δεύτερη φάση υπολογίζεται η Κατάσταση Φόρτισης. Η παράμετρος της Κατάστασης Φόρτισης (State of Charge/SOC) είναι ο βασικότερος παράγοντας που καθορίζει το προφίλ κατανάλωσης και υπολογίζεται για

κάθε χρονική περίοδο μέσω εξισώσεων, από τις τιμές της ανανεώσιμης παραγωγής σε πραγματικό χρόνο, της πρόβλεψης για τη ζήτηση, την τρέχουσα κατανάλωση και την προηγούμενη τιμή της.

Για τη διαχείριση του φορτίου, ο αλγόριθμος χωρίζει δύο περιπτώσεις ανάλογα με την ώρα της ημέρας (πρωί, 08:00-20:00 και βράδυ 20:00-08:00) και τρεις ανάλογα με την Κατάσταση Φόρτισης (πάνω από 95%, μεταξύ 80-95% και κάτω από 80%), δημιουργώντας έξι περιπτώσεις ελέγχου, όπως φαίνεται στο ακόλουθο διάγραμμα ροής. Ο αλγόριθμος τρέχει κάθε 60 λεπτά, στην αρχή κάθε ώρας, και ορίζει το προφίλ κατανάλωσης για το διάστημα αυτό.

Στην προσομοίωση, ο αλγόριθμος έτρεξε συνολικά για 106 συνεχόμενες ώρες. Τα επίπεδα φόρτισης των μπαταριών κυμάνθηκαν μεταξύ 60% και 100%, ενώ παρέμειναν άνω του 80% για σχεδόν ολόκληρο το χρόνο εκτέλεσης και δεν υπήρξαν διακοπές στην παροχή.

Το έξυπνο μοντέλο που χρησιμοποιεί έναν μαθηματικό αλγόριθμο για σύστημα ελέγχου φορτίου μπορεί να είναι ένα καινοτόμο και χρήσιμο σύστημα ελέγχου οικιακών συσκευών, με στόχο την εξασφάλιση των επιθυμητών επιπέδων ποιότητας ζωής καθώς και εξοικονόμησης ενέργειας για την προστασία του περιβάλλοντος.



Εικόνα 24: Διάγραμμα ροής για τη στρατηγική ελέγχου φορτίου (Hadi et al., 2020)

Μια ενδιαφέρουσα χρήση ενός μετα-ευριστικού αλγορίθμου, που στηρίζεται στη συμπεριφορά των κυμάτων και ονομάζεται Water Wave Optimization (WWO) δηλαδή αλγόριθμος βελτιστοποίησης υδάτινων κυμάτων, παρουσιάστηκε από τους Jiang et al., (2022). Σε αυτή την έρευνα προτείνεται μια στοχαστική στρατηγική βελτιστοποίησης για τη συμμετοχή στην αγορά ενέργειας μέσω Απόκρισης Ζήτησης σε μικροδίκτυα με κόμβο για τα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου. Για τη χρονοδρομολόγηση και την ανταποκρινόμενη συμμετοχή στο φορτίο χρησιμοποιήθηκε ο παραπάνω αλγόριθμος. Η αντικειμενική συνάρτηση στόχευε στην ελαχιστοποίηση του λειτουργικού κόστους για την παροχή ηλεκτρικού και θερμικού φορτίου στο προτεινόμενο μικροδίκτυο. Ο WWO είναι ένας αλγόριθμος μετα-ευριστικός, που στηρίζεται στη συμπεριφορά των κυμάτων. Τα

κύματα που σχηματίζονται στην επιφάνεια του νερού έχουν σύνθετες αλλά ενδιαφέρουσες ιδιότητες που μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Στον αλγόριθμο αυτό, κάθε πιθανή λύση του προβλήματος κωδικοποιείται ως κύμα με συγκεκριμένο ύψος και μήκος κύματος, και υποβάλλεται σε αλλαγές εντός του χώρου αναζήτησης του προβλήματος με τη χρήση τριών τελεστών: τη διάδοση, το σπάσιμο και τη διάθλαση των κυμάτων. Η τιμή καταλληλότητας κάθε λύσης σχετίζεται με την κατακόρυφη απόσταση από το βυθό. Όσο πιο κοντά στο βυθό βρίσκεται το κύμα, τόσο καλύτερη είναι η καταλληλότητά του. Η απλότητα της δομής αυτής της μεθόδου, η επιλεκτικότητα και η ικανότητά της να δραπετεύει από μερικά βέλτιστα χάρη στην ύπαρξη των τελεστών αναζήτησης την καθιστούν εξαιρετικά αποτελεσματική. Η διάδοση λαμβάνει χώρα σε κάθε αναδρομή με ένα παράγοντα τυχαιότητας και υπολογίζεται το μήκος κύματος και η καταλληλότητα κάθε νέου κύματος. Ένα κύμα με καλύτερη καταλληλότητα ευνοεί την τοπική αναζήτηση.

Σύμφωνα με τη θεωρία των κυμάτων η κορυφογραμμή γίνεται πιο απότομη, εφόσον η ενέργεια των υδάτινων κυμάτων αυξάνεται. Ο τελεστής του σπασίματος αποσυνθέτει ένα κύμα σε μία σειρά από μονήρη κύματα, όταν η ταχύτητα της κορυφογραμμής ξεπεράσει την ταχύτητα του κύματος. Αν οι τιμές καταλληλότητας όλων των παραγόμενων κυμάτων είναι χαμηλότερες από την ως τώρα βέλτιστη λύση, το αρχικό κύμα παραμένει αμετάβλητο. Αν κάποιο από τα παραγόμενα κύματα έχει υψηλότερη καταλληλότητα, τότε αυτό θεωρείται ως η τρέχουσα βέλτιστη λύση. Η διάθλαση χρησιμεύει για την προσομοίωση της απώλειας ενέργειας στα κύματα, με το ύψος των κυμάτων να μειώνεται μετά από κάθε διάδοση, ώστε να αποφεύγονται τα τέλματα.

Για τη βελτίωση της ακρίβειας του αλγορίθμου, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος του Powell, μια προσέγγιση έμμεσης αναζήτησης που προτάθηκε από τον Michael J.D. Powell το 1964. Η αναζήτηση για τις ακραίες τιμές γίνεται και σε θετικές και σε αρνητικές διαστάσεις χωρίς τον υπολογισμό παραγώγων, κάτι που καθιστά τη μέθοδο μία από τις αποτελεσματικότερες για τον εντοπισμό της ελάχιστης τιμής σε αλγορίθμους άμεσης αναζήτησης.

Ο αλγόριθμος που προτάθηκε συγκρίθηκε με άλλους αλγορίθμους βελτιστοποίησης, όπως η τεχνητή αποικία μελισσών (Artificial Bee Colony), το ζευγάρωμα μελισσών, το βελτιωμένο ζευγάρωμα μελισσών, το σμήνος σωματιδίων και ο γενετικός αλγόριθμος. Αποδείχθηκε ότι ο WWO είχε καλύτερη απόδοση από όλες τις προαναφερθείσες μεθόδους.

Συνολικά, η τυχαία φθίνουσα συμπεριφορά χρησιμοποιήθηκε για την καθολική αναζήτηση, αποφεύγοντας τοπικά βέλτιστα, και βελτιώθηκαν η τάση και τα προφίλ πίεσης των αερίων, ενώ μειώθηκαν τα κόστη και οι απώλειες του δικτύου.

Στην έρευνα των Mohseni et al., 2019, ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Moth-Flame είναι μια μετα-ευριστική μέθοδος βελτιστοποίησης εμπνευσμένη από τη φύση, και συγκεκριμένα από τη διαδικασία πλοήγησης των νυχτοπεταλούδων (moths) στη φύση, που είναι γνωστή ως εγκάρσιος προσανατολισμός. Προτάθηκε για πρώτη φορά το 2015 από τον Seyedali Mirjalili και αποδείχθηκε καλύτερος από άλλες διάσημες μεθόδους βελτιστοποίησης σε διάφορα πεδία. Οι νυχτοπεταλούδες χρησιμοποιούν το φως του φεγγαριού για τον προσανατολισμό τους, αλλά μπορούν να ξεγελαστούν από τεχνητά φώτα («φλόγες», flames) και να πετούν διαρκώς γύρω τους. Ο αλγόριθμος ξεκινά δημιουργώντας τις «πεταλούδες», που παριστάνουν τις πιθανές λύσεις, και τις φλόγες, δηλαδή την τρέχουσα βέλτιστη λύση για κάθε πεταλούδα. Δηλαδή, κάθε πεταλούδα ψάχνει για τη βέλτιστη λύση γύρω από μία φλόγα και ενημερώνει τη θέση της, κάθε φορά που βρίσκει μια καλύτερη λύση. Σε κάθε λύση (πεταλούδα και φλόγα) ανατίθεται μια τιμή καταλληλότητας. Η κίνηση των λύσεων προσομοιώνεται με μια συνάρτηση λογαριθμικής σπείρας, η οποία τρέχει αναδρομικά, μέχρις ότου να ικανοποιείται η συνθήκη τερματισμού.

Στη συγκεκριμένη μελέτη (Mohseni et al., 2019), επιλέχθηκαν 45 πράκτορες αναζήτησης (πεταλούδες) και 300 αναδρομές, ενώ για τον έλεγχο και την αξιολόγηση της μεθόδου χρησιμοποιήθηκε ένα μικροδίκτυο με φωτοβολταϊκά πάνελ, ανεμογεννήτριες, μπαταρίες, έναν μετατροπέα DC/AC και ένας χώρος στάθμευσης ηλεκτρικών οχημάτων. Στον πίνακα που ακολουθεί, συγκρίνεται η προτεινόμενη μέθοδος (MFOA) με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως ο Γενετικός Αλγόριθμος (GA), το σμήνος σωματιδίων (Particle Swarm Optimization/PSO) και ένα υβριδικό μοντέλο των δύο (Πίνακας 2). Οι τιμές αφορούν το καθαρό κόστος που επιτεύχθηκε με κάθε μέθοδο, και που στη διατύπωση του προβλήματος επιχειρείται να ελαχιστοποιηθεί. Για το γενετικό αλγόριθμο επιλέχθηκαν πιθανότητες διασταύρωσης και μετάλλαξης με τιμές 0,9 και 0,1 αντίστοιχα, ενώ ο γνωστικός παράγοντας, ο παράγοντας κοινωνικής μάθησης και το βάρος της αδράνειας για τον PSO τέθηκαν στις τιμές 2, 2 και 0,7 αντίστοιχα. Για να είναι δίκαια η σύγκριση, σε όλες τις μεθόδους επιλέχθηκε το ίδιο μέγεθος πληθυσμού και ο ίδιος αριθμός αναδρομών.

Metrics	GA	PSO	Hybrid GA-PSO	MFOA
<i>Best</i>	4,644,085	4,862,670	4,589,573	4,506,020
<i>Worst</i>	4,683,306	4,890,443	4,596,001	4,517,823
<i>Mean</i>	4,649,072	4,864,802	4,590,339	4,509,715
<i>Median</i>	4,644,085	4,862,670	4,589,573	4,506,020
<i>Avg.</i>	4,655,137	4,870,146	4,591,372	4,509,895
<i>Rank</i>	3	4	2	1

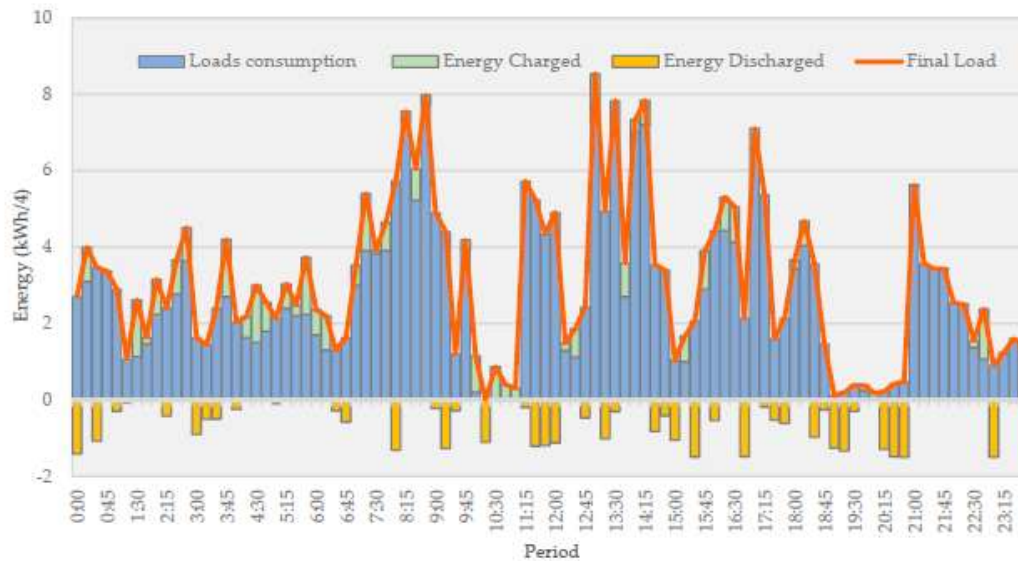
Πίνακας 2: Στατιστική σύγκριση απόδοσης του MFOA, του PSO, του GA και του υβριδικού GA-PSO

Συγκρίνοντας το καλύτερο αποτέλεσμα κάθε αλγορίθμου, ο MFOA πετυχαίνει βελτίωση 1,8% σε σχέση με τον υβριδικό GA-PSO, 3% σε σχέση με τον GA και 7,3% σε σχέση με τον PSO. Η υπεροχή αυτή οφείλεται στη στρατηγική ανανέωσης της θέσης των πεταλούδων γύρω από τις βέλτιστες φλόγες, βελτιώνοντας την εξερεύνηση του χώρου του προβλήματος.

Τον αλγόριθμο του σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization / PSO) που προτάθηκε από τους Kennedy και Eberheart το 1995 εκμεταλλεύτηκαν οι Faia et al., (2019) στην αναζήτηση λύσης για ένα αποδοτικό Demand Response. Πρόκειται για έναν αλγόριθμο τυχαίας αναζήτησης που προσομοιώνει τα σμήνη πτηνών στη φύση. Όταν τα πτηνά αναζητούν τυχαία φαγητό σε μία συγκεκριμένη περιοχή, κάθε ένα μπορεί να θεωρηθεί ως μία λύση του προβλήματος, δηλαδή ένα σωματίδιο του σμήνους.

Η μεθοδολογία επιδιώκει τη μείωση του λειτουργικού κόστους. Για τους οικιακούς καταναλωτές, η παραγωγή των φωτοβολταϊκών θεωρείται δωρεάν, καθώς αποτελεί ιδιοκτησία του σπιτιού, και στη συγκεκριμένη έρευνα θεωρείται προτεραιότητα. Δηλαδή, κάθε φορά που υπάρχει ενέργεια διαθέσιμη, θα χρησιμοποιείται για τις ανάγκες του φορτίου, για τη φόρτιση των μπαταριών ή για διοχέτευση στο δίκτυο. Η αναζήτηση ξεκινά με τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού. Μετά την αξιολόγησή του, ορίζονται η καλύτερη θέση για κάθε σωματίδιο και η καλύτερη θέση για το σμήνος. Σε κάθε αναδρομή για το σμήνος, τρέχει μία αναδρομή για κάθε σωματίδιο. Μία νέα ταχύτητα παράγεται και αξιολογείται. Όταν όλα τα σωματίδια έχουν την ανανεωμένη τιμή τους, ανανεώνεται η βέλτιστη θέση του σμήνους συνολικά. Επιλέχθηκαν 500 άτομα για τον αρχικό πληθυσμό και 500 κύκλοι ως το μέγιστο όριο αναδρομών. Επιτεύχθηκε μείωση 63% της κατανάλωσης τριών φορτίων (πλυντήριο πιάτων, κλιματιστικό και θερμοσίφωνας), με τις ενέργειες απόκρισης ζήτησης να λαμβάνουν χώρα στα διαστήματα 10:00-13:00 και 19:00-21:00. Η

συνολική μείωση κατανάλωσης για το διάστημα μίας ημέρας ανήλθε στο 20%. Στο σχήμα που ακολουθεί, απεικονίζονται η συνολική κατανάλωση, η φόρτιση και αποφόρτιση της μπαταρίας και το τελικό φορτίο.



Εικόνα 25: Καταναλώσεις φορτίου, ενέργειες μπαταρίας και προγραμματισμός τελικού φορτίου (Faia et al., 2019)

Ένα μειονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου είναι ότι το κάθε σπίτι θα πρέπει να διαθέτει συσκευές που επιτρέπουν τις επιθυμητές τροποποιήσεις, κάτι που αυξάνει το αρχικό ποσό επένδυσης. Φυσικά, με τη σωστή εφαρμογή της Απόκρισης Ζήτησης, το κόστος αυτό μπορεί να αποσβεστεί.

Η κύρια πρόκληση για τους σχεδιαστές των έξυπνων δικτύων είναι η μείωση του κόστους και του Peak to Average Ratio (PAR), διατηρώντας παράλληλα τα επιθυμητά επίπεδα ικανοποίησης για τους καταναλωτές. Η έρευνα των Aladdin et al., (2020) παρουσιάζει την ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός Αλγορίθμου Μηχανικής Μάθησης Πολλαπλών Πρακτόρων για την αποτελεσματική Απόκριση Ζήτησης στο έξυπνο δίκτυο.

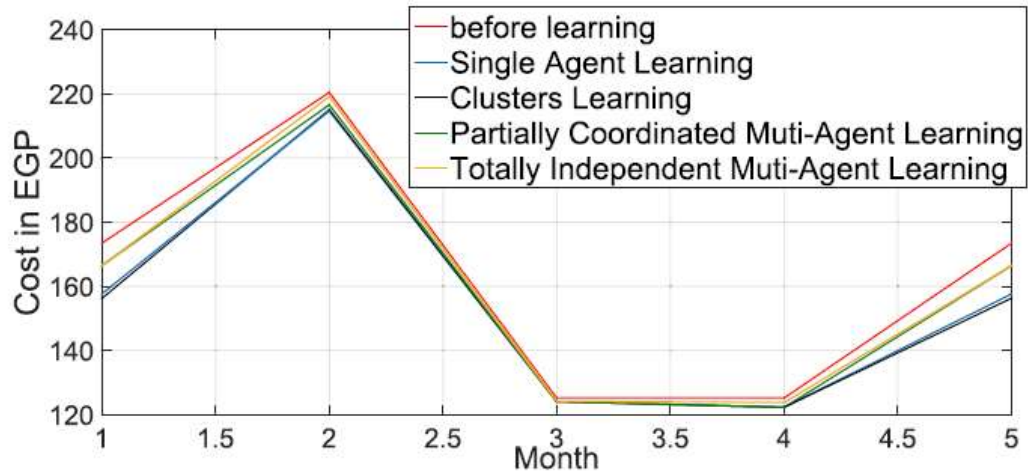
Για τους περιορισμούς του προβλήματος, οι υπό μελέτη συσκευές χωρίστηκαν σε τρεις κατηγορίες. Must-run: Συσκευές που πρέπει να εξυπηρετηθούν αμέσως όταν το ζητήσουν, των οποίων η λειτουργία δεν μπορεί να αναβληθεί. Non-interruptible: Συσκευές που μπορούν να καθυστερήσουν τη λειτουργία τους μέχρι το μέγιστο επιτρεπτό όριο αναβολής, αλλά όταν ξεκινήσει η λειτουργία τους δεν μπορεί να διακοπεί. Interruptible: Συσκευές, των οποίων η λειτουργία μπορεί να αναβληθεί εντός του επιτρεπτού ορίου. Ο αλγόριθμος

έτρεξε με τη χρήση σχημάτων SARSA και Q-Learning. Η προσομοίωση έγινε για ένα δίκτυο που απαρτίζεται από 100 χρήστες, με το χρονικό βήμα να είναι 15 λεπτά και 7 συσκευές (εκ των οποίων ακριβώς μία Must-run) για κάθε χρήστη. Και οι δύο αλγόριθμοι έτρεξαν την προσομοίωση για ένα χρονικό διάστημα μάθησης 10 μηνών. Για την επιλογή της επόμενης πράξης, χρησιμοποιήθηκε ένας συνδυασμός ε-άπληστης πολιτικής και softmax (ε-softmax). Οι δύο αλγόριθμοι συγκλίνουν στη βέλτιστη λύση πριν τη συμπλήρωση του δεύτερου μήνα, ενώ ο SARSA ήταν ελαφρώς γρηγορότερος, κατά σχεδόν 3 ημέρες. Με τη χρήση του SARSA και του Q-Learning επιτυγχάνεται μείωση του PAR κατά 9,6% και 12,16% αντίστοιχα, ενώ η μέση μείωση του κόστους για κάθε αλγόριθμο ανέρχεται στο 10,2% και για 7,8%, αντίστοιχα. Στον Πίνακα 3 που ακολουθεί φαίνεται μια σύγκριση των στρατηγικών μεταξύ του αλγορίθμου ενός πράκτορα και πολλαπλών πρακτόρων.

	Agent	Q-Table	State	Action	Reward	Learning Goal
Single-Agent Learning	Single-agent at the utility.	Single Q-table.	Matrix describing total grid.	Action matrix of all devices in the grid.	Single reward for all households in the grid.	Maximizing average gain of all households in the grid.
Clusters	Grid is divided to groups called clusters of equal number of household.	The number of Q-tables equals the number of clusters (N/N_c).	Matrix describing the current cluster's state.	Action matrix of all devices in the cluster.	Reward of current cluster plus the power level of neighbouring clusters.	Maximizing average gain of all clusters in the grid.
Partially Coordinated	Each household is an agent.	The number of Q-tables equals the number of households (N).	Matrix describing the current household's state.	Action matrix of all devices in the household.	Reward of current household plus the power level of neighbouring households.	Maximizing average gain of current households while taking into account the total reward of the grid.
Totally Independent	Each household is an agent.	The number of Q-tables equals the number of households (N).	Matrix describing the current household's state.	Action matrix of all devices in the household.	Reward of the current household.	Maximizing average gain of current households regardless the total reward of the grid.

Πίνακας 3: Διαφορά μεταξύ των αλγορίθμων μάθησης ενός πράκτορα και μάθησης πολλαπλών πρακτόρων (Aladdin et al., 2020)

Στο διάγραμμα που ακολουθεί, παρατηρούμε ότι όλοι οι αλγόριθμοι ακολουθούν παρόμοιο σχήμα μάθησης, με τη μερικώς συντονισμένη μάθηση πολλαπλών πρακτόρων να είναι η πιο αποδοτική μέθοδος για τη μείωση του κόστους, ελάχιστα καλύτερη από τη μάθηση ενός μοναδικού πράκτορα. Η διαφορά μεταξύ των μεθόδων είναι ανεπαίσθητη σε περιόδους χαμηλού κόστους και γίνεται αισθητή σε περιόδους υψηλότερου κόστους.



Εικόνα 26: Μείωση κόστους διαφορετικών αλγορίθμων μάθησης (Aladdin et al., 2020)

4.2. Αλγόριθμοι Ενισχυμένης Μάθησης

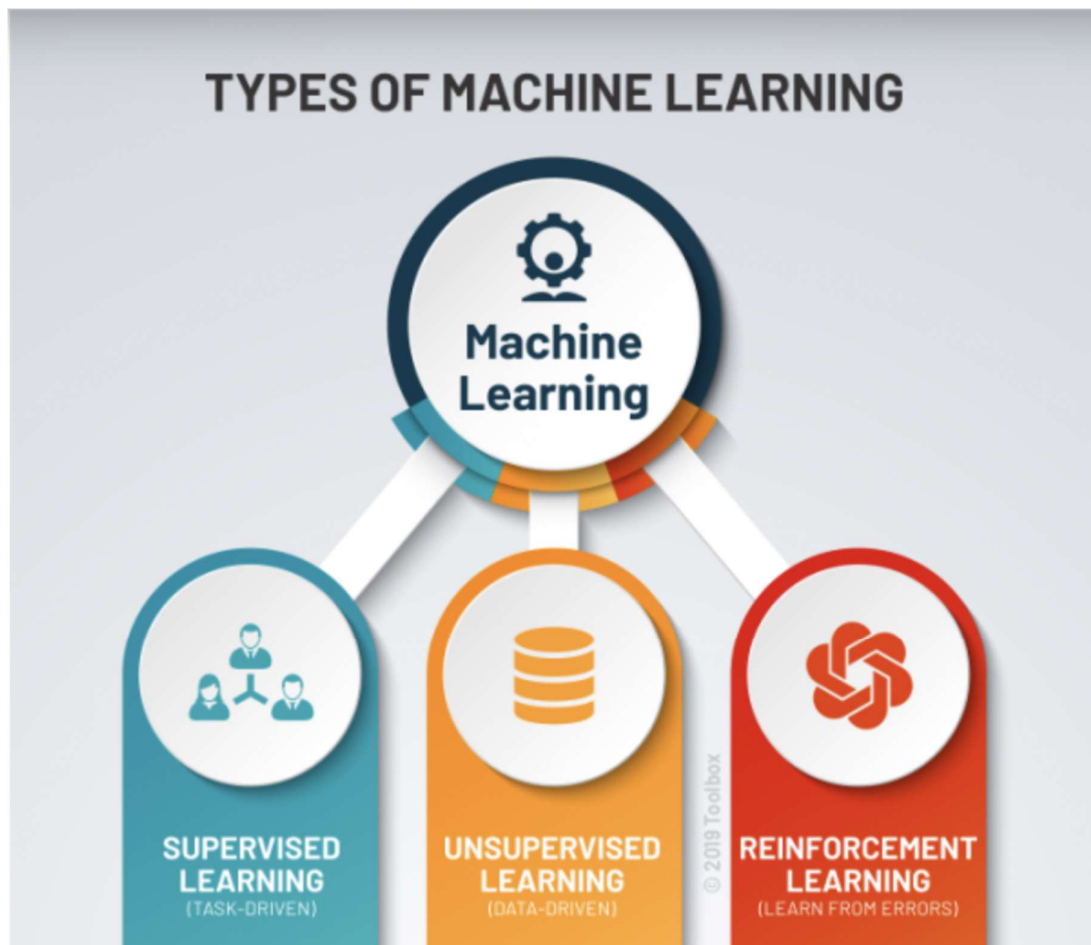
4.2.1. Εισαγωγή στην Ενισχυμένη Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning – ML) είναι η μελέτη του τρόπου με τον οποίο οι υπολογιστές μπορούν να μιμούνται τις ανθρώπινες διαδικασίες μάθησης καθώς και τον εντοπισμό υπαρχουσών πληροφοριών, την απόκτηση νέας γνώσης και τις συνεχείς τεχνικές βελτίωσης απόδοσης και επιτευγμάτων για υπολογιστές. Η μηχανική μάθηση επιλέγει τα πράγματα πιο γρήγορα από την ανθρώπινη μάθηση και όταν οι πληροφορίες συσσωρεύονται, τα μαθησιακά αποτελέσματα εξαπλώνονται πιο εύκολα. Επομένως, κάθε πρόοδος που σημειώνεται από τους ανθρώπους στον τομέα της μηχανικής μάθησης θα αύξανε τη δύναμη των υπολογιστών, κάτι που θα έχει αντίκτυπο στην ανθρώπινη κοινωνία.

Είναι ευρέως γνωστό ότι η ανάλυση δικτύων, η χρηματοδότηση, το μάρκετινγκ και οι τηλεπικοινωνίες έχουν κάνει εκτενή χρήση της τεχνολογίας μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, η μηχανική εκμάθηση χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες εφαρμογές στη βιομηχανία εξόρυξης δεδομένων. Οι κοινές προσεγγίσεις περιλαμβάνουν τη μελέτη της ταξινόμησης των επιπέδων μηχανικής μάθησης, τη χρήση εξελικτικού υπολογισμού στην έρευνα μηχανικής μάθησης, την αρχικοποίηση των νευρωνικών δικτύων, την ακατέργαστη μηχανική μάθηση που βασίζεται σε σύνολα και ούτω καθεξής (H. Wang et al., 2009).

Μπορούμε να χωρίσουμε τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης σε τρεις κύριες ομάδες με βάση τον σκοπό τους:

1. Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning).
2. Μη επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning).
3. Ενισχυμένη Μάθηση (Reinforcement Learning).



Εικόνα 27: Τύποι Μηχανικής Μάθησης⁷

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι ένας από τους πιο βασικούς τύπους μηχανικής μάθησης. Σε αυτόν τον τύπο, ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται σε δεδομένα με μία συγκεκριμένη ετικέτα. Παρόλο που τα δεδομένα πρέπει να επισημαίνονται με ακρίβεια για να λειτουργήσει αυτή η μέθοδος, η επιβλεπόμενη μάθηση είναι εξαιρετικά ισχυρή όταν χρησιμοποιείται στις σωστές συνθήκες.

⁷ <https://www.potentiaco.com/what-is-machine-learning-definition-types-applications-and-examples/>

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση έχει το πλεονέκτημα της δυνατότητας εργασίας με δεδομένα χωρίς ετικέτα. Αυτό σημαίνει ότι δεν απαιτείται ανθρώπινη εργασία για να γίνει το σύνολο δεδομένων αναγνώσιμο από μηχανή, επιτρέποντας την επεξεργασία πολύ μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων από το πρόγραμμα.

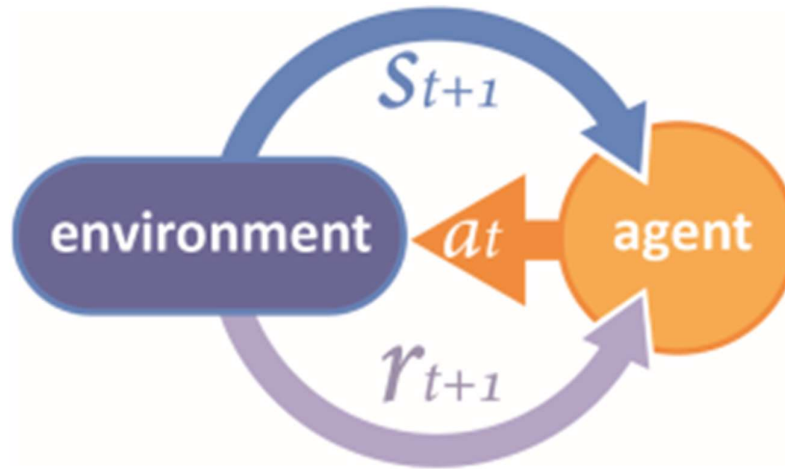
Η ενισχυμένη μάθηση εμπνέεται άμεσα από το πώς μαθαίνουν τα ανθρώπινα όντα από τα δεδομένα στη ζωή τους. Διαθέτει έναν αλγόριθμο που βελτιώνεται μόνος του και μαθαίνει από νέες καταστάσεις χρησιμοποιώντας μια μέθοδο δοκιμής και λάθους. Τα ευνοϊκά αποτελέσματα ενθαρρύνονται ή «ενισχύονται» και τα μη ευνοϊκά αποτελέσματα αποθαρρύνονται ή «τιμωρούνται».

Συγκεκριμένα, η ενισχυμένη μάθηση (RL) είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης που εστιάζει στην εκπαίδευση ενός αλγόριθμου ακολουθώντας την προσέγγιση "cut-and-try". Ο αλγόριθμος (πράκτορας) αξιολογεί μια τρέχουσα κατάσταση (κατάσταση), αναλαμβάνει μια ενέργεια και λαμβάνει ανατροφοδότηση (ανταμοιβή) από το περιβάλλον μετά από κάθε πράξη. Η θετική ανατροφοδότηση είναι μια ανταμοιβή (με τη συνήθη σημασία της για εμάς), και η αρνητική ανατροφοδότηση είναι τιμωρία για το λάθος.

Ο αλγόριθμος RL μαθαίνει πώς να ενεργεί καλύτερα μέσω πολλών προσπαθειών και αποτυχιών. Η εκμάθηση δοκιμής και σφάλματος συνδέεται με τη λεγόμενη μακροπρόθεσμη ανταμοιβή. Αυτή η ανταμοιβή είναι ο τελικός στόχος που μαθαίνει ο πράκτορας ενώ αλληλεπιδρά με ένα περιβάλλον μέσω πολυάριθμων δοκιμών και λαθών. Ο αλγόριθμος λαμβάνει βραχυπρόθεσμες ανταμοιβές που μαζί οδηγούν στη σωρευτική, μακροπρόθεσμη. Έτσι, ο βασικός στόχος της ενισχυμένης μάθησης που χρησιμοποιείται σήμερα είναι να ορίσει την καλύτερη σειρά αποφάσεων που επιτρέπουν στον πράκτορα να λύσει ένα πρόβλημα μεγιστοποιώντας ταυτόχρονα μια μακροπρόθεσμη ανταμοιβή. Και αυτό το σύνολο συνεκτικών ενεργειών μαθαίνεται μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον και της παρατήρησης των ανταμοιβών σε κάθε κατάσταση (Μπούγας, 2022)

Συνολικά σαν ορισμό για το Reinforcement Learning (RL) θα λέγαμε ότι είναι ένας αλγόριθμος τεχνητής νοημοσύνης βασισμένος σε πράκτορες στον οποίο οι πράκτορες μαθαίνουν το βέλτιστο σύνολο ενεργειών, δηλαδή τη βέλτιστη πολιτική μέσω της αλληλεπίδρασής τους με το περιβάλλον. Το RL μπορεί να «απεικονιστεί» χρησιμοποιώντας μια Διαδικασία Απόφασης Markov (Markov Decision Process - MDP). Ένα MDP περιέχει

τέσσερα στοιχεία: ένα σύνολο καταστάσεων S , ένα σύνολο ενεργειών A , μια συνάρτηση ανταμοιβής $r:S \times A$ και πιθανότητες μετάβασης μεταξύ των καταστάσεων $P:S \times A \times S' [0,1]$ (Εικόνα 17) (Vázquez-Canteli & Nagy, 2019).



Εικόνα 28: Αλληλεπίδραση παράγοντα-περιβάλλοντος στην ενισχυμένη μάθηση (Vázquez-Canteli & Nagy, 2019)

4.2.2. Ενισχυμένη Μάθηση σε Demand Response

Είδαμε και παραπάνω ότι παρόλο που το DR είναι μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για την αύξηση της ευελιξίας της ζήτησης, η πιθανή μείωση αιχμής από τα προγράμματα DR στις ΗΠΑ ήταν μόνο 6,6% της ζήτησης αιχμής το 2014 (Intergovernmental Panel On Climate Change, 2014). Ο λόγος για αυτό είναι ότι η ηλεκτρική ενέργεια είναι ένας πόρος του οποίου η αξία για τους καταναλωτές είναι πολύ υψηλότερη από την τιμή του. Για παράδειγμα, οι Centolella et al. έδειξε ότι σε μια διακοπή ρεύματος μιας ώρας, οι οικιακοί καταναλωτές θα ήταν πρόθυμοι να πληρώσουν μεταξύ 0,73 και 2,51 \$ ανά kWh, δηλαδή περίπου μία τάξη μεγέθους υψηλότερη από την πραγματική τιμή (Centolella, 2010). Οι εμπορικοί και βιομηχανικοί καταναλωτές θα ήταν πρόθυμοι να πληρώσουν ακόμη περισσότερα από τους οικιακούς καταναλωτές. Ως εκ τούτου, οι καταναλωτές ηλεκτρικής ενέργειας είναι γενικά απρόθυμοι να θυσιάσουν μεγάλο μέρος της άνεσης ή της ικανοποίησής τους για χαμηλότερο λογαριασμό ηλεκτρικής ενέργειας. Ως αποτέλεσμα, η μελλοντική επιτυχία και η επεκτασιμότητα του DR εξαρτάται από την ικανότητά του να δημιουργεί μεγαλύτερη οικονομική εξοικονόμηση από τη δυσανεμία στους

καταναλωτές. Οι κύριοι παράγοντες που προκαλούν δυσaréσκεια στους οικιακούς καταναλωτές είναι:

- Απαίτηση από τους καταναλωτές να τροποποιήσουν τα προτιμώμενα πρότυπα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, π.χ. αναγκάζοντάς τους να καθυστερήσουν τη χρήση οικιακών συσκευών.

- Πιθανώς ανεπιθύμητα σημεία ρύθμισης θερμοκρασίας στα κτίρια

- Η προσπάθεια που πρέπει να καταβάλουν οι καταναλωτές για να αποκτήσουν πληροφορίες σχετικά με τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και να λάβουν ανάλογα αποφάσεις σχετικά με τα πρότυπα κατανάλωσής τους.

Έτσι, το τεχνικό πλαίσιο που απαιτείται για την εφαρμογή αποτελεσματικών προγραμμάτων DR πρέπει να είναι αυτοματοποιημένο και ικανό να αντιλαμβάνεται και να ελαχιστοποιεί την ταλαιπωρία του χρήστη. Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) μπορεί να έχει μεγάλη συμβολή στην ενσωμάτωση προγραμμάτων DR με την αυτοματοποίηση των ενεργειακών συστημάτων, ενώ μαθαίνει από την ανθρώπινη συμπεριφορά για την ελαχιστοποίηση της ταλαιπωρίας του χρήστη και του επιπέδου της απαιτούμενης αλληλεπίδρασης ανθρώπου-ελεγκτή.

Σε αυτό το κεφάλαιο θα προσπαθήσουμε να γίνει μια ανασκόπηση των μελετών που επικεντρώνονται στην εφαρμογή του Reinforcement Learning (RL), ενός αλγόριθμου AI βασισμένου σε πράκτορες, για εφαρμογές απόκρισης ζήτησης. Δεδομένης της προσαρμοστικότητας και της ικανότητάς του να μαθαίνει τις προτιμήσεις του χρήστη μέσω της αλληλεπίδρασης και χωρίς ένα ρητό μαθηματικό μοντέλο, ο RL αποτελεί μία τεχνική μηχανικής μάθησης με μεγάλες δυνατότητες εφαρμογής για πολύπλοκες, πραγματικές εφαρμογές, ειδικά το DR. Λαμβάνουμε υπόψη την κατανεμημένη παραγωγή (Distributed Generation - DG) σε κτιριακή κλίμακα, με ηλιακά φωτοβολταϊκά, συστήματα HVAC, EV και συσκευές αποθήκευσης που χρησιμοποιούνται στα ενεργειακά συστήματα κτιρίων.

Στα επόμενα υποκεφάλαια θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε προσεγγίσεις με αλγόριθμους ελέγχου για διαφορετικά ενεργειακά συστήματα και μελέτες περίπτωσης στην οποία ο ελεγκτής εφαρμόστηκε σε ένα φυσικό σύστημα και στη συνέχεια σε αλγόριθμους που εστιάζουν στα συστήματα πολλαπλών πρακτόρων, στον τρόπο

μοντελοποίησης των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας και στον τρόπο με τον οποίο επηρεάζουν τη διαδικασία εκμάθησης.

4.2.3. Ενεργειακά συστήματα και μέθοδοι ενισχυμένης μάθησης

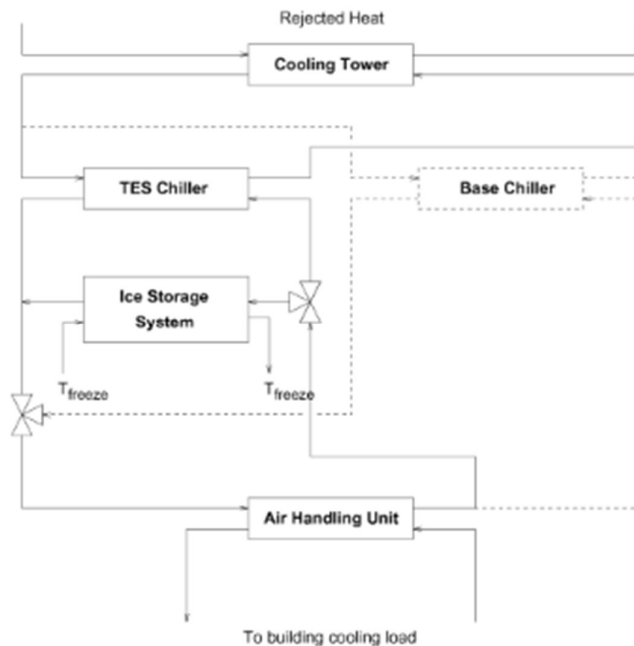
Σε αυτή την ενότητα, συζητάμε τη βιβλιογραφία που βασίζεται στα ελεγχόμενα ενεργειακά συστήματα και τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούν για την επιλογή δράσης και την απόκτηση γνώσης.

Εντοπίσαμε τέσσερις μεγάλες ομάδες ενεργειακών συστημάτων που έχουν σημαντικές δυνατότητες για εφαρμογές DR: συστήματα HVAC και DHW (Heating Ventilation Air-Conditioning και Domestic Hot Water), έξυπνες συσκευές, EV και HEV (Electric Vehicles και Hybrid Electric Vehicles) και καταναεμημένη παραγωγή με αποθήκευση ενέργειας. Το γεγονός ότι όλα αυτά τα ενεργειακά συστήματα μπορούν όχι μόνο να έχουν αντίκτυπο στο ηλεκτρικό δίκτυο, αλλά είναι επίσης αλληλένδετα με την ανθρώπινη άνεση και συμπεριφορά, ήταν ένας από τους λόγους που οδήγησαν ορισμένους από τους συγγραφείς να χρησιμοποιήσουν το RL για τον έλεγχό τους. Η αυτοπροσαρμογή, η φύση χωρίς μοντέλα, η ικανότητα μάθησης από ιστορικά δεδομένα είναι μερικά αλλά σημαντικά χαρακτηριστικά του RL που εξηγούν γιατί έχει χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο αυτών των ενεργειακών συστημάτων.

4.2.4. HVAC και DHW (Heating Ventilation Air-Conditioning και Domestic Hot Water)

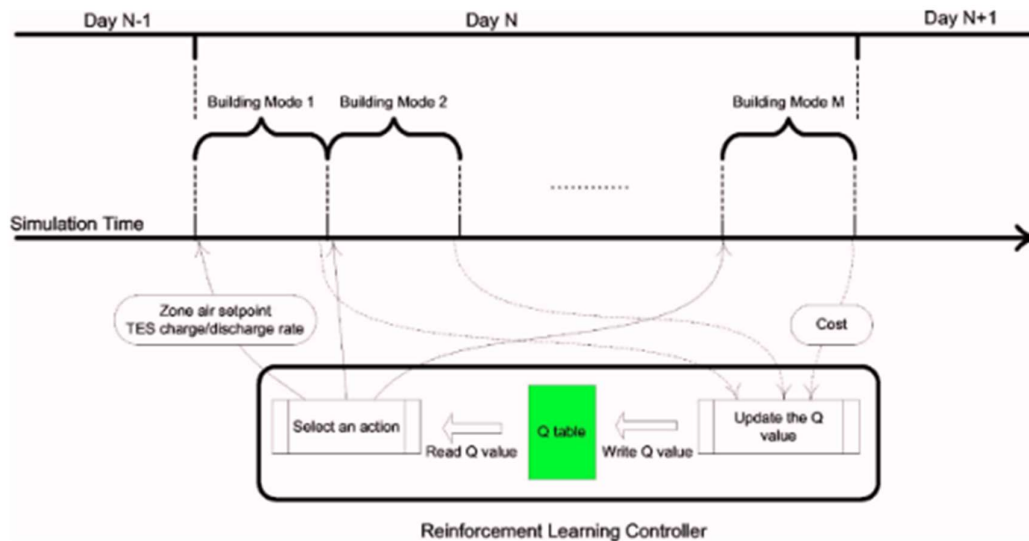
Η συμμετοχή των κτιρίων στο DR απαιτεί τόσο την ανθρώπινη άνεση όσο και τη σωστή διαχείριση των ηλεκτρικών φορτίων. Ενώ ορισμένοι συγγραφείς θεωρούν την άνεση των επιβατών ως περιορισμό που πρέπει πάντα να δίνεται προτεραιότητα, άλλοι επικεντρώνονται στην επίτευξη ενός συμβιβασμού μεταξύ της άνεσης και των δυνατοτήτων DR. Τα συστήματα HVAC μπορούν να ελεγχθούν από DR όσον αφορά με προθέρμανση ή προψύξη των εσωτερικών χώρων για την επίτευξη κάποιου βαθμού μετατόπισης φορτίου (παθητική αποθήκευση ενέργειας στη θερμική μάζα του κτιρίου) ή ρυθμίζοντας την ποσότητα θερμικής ενέργειας που αποθηκεύεται σε εξειδικευμένες θερμικές συστήματα αποθήκευσης ενέργειας.

Η πιθανή πρώτη εφαρμογή του RL για τον έλεγχο και την αυτοματοποίηση του δομημένου περιβάλλοντος εφαρμόστηκε από τον Mozer το 1998 (Mozer, 1998). Στο Neural Network House του, έλεγε τα συστήματα HVAC, DHW και φωτισμού για να ελαχιστοποιήσει την ταλαιπωρία του χρήστη και το κόστος ενέργειας. Αργότερα, οι Anderson et al. προσομοίωσε έναν υβριδικό έλεγχο RL/Proportional-integral για ένα πηνίο θέρμανσης με πιθανές εφαρμογές σε συστήματα HVAC (Anderson et al., 1997). Οι Du & Fei, (2008) χρησιμοποίησαν επίσης το RL για να ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα παρακολούθησης της θερμοκρασίας σημείου ρύθμισης σε ένα σύστημα HVAC και, το 2003, οι Henze & Schoenmann, (2003) πρότειναν έναν ελεγκτή RL για τη διαδικασία φόρτισης και εκφόρτισης ενός ηλεκτρικού συστήματος αποθήκευσης πάγου προκειμένου να ελαχιστοποιήσει το ενεργειακό του κόστος (Εικόνα 29).



Εικόνα 29: Σύστημα Κεντρικού Ψυχρού Νερού με Αποθήκευση Θερμικής Ενέργειας (Henze & Schoenmann, 2003)

Αρκετές μελέτες, πολλές από αυτές στον τομέα του DR, έχουν επικεντρωθεί στη μείωση του κόστους της ενέργειας που καταναλώνεται από τα κτιριακά ενεργειακά συστήματα. Οι Liu & Henze, (2007) εστίασαν το έργο τους στη μείωση του ενεργειακού κόστους ενός αποθέματος παθητικής θερμικής αποθήκευσης. Καθώς κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ο απαιτούμενος χρόνος εκπαίδευσης ήταν απαράδεκτα μεγάλος, διερεύνησαν τα αποτελέσματα της προσθήκης προηγούμενης προσομοιωμένης γνώσης στο στάδιο της εκπαίδευσης.



Εικόνα 30: Ελεγκτής RL

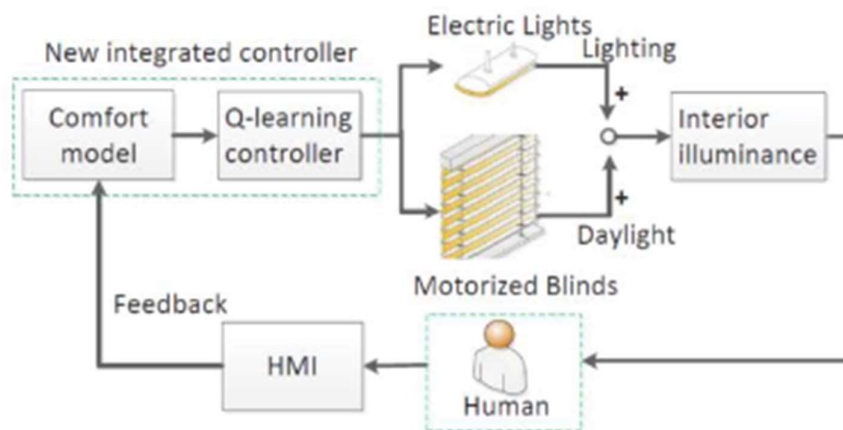
Οι Sun et al., (2015) ελαχιστοποίησαν το ενεργειακό κόστος της επόμενης ημέρας ενός συστήματος HVAC συνδεδεμένου σε πολλά δωμάτια. Οι Costanzo et al., (2016) εφάρμοσαν έναν ελεγκτή RL για να ελαχιστοποιήσει το ενεργειακό κόστος μιας μονάδας κλιματισμού και οι De Gracia et al., (2015) μεγιστοποίησαν την καθαρή εξοικονόμηση ηλεκτρικής ενέργειας μιας αεριζόμενης πρόσοψης με υλικά αλλαγής φάσης (PCM) και στοιχεία βασισμένα στην πρόβλεψη του καιρού.

Άλλες μελέτες έχουν επικεντρωθεί στην αύξηση της εξοικονόμησης ενέργειας στο δομημένο περιβάλλον. Οι Barrett & Linder, (2015) μείωσαν την κατανάλωση ενέργειας ενός συστήματος HVAC ενώ πληρούσαν τα καθορισμένα σημεία θερμοκρασίας κατά τη διάρκεια περιόδων κατοχής, για ψύξη και θέρμανση ενός κτιρίου. Σε μια παρόμοια προσέγγιση, οι Li & Xia, (2015) βελτίωσαν την εξοικονόμηση ενέργειας και την άνεση ενός συστήματος HVAC. Οι Dalamagkidis et al., (2007) στόχευαν επίσης στη μεγιστοποίηση της ανθρώπινης άνεσης στα κτίρια εκτός από την εξοικονόμηση ενέργειας, και στοχεύοντας τόσο τη θερμική άνεση όσο και τα επίπεδα CO₂, ενώ οι Bielskis et al., (2013) στη θερμική όσο και στην οπτική άνεση. Οι Schmidt et al., (2017) δοκίμασαν τον ελεγκτή RL τους σε ένα πραγματικό κτίριο και πέτυχαν μείωση στην κατανάλωση ενέργειας διατηρώντας παράλληλα ένα επαρκές επίπεδο άνεσης. Συγκεκριμένα εστιάζοντας στη μερίδα του λέοντος στη χρήση ενέργειας των κτιρίων, η προσέγγιση επικυρώθηκε σε πειράματα που ελέγχουν το σύστημα θέρμανσης ενός κτιρίου δημόσιου σχολείου που κατασκευάστηκε το 1975 με χαμηλό

επίπεδο θερμομόνωσης. Τρία πειράματα διάρκειας συνολικά 43 σχολικών ημερών κατέδειξαν την καταλληλότητα της προσέγγισης για την ανάπτυξη στρατηγικών προγνωστικού ελέγχου σε πραγματικό κόσμο σε κτίρια παλαιού τύπου. Από τη μία πλευρά, ένα πείραμα που διατηρεί τα επίπεδα άνεσης στα βασικά επίπεδα μειώνει την κατανάλωση ενέργειας κατά 30%. Σε μια μέση χειμερινή περίοδο, αυτή η εξοικονόμηση θα ανέρχεται σε 30 MWh. Από την άλλη πλευρά, δύο πειράματα αντιμετωπίζουν επίσης ένα γνωστό λειτουργικό πρόβλημα αυτού του σχολείου με την επίτευξη υψηλότερων εσωτερικών θερμοκρασιών. Το καλύτερο από τα πειράματα με εστίαση στην άνεση αυξάνει τις εσωτερικές θερμοκρασίες κατά 2 βαθμούς ενώ αυξάνει την κατανάλωση μόνο κατά περίπου 5%.

Οι Yu & Dexter, (2010) ελαχιστοποίησαν τόσο την ενέργεια που καταναλώθηκε όσο και το κόστος της θερμικής δυσφορίας σε ένα κτίριο, όπως έκαναν οι Liu & Henze, (2007) τονίζοντας την ανάγκη για προηγούμενη γνώση για την επίτευξη ενός πιο λογικού χρόνου εκπαίδευσης.

Οι Cheng et al., (2016) ερεύνησαν τη χρήση της Q-Learning σε μια πειραματική μελέτη για τη μεγιστοποίηση της εξοικονόμησης ενέργειας και της άνεσης του χρήστη. Έλεγχαν τα στόρια και το σύστημα φωτισμού ενός κτιρίου (Εικόνα 31).

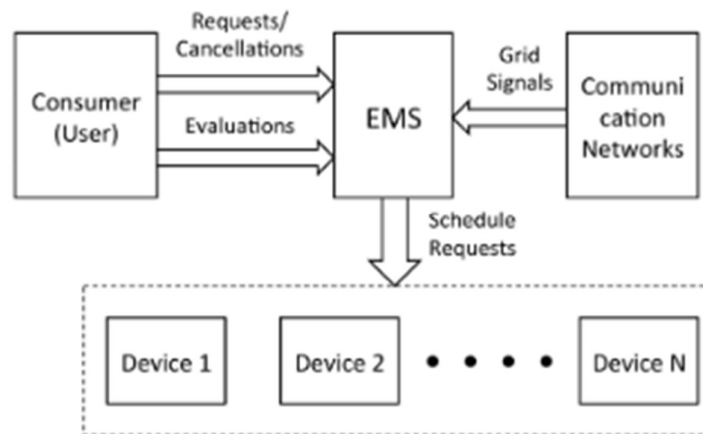


Εικόνα 31: Έλεγχος Φωτεινότητας βασισμένος στην ικανοποίηση (Cheng et al., 2016)

Οι Dong Li et al., (2015) διερεύνησαν τη χρήση του Q-learning για τη μεγιστοποίηση της άνεσης σε ένα διώροφο πολυζωνικό κτίριο γραφείων προσομοιώνοντας τον ελεγκτή χρησιμοποιώντας EnergyPlus και MATLAB.

4.2.5. Έξυπνες Συσκευές και DR με χρήση RL

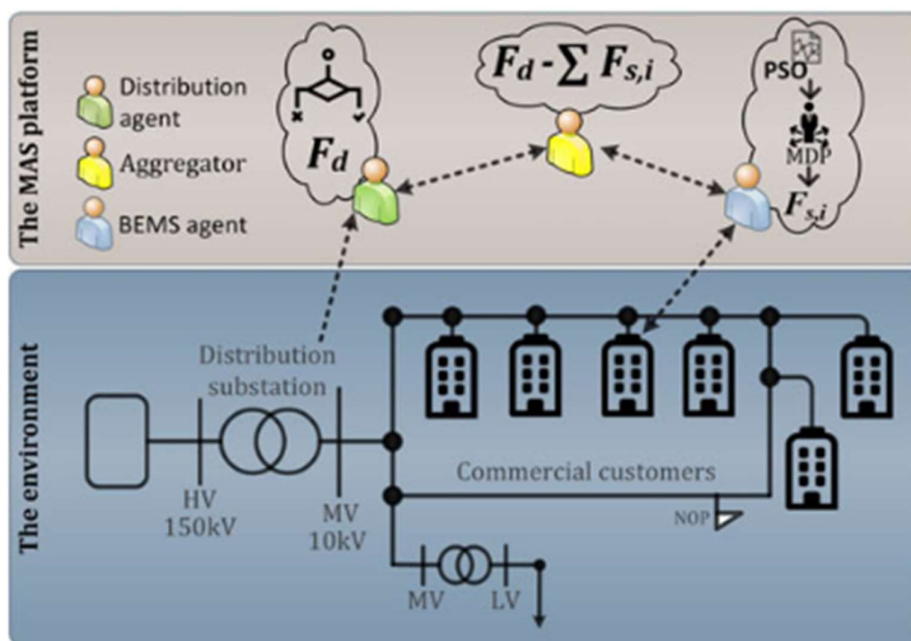
Η χρήση του RL για τον έλεγχο των έξυπνων συσκευών εισήχθη από τους O'Neill et al., (2010) και το έργο τους επεκτάθηκε περαιτέρω από τους Wen, O'Neill και Maei, το 2014-2015 (Wen et al., 2015). Πρότειναν έναν έλεγχο για ένα σύστημα διαχείρισης ενέργειας (Energy Management System – EMS) στο οποίο οι χρήστες ορίζουν μια προτεραιότητα σε κάθε εργασία που πρέπει να ολοκληρωθεί από οποιαδήποτε συσκευή και έναν χρόνο-στόχο όταν ο χρήστης προτιμά να ικανοποιηθεί το αίτημα (Εικόνα 32). Καθόρισαν διαφορετικές λειτουργίες για να εξηγήσουν τη δυσαρέσκεια των χρηστών όταν οι συσκευές δεν πληρούσαν τους στόχους για την ολοκλήρωση των εργασιών. Συγκέντρωσαν εκείνες τις συσκευές που ήταν αλληλεξαρτώμενες, δηλ. πλυντήριο ρούχων και στεγνωτήριο, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι με τις κατάλληλες παραδοχές η υπολογιστική πολυπλοκότητα αυξήθηκε γραμμικά με τον αριθμό των συστάδων συσκευών (καθιστώντας αυτή την προσέγγιση πιο κατάλληλη για εφαρμογή μεγάλης κλίμακας).



Εικόνα 32: Σύστημα Διαχείρισης Ενέργειας (Energy Management System – EMS) (Wen et al., 2015)

Οι Liang et al. πρότεινε έναν ελεγκτή RL για την ελαχιστοποίηση του κόστους των προγραμματισμένων έξυπνων συσκευών σε τιμές που κυμαίνονται στο χρόνο και τον συνέκρινε με μια αποκεντρωμένη ευρετική προσέγγιση (Liang et al., 2013). Οι Kaliappan et al., (2013) χρησιμοποίησαν έναν αλγόριθμο RL για να ελέγξει ένα σύνολο οικιακών

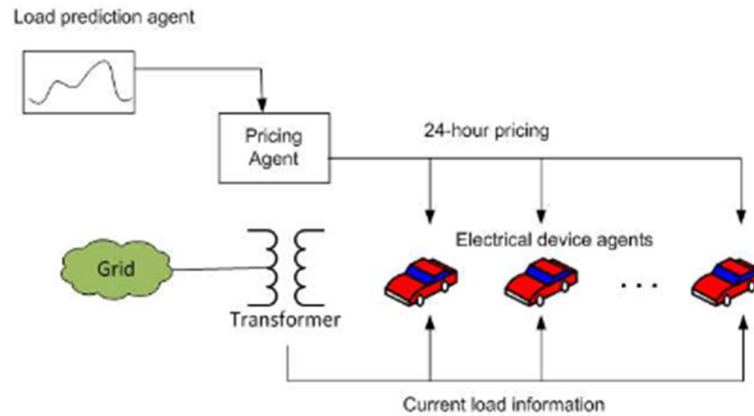
συσκευών χωρίς να υπερβεί το μέγιστο επίπεδο ισχύος που ορίζεται από τον ηλεκτρικό πάροχο και να ελαχιστοποιήσει την ταλαιπωρία που προκαλείται από την καθυστέρηση των εργασιών των συσκευών. Οι Liu et al., (2015) επικεντρώθηκαν στη μείωση του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας των μετατοπιζόμενων φορτίων και η Kim et al., (2016) χρησιμοποίησαν RL για να ελαχιστοποιήσει τη δυσαρέσκεια των καταναλωτών, τους λογαριασμούς ενέργειας τους και το κόστος του συστήματος διανομής. Σε αυτή τη μελέτη, οι συσκευές μοντελοποιήθηκαν ως γενικά φορτία στα οποία η συσσωρευμένη μη-προσφερόμενη ζήτηση προκάλεσε δυσαρέσκεια στους καταναλωτές. Οι Sheikhi et al., (2016) χρησιμοποίησαν το Q-learning για να μειώσουν τη ζήτηση αιχμής ενός σετ συσκευών (πλυντήριο πιάτων και ρούχων), επιπλέον των ηλεκτρικών οχημάτων, και μιας μονάδας συνδυασμένης θερμότητας και ισχύος. Για να βοηθήσουν να ξεπεραστεί η κατάρρα της διάστασης, υποδιαίρεσαν το πρόβλημα σε πολλά υποπροβλήματα του RL που θα μπορούσαν να επιλυθούν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Οι Hurtado et al., (2018) εφάρμοσαν επίσης το Q-learning για γενικά φορτία μοντελοποίησης DR προκειμένου να μεγιστοποιήσουν τόσο την άνεση του χρήστη όσο και την ευελιξία ζήτησης. Συγκεκριμένα αυτή η μελέτη προτείνει μια κλιμακούμενη αρχιτεκτονική που βασίζεται σε συστήματα πολλαπλών παραγόντων (Multi Agent Systems - MAS) για να εκμεταλλευτεί την ευελιξία ζήτησης από μια ομάδα κτιρίων, ελαχιστοποιώντας παράλληλα τις επιμέρους επιπτώσεις στην άνεση (Εικόνα 33). Κατά συνέπεια, η συγκεκριμένη μελέτη προτείνει μια νέα συνεργατική και αποκεντρωμένη μέθοδο για τη λήψη αποφάσεων με βάση το RL.



Εικόνα 33: Μοντέλο συστήματος, που δείχνει το σχηματικό του δικτύου, και τους παράγοντες που εμπλέκονται (Hurtado et al., 2018)

4.2.6. DR με ενισχυμένη μάθηση σε Ηλεκτρικά οχήματα (EV) και υβριδικά ηλεκτρικά οχήματα (HEV)

Οι Dusparic et al., (2013) πρότειναν ένα σύστημα ελέγχου για τη διαδικασία φόρτισης 9 EV σε μια γειτονιά στην οποία όλα τα σπίτια ήταν συνδεδεμένα στον ίδιο μετασχηματιστή. Η αποκεντρωμένη προσέγγισή τους χρησιμοποίησε τρεις διαφορετικές πολιτικές που αποσκοπούσαν στη διασφάλιση της επιθυμητής ελάχιστης φόρτισης της μπαταρίας, στην αποφυγή υπερφόρτωσης του μετασχηματιστή και στη φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων κατά τις περιόδους ελάχιστου φορτίου (Εικόνα 34).



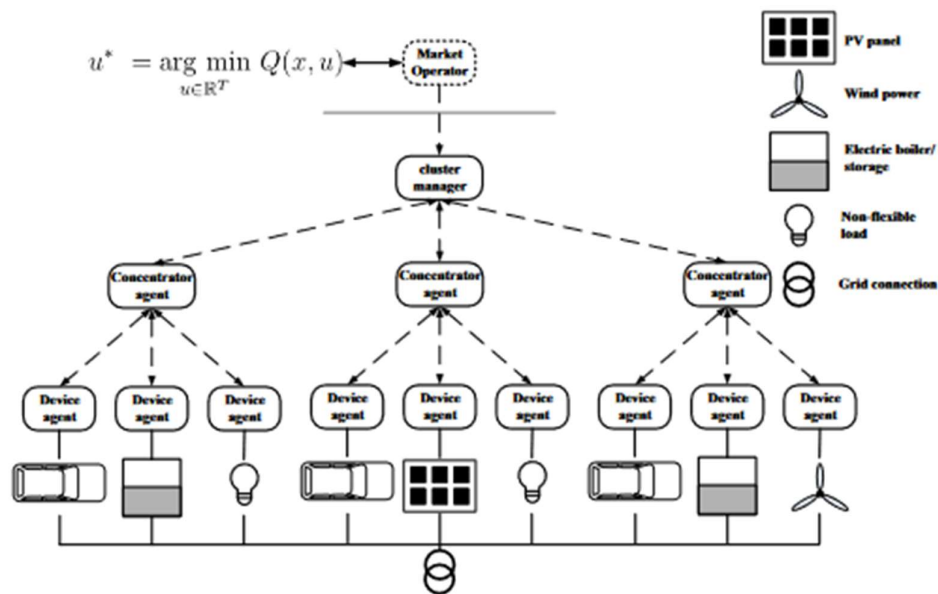
Εικόνα 34: Αρχιτεκτονική Συστήματος (Dusparic et al., 2013)

Οι Taylor et al., (2014) επέκτεινε αυτό το έργο επιτυγχάνοντας συνεργασία μεταξύ των EV που μεταφέρουν γνώση μεταξύ τους και οι Marinescu et al., (2017) και Dusparic et al., (2015) συνέχισαν αυτή τη γραμμή έρευνας με την εφαρμογή ενός ελέγχου RL πολλαπλών πρακτόρων. Οι Dauer et al. στόχευαν στη μείωση του κόστους φόρτισης ενός στόλου ηλεκτρικών οχημάτων, σε μια αγορά διπλής δημοπρασίας, ενώ συμμορφώνεται με την ελάχιστη κατάσταση χρέωσης (Dauer et al., 2013). Οι Jiang et al., (2018) μείωσαν το ενεργειακό κόστος ενός στόλου υβριδικών ηλεκτρικών ταξί, ενώ στόχευαν στη μείωση των γραμμών αναμονής στους σταθμούς φόρτισης σε μια προσέγγιση συνεργασίας πολλών πρακτόρων (multi-agent). Οι Di Giorgio et al. ελαχιστοποίησαν το λειτουργικό κόστος των ηλεκτρικών οχημάτων με την εμπορία ηλεκτρικής ενέργειας σε περιβάλλον πολλαπλών πρακτόρων χωρίς προηγούμενη γνώση των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας (Di Giorgio et al., 2013). Οι Arif et al. διερεύνησαν διαφορετικές στρατηγικές προγραμματισμού για ηλεκτρικά οχήματα με διαφορετικούς αλγόριθμους και δομές τιμολόγησης ηλεκτρικής ενέργειας (Arif et al., 2016). Οι (Vandael et al., 2015) πρότειναν έναν ελεγκτή RL για να βοηθήσει ένα στόλο ηλεκτρικών οχημάτων να καθορίσει ένα σχέδιο κατανάλωσης για την επόμενη μέρα, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνεται.

Οι Valogianni et al., (2013) πρότειναν έναν ελεγκτή RL για τη μεγιστοποίηση της ευημερίας και την εξοικονόμηση κόστους ενέργειας. Ο ελεγκτής τους έμαθε από τα μεμονωμένα πρότυπα οικιακής κατανάλωσης και μοντελοποίησαν λεπτομερώς τις λειτουργίες ικανοποίησης των καταναλωτών που σχετίζονται με τη χρήση ενέργειας. Οι Shi

& Wong, Dimitrov & Lguensat και οι Chis et al. χρησιμοποίησαν το RL για να μεγιστοποιήσει τα κέρδη που μπορούν να επιτευχθούν από τα EV κατά τη διάρκεια του χρόνου στάθμευσης τους, ελέγχοντας τη διαδικασία φόρτισης και εκφόρτισης (Chis et al., 2013, 2016; Wan et al., 2017; Wenbo Shi & Wong, 2011).

Οι Claessens et al., (2013) πρότειναν έναν ελεγκτή RL για ένα στόλο 160 EV, πολλά φωτοβολταϊκά πάνελ και ένα σύμπλεγμα διαφορετικών συσκευών (δηλαδή μη εύκαμπτα φορτία και ηλεκτρικοί λέβητες) με τοπική παραγωγή αιολικής ενέργειας. Ο αλγόριθμος πέτυχε μείωση της πραγματικής ζήτησης ισχύος αιχμής κατά περίπου 50-60% σε σχέση με μια μη συντονισμένη προσέγγιση και μέσα σε χρόνο εκμάθησης 100 ημερών.



Εικόνα 35: Επισκόπηση της διαμόρφωσης αξιολόγησης (Claessens et al., 2013)

Οι Vaya et al., (2014) χρησιμοποίησαν RL για να ελαχιστοποιήσουν το κόστος φόρτισης πολλών εκατοντάδων χιλιάδων EV χωρίς να επηρεάσει την τελική χρήση τους. Οι Chis et al., (2016) ελαχιστοποίησαν το κόστος φόρτισης ενός μεμονωμένου ηλεκτρικού οχήματος χρησιμοποιώντας γνωστές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας για την επόμενη μέρα και πρόβλεψη τιμών της επόμενης ημέρας χρησιμοποιώντας ένα Bayesian Νευρωνικό Δίκτυο. Οι Ko et al., (2018) πρότειναν έναν κεντρικό ελεγκτή για ένα στόλο ηλεκτρικών οχημάτων για να ελαχιστοποιήσει το ενεργειακό τους κόστος και τη δυσανεμία των χρηστών ενώ οι

(R. Xiong et al., 2018) Xiong et al. βελτιστοποίησε την κατανάλωση ενέργειας μιας μπαταρίας και ενός υπερπυκνωτή για ηλεκτρικά οχήματα σε όλα τα κλίματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

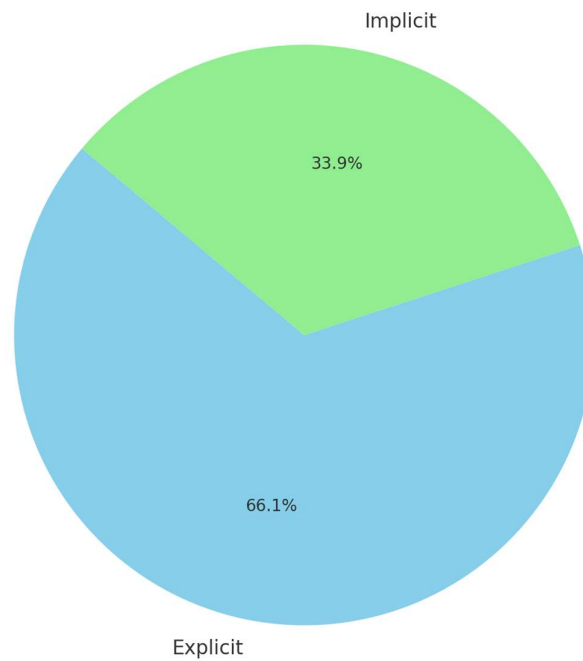
5. Ανάλυση επιλεγμένης βιβλιογραφίας

Όπως προαναφέραμε, στόχος της παρούσας βιβλιογραφικής ανασκόπησης είναι να αναλύσει λεπτομερώς εκείνα τα άρθρα που επικεντρώνονται στο DR επειδή πιστεύουμε ότι αυτό είναι ένα ιδιαίτερα σημαντικό θέμα λόγω της άμεσης οικονομικής εξοικονόμησης τόσο για τις εταιρείες κοινής ωφέλειας όσο και για τους καταναλωτές. Συμπεριελήφθησαν επίσης άρθρα που εφαρμόζουν τεχνικές RL και GA για τη μεγιστοποίηση της ανθρώπινης άνεσης και τη μείωση της μέγιστης κατανάλωσης ενέργειας ή της ίδιας της κατανάλωσης ενέργειας. Αυτοί οι παράγοντες είναι σημαντικοί για την κατανόηση των πλεονεκτημάτων και των δυσκολιών της εφαρμογής των αλγορίθμων σε ένα αστικό περιβάλλον και μέσω της συσχέτισης σε προγράμματα DR. Αυτά τα πεδία σχετίζονται μεταξύ τους μέσω του ανθρώπινου παράγοντα, δηλαδή της άνεσης, της επιθυμίας για κατανάλωση λιγότερης ενέργειας ή πληρωμής χαμηλότερου λογαριασμού ενέργειας. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για τη μεγιστοποίηση της άνεσης του χρήστη ή την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας μπορούν να προσαρμοστούν και να εφαρμοστούν στο DR απλώς προσθέτοντας μερικές επιπλέον καταστάσεις (δηλαδή τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας) και κυρώσεις (δηλαδή το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας).

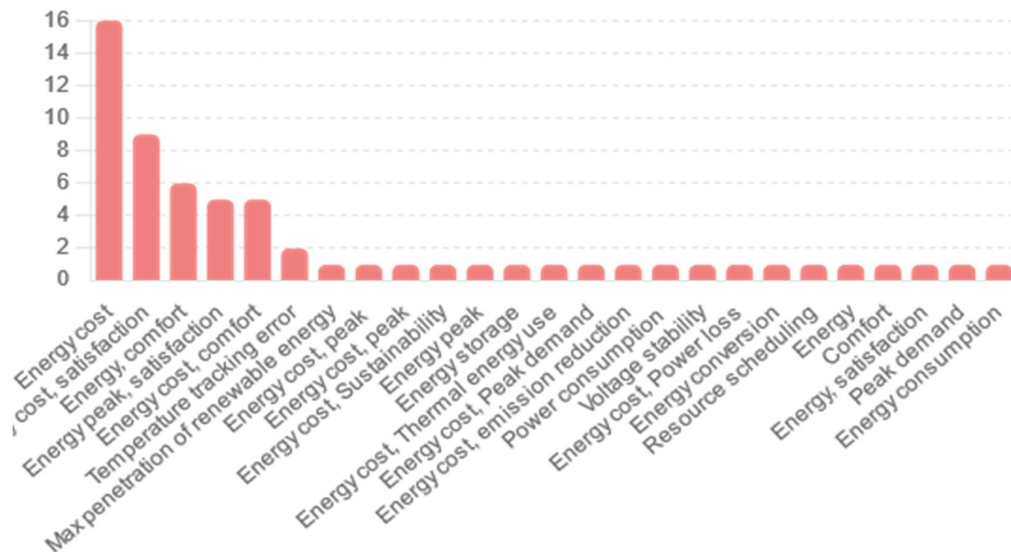
Στον Πίνακα 4, ταξινομήσαμε τα άρθρα με βάση τα ενεργειακά συστήματα στα οποία επικεντρώνονται και τα αναλύσαμε σύμφωνα με τους αλγόριθμους RL που χρησιμοποιούν καθώς και την ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν τα προβλήματα της ταχύτητας σύγκλισης και των διαστάσεων. Αναλύσαμε επίσης εάν οι μελέτες μοντελοποίησαν τα συστήματα ως συστήματα ενός παράγοντα (SA) ή πολλαπλών παραγόντων (MA) και τα ταξινομήσαμε με βάση τους στόχους τους. Σημειώστε ότι τα συστήματα με πολλούς ανεξάρτητους πράκτορες ταξινομήθηκαν ως single-agent, και οι μελέτες στις οποίες ένας κεντρικός πράκτορας ελέγχει μια ομάδα υποσυστημάτων ταξινομήθηκαν επίσης ως single-agent. Επιπρόσθετα, ταξινομήσαμε τα άρθρα σχετικά με το DR με βάση το εάν οι τιμές ηλεκτρικής

ενέργειας διαμορφώθηκαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές ή ως μεταβλητές που εξαρτώνται από τη ζήτηση ενέργειας και επομένως από τις ενέργειες των παραγόντων και εάν οι τιμές είναι στοχαστικές ή ντετερμινιστικές. Επίσης, αναλύσαμε εάν τα άρθρα διερεύνουν την απόδοση των ελεγκτών σε περιβάλλοντα με μη στάσιμες πιθανότητες μετάβασης και αν παρακολουθούσαν ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (ΑΠΕ), όπως η αιολική ενέργεια ή η ηλιακή ενέργεια. Τα άρθρα στα οποία οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας μοντελοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας ιστορικές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο ταξινομήθηκαν ως μη στάσιμα επειδή αυτές οι τιμές δεν ακολουθούν απαραίτητα τα καθαρά MDP. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι τα άρθρα που επικεντρώνονται σε συστήματα πολλαπλών πρακτόρων έχουν υψηλότερο βαθμό μη σταθερότητας. Επίσης η τελευταία στήλη του πίνακα επιχειρεί να κατηγοριοποιήσει τις εργασίες με βάση το τύπο του προγράμματος (Program type), δηλαδή αν βασίζονται στην τιμή (Implicit) ή στα κίνητρα (Explicit) όπως αυτά αναφέρθηκαν στα υποκεφάλαια 3.2.4, 3.2.5.

Με βάση τον τύπο του προγράμματος παρατηρούμε και στο παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 36) ότι η πλειοψηφία των εργασιών που μας απασχόλησαν στοχεύουν στην

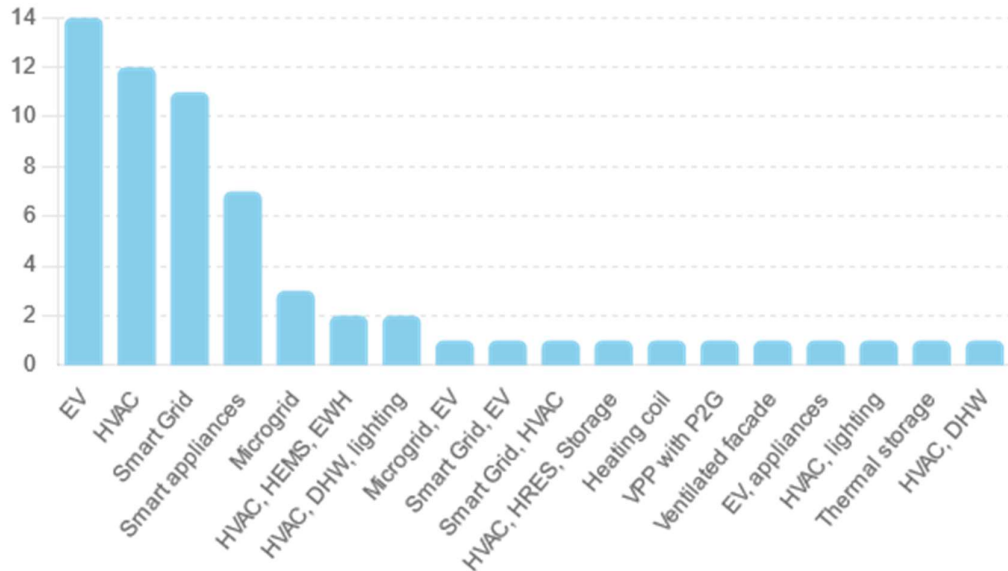


ικανοποίηση των κινήτρων και όχι μόνο της τιμής και αυτό είναι λογικό καθώς πλέον συνυπολογίζονται νέες παράμετροι όπως η ικανοποίηση του καταναλωτή αλλά και η εμπλοκή των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η ίδια διαπίστωση καταγράφεται, πέρα από τον πίνακα, και στο επόμενο διάγραμμα όπου αποτυπώνονται οι στόχοι του κάθε ερευνητή. Όπως είναι αναμενόμενο το κόστος εμφανίζεται σε όλες σχεδόν τις εργασίες.



Εικόνα 37: Στόχοι των μελετητών στο DR

Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζει το επόμενο διάγραμμα (Εικόνα 37) το οποίο απεικονίζει τα ενεργειακά συστήματα τα οποία στοχεύουν οι ερευνητές.



Εικόνα 38: Συχνότητα ενεργειακών συστημάτων

Παρατηρούμε ότι τα Ηλεκτρικά οχήματα έχουν την υψηλότερη συχνότητα, υποδεικνύοντας μια σημαντική εστίαση σε αυτά όπως και η θέρμανση και ο κλιματισμός εντός του συνόλου δεδομένων. Τα αποτελέσματα είναι αναμενόμενα καθώς υπάρχει μια τεράστια ροπή προς την ηλεκτροκίνηση τα τελευταία χρόνια, ενώ το έντονο πρόβλημα της κλιματικής αλλαγής έχει προκαλέσει το ενδιαφέρον στην εξεύρεση λύσεων στον τομέα HVAC.

Για πληρότητα, ο Πίνακας 4 δείχνει επίσης εάν οι συγγραφείς προεκπαίδευσαν τους ελεγκτές, ως επί το πλείστον για τους αλγόριθμους RL, με υπάρχοντα δεδομένα ή απλουστευμένα μοντέλα του πραγματικού συστήματος.

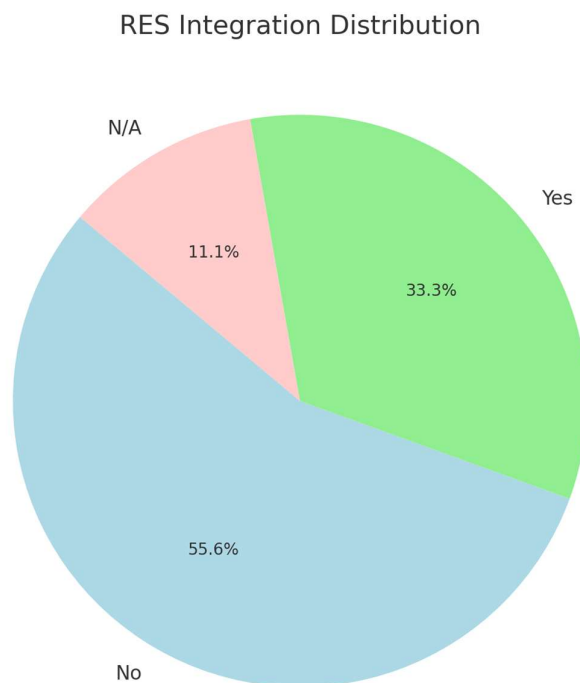
Authors	Date	Energy system	Learning algorithm	Action selection	Pre training	Agent	Objectives	RES integration	Electricity prices	Program type
Anderson et al.	07	heating coil	Q-learning	ϵ -greedy	No	SA	Temperature tracking error, energy comfort	N/A	N/A	Experiments
Mozer	1998	HVAC, DHW, lighting	Q-learning	ϵ -greedy	No	SA	Energy cost, energy comfort	N/A	N/A	Experiments
henze & Schoenmann	03	HVAC	Q-learning	ϵ -greedy	No	SA	Energy cost	No	Deterministic	Experiments
S. Liu & Henze	07	Thermal storage	Q-learning	Soft-max	No	SA	Energy cost	No	Deterministic	Experiments
Daifamagkidis et al.	07	HVAC	TD(0)	ϵ -greedy	No	SA	Energy cost	N/A	N/A	Experiments
Du & Fei	08	HVAC	Actor-critic	N/A	No	SA	Temperature tracking error, energy comfort	N/A	N/A	Experiments
Yu & Dexter	18	HVAC	QM	ϵ -greedy	Yes	SA	Energy cost, energy comfort	N/A	N/A	Experiments
U Neu et al.	10	Smart appliances	Q-learning	ϵ -greedy	No	SA	Energy cost, satisfaction	No	Stochastic	Experiments

Wenbo Shi & Wong	44	EV	Q-learning	ϵ -greedy	NO	SA	Energy cost	NO	Stochastic	impru cit
Sun et al.	44	HVAC	Q-learning	Greedy	NO	SA	Energy cost, satisfaction	NO	determinis tic	impru cit
Bielskis et al.	44	HVAC, lighting	Actor critic	N/A	NO	SA	Energy cost, comfort	N/A	N/A	explic it
Dauer et al.	44	EV	Q-learning	Soft-max	NO	MA	Energy cost, satisfaction	NO	determinis tic	impru cit
Di Giorgio et al.	44	EV	Q-learning	ϵ -greedy	Yes	SA	Energy cost, satisfaction	NO	Stochastic	impru cit
Varogianni et al.	44	EV	Q-learning	N/A	NO	SA	Energy cost	NO	Stochastic	explic it
Dusparic et al.	44	EV	W-learning	N/A	NO	MA	Energy cost, satisfaction	NO	determinis tic	explic it
Claessens et al.	44	EV, appliances	BKL	Soft-max	NO	MA	Energy peak demand	Yes	N/A	explic it
Liang et al.	44	Smart appliances	Q-learning	N/A	NO	MA	Energy cost, satisfaction	NO	determinis tic	impru cit
Kanappan et al.	44	Smart appliances	Q-learning	ϵ -greedy	NO	SA	Energy cost, satisfaction	N/A	N/A	explic it
Vaya et al.	44	EV	Q-learning	ϵ -greedy	NO	MA	Energy cost, satisfaction	NO	Stochastic	impru cit
Dimitrov & Liguensat	44	EV	Q-learning	ϵ -greedy	NO	SA	Energy cost	Yes	Stochastic	explic it
Taylor et al.	44	EV	W-learning	N/A	NO	MA	Energy peak, satisfaction	NO	N/A	impru cit
Wen et al.	44	Smart appliances	QLA	Soft-max	NO	MA	Energy cost, satisfaction	NO	Stochastic	explic it
Barrett & Linder	44	HVAC	Q-learning	ϵ -greedy	NO	MA	Energy cost, comfort	N/A	N/A	explic it
Li & Xia	44	HVAC	Q-learning	ϵ -greedy	NO	SA	Energy cost, comfort	N/A	N/A	explic it
Sun et al.	44	HVAC	Q-learning	ϵ -greedy	NO	SA	Energy cost, comfort	NO	Stochastic	impru cit
Dong Li et al.	44	HVAC	Q-learning	"VAC" alg.	NO	SA	Energy cost, comfort	N/A	N/A	explic it
Sun et al.	44	HVAC	Q-learning	greedy	NO	MA	Energy cost, comfort	NO	determinis tic	impru cit
De Gracia et al.	44	Ventilated facade	Sarsa(X)	ϵ -greedy	Yes	SA	Energy cost	N/A	N/A	explic it
Dusparic et al.	44	EV	W-learning	N/A	NO	MA	Energy peak, satisfaction	NO	N/A	explic it
Vandaei et al.	44	EV	BKL	Soft-max	NO	SA	Energy cost	N/A	Stochastic	explic it
Marinescu et al.	44	EV	W-learning	Soft-max	NO	MA	Energy peak, satisfaction	Yes	N/A	explic it
Kampelis et al.	44	HVAC	GA	N/A	NO	SA	Energy cost	N/A	determinis tic	explic it
Monseni et al.	44	EV	MFOA	Load Shifting	NO	SA	Energy peak, satisfaction	Yes	N/A	explic it
Raia et al.	44	Smart Grid	PSO	N/A	NO	SA	Energy cost	Yes	determinis tic	explic it
Ju et al.	44	VFC with P2G	GA	Free-step adaptive iterative algorithm	NO	MA	Resource scheduling, Energy conversion	N/A	N/A	impru cit
Zhao et al.	44	EV	GA	NILE	NO	SA	Energy cost, satisfaction	N/A	N/A	explic it
Waseem et al.	44	HVAC	LMA	ANN	Yes	SA	Power consumption	NO	N/A	explic it
Suresh et al.	44	HVAC, HEMS, EWH	PSO	ADFA	NO	MA	Energy cost, Power loss	Yes	N/A	impru cit
Amroune et al.	44	Smart Grid	WOA	Load shedding	NO	SA	Voltage stability	NO	N/A	explic it
Kay et al.	44	Smart Grid	GA	Non-dominated stacking	NO	SA	Energy cost	NO	N/A	explic it
Amasyali et al.	44	Smart Grid	GA	Stacked erg	NO	SA	Energy cost	N/A	N/A	explic it
Kishore Kumar et al.	44	Smart appliances	GA	Load Shifting	NO	SA	Energy cost	NO	N/A	explic it
Hadi et al.	44	HVAC, HEMS, Storage	N/A	N/A	NO	SA	Max penetration of renewable energy	Yes	Stochastic	impru cit
Aladdin et al.	44	Smart Grid	MAKLA	ϵ -Softmax	Yes	SA	Energy cost	NO	N/A	explic it
Kou et al.	44	HVAC, HEMS, EWH	GA	ADMM	NO	MA	Energy cost, comfort	NO	N/A	explic it
Kyu & Kim	44	Microgrid	PSO	WU-ABC	NO	MA	Energy cost, emission reduction	Yes	explic it	
Krishna Paramathma et al.	44	Smart Grid	GA	Real coded	NO	SA	Energy cost	NO	N/A	impru cit
Anmeu et al.	44	Smart Grid	GA	Swarmory, PSO	NO	SA	Energy cost	Yes	Stochastic	impru cit
Pi et al.	44	Smart Grid, HVAC	GA	PH scheduling	NO	SA	Energy cost, comfort	NO	determinis tic	explic it
Zhukovskiy et al.	44	Smart Grid	GA	Load Shifting	NO	MA	Energy cost, Peak demand	N/A	N/A	explic it
Sengor et al.	44	EV	GA	Linear Programming	NO	SA	Energy peak, satisfaction	N/A	N/A	explic it
Canizes et al.	44	HVAC, DHW, lighting	GA	Load Shifting	NO	MA	Energy cost, comfort	Yes	N/A	explic it
Jeyaranjani & Devaraj	44	Smart Grid	GA	Entropy	NO	SA	Energy cost	NO	determinis tic	explic it
Mota et al.	44	Smart appliances	GA	Load Shifting	NO	SA	Energy cost	N/A	determinis tic	explic it
W. Jiang et al.	44	Smart Grid	WWUA	Meta-heuristic	NO	MA	Energy cost, Thermal energy use	Yes	Stochastic	impru cit

Naware et al.	22	Smart Grid, EV	PSO-LSTM	ABC	No	SA	Energy storage	Yes	N/A	implicit
Alamir et al.	23	Microgrid	PSO	PSA	No	MA	Energy peak	N/A	Stochastic	Explicit
Uey et al.	23	Microgrid	GA	JAYA	No	MA	Energy cost, Sustainability	Yes	Deterministic	implicit
Xiong et al.	23	Microgrid, EV	Q-learning	DKL-MQ	Yes	MA	Energy cost	Yes	N/A	implicit
Salazar et al.	23	Smart Grid	Q-learning	LSTM	Yes	MA	Energy cost, peak	Yes	Deterministic	implicit
Snehi & Harikrishnan	24	HVAC, DHW	GA	WFO-JAYA	No	SA	Energy cost, peak	N/A	Deterministic	implicit
Pratya et al.	24	Smart appliances	PSO	DKA	Yes	MA	Energy consumption	N/A	Deterministic	implicit

Πίνακας 4: Περίληψη των εργασιών που εξετάστηκαν

Σημαντικό είναι και το επόμενο διάγραμμα το οποίο απεικονίζει το ποσοστό ενσωμάτωσης των ΑΠΕ στις λύσεις που προτείνονται από τους ερευνητές στο οποίο παρατηρούμε ότι είναι χαμηλό πράγμα το οποίο πιθανότατα οφείλεται στο γεγονός ότι οι ΑΠΕ δεν είναι σταθερή πηγή ενέργειας και η αποθήκευσή της ακόμα προκαλεί αρκετούς προβληματισμούς.



Σε συνέχεια του προηγούμενου κεφαλαίου όπου μελετήσαμε την βιβλιογραφία κατηγοριοποιώντας τους αλγορίθμους βάσει των ελεγχόμενων ενεργειακών συστημάτων σε αυτό το κεφάλαιο θα επικεντρωθούμε στις μεθόδους μάθησης ειδικά των RL αλγορίθμων, καθώς χρησιμοποιούν περισσότερα και διαφορετικά εργαλεία, την δράση που επιλέγουν ενώ θα εστιάσουμε και στις πρακτικές που χρησιμοποιούν οι Γενετικοί αλγόριθμοι.

5.1. Επιλογή δράσης (Action Selection)

Οι αλγόριθμοι RL βασίζονται σε μια αντιστάθμιση μεταξύ της εξερεύνησης νέων ενεργειών και της εκμετάλλευσης εκείνων που φαίνονται βέλτιστες. Το RL είναι ιδιαίτερα πλεονεκτικό σε σχέση με άλλους αλγόριθμους σε καταστάσεις στις οποίες ο πράκτορας πρέπει να προσαρμόζεται συνεχώς σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Ως αποτέλεσμα, η εξερεύνηση είναι ένα σημαντικό στοιχείο των αλγορίθμων RL και σε αυτήν την ενότητα, συζητάμε τις διαφορετικές μεθόδους επιλογής ενεργειών που εφαρμόζουν τα άρθρα που επανεξετάζονται. Οι περισσότερες από τις αναθεωρημένες μελέτες εφαρμόζουν την πολιτική ε-άπληστη λόγω της απλότητάς της. Ως παράδειγμα, οι Costanzo et al., (2016) χρησιμοποίησαν μια προσαρμοστική πολιτική ε-greedy της οποίας ο συντελεστής ε μειώνεται στο μισό κάθε 4 μέρες. Πέτυχαν μια σχεδόν βέλτιστη λύση μετά από 20 ημέρες προπόνησης. Η εξερεύνηση Soft-max είναι η δεύτερη πιο κοινή προσέγγιση, η οποία μετατρέπει τις τιμές Q σε συνάρτηση κατανομής πιθανότητας που χρησιμοποιείται για την επιλογή μελλοντικών ενεργειών.

Σε μια διαφορετική προσέγγιση, οι Sun et al., (2013, 2015) διερεύνησαν τη χρήση μιας άπληστης (greedy) πολιτικής για την επιλογή των διαθέσιμων ενεργειών μέσα σε ένα πλαίσιο χαλάρωσης Lagrangian. Οι Arif et al., (2016) και Jiang et al., (2018) πραγματοποίησαν μια διαδικτυακή διαδικασία επιλογής ενεργειών χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο καταδίωξης (PA). Αυτός ο αλγόριθμος διερευνά τις διαφορετικές ενέργειες ακολουθώντας μια δεδομένη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (p.d.f) που είναι διαφορετική από τη p.d.f του Boltzmann. που χρησιμοποιείται συνήθως στη μέθοδο soft-max. Οι Li et al., (2015) ερεύνησαν έναν πιθανότατα σωστό (PAC) αλγόριθμο για την εκτέλεση της φάσης εξερεύνησης. Αυτός ο αλγόριθμος επιτρέπει στον πράκτορα να μάθει μια σχεδόν βέλτιστη πολιτική μέσα σε ένα πολυωνυμικό όριο σφάλματος χρόνου. Οι Zhang et al., (2018) σε ένα σύστημα πολλαπλών πρακτόρων, εφάρμοσαν μια ε-greedy πολιτική σε συνδυασμό με μια συνεργατική μέθοδο βελτιστοποίησης σμήνους προκειμένου να βρουν την ισορροπία Stackelberg μεταξύ όλων των ενεργειών των πινάκων με τιμές Q.

Στον τομέα της απόκρισης στη ζήτηση, η μετατόπιση φορτίου (load shifting) είναι μια κρίσιμη στρατηγική που στοχεύει στην ανακατανομή των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας για την άμβλυνση των περιόδων αιχμής ζήτησης και τη βελτιστοποίηση της

συνολικής απόδοσης χρήσης ενέργειας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι (GAs) προσφέρουν μια πολλά υποσχόμενη οδό για τη βελτιστοποίηση των στρατηγικών μετατόπισης φορτίου αξιοποιώντας την ικανότητά τους να εξερευνούν τεράστιους χώρους λύσεων και να εντοπίζουν βέλτιστες διαμορφώσεις προγραμματισμού. Μέσω της επαναληπτικής εξέλιξης των υποψήφιων λύσεων που αντιπροσωπεύονται ως χρωμοσώματα, οι GA μπορούν να βελτιστοποιήσουν αποτελεσματικά το χρονοδιάγραμμα και το μέγεθος των ενεργοβόρων ενεργειών για την ελαχιστοποίηση του κόστους, τον μετριασμό της συμφόρησης του δικτύου και την ενίσχυση της αξιοπιστίας του συστήματος. Κωδικοποιώντας αποφάσεις μετατόπισης φορτίου στην αναπαράσταση χρωμοσώματος και χρησιμοποιώντας συναρτήσεις καταλληλότητας που συλλαμβάνουν στόχους όπως η ελαχιστοποίηση κόστους και η μείωση της αιχμής ζήτησης, τα GA μπορούν να προσαρμόσουν τα χρονοδιαγράμματα μετατόπισης φορτίου για να ανταποκριθούν σε συγκεκριμένους στόχους απόκρισης ζήτησης, λαμβάνοντας υπόψη δυναμικούς περιορισμούς, όπως η τιμολόγηση του χρόνου χρήσης, λειτουργικούς περιορισμούς εξοπλισμού και προτιμήσεις χρηστών. Επιπλέον, η προσαρμοστικότητα των GA επιτρέπει την ενσωμάτωση ενημερώσεων δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και μηχανισμών ανάδρασης, επιτρέποντας αποκριτικές και προσαρμοστικές στρατηγικές μετατόπισης φορτίου που μπορούν να προσαρμοστούν δυναμικά στις μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς ενέργειας και στα πρότυπα ζήτησης. Μέσω των ισχυρών δυνατοτήτων βελτιστοποίησης και της ευελιξίας τους στην αντιμετώπιση διαφορετικών περιορισμών, οι γενετικοί αλγόριθμοι διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στην προώθηση τεχνικών μετατόπισης φορτίου στο πεδίο της απόκρισης της ζήτησης ενέργειας, συμβάλλοντας στην υλοποίηση πιο αποδοτικών, βιώσιμων και ανθεκτικών ενεργειακών συστημάτων.

5.2. Αλγόριθμοι Μάθησης (Learning Algorithms)

Ο Πίνακας 4 περιέχει ακόμα μια ταξινόμηση των άρθρων με βάση την παραλλαγή του αλγορίθμου RL που χρησιμοποιούν και τα ενεργειακά συστήματα που ελέγχουν. Είναι σαφές ότι η Q-learning, που εισήχθη από τους Watkins και Dayan, είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη, ανεξάρτητα από την περιοχή εφαρμογής. Οι Lee και Powell εφάρμοσαν μια παραλλαγή του Q-learning, ενώ οι Chis et al., (2013); De Gracia et al., (2015) χρησιμοποίησαν την παραλλαγή Sarsa. Μέθοδοι actor – critic (Sutton & Barto, 2018)

χρησιμοποιήθηκαν από τους Bielskis et al., (2013); Du & Fei, (2008), επιπλέον οι Bielskis et al. συνδύασαν αυτή τη μέθοδο με ένα δίκτυο συνάρτησης ακτινικής βάσης (RBFN) για να αναπαραστήσει τον χώρο δράσης κατάστασης. Οι Du & Fei (2008) χρησιμοποίησαν επίσης έναν ελεγκτή actor-critic με δύο ANN και εκπαιδύσαν το δίκτυο κριτικών χρησιμοποιώντας Q-learning. Οι Wang et al., (2017) συνδύασαν τη μέθοδο actor-critic με ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο μακροπρόθεσμης μνήμης για να μεγιστοποιήσει την άνεση και να ελαχιστοποιήσει την κατανάλωση ενέργειας σε ένα προσομοιωμένο κτίριο γραφείων. Μόνο οι Rayati et al., (2015) και Yuan et al., (2018) χρησιμοποίησαν μεθόδους επανάληψης τιμών Monte-Carlo. Άλλοι συγγραφείς έχουν επίσης χρησιμοποιήσει ίχνη καταλληλότητας (Chis et al., 2013; Dalamagkidis et al., 2007; De Gracia et al., 2015; C. X. Jiang et al., 2018; Wen et al., 2015; Yu & Dexter, 2010), γεγονός που οδηγεί σε ταχύτερη ταχύτητα σύγκλισης σε βάρος της αυξημένης υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Το Batch Reinforcement Learning (BRL) έχει χρησιμοποιηθεί από πολλούς συγγραφείς, σε συνδυασμό με το Fitted Q-Iteration. Έχουν χρησιμοποιηθεί διαφορετικές τεχνικές παλινδρόμησης για την προσέγγιση της συνάρτησης Q. Οι συγγραφείς των άρθρων (Claessens et al., 2013; Costanzo et al., 2016) χρησιμοποίησαν τυχαιοποιημένα δέντρα, τα οποία είχαν καλύτερη απόδοση από τις μηχανές με διανύσματα υποστήριξης (Claessens et al., 2013). Ωστόσο, άλλοι αλγόριθμοι όπως τα ANN (Yang et al., 2015), τα νευρωνικά δίκτυα κατάστασης ηχούς (Shi et al., 2017) και η προσέγγιση βάσει πυρήνα (Chis et al., 2016) έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς στο BRL με προσαρμογή Q-Iteration. Άλλοι συγγραφείς έχουν χρησιμοποιήσει επίσης ANN και άλλους αλγόριθμους παλινδρόμησης για να προβλέψουν μελλοντικές καταστάσεις. Για παράδειγμα, οι Chis et al., (2016) χρησιμοποίησε ένα Bayesian ANN για να προβλέψει τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας μια μέρα μπροστά. Ορισμένοι συγγραφείς έχουν επισημάνει τη σημασία της χρήσης προηγούμενων γνώσεων για την προεκπαίδευση του αλγόριθμου RL εκτός σύνδεσης πριν από την online εκτέλεσή του (Yu & Dexter, 2010). Οι Liu & Henze, (2007) διερεύνησαν τα αποτελέσματα της προσθήκης προηγούμενης γνώσης χρησιμοποιώντας έναν έλεγχο εκμάθησης υβριδικής προσομοίωσης. Πρώτα εκπαιδύσαν τον ελεγκτή εκτός σύνδεσης προσομοιώνοντας ένα βαθμονομημένο μοντέλο συστήματος HVAC. Στη συνέχεια, το υλοποίησαν σε ένα πειραματικό περιβάλλον όπου ο αλγόριθμος έμαθε on-line. Σε μια παρόμοια προσέγγιση, οι De Gracia et al., (2015) ανέπτυξαν ένα απλοποιημένο ισοθερμικό μοντέλο της αεριζόμενης πρόσοψης PCM τους, το οποίο χρησιμοποίησαν για να εκπαιδεύσουν εκ των

προτέρων τον ελεγκτή τους κάτω από διαφορετικές προγνώσεις καιρού και πολιτικές ελέγχου πριν από την εφαρμογή. Οι Costanzo et al., (2016) εφάρμοσαν μια προσέγγιση βάσει δεδομένων με ένα ANN που λειτουργεί ως μοντέλο υποστήριξης για τη δημιουργία εικονικών πλειάδων εμπειρίας που θα μπορούσαν να χρησιμοποιήσουν ως προηγούμενη γνώση για την εκπαίδευση του αλγόριθμου τους. Εφάρμοσαν τον ελεγκτή σε ένα ζωντανό εργαστήριο και πέτυχαν σύγκλιση εντός 20 ημερών από την εκπαίδευση και με απόδοση εντός του 90% του μαθηματικού βέλτιστου. Οι Vázquez-Canteli & Nagy, (2019) χρησιμοποίησαν δεδομένα ιστορικού ελέγχου από έναν ελεγκτή που βασίζεται σε κανόνες για να εκπαιδεύσει εκ των προτέρων τον ελεγκτή εκμάθησης ενίσχυσης. Οι Zhang et al., (2018) χρησιμοποίησαν τη βαθιά μεταφορά Q-learning για να μεταδώσει προηγούμενη γνώση μεταξύ των κτιρίων και να επιτύχει ταχύτερο ρυθμό μάθησης. Ορισμένοι ερευνητές έχουν επίσης χρησιμοποιήσει τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών για να επιλέξουν τις καταστάσεις του συστήματος. Οι Ruelens et al., (2015) χρησιμοποίησαν έναν αυτόματο κωδικοποιητή, μια τεχνική εξαγωγής μη γραμμικών χαρακτηριστικών που βασίζεται σε ένα αυτόματο συσχετιζόμενο ANN, για να μειώσει τη διάσταση του διανύσματος χώρου κατάστασης και να αυξήσει την ταχύτητα σύγκλισης. Σε μια διαφορετική μελέτη, οι Claessens et al., (2018) ερεύνησαν τη χρήση Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων για αυτόματα εξαγωγή χαρακτηριστικών κατάστασης χρόνου για RL που εφαρμόζεται στον έλεγχο του οικιακού φορτίου. Οι Dusparic et al., Taylor et al. και Marinescu et al. ερεύνησαν τη χρήση του W-learning για τον συντονισμό πολλών EV που ανταγωνίζονται μεταξύ τους να ελαχιστοποιήσουν το ενεργειακό τους κόστος. Ο Zhu, (2014) χρησιμοποίησε έναν αλγόριθμο RL πολλών παικτών για να ελέγξει πολλαπλά γενικά φορτία και να ελαχιστοποιήσει το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας και τη δυσaréσκεια των χρηστών. Οι διαφορετικοί πράκτορες είναι ημι-ειλικρινείς (semi-honest) αντίπαλοι που μοιράζονται πληροφορίες με ορισμένους από τους άλλους πράκτορες, αλλά και ανταγωνίζονται στην ίδια αγορά. Οι Taylor et al. επέκτεινε αυτή την εργασία χρησιμοποιώντας μια συνεργατική παραλλαγή της W-learning στην οποία τα EVs αντάλλαξαν γνώση μεταξύ τους. Αργότερα, οι Marinescu et al. συνέχισε αυτή την εργασία και συνέκρινε αυτόν τον αποκεντρωμένο αλγόριθμο με άλλες μεθόδους ελέγχου.

Στις λύσεις που εφαρμόστηκαν οι Γενετικοί αλγόριθμοι γίνεται κατά κόρον χρήση των PSO. Το Particle Swarm Optimization (PSO) χρησιμοποιείται ευρέως στη βιβλιογραφία

απόκρισης ζήτησης λόγω της απλότητας, της αποτελεσματικότητας και της ικανότητάς του να εξερευνά αποτελεσματικά σύνθετους χώρους λύσεων. Στο πλαίσιο της απόκρισης της ζήτησης ενέργειας, οι αλγόριθμοι PSO είναι ιδιαίτερα ελκυστικοί επειδή προσφέρουν ένα ισχυρό πλαίσιο βελτιστοποίησης που μπορεί να προσαρμοστεί σε διάφορους περιορισμούς και στόχους που είναι εγγενείς στα ενεργειακά συστήματα. Συγκεκριμένοι αλγόριθμοι που βασίζονται σε PSO που χρησιμοποιούνται συνήθως περιλαμβάνουν:

- **Standard PSO:** Ο τυπικός αλγόριθμος PSO βασίζεται στην έννοια των σωματιδίων που κινούνται μέσα από έναν πολυδιάστατο χώρο αναζήτησης για την εύρεση βέλτιστων λύσεων. Κάθε σωματίδιο προσαρμόζει τη θέση και την ταχύτητά του με βάση τη δική του πιο γνωστή θέση και την πιο γνωστή θέση των γειτονικών σωματιδίων, οδηγώντας στην εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και τη σύγκλιση προς υποσχόμενες λύσεις.
- **Προσαρμοστικό PSO:** Οι προσαρμοστικές παραλλαγές PSO εισάγουν μηχανισμούς για τη δυναμική προσαρμογή των παραμέτρων αλγορίθμου, όπως το βάρος αδράνειας και τους συντελεστές επιτάχυνσης, κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Αυτή η προσαρμοστικότητα ενισχύει την απόδοση του αλγορίθμου στον χειρισμό ποικίλων προβλημάτων βελτιστοποίησης, συμπεριλαμβανομένων εκείνων που συναντώνται σε σενάρια απόκρισης ζήτησης ενέργειας με κυμαινόμενα πρότυπα ζήτησης και αβέβαιες περιβαλλοντικές συνθήκες.
- **PSO πολλαπλών στόχων:** Οι αλγόριθμοι PSO πολλαπλών στόχων επεκτείνουν το τυπικό πλαίσιο PSO για να χειριστούν προβλήματα βελτιστοποίησης με πολλαπλούς αντικρουόμενους στόχους, όπως η ελαχιστοποίηση του ενεργειακού κόστους μεγιστοποιώντας την άνεση των καταναλωτών ή τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Αυτοί οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν τεχνικές όπως η κυριαρχία Pareto και ο ελιτισμός για να διατηρήσουν ένα ποικίλο σύνολο λύσεων κατά μήκος του μετώπου Pareto, παρέχοντας στους λήπτες αποφάσεων μια σειρά από επιλογές ανταλλαγής.
- **Υβριδικό PSO:** Οι υβριδικές προσεγγίσεις PSO συνδυάζουν τη βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως γενετικούς αλγόριθμους ή προσομοίωση ανόπτησης, για να αξιοποιήσουν τα δυνατά σημεία

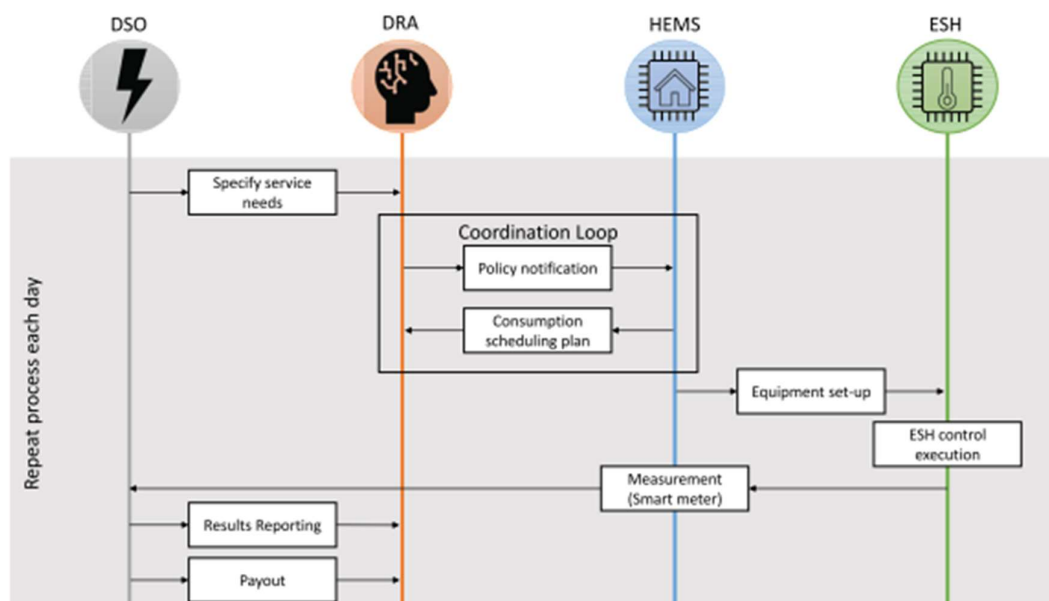
κάθε αλγόριθμου και να βελτιώσουν την ποιότητα της λύσης. Για παράδειγμα, οι υβριδικοί αλγόριθμοι PSO-GA μπορούν να εκμεταλλευτούν τις παγκόσμιες δυνατότητες εξερεύνησης του PSO ενώ ενσωματώνουν τους γενετικούς τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης για να ενισχύσουν την ποικιλομορφία και την ταχύτητα σύγκλισης. Συνολικά, η ευελιξία και η αποτελεσματικότητα του Particle Swarm Optimization, μαζί με την προσαρμοστικότητά του σε διάφορους στόχους και περιορισμούς βελτιστοποίησης, το καθιστούν δημοφιλή επιλογή μεταξύ των ανανεώσεων.

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκαν και αποτυπώθηκαν στον Πίνακα 4 διάφορες παραλλαγές PSO αλγορίθμων όπως οι WU-ABC, ABC, POA, WWOA, WOA, ADFA στις μελέτες των (Alamir et al., 2023; Amroune et al., 2019; Faia et al., 2019; W. Jiang et al., 2022; Naware et al., 2022; Ryu & Kim, 2020; Suresh et al., 2019).

5.3. Τελευταίες Τάσεις στο DR

Στην προσπάθεια να προσεγγίσουμε το ζήτημα του Demand Response με τα πιο σύγχρονα εργαλεία επικεντρωνόμαστε σε αυτό το υποκεφάλαιο σε 5 εργασίες οι οποίες έχουν προκύψει στους τελευταίους μήνες και δείχνουν τάσεις που θα ακολουθήσουν οι ερευνητές στο άμεσο μέλλον. Τα συνολικά αποτελέσματα παρουσιάζονται και στο επόμενο κεφάλαιο όπου ορίζεται το πλαίσιο της μελλοντικής έρευνας πάνω στο DR.

Οι Shejul & Harikrishnan (2024) εφαρμόζουν γενετικό αλγόριθμο παράλληλα με τους αλγόριθμους GWO (Grey Wolf Optimizer) και JAYA για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας των ψυκτικών μονάδων. Η μελέτη στοχεύει συστήματα εντός δυναμικών πλαισίων τιμολόγησης ανταπόκρισης στη ζήτηση, με στόχο τη βελτίωση της αποδοτικότητας στη χρήση ενέργειας και το κόστος κατά τη διάρκεια ποικίλων περιόδων τιμών. Αντίθετα οι Fraija et al. (2024), χρησιμοποιούν αλγόριθμο βαθιάς ενισχυμένης μάθησης (Deep Learning Aggregator - DRA) για την ανάπτυξη δυναμικών στρατηγικών τιμολόγησης που λαμβάνουν υπόψη τόσο τους περιορισμούς της αγοράς όσο και της προσφοράς για την ανταπόκριση στη ζήτηση.



Εικόνα 40: Αυτόματη ακολουθία DR με βάση την τιμή (Frajia et al., 2024)

Στόχος είναι η βελτιστοποίηση του ενεργειακού κόστους και της ευελιξίας της ζήτησης, διασφαλίζοντας την αποτελεσματική λειτουργία της αγοράς υπό δυναμικές συνθήκες. Ομοίως οι Xiong et al., (2023) και Salazar et al. (2023), εφαρμόζουν αλγορίθμους DRL για τη βελτιστοποίηση του προγραμματισμού ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας εντός μικροδικτύων. Οι πρωταρχικοί στόχοι τους σε αυτή την περίπτωση είναι η επίτευξη αποδοτικότητας κόστους και η βέλτιστη κατανομή των πόρων, εστιάζοντας στη μείωση του ενεργειακού κόστους και στη διαχείριση της ζήτησης για την αποφυγή προβλημάτων φορτίου αιχμής.

Τέλος παραλλαγή μεθόδου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (Particle swarm optimization - PSO) χρησιμοποιούν στην μελέτη τους οι Dey et al. (2023), η οποία επικεντρώνεται σε ένα σύστημα μικροδικτύων, εφαρμόζοντας ένα πρόγραμμα ανταπόκρισης στη ζήτηση για την προώθηση της καθαρής και οικονομικής λειτουργίας. Η εργασία στοχεύει στην αποτελεσματική εξισορρόπηση της παραγωγής και της κατανάλωσης ενέργειας, τη μείωση του συνολικού ενεργειακού κόστους και την εξομάλυνση των φορτίων αιχμής μέσω αποτελεσματικών στρατηγικών διαχείρισης.

Κάθε μια από τις παραπάνω μελέτες χρησιμοποιεί εξελιγμένες αλγοριθμικές προσεγγίσεις σε ποικίλα ενεργειακά συστήματα, στοχεύοντας σε οικονομικά αποδοτικές και ευέλικτες λύσεις διαχείρισης ενέργειας.

Η τεχνολογία Blockchain αποτελεί μια άλλη καινοτόμο τάση που μεταμορφώνει την απόκριση ζήτησης (Koukaras et al., 2024). Το αποκεντρωμένο σύστημα διασφαλίζει ότι όλες οι συναλλαγές είναι αμετάβλητες και αξιόπιστες, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό για το εμπόριο ενέργειας. Αυτή η τεχνολογία διευκολύνει το peer-to-peer (P2P) εμπόριο ενέργειας, επιτρέποντας στους καταναλωτές να αγοράζουν και να πωλούν την πλεονάζουσα ενέργεια απευθείας με τους γείτονές τους. Για παράδειγμα, οι ιδιοκτήτες σπιτιού με ηλιακούς συλλέκτες μπορούν να πουλήσουν την περίσσεια ηλεκτρική ενέργεια στην κοινότητά τους, μεγιστοποιώντας τη χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και μειώνοντας την εξάρτηση από το κεντρικό δίκτυο. Αυτή η τοπική διαπραγμάτευση όχι μόνο ενισχύει την ενεργειακή απόδοση αλλά μειώνει επίσης τις απώλειες μεταφοράς και μετριάξει τη συμφόρηση του δικτύου.

Εκτός από τις συναλλαγές P2P, το blockchain υποστηρίζει την ανάπτυξη εικονικών σταθμών παραγωγής ενέργειας (VPP), δικτύων κατανεμημένων ενεργειακών πόρων (DER) όπως ηλιακούς συλλέκτες, ανεμογεννήτριες, αποθήκευση μπαταριών και ηλεκτρικά οχήματα. Αυτοί οι πόροι συγκεντρώνονται και διαχειρίζονται συλλογικά μέσω έξυπνων συνεργασιών στο blockchain, επιτρέποντάς τους να ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις του δικτύου σε πραγματικό χρόνο. Αυτός ο συντονισμός παρέχει μια ευέλικτη και ανταποκρινόμενη υπηρεσία απόκρισης στη ζήτηση, βελτιώνοντας τη σταθερότητα του δικτύου και εξισορροπώντας την προσφορά και τη ζήτηση, ειδικά κατά τις περιόδους αιχμής ή κατά την ενσωμάτωση μεταβλητών ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η διαφάνεια και η ασφάλεια που προσφέρει το blockchain διασφαλίζουν ότι όλες οι συναλλαγές και οι δραστηριότητες εντός αυτών των VPP είναι επαληθεύσιμες, μειώνοντας τον κίνδυνο απάτης και λαθών.

Επιπλέον, το blockchain ενδυναμώνει τους καταναλωτές παρέχοντάς τους μεγαλύτερο έλεγχο στη χρήση ενέργειας και οικονομικά κίνητρα για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης στη ζήτηση. Οι αποκεντρωμένες πλατφόρμες επιτρέπουν στους καταναλωτές να αποφασίζουν πότε και πώς να πουλήσουν την πλεονάζουσα ενέργεια τους ή να μειώσουν την κατανάλωση με βάση τα σήματα τιμών ή τις ανάγκες του δικτύου. Αυτή η ενεργός συμμετοχή οδηγεί σε πιο αποδοτική χρήση ενέργειας και εξοικονόμηση κόστους, ενώ παράλληλα υποστηρίζει τους φορείς εκμετάλλευσης του δικτύου στην αποτελεσματική διαχείριση της ζήτησης. Τα προγράμματα επιβράβευσης που είναι ενσωματωμένα σε

πλατφόρμες blockchain ανταμείβουν τους καταναλωτές για την ευελιξία και τη συμβολή τους στη σταθερότητα του δικτύου, δημιουργώντας ένα πιο ελκυστικό και συμμετοχικό ενεργειακό οικοσύστημα. Συνολικά, η ενσωμάτωση του blockchain σε συστήματα απόκρισης ζήτησης βελτιστοποιεί την κατανάλωση ενέργειας, μειώνει το κόστος και ενισχύει την αξιοπιστία του δικτύου, ανοίγοντας το δρόμο για ένα πιο αποδοτικό και βιώσιμο ενεργειακό μέλλον.

Εν κατακλείδι, τα τεχνολογικά επιτεύγματα, τα ρυθμιστικά πλαίσια και οι καινοτομίες που διέπουν την αγορά θέτουν τις βάσεις για ένα δυναμικό μέλλον όσον αφορά την απόκριση ζήτησης, τη βελτιστοποίηση ενέργειας και τη βιώσιμη ενέργεια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6.1. Συμπεράσματα

Με την αύξηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, το δίκτυο διανομής μπορεί συχνά να παρουσιάζει λειτουργικά προβλήματα σχετικά με την παραβίαση του μεγέθους της τάσης. Ως εκ τούτου, η ανταπόκριση στη ζήτηση μπορεί να διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στη μείωση της ζήτησης κατά τη διάρκεια αυτών των περιόδων παρέχοντας οφέλη τόσο για το δίκτυο όσο και για τους καταναλωτές. Η διαχείριση απόκρισης ζήτησης (DR) είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της σταθερότητας και της αποτελεσματικότητας των έξυπνων δικτύων. Η εφαρμογή τεχνικών διαχείρισης από την πλευρά της ζήτησης απαιτεί επίσης βελτιστοποίηση στην αγορά αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, έτσι ώστε τα οφέλη από τις δράσεις ενεργειακής απόδοσης και ανανεώσιμων πηγών ενέργειας να μπορούν να μεγεθυνθούν στο ενεργειακό κόστος του καταναλωτή. Στην εργασία αυτή παρουσιάστηκε μια προσέγγιση βελτιστοποίησης της ζήτησης μέσω γενετικών αλγορίθμων (GAs) αλλά και αλγορίθμων ενισχυμένης μάθησης (RL). Αυτό το κεφάλαιο συνθέτει τα ευρήματα από διάφορες μελέτες που χρησιμοποιούν τεχνικές βελτιστοποίησης, για την αντιμετώπιση των προκλήσεων DR. Οι Canizes et al. (2022) και Ray et al. (2020) καταδεικνύουν την αποτελεσματικότητα της GA στη μετατόπιση φορτίου και τη διαχείριση της ζήτησης. Οι Amasyali et al. (2020) εισάγουν μια προσέγγιση παιχνιδιού Stackelberg, τονίζοντας τις στρατηγικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των επιχειρήσεων κοινής ωφέλειας και των

καταναλωτών. Οι Kampelis et.al, (2019) ενσωματώνουν τον GA με τον έλεγχο HVAC για βιομηχανικά κτίρια, με στόχο την κατανάλωση σχεδόν μηδενικής ενέργειας κατά τη διάρκεια εκδηλώσεων DR. Ενισχυμένες παραλλαγές GA, που προτάθηκαν από τους Jeyaranjani & Devaraj (2022) και Mota et al. (2022), βελτιώνουν την ποιότητα της λύσης και την ταχύτητα σύγκλισης για τη μετατόπιση φορτίου κατοικιών. Οι Aladdin et al. (2020) χρησιμοποιούν ενισχυμένη μάθηση πολλαπλών παραγόντων για προσαρμοστικό συντονισμό DR. Επιπλέον, μελέτες των Al Had (2020) και Jiang et al. (2022) επικεντρώνονται στην ενσωμάτωση του DR με τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, μεγιστοποιώντας την απόδοση και τη βιωσιμότητα του δικτύου. Συνολικά, αυτές οι προσεγγίσεις υπογραμμίζουν τον κεντρικό ρόλο των τεχνικών βελτιστοποίησης για την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας DR σε έξυπνα δίκτυα, τη διασφάλιση της σταθερότητας του δικτύου και την προώθηση της ενοποίησης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Επιπλέον γίνεται φανερό ότι η μελλοντική ανάπτυξη και εφαρμογή της απόκρισης της ζήτησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ενσωμάτωση της ανατροφοδότησης των χρηστών και των προτύπων κατανάλωσης στον βρόχο ελέγχου. Η ενισχυμένη μάθηση είναι ένας αλγόριθμος ελέγχου μάθησης που έχει τη δυνατότητα να το πετύχει. Η παρούσα εργασία διερεύνησε τις ερευνητικές εξελίξεις σχετικά με τη χρήση της ενισχυμένης μάθησης για εφαρμογές απόκρισης ζήτησης. Αναλύθηκαν ερευνητικά άρθρα από τους τομείς του HVAC, των ηλεκτρικών οχημάτων, των οικιακών συσκευών, της κατανεμημένης παραγωγής και της αποθήκευσης ηλεκτρικής ενέργειας. Αν και πολλά άρθρα θεωρούν την ανθρώπινη άνεση και ικανοποίηση ως μέρος του προβλήματος ελέγχου, τα περισσότερα από αυτά έχουν διερευνήσει συστήματα ενός παράγοντα στα οποία οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας δεν εξαρτώνται από τη ζήτηση ενέργειας. Όταν οι τιμές του ηλεκτρικού ρεύματος εξαρτώνται από τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, η ζήτηση αιχμής μπορεί να μετατοπιστεί αντί να ελαττωθεί. Επομένως, υπάρχει ανάγκη να διερευνηθεί περαιτέρω η δυνατότητα εφαρμογής της ενισχυμένης μάθησης σε συστήματα πολλαπλών πρακτόρων, τα οποία μπορούν να συμμετάσχουν στην απόκριση ζήτησης.

Διαπιστώσαμε ότι οι αλγόριθμοι ελέγχου RL έχουν δοκιμαστεί σε φυσικά συστήματα μόνο σε ένα μικρό μέρος των άρθρων που έχουμε επανεξετάσει. Η χρήση τεχνικών αύξησης δεδομένων, μείωσης διαστάσεων ή εξαγωγής χαρακτηριστικών δεν έχει διερευνηθεί σχεδόν και η χρήση μοντέλων υποστήριξης που βασίζονται σε δεδομένα θα

πρέπει επίσης να διερευνηθεί περαιτέρω. Έχουμε επίσης παρατηρήσει κενά στη βιβλιογραφία σχετικά με τη χρήση των μεθόδων RL για τον έλεγχο του φωτισμού και τη χρήση του RL με την πραγματική ανθρώπινη διάδραση και αλληλεπίδραση σε συστήματα πραγματικού κόσμου.

Τέλος, παρατηρήσαμε ότι οι περισσότερες από τις μελέτες δεν μπορούν να αναπαραχθούν εύκολα και είναι μάλλον δύσκολο να συγκρίνουμε την απόδοση των ελεγκτών. Ο κύριος λόγος για αυτό είναι ότι οι μελέτες αντιμετωπίζουν συχνά παρόμοια προβλήματα αλλά με διαφορετικές φυσικές ιδιότητες ή δυναμική.

6.2. Μελλοντική Έρευνα

Στο δυναμικό τοπίο των αλγορίθμων και των τεχνικών μοντελοποίησης σε σενάρια απόκρισης ζήτησης, μια πληθώρα οδών θα διερευνηθεί σε μελλοντικές ερευνητικές προσπάθειες. Στο προσκήνιο βρίσκεται η βελτιστοποίηση των συστημάτων θέρμανσης, εξαερισμού και κλιματισμού (HVAC) μέσω του φάσματος των γενετικών αλγορίθμων. Πέρα από την απλή βελτιστοποίηση, η αναζήτηση επεκτείνεται προς την εξεύρεση τυπολογιών και σχεδόν βέλτιστων διαμορφώσεων σημείων ρυθμίσεων HVAC, που είναι περίπλοκα προσαρμοσμένες στη ροή των περιβαλλοντικών συνθηκών. Αυτή η επιδίωξη ενισχύει την πειραματική επικύρωση, ενθαρρύνοντας τους ερευνητές να επιχειρήσουν σε πραγματικά περιβάλλοντα να δοκιμάσουν την αποτελεσματικότητα των βέλτιστων προτύπων καθορισμένων σημείων. Τέτοιες προσπάθειες, ιδίως στον τομέα των βιομηχανικών κτιρίων σχεδόν μηδενικής ενέργειας, υπόσχονται τη μετατροπή θεωρητικών παραδειγμάτων σε ρεαλιστικές λύσεις.

Ταυτόχρονα, η ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στα οικοσυστήματα μικροδίκτυων εξελίσσεται ως ένα πολλά υποσχόμενο πεδίο για επιστημονική έρευνα. Η ενθουσιώδης προοπτική ευθυγράμμισης των κατανεμημένων ενεργειακών τεχνολογιών με τις δυνατότητες ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την τοπική βιομηχανική δυναμική καλεί τους ερευνητές να χαρτογραφήσουν ανεξερεύνητες περιοχές. Με τον εντοπισμό βέλτιστων στρατηγικών μεγέθυνσης και διαμόρφωσης για τις τεχνολογίες παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας, οι ερευνητές ανοίγουν το δρόμο για την ενίσχυση των συστημάτων μικροδίκτυων ενάντια στα αδιέξοδα των περιβαλλοντικών και οικονομικών ροών. Τέτοιες

επιδιώξεις υπερβαίνουν την απλή θεωρητική έρευνα, αναγγέλλοντας μια νέα εποχή ανθεκτικότητας και βιωσιμότητας στα ενεργειακά δίκτυα.

Ωστόσο, ο ορίζοντας της μελλοντικής έρευνας εκτείνεται πέρα από τα όρια των τομέων μικροδίκτυων, αποσκοπώντας στην περίπλοκη επένδυση των δικτύων διανομής. Εδώ, ο αναδυόμενος ρόλος των πρωτοβουλιών απόκρισης ζήτησης αναλαμβάνει την κεντρική σκηνή, παραδίδοντας ένα μετασχηματιστικό μάθημα στα παραδοσιακά πρότυπα. Καθώς τα ηλεκτρικά οχήματα αναδύονται ως δυναμικοί συμμετέχοντες σε πλαίσια απόκρισης ζήτησης, οι μελετητές έχουν την αποστολή να αποκρυπτογραφήσουν τις διαστάσεις της αλληλεπίδρασης τους εντός των δικτύων διανομής. Η παρούσα μελέτη υπερβαίνει τις ασαφείς θεωρητικές ιδέες. Επικεντρώνεται στην επίλυση προβλημάτων του πραγματικού κόσμου και δείχνει πώς η προσφορά και η ζήτηση συνεργάζονται με πολύπλοκους τρόπους.

Επιπλέον, μια πανοραμική θέα των ερευνητικών τάσεων αποκαλύπτει ένα πεδίο που εμφανίζεται με αμέτρητες δυνατότητες. Η δοκιμή αλγορίθμων ελέγχου RL σε φυσικά συστήματα καλεί τους ερευνητές να γεφυρώσουν το χάσμα μεταξύ θεωρίας και πρακτικής, αποκαλύπτοντας την πραγματική αποτελεσματικότητα και αξιοπιστία των αλγοριθμικών πλαισίων. Ομοίως, η ενσωμάτωση της πραγματικής ανθρώπινης ανατροφοδότησης σε αλγοριθμικές αρχιτεκτονικές προδιαθέτει για μία ριζοσπαστική αλλαγή, μετατρέποντας αποστειρωμένες προσομοιώσεις σε δυναμικά οικοσυστήματα που αντικατοπτρίζουν την ανθρώπινη συμπεριφορά. Η αναζήτηση επεκτείνεται περαιτέρω, εμβαθύνοντας στην προσαρμοστικότητα των ελεγκτών RL εν μέσω του εξελισσόμενου αστικού τοπίου, όπου τα κτίρια μεταμορφώνονται και οι πόλεις σφύζουν με ζωή.

Παράλληλα, η έλευση του multi-agent RL όσον αφορά την απόκριση ζήτησης εισάγει μια νέα εποχή δυνατοτήτων καθώς υπόσχεται να κινείται στα ταραχώδη νερά των μη σταθερών πιθανοτήτων μετάβασης. Καθώς τα ενεργειακά τοπία εξελίσσονται, γεμάτα με πολυπλοκότητες και αβεβαιότητες, η γοητεία του multi-agent RL καλεί τους ερευνητές να σφυρηλατήσουν νέα σύνορα. Μέσω λεπτομερούς έρευνας και τολμηρών πειραματισμών, οι μελετητές χαράσσουν μια πορεία προς την οικονομική βιωσιμότητα και την κλιμάκωση στις στρατηγικές απόκρισης ζήτησης.

Εν ολίγοις, η λίστα μελλοντικών ερευνών σε αλγόριθμους και τεχνικές μοντελοποίησης σε σενάρια απόκρισης ζήτησης είναι υπερμεγέθης και γεμάτη δυνατότητες. Με την εξερεύνηση άγνωστων περιοχών, οι ερευνητές κατέχουν το κλειδί για να προσεγγίσουν μετασχηματιστικές λύσεις, προωθώντας ένα μέλλον όπου τα ενεργειακά συστήματα δεν είναι μόνο αποτελεσματικά, αλλά εγγενώς ανθεκτικά και βιώσιμα.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition (PSCE 2011): Phoenix, Arizona, USA, 20 - 23

March 2011. (2011). IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, Piscataway, NJ.

IEEE.

2020 Smart Grid System Report_0.pdf. (n.d.). Retrieved December 2, 2023, from

[https://www.energy.gov/sites/default/files/2022-](https://www.energy.gov/sites/default/files/2022-05/2020%20Smart%20Grid%20System%20Report_0.pdf)

[05/2020%20Smart%20Grid%20System%20Report_0.pdf](https://www.energy.gov/sites/default/files/2022-05/2020%20Smart%20Grid%20System%20Report_0.pdf)

Aalami, H., Moghadam, M. P., & Yousefi, G. R. (2009). *Optimum Time of Use program proposal for Iranian Power Systems.* 1–6.

Abdalzaher, M., Fouda, M., & Ibrahem, M. (2022). Data Privacy Preservation and Security in Smart Metering Systems. *Energies*, 15(19), 7419. <https://doi.org/10.3390/en15197419>

Ahmed, E. M., Rathinam, R., Dayalan, S., Fernandez, G. S., Ali, Z. M., Abdel Aleem, S. H. E., & Omar, A. I. (2021). A Comprehensive Analysis of Demand Response Pricing Strategies in a Smart Grid Environment Using Particle Swarm Optimization and the Strawberry Optimization Algorithm. *Mathematics*, 9(18), 2338. <https://doi.org/10.3390/math9182338>

Aladdin, S., El-Tantawy, S., Fouda, M. M., & Tag Eldien, A. S. (2020). MARLA-SG: Multi-Agent Reinforcement Learning Algorithm for Efficient Demand Response in Smart Grid. *IEEE Access*, 8, 210626–210639. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3038863>

Alamir, N., Kamel, S., Megahed, T. F., Hori, M., & Abdelkader, S. M. (2023). Developing Hybrid Demand Response Technique for Energy Management in Microgrid Based on Pelican

- Optimization Algorithm. *Electric Power Systems Research*, 214, 108905.
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2022.108905>
- Albadi, M. H., & El-Saadany, E. F. (2008). A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11), 1989–1996.
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2008.04.002>
- Amasyali, K., Olama, M. M., & Chen, Y. (2020). Genetic Algorithm for Demand Response: A Stackelberg Game Approach. *2020 Spring Simulation Conference (SpringSim)*, 1–12.
<https://doi.org/10.22360/SpringSim.2020.MSSES.002>
- Amroune, M., Bouktir, T., & Musirin, I. (2019). Power system voltage instability risk mitigation via emergency demand response-based whale optimization algorithm. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 4(1), 25. <https://doi.org/10.1186/s41601-019-0142-4>
- Anderson, C. W., Hittle, D. C., Katz, A. D., & Kretchmar, R. M. (1997). Synthesis of reinforcement learning, neural networks and PI control applied to a simulated heating coil. *Artificial Intelligence in Engineering*, 11(4), 421–429. [https://doi.org/10.1016/S0954-1810\(97\)00004-6](https://doi.org/10.1016/S0954-1810(97)00004-6)
- Arif, A. I., Babar, M., Ahamed, T. P. I., Al-Ammar, E. A., Nguyen, P. H., Kamphuis, I. G. R., & Malik, N. H. (2016). Online scheduling of plug-in vehicles in dynamic pricing schemes. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 7, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2016.05.001>
- Barrett, E., & Linder, S. (2015). *Autonomous HVAC Control, A Reinforcement Learning Approach* (Vol. 9286). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-23461-8>
- Bayindir, R., Colak, I., Fulli, G., & Demirtas, K. (2016). Smart grid technologies and applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 499–516.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.08.002>
- Bielskis, A. A., Guseinoviene, E., Drungilas, D., Gričius, G., & Zulkas, E. (2013). Modelling of Ambient Comfort Affect Reward Based Adaptive Laboratory Climate Controller. *Electronics and Electrical Engineering*, 19(8), 79–82. <https://doi.org/10.5755/j01.eee.19.8.5399>

- Canizes, B., Mota, B., Ribeiro, P., & Vale, Z. (2022). Demand Response Driven by Distribution Network Voltage Limit Violation: A Genetic Algorithm Approach for Load Shifting. *IEEE Access*, 10, 62183–62193. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3182580>
- Centolella, P. (2010). *Estimates of the Value of Uninterrupted Service for The Mid-West Independent System Operator*.
- Charles River Associate. (2005). *Primer on Demand-Side Management with an emphasis on price-responsive programs* [Report Prepared for the World Bank]. <http://www.worldbank.org>
- Cheng, Z., Zhao, Q., Wang, F., Jiang, Y., Xia, L., & Ding, J. (2016). Satisfaction based Q-learning for integrated lighting and blind control. *Energy and Buildings*, 127, 43–55. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.067>
- Chis, A., Lunden, J., & Koivunen, V. (2013). Scheduling of plug-in electric vehicle battery charging with price prediction. *IEEE PES ISGT Europe 2013*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2013.6695263>
- Chis, A., Lunden, J., & Koivunen, V. (2016). Reinforcement Learning-Based Plug-in Electric Vehicle Charging with Forecasted Price. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2603536>
- Claessens, B. J., Vandael, S., Ruelens, F., De Craemer, K., & Beusen, B. (2013). Peak shaving of a heterogeneous cluster of residential flexibility carriers using reinforcement learning. *IEEE PES ISGT Europe 2013*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2013.6695254>
- Claessens, B. J., Vrancx, P., & Ruelens, F. (2018). Convolutional Neural Networks for Automatic State-Time Feature Extraction in Reinforcement Learning Applied to Residential Load Control. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(4), 3259–3269. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2629450>
- Costanzo, G. T., Iacovella, S., Ruelens, F., Leurs, T., & Claessens, B. J. (2016). Experimental analysis of data-driven control for a building heating system. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 6, 81–90. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2016.02.002>

- Dalamagkidis, K., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K., & Stavrakakis, G. S. (2007). Reinforcement learning for energy conservation and comfort in buildings. *Building and Environment*, 42(7), 2686–2698. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2006.07.010>
- Dauer, D., Flath, C. M., Strohle, P., & Weinhardt, C. (2013). Market-Based EV Charging Coordination. *2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT)*, 102–107. <https://doi.org/10.1109/WI-IAT.2013.97>
- De Gracia, A., Fernández, C., Castell, A., Mateu, C., & Cabeza, L. F. (2015). Control of a PCM ventilated facade using reinforcement learning techniques. *Energy and Buildings*, 106, 234–242. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.06.045>
- Dey, B., Misra, S., & Garcia Marquez, F. P. (2023). Microgrid system energy management with demand response program for clean and economical operation. *Applied Energy*, 334, 120717. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120717>
- Di Giorgio, A., Liberati, F., & Pietrabissa, A. (2013). On-board stochastic control of Electric Vehicle recharging. *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, 5710–5715. <https://doi.org/10.1109/CDC.2013.6760789>
- Diahovchenko, I., Kolcun, M., Čonka, Z., Savkiv, V., & Mykhailyshyn, R. (2020). Progress and Challenges in Smart Grids: Distributed Generation, Smart Metering, Energy Storage and Smart Loads. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering*, 44(4), 1319–1333. <https://doi.org/10.1007/s40998-020-00322-8>
- Dileep, G. (2020). A survey on smart grid technologies and applications. *Renewable Energy*, 146, 2589–2625. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.08.092>
- Dimitrov, S., & Lguensat, R. (2014). Reinforcement Learning Based Algorithm for the Maximization of EV Charging Station Revenue. *2014 International Conference on Mathematics and Computers in Sciences and in Industry*, 235–239. <https://doi.org/10.1109/MCSI.2014.54>

- Dong Li, Zhao, D., Zhu, Y., & Xia, Z. (2015). Thermal comfort control based on MEC algorithm for HVAC systems. *2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2015.7280436>
- Du, D., & Fei, M. (2008). A two-layer networked learning control system using actor–critic neural network. *Applied Mathematics and Computation*, 205(1), 26–36. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2008.05.062>
- Dusparic, I., Harris, C., Marinescu, A., Cahill, V., & Clarke, S. (2013). Multi-agent residential demand response based on load forecasting. *2013 1st IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*, 90–96. <https://doi.org/10.1109/SusTech.2013.6617303>
- Dusparic, I., Taylor, A., Marinescu, A., Cahill, V., & Clarke, S. (2015). Maximizing renewable energy use with decentralized residential demand response. *2015 IEEE First International Smart Cities Conference (ISC2)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISC2.2015.7366212>
- Faia, R., Faria, P., Vale, Z., & Spinola, J. (2019). Demand Response Optimization Using Particle Swarm Algorithm Considering Optimum Battery Energy Storage Schedule in a Residential House. *Energies*, 12(9), 1645. <https://doi.org/10.3390/en12091645>
- Fang, X., Misra, S., Xue, G., & Yang, D. (2012). Smart Grid — The New and Improved Power Grid: A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14(4), 944–980. <https://doi.org/10.1109/SURV.2011.101911.00087>
- Farhangi, H. (2010). The path of the smart grid. *IEEE Power and Energy Magazine*, 8(1), 18–28. <https://doi.org/10.1109/MPE.2009.934876>
- Faruqui, A., & Sergici, S. (2010). Household response to dynamic pricing of electricity: A survey of 15 experiments. *Journal of Regulatory Economics*, 38(2), 193–225. <https://doi.org/10.1007/s11149-010-9127-y>
- Fraija, A., Henao, N., Agbossou, K., Kelouwani, S., Fournier, M., & Nagarsheth, S. H. (2024). Deep reinforcement learning based dynamic pricing for demand response considering market and supply constraints. *Smart Energy*, 14, 100139. <https://doi.org/10.1016/j.segy.2024.100139>

- Gang Xiong, Chen Chen, Kishore, S., & Yener, A. (2011). Smart (in-home) power scheduling for demand response on the smart grid. *ISGT 2011*, 1–7.
<https://doi.org/10.1109/ISGT.2011.5759154>
- Gelazanskas, L., & Gamage, K. A. A. (2014). Demand side management in smart grid: A review and proposals for future direction. *Sustainable Cities and Society*, 11, 22–30.
<https://doi.org/10.1016/j.scs.2013.11.001>
- Gerasopoulos, S. I., Manousakis, N. M., & Psomopoulos, C. S. (2022). Smart metering in EU and the energy theft problem. *Energy Efficiency*, 15(1), 12. <https://doi.org/10.1007/s12053-021-10011-y>
- Ghasempour, A. (2019). Internet of Things in Smart Grid: Architecture, Applications, Services, Key Technologies, and Challenges. *Inventions*, 4(1), 22.
<https://doi.org/10.3390/inventions4010022>
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley Pub. Co.
- Gunturi, S. K., & Sarkar, D. (2021). Ensemble machine learning models for the detection of energy theft. *Electric Power Systems Research*, 192, 106904.
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106904>
- Hadi, A. A., Silva, C. A. S., Hossain, E., & Challoor, R. (2020). Algorithm for Demand Response to Maximize the Penetration of Renewable Energy. *IEEE Access*, 8, 55279–55288.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981877>
- Henze, G. P., & Schoenmann, J. (2003). Evaluation of Reinforcement Learning Control for Thermal Energy Storage Systems. *HVAC&R Research*, 9(3), 259–275.
<https://doi.org/10.1080/10789669.2003.10391069>
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. The MIT Press.
<https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.001.0001>

- Hurtado, L. A., Mocanu, E., Nguyen, P. H., Gibescu, M., & Kamphuis, R. I. G. (2018). Enabling Cooperative Behavior for Building Demand Response Based on Extended Joint Action Learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(1), 127–136.
<https://doi.org/10.1109/TII.2017.2753408>
- Hussain, M., & Gao, Y. (2018). A review of demand response in an efficient smart grid environment. *The Electricity Journal*, 31(5), 55–63. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2018.06.003>
- Intergovernmental Panel On Climate Change (Ed.). (2014). Summary for Policymakers. In *Climate Change 2013 – The Physical Science Basis* (1st ed., pp. 1–30). Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Jeyaranjani, J., & Devaraj, D. (2022). Improved genetic algorithm for optimal demand response in smart grid. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 35, 100710.
<https://doi.org/10.1016/j.suscom.2022.100710>
- Jiang, C. X., Jing, Z. X., Cui, X. R., Ji, T. Y., & Wu, Q. H. (2018). Multiple agents and reinforcement learning for modelling charging loads of electric taxis. *Applied Energy*, 222, 158–168.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.164>
- Jiang, W., Wang, X., Huang, H., Zhang, D., & Ghadimi, N. (2022). Optimal economic scheduling of microgrids considering renewable energy sources based on energy hub model using demand response and improved water wave optimization algorithm. *Journal of Energy Storage*, 55, 105311. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.105311>
- Jixuan Zheng, Gao, D. W., & Li Lin. (2013). Smart Meters in Smart Grid: An Overview. *2013 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech)*, 57–64.
<https://doi.org/10.1109/GreenTech.2013.17>
- Ju, L., Zhao, R., Tan, Q., Lu, Y., Tan, Q., & Wang, W. (2019). A multi-objective robust scheduling model and solution algorithm for a novel virtual power plant connected with power-to-gas and gas storage tank considering uncertainty and demand response. *Applied Energy*, 250, 1336–1355. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.05.027>

- Kabalci, E., & Kabalci, Y. (2019). Introduction to Smart Grid Architecture. In E. Kabalci & Y. Kabalci (Eds.), *Smart Grids and Their Communication Systems* (pp. 3–45). Springer Singapore.
https://doi.org/10.1007/978-981-13-1768-2_1
- Kaliappan, A. T., Sathiakumar, S., & Parameswaran, N. (2013). Flexible power consumption management using Q learning techniques in a smart home. *2013 IEEE Conference on Clean Energy and Technology (CEAT)*, 342–347. <https://doi.org/10.1109/CEAT.2013.6775653>
- Kampelis, N., Sifakis, N., Kolokotsa, D., Gobakis, K., Kalaitzakis, K., Isidori, D., & Cristalli, C. (2019). HVAC Optimization Genetic Algorithm for Industrial Near-Zero-Energy Building Demand Response. *Energies*, 12(11), 2177. <https://doi.org/10.3390/en12112177>
- Kang, J., & Lee, S. (2018). Data-Driven Prediction of Load Curtailment in Incentive-Based Demand Response System. *Energies*, 11(11), 2905. <https://doi.org/10.3390/en11112905>
- Kholerdi, S. S., & Ghasemi-Marzbali, A. (2021). Interactive Time-of-use demand response for industrial electricity customers: A case study. *Utilities Policy*, 70, 101192.
<https://doi.org/10.1016/j.jup.2021.101192>
- Khoussi, S., & Mattas, A. (2017). 11—A Brief Introduction to Smart Grid Safety and Security. In E. Griffor (Ed.), *Handbook of System Safety and Security* (pp. 225–252). Syngress.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803773-7.00011-5>
- Kim, B.-G., Zhang, Y., Van Der Schaar, M., & Lee, J.-W. (2016). Dynamic Pricing and Energy Consumption Scheduling With Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(5), 2187–2198. <https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2495145>
- Kim, T. T., & Poor, H. V. (2011). Scheduling Power Consumption With Price Uncertainty. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(3), 519–527. <https://doi.org/10.1109/TSG.2011.2159279>
- Kishore Kumar, G. K., S, M., R, T., M P, A., & R, J. (2020). Remotely Controllable Consumer Perspective Demand Response using Genetic Algorithm. *2020 Fourth International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*, 904–908.
<https://doi.org/10.1109/I-SMAC49090.2020.9243490>

- Ko, H., Pack, S., & Leung, V. C. M. (2018). Mobility-Aware Vehicle-to-Grid Control Algorithm in Microgrids. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(7), 2165–2174. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2816935>
- Kou, X., Li, F., Dong, J., Starke, M., Munk, J., Xue, Y., Olama, M., & Zandi, H. (2020). A Scalable and Distributed Algorithm for Managing Residential Demand Response Programs Using Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM). *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(6), 4871–4882. <https://doi.org/10.1109/TSG.2020.2995923>
- Koukaras P, Afentoulis KD, Gkaidatzis PA, Mystakidis A, Ioannidis D, Vagropoulos SI, Tjortjis C. Integrating Blockchain in Smart Grids for Enhanced Demand Response: Challenges, Strategies, and Future Directions. *Energies*. 2024; 17(5):1007. <https://doi.org/10.3390/en17051007>
- Krishna Paramathma, M., Devaraj, D., Agneshidhayaselvi, V., & Karuppasamyandian, M. (2021). Development of Optimal Day-Ahead Electricity Pricing Scheme using Real Coded Genetic Algorithm under Demand Response Environment. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1055(1), 012144. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1055/1/012144>
- Li, B., & Xia, L. (2015). A multi-grid reinforcement learning method for energy conservation and comfort of HVAC in buildings. *2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 444–449. <https://doi.org/10.1109/CoASE.2015.7294119>
- Liang, Y., He, L., Cao, X., & Shen, Z.-J. (2013). Stochastic Control for Smart Grid Users With Flexible Demand. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(4), 2296–2308. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2263201>
- Liu, S., & Henze, G. P. (2007). Evaluation of Reinforcement Learning for Optimal Control of Building Active and Passive Thermal Storage Inventory. *Journal of Solar Energy Engineering*, 129(2), 215–225. <https://doi.org/10.1115/1.2710491>
- Liu, Y., Yuen, C., Ul Hassan, N., Huang, S., Yu, R., & Xie, S. (2015). Electricity Cost Minimization for a Microgrid With Distributed Energy Resource Under Different Information Availability. *IEEE*

- Transactions on Industrial Electronics*, 62(4), 2571–2583.
<https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2371780>
- Marchand, S., Monsalve, C., Reimann, T., Heckmann, W., Ungerland, J., Lauer, H., Ruhe, S., & Krauß, C. (2021). Microgrid Systems: Towards a Technical Performance Assessment Frame. *Energies*, 14(8), 2161. <https://doi.org/10.3390/en14082161>
- Marinescu, A., Dusparic, I., & Clarke, S. (2017). Prediction-Based Multi-Agent Reinforcement Learning in Inherently Non-Stationary Environments. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, 12(2), 1–23. <https://doi.org/10.1145/3070861>
- McLaughlin, S., Podkuiko, D., & McDaniel, P. (2010). Energy Theft in the Advanced Metering Infrastructure. In E. Rome & R. Bloomfield (Eds.), *Critical Information Infrastructures Security* (Vol. 6027, pp. 176–187). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-14379-3_15
- Mogles, N., Walker, I., Ramallo-González, A. P., Lee, J., Natarajan, S., Padget, J., Gabe-Thomas, E., Lovett, T., Ren, G., Hyniewska, S., O'Neill, E., Hourizi, R., & Coley, D. (2017). How smart do smart meters need to be? *Building and Environment*, 125, 439–450.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.09.008>
- Mohamed, M. A. (2022). A relaxed consensus plus innovation based effective negotiation approach for energy cooperation between smart grid and microgrid. *Energy*, 252, 123996.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123996>
- Mohseni, S., Brent, A. C., & Burmester, D. (2019). A demand response-centred approach to the long-term equipment capacity planning of grid-independent micro-grids optimized by the moth-flame optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*, 200, 112105.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.112105>
- Mohsenian-Rad, A.-H., & Leon-Garcia, A. (2010). Optimal Residential Load Control With Price Prediction in Real-Time Electricity Pricing Environments. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(2), 120–133. <https://doi.org/10.1109/TSG.2010.2055903>

- Mohsenian-Rad, A.-H., Wong, V. W. S., Jatskevich, J., & Schober, R. (2010). Optimal and autonomous incentive-based energy consumption scheduling algorithm for smart grid. *2010 Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISGT.2010.5434752>
- Mota, B., Faria, P., & Vale, Z. (2022). Residential load shifting in demand response events for bill reduction using a genetic algorithm. *Energy*, *260*, 124978. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124978>
- Mota, B., Gomes, L., Faria, P., Ramos, C., Vale, Z., & Correia, R. (2021). Production Line Optimization to Minimize Energy Cost and Participate in Demand Response Events. *Energies*, *14*(2), 462. <https://doi.org/10.3390/en14020462>
- Mozer, M. C. (1998). The neural network house: An environment that adapts to its inhabitants. *Proc. AAAI Spring Symp. Intelligent Environments*, *58*.
- Nafi, N. S., Ahmed, K., Gregory, M. A., & Datta, M. (2016). A survey of smart grid architectures, applications, benefits and standardization. *Journal of Network and Computer Applications*, *76*, 23–36. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.10.003>
- Naware, D., Badigunchala, R., Mitra, A., & Das, D. (2022). Impact of demand response on battery energy storage degradation using gbest-guided artificial bee colony algorithm with forecasted solar insolation. *Journal of Energy Storage*, *52*, 104915. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104915>
- O'Neill, D., Levorato, M., Goldsmith, A., & Mitra, U. (2010). Residential Demand Response Using Reinforcement Learning. *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, 409–414. <https://doi.org/10.1109/SMARTGRID.2010.5622078>
- Ourahou, M., Ayir, W., El Hassouni, B., & Haddi, A. (2020). Review on smart grid control and reliability in presence of renewable energies: Challenges and prospects. *Mathematics and Computers in Simulation*, *167*, 19–31. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2018.11.009>

- Pedrasa, M. A. A., Spooner, T. D., & MacGill, I. F. (2010). Coordinated Scheduling of Residential Distributed Energy Resources to Optimize Smart Home Energy Services. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(2), 134–143. <https://doi.org/10.1109/TSG.2010.2053053>
- Pi, Z. X., Li, X. H., Ding, Y. M., Zhao, M., & Liu, Z. X. (2021). Demand response scheduling algorithm of the economic energy consumption in buildings for considering comfortable working time and user target price. *Energy and Buildings*, 250, 111252. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111252>
- Ray, P. K., Nandkeolyar, S., Lim, C. S., & Satiawan, I. N. W. (2020). Demand Response Management using Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II. *2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid and Renewable Energy (PESGRE2020)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PESGRE45664.2020.9070522>
- Rayati, M., Sheikhi, A., & Ranjbar, A. M. (2015). Applying reinforcement learning method to optimize an Energy Hub operation in the smart grid. *2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISGT.2015.7131906>
- Refaat, S. S., Ellabban, O., Bayhan, S., Abu-Rub, H., Blaabjerg, F., & Begovic, M. M. (2021). *Smart grid and enabling technologies* (First edition). Wiley.
- Ruelens, F., Iacovella, S., Claessens, B., & Belmans, R. (2015). Learning Agent for a Heat-Pump Thermostat with a Set-Back Strategy Using Model-Free Reinforcement Learning. *Energies*, 8(8), 8300–8318. <https://doi.org/10.3390/en8088300>
- Ryu, H.-S., & Kim, M.-K. (2020). Combined Economic Emission Dispatch with Environment-Based Demand Response Using WU-ABC Algorithm. *Energies*, 13(23), 6450. <https://doi.org/10.3390/en13236450>
- Salazar, E. J., Jurado, M., & Samper, M. E. (2023). Reinforcement Learning-Based Pricing and Incentive Strategy for Demand Response in Smart Grids. *Energies*, 16(3), 1466. <https://doi.org/10.3390/en16031466>

- Schmidt, M., Moreno, M. V., Schülke, A., Macek, K., Mařík, K., & Pastor, A. G. (2017). Optimizing legacy building operation: The evolution into data-driven predictive cyber-physical systems. *Energy and Buildings*, 148, 257–279. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.05.002>
- Sengor, I., Guner, S., & Erdinc, O. (2021). Real-Time Algorithm Based Intelligent EV Parking Lot Charging Management Strategy Providing PLL Type Demand Response Program. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 12(2), 1256–1264. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2020.3040818>
- Sheikhi, A., Rayati, M., & Ranjbar, A. M. (2016). Dynamic load management for a residential customer; Reinforcement Learning approach. *Sustainable Cities and Society*, 24, 42–51. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.04.001>
- Shejul, K., & Harikrishnan, R. (2024). Energy consumption optimization of chiller plants with the genetic algorithm based GWO and JAYA algorithm in the dynamic pricing demand response. *Results in Engineering*, 22, 102193. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102193>
- Shi, G., Liu, D., & Wei, Q. (2017). Echo state network-based Q-learning method for optimal battery control of offices combined with renewable energy. *IET Control Theory & Applications*, 11(7), 915–922. <https://doi.org/10.1049/iet-cta.2016.0653>
- Siano, P. (2014). Demand response and smart grids—A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>
- Stavrakas, V., & Flamos, A. (2020). A modular high-resolution demand-side management model to quantify benefits of demand-flexibility in the residential sector. *Energy Conversion and Management*, 205, 112339. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.112339>
- Sun, B., Luh, P. B., Jia, Q.-S., & Yan, B. (2013). Event-based optimization with non-stationary uncertainties to save energy costs of HVAC systems in buildings. 436–441.
- Sun, B., Luh, P. B., Jia, Q.-S., & Yan, B. (2015). Event-Based Optimization Within the Lagrangian Relaxation Framework for Energy Savings in HVAC Systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(4), 1396–1406. <https://doi.org/10.1109/TASE.2015.2455419>

- Suresh, V., Sreejith, S., Sudabattula, S. K., & Kamboj, V. K. (2019). Demand response-integrated economic dispatch incorporating renewable energy sources using ameliorated dragonfly algorithm. *Electrical Engineering*, 101(2), 421–442. <https://doi.org/10.1007/s00202-019-00792-y>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press.
- Taylor, A., Dusparic, I., Galvan-Lopez, E., Clarke, S., & Cahill, V. (2014). Accelerating Learning in multi-objective systems through Transfer Learning. *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2298–2305. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2014.6889438>
- Tulabing, R., Yin, R., DeForest, N., Li, Y., Wang, K., Yong, T., & Stadler, M. (2016). Modeling study on flexible load's demand response potentials for providing ancillary services at the substation level. *Electric Power Systems Research*, 140, 240–252. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2016.06.018>
- Valogianni, K., Ketter, W., & Collins, J. (2013). Smart charging of electric vehicles using reinforcement learning. *AAAI Workshop - Technical Report*, 41–48.
- Vandael, S., Claessens, B., Ernst, D., Holvoet, T., & Deconinck, G. (2015). Reinforcement Learning of Heuristic EV Fleet Charging in a Day-Ahead Electricity Market. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(4), 1795–1805. <https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2393059>
- Vaya, M. G., Rosello, L. B., & Andersson, G. (2014). Optimal bidding of plug-in electric vehicles in a market-based control setup. *2014 Power Systems Computation Conference*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/PSCC.2014.7038108>
- Vázquez-Canteli, J. R., & Nagy, Z. (2019). Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques. *Applied Energy*, 235, 1072–1089. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.11.002>
- Von Meier, A. (2011). Integration of renewable generation in California: Coordination challenges in time and space. *11th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/EPQU.2011.6128888>

- Wan, X., Sheng, G., Li, Y., Xiao, L., & Du, X. (2017). Reinforcement Learning Based Mobile Offloading for Cloud-Based Malware Detection. *GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2017.8254503>
- Wang, H., Ma, C., & Zhou, L. (2009). A Brief Review of Machine Learning and Its Application. *2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICIECS.2009.5362936>
- Wang, Y., Velswamy, K., & Huang, B. (2017). A Long-Short Term Memory Recurrent Neural Network Based Reinforcement Learning Controller for Office Heating Ventilation and Air Conditioning Systems. *Processes*, 5(3), 46. <https://doi.org/10.3390/pr5030046>
- Waseem, M., Lin, Z., & Yang, L. (2019). Data-Driven Load Forecasting of Air Conditioners for Demand Response Using Levenberg–Marquardt Algorithm-Based ANN. *Big Data and Cognitive Computing*, 3(3), 36. <https://doi.org/10.3390/bdcc3030036>
- Wen, Z., O'Neill, D., & Maei, H. (2015). Optimal Demand Response Using Device-Based Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(5), 2312–2324. <https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2396993>
- Wenbo Shi, & Wong, V. W. S. (2011). Real-time vehicle-to-grid control algorithm under price uncertainty. *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 261–266. <https://doi.org/10.1109/SmartGridComm.2011.6102330>
- Xiong, B., Guo, Y., Zhang, L., Li, J., Liu, X., & Cheng, L. (2023). Optimizing electricity demand scheduling in microgrids using deep reinforcement learning for cost-efficiency. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 17(11), 2535–2544. <https://doi.org/10.1049/gtd2.12866>
- Xiong, R., Duan, Y., Cao, J., & Yu, Q. (2018). Battery and ultracapacitor in-the-loop approach to validate a real-time power management method for an all-climate electric vehicle. *Applied Energy*, 217, 153–165. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.128>

- Yang, L., Nagy, Z., Goffin, P., & Schlueter, A. (2015). Reinforcement learning for optimal control of low exergy buildings. *Applied Energy*, 156, 577–586.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.07.050>
- Yu, Z., & Dexter, A. (2010). Online tuning of a supervisory fuzzy controller for low-energy building system using reinforcement learning. *Control Engineering Practice*, 18(5), 532–539.
<https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2010.01.018>
- Yuan, J., Yang, L., & Chen, Q. (2018). Intelligent energy management strategy based on hierarchical approximate global optimization for plug-in fuel cell hybrid electric vehicles. *International Journal of Hydrogen Energy*, 43(16), 8063–8078.
<https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2018.03.033>
- Zhang, C., Liu, Z., Gu, B., Yamori, K., & Tanaka, Y. (2018). A Deep Reinforcement Learning Based Approach for Cost- and Energy-Aware Multi-Flow Mobile Data Offloading. *IEICE Transactions on Communications*, E101.B(7), 1625–1634.
<https://doi.org/10.1587/transcom.2017CQP0014>
- Zhao, H., Yan, X., & Ren, H. (2019). Quantifying flexibility of residential electric vehicle charging loads using non-intrusive load extracting algorithm in demand response. *Sustainable Cities and Society*, 50, 101664. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101664>
- Zhu, M. (2014). Distributed demand response algorithms against semi-honest adversaries. *2014 IEEE PES General Meeting | Conference & Exposition*, 1–5.
<https://doi.org/10.1109/PESGM.2014.6939191>
- Zhuang Zhao, Won Cheol Lee, Yoan Shin, & Kyung-Bin Song. (2013). An Optimal Power Scheduling Method for Demand Response in Home Energy Management System. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(3), 1391–1400. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2251018>
- Zhukovskiy, Y. L., Kovalchuk, M. S., Batueva, D. E., & Senchilo, N. D. (2021). Development of an Algorithm for Regulating the Load Schedule of Educational Institutions Based on the Forecast

of Electric Consumption within the Framework of Application of the Demand Response.

Sustainability, 13(24), 13801. <https://doi.org/10.3390/su132413801>

Κουριάμπαλη, Κ. (2017). *Μοντέλα Διαχείρισης Ζήτησης Ενέργειας*.

<https://dspace.lib.ntua.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/45698/%CE%94%CE%99%CE%A0%CE%9B%CE%A9%CE%9C%CE%91%CE%A4%CE%99%CE%9A%CE%97%20%CE%9A%CE%9F%CE%A5%CE%A1%CE%99%CE%91%CE%9C%CE%A0%CE%91%CE%9B%CE%97...pdf>

Μπούγας, Γ. (2022). *Σύγκριση Μεθόδων Deep Learning και Reinforcement Learning για την επίλυση του προβλήματος του Περιοδεύοντος Πωλητή*. NTUA.

https://dspace.lib.ntua.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/55169/%CE%93%CE%95%CE%A9%CE%A1%CE%93%CE%99%CE%9F%CE%A3_%CE%9C%CE%A0%CE%9F%CE%A5%CE%93%CE%91%CE%A3_60202315.pdf?sequence=1