ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ - ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ (Δ.Π.Μ.Σ.) "ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ"

Περιβάλλον και Ανάπτυξη

Το ενεργειακό προφίλ των νοικοκυριών του οικισμού Μετσόβου

Ιωάννα Καράνη

Μεταπτυχιακή Εργασία η οποία υποβάλλεται
για μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων
για το Διεπιστημονικό - Διατμηματικό
Δίπλωμα Ειδίκευσης
του Δ.Π.Μ.Σ. του Ε.Μ.Πολυτεχνείου
"Περιβάλλον και Ανάπτυξη των Ορεινών Περιοχών"

Αθήνα, Ιούνιος 2022

Επιβλέπων: Καθηγητής Δ. Καλιαμπάκος

Επιτροπή Παρακολούθησης:

Καθηγητής ΕΜΠ Δ. Καλιαμπάκος
Καθηγητής ΕΜΠ Δ. Δαμίγος
Αν. Καθηγητής ΑΕΝ Ν. Κατσουλάκος

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ - ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ (Δ.Π.Μ.Σ.) "ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ"

Περιβάλλον και Ανάπτυξη

Το ενεργειακό προφίλ των νοικοκυριών του οικισμού Μετσόβου

Ιωάννα Καράνη

Μεταπτυχιακή Εργασία η οποία υποβάλλεται
για μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων
για το Διεπιστημονικό - Διατμηματικό
Δίπλωμα Ειδίκευσης
του Δ.Π.Μ.Σ. του Ε.Μ.Πολυτεχνείου
"Περιβάλλον και Ανάπτυξη των Ορεινών Περιοχών"

Αθήνα, Ιούνιος 2022

Επιβλέπων: Καθηγητής Δ. Καλιαμπάκος

Επιτροπή Παρακολούθησης:

Καθηγητής ΕΜΠ Δ. Καλιαμπάκος
Καθηγητής ΕΜΠ Δ. Δαμίγος
Αν. Καθηγητής ΑΕΝ Ν. Κατσουλάκος

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη **1**

Abstract **3**

Εισαγωγή **5**

Ο οικισμός του Μετσόβου: Περιγραφή κοινωνικοοικονομικών δεδομένων και δεδομένων έξυπνων μετρητών **11**

Ο Οικισμός του Μετσόβου 11

Δημογραφικά δεδομένα για τον οικισμό του Μετσόβου με βάση την απογραφή της ΕΛΣΤΑΤ 12

Περιγραφή των δεδομένων του ερωτηματολογίου των 300 νοικοκυριών 13

Δημογραφικά Στοιχεία 13

Στοιχεία για τη θέρμανση των νοικοκυριών και την ενεργειακή τους συμπεριφορά 14

Περιγραφή κοινωνικοοικονομικών δεδομένων και δεδομένων έξυπνων μετρητών για τα 60 νοικοκυριά 17

Στοιχεία για τη θέρμανση των νοικοκυριών και την ενεργειακή τους συμπεριφορά 18

Υπολογισμός θερμικών αναγκών των νοικοκυριών 20

Χαρακτηριστικά κάλυψης των θερμικών αναγκών των νοικοκυριών (αφορά τα 60 νοικοκυριά των 2 γύρων) 21

Ανάλυση χρονοσειρών και πρόβλεψη ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης με χρήση νευρωνικών δικτύων **24**

Η έννοια της χρονοσειράς 24

Βασικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών 24

Το πρόβλημα της πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών 26

Πρόβλεψη μελλοντικών τιμών χρονοσειρών ενεργειακής ζήτησης-κατανάλωσης 27

Πρόβλεψη με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης 27

Πρόβλεψη με τη χρήση «παραδοσιακών» μοντέλων 27

Νευρωνικά Δίκτυα 30

Βασική δομή και λειτουργία τεχνητών νευρωνικών δικτύων 30

Παραδείγματα Νευρωνικών Δικτύων 32

Δύο κλασσικά παραδείγματα τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) 32

Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα - Deep Neural Networks (DNN) 33

Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα - Convolutional neural network (CNN) 34

Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα - Recurrent neural network (RNN) 34

Τα νευρωνικά δίκτυα Long Short Term Memory -LSTM 34

Πρόβλεψη ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης 36

Το προτεινόμενο μοντέλο LSTM 37
Επεξεργασία Δεδομένων για την εισαγωγή τους στο μοντέλο 38
Εκπαίδευση και Εφαρμογή του μοντέλου LSTM 39
Οικιακή Ενεργειακή Κατανάλωση 42
Ημερήσια ενεργειακή κατανάλωση 42
Εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση 43
Ενεργειακή κατανάλωση και εμβαδόν κατοικίας 45
Ενεργειακή κατανάλωση και διαθέσιμο οικογενειακό εισόδημα 47
Ενεργειακή κατανάλωση και αριθμός των μελών του νοικοκυριού 49

Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση: Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών 50
Ανάλυση Παλινδρόμησης 50
Γραμμική Παλινδρόμηση 50
Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση 50
Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση 51
Λογαριθμικός μετασχηματισμός στη Γραμμική Παλινδρόμηση 52
Προϋποθέσεις καταλληλόλητας των δεδομένων για εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης 52
Διαγνωστικά κριτήρια της εγκυρότητας της πολλαπλής παλινδρόμησης 53
Μέθοδοι Επιλογής Βέλτιστου Μοντέλου Γραμμικής Παλινδρόμησης 53
Το πρόβλημα της αυτοσυσχέτισης στη γραμμική παλινδρόμηση 54
Τρόποι ανίχνευσης της αυτοσυσχέτισης στην γραμμική παλινδρόμηση 55
Αποτελέσματα Παλινδρόμησης 56
Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση 56
Αποτελέσματα υπολογισμού μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης 60
Πολλαπλή γραμμική λογαριθμική παλινδρόμηση 64
Αποτελέσματα υπολογισμού μοντέλου πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης 69
Ανάπτυξη μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης για την περίπτωση των 60 νοικοκυριών 73

Ομαδοποίηση των νοικοκυριών με βάση την συνολική ενεργειακής τους κατανάλωση 75
Ο αλγόριθμος k-prototypes 75
Συσταδοποίηση 300 νοικοκυριών κοινωνικής έρευνας 76
Συσταδοποίηση 60 νοικοκυριών με έξυπνους μετρητές 85

Συμπεράσματα 88

Βιβλιογραφία - Αναφορές 91

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Χάρτης περιοχής Μετσόβου 11
Εικόνα 2: Τύπος κύριου συστήματος θέρμανσης 14
Εικόνα 3: Κλάσεις λόγου ενεργειακών δαπανών προς το εισόδημα 16
Εικόνα 4: Διάγραμμα: Υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας 17
Εικόνα 5: Υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας 19
Εικόνα 6: Συστήματα θέρμανσης 21
Εικόνα 7: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με τις ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης 22
Εικόνα 8: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με το σύστημα θέρμανσης 22
Εικόνα 9: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με το μέγεθος του σπιτιού 23
Εικόνα 10: Κόστος θέρμανσης 23
Εικόνα 11: Ποσοστό εισοδήματος για κάλυψη ενεργειακών αναγκών 24
Εικόνα 12: Η υπολογιστική μονάδα (Πηγή: Wu 1992) 31
Εικόνα 13: Η δομή ενός νευρωνικού δικτύου MLP με πέντε νευρώνες στο κρυφό επίπεδο (Πηγή: Orhan 2011) 33
Εικόνα 14: Τυπική δομή RNN (αριστερά) και Feedforward νευρωνικών δικτύων (δεξιά) (Πηγή: IBM 2020) 34
Εικόνα 15: LSTM δίκτυο πολλαπλών εισόδων και εξόδων (Πηγή: Torres et al. 2022) 35
Εικόνα 16: Κελί LSTM (Πηγή: Torres et al. 2022) 35
Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική προτεινόμενου deep LSTM RNN 37
Εικόνα 18: Χρονοσειρά ωριαίας ηλεκτρικής κατανάλωσης σε βάθος ενός χρόνου, για το νοικοκυριό H7 42
Εικόνα 19: Διάγραμμα: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών ROUND A 42
Εικόνα 20: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών ROUND B 43
Εικόνα 21: Μέση εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών στο ROUND A 44
Εικόνα 22: Μέση εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών στο ROUND B 44
Εικόνα 23: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση τις καθημερινές και τα Σαββατοκύριακα για τα νοικοκυριά του ROUND A 45
Εικόνα 24: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση τις καθημερινές και τα Σαββατοκύριακα για τα νοικοκυριά του ROUND B 45
Εικόνα 25: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση επιφάνειας κατοικίας για τα νοικοκυριά του ROUND A 46
Εικόνα 26: Διάγραμμα: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση επιφάνειας κατοικίας για τα νοικοκυριά του ROUND B 46
Εικόνα 27: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση εισοδήματος των νοικοκυριών του ROUND A 48

Εικόνα 28: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση εισοδήματος των νοικοκυριών του ROUND B 48
Εικόνα 29: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση με βάση τα μέλη των νοικοκυριών του ROUND A 49
Εικόνα 30: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση με βάση τα μέλη των νοικοκυριών του ROUND B 49
Εικόνα 31: Διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων 63
Εικόνα 32: Διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων 63
Εικόνα 33: Ιστόγραμμα των καταλοίπων 64
Εικόνα 34: Διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων 72
Εικόνα 35: Διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων 72
Εικόνα 36: Ιστόγραμμα των καταλοίπων 73
Εικόνα 37: Βέλτιστος αριθμός συστάδων – κλάσεων σύμφωνα με τη μέθοδο elbow . 78

Πίνακες

Πίνακας 1: Παράμετροι κάθε επιπέδου 37

Πίνακας 2: Εξειδίκευση παραμέτρων και MSE 40

Πίνακας 3: Τιμή της ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης 41

Πίνακας 4: Μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης 56

Πίνακας 5: Ποιοτικές μεταβλητές και παραχθείσες ψευδομεταβλητές 57

Πίνακας 6: Στατιστικά μέτρα της κύρτωσης και της λοξότητας στις ποιοτικές μεταβλητές 58

Πίνακας 7: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Area of the house 58

Πίνακας 8: Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών 59

Πίνακας 9: Μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης 60

Πίνακας 10: Μεταβλητές μοντέλου και αντίστοιχοι συντελεστές 61

Πίνακας 11: Ανεξάρτητες μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης 64

Πίνακας 12: Ποιοτικές και ψευδομεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης 65

Πίνακας 13: Ποσοτικές μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης 66

Πίνακας 14: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Area of the house 67

Πίνακας 15: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Annual income 67

Πίνακας 16: Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών 68

Πίνακας 17: Μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης 69

Πίνακας 18: Μεταβλητές μοντέλου και αντίστοιχοι συντελεστές 70

Πίνακας 19: Κοινωνικοοικονομικές μεταβλητές συσταδοποίησης 77

Πίνακας 20: Κέντρα κάθε μεταβλητής για κάθε μια από τις τέσσερις κλάσεις 79

Πίνακας 21: Μέσες τιμές και οι συχνότητες για μια σειρά από μεταβλητές που σχετίζονται με την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών ανά κλάση 80

Ευχαριστίες

Ολοκληρώνοντας την παρούσα εργασία θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων Μεταλλουργών κύριο Δ. Καλιαμπάκο για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε και την ευκαιρία που μου έδωσε να καταπιαστώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα και να εξελιχθώ επιστημονικά και ατομικά.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Υποψήφιο Δόκτωρ της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων Μεταλλουργών, Α. Μπαλάσκα, ο οποίος με στήριξε στην διαδρομή για την ολοκλήρωση της συγκεκριμένης εργασίας επιστημονικά, αλλά και ευρύτερα, μέσα από μια καθόλα διδακτική συνεργασία.

Περίληψη

Το ενεργειακό ζήτημα αποτελεί σήμερα ένα από τα κομβικά προβλήματα της σύγχρονης κοινωνίας. Η ενέργεια συνδέεται άμεσα με την οικονομική και κοινωνική ανάπτυξη. Ωστόσο, συμμετέχει σημαντικά στην παραγωγή αερίων ρύπων και αερίων του θερμοκηπίου, επιφέροντας σημαντικά περιβαλλοντικά προβλήματα, αλλά και προβλήματα δημόσιας υγείας μέσω της ατμοσφαιρικής ρύπανσης. Η οικιακή ενεργειακή κατανάλωση αντιπροσωπεύει περίπου το ένα τρίτο της συνολικής καταναλισκόμενης ενέργειας σε παγκόσμιο και ευρωπαϊκό επίπεδο και υπό το πρίσμα της επερχόμενης πληθυσμιακής αύξησης, η μελέτη της ενεργειακής κατανάλωσης του οικιστικού τομέα είναι απαραίτητη. Σε πρώτο επίπεδο, θα πρέπει να προσδιορίζονται κάθε φορά οι παράγοντες που καθορίζουν την ενεργειακή κατανάλωση. Η σχετική έρευνα έχει φωτίσει την πολυπαραγοντική φύση του ζητήματος, αναδεικνύοντας μια σειρά από παράγοντες , όπως οι κλιματικές συνθήκες, τα τεχνικά χαρακτηριστικά του κτιρίου, το εισόδημα, τα μέλη του νοικοκυριού, την τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

Επιπρόσθετα, η κατανάλωση ενέργειας εμφανίζει έντονη χωρική διάσταση. Ιδιαίτερα, στην περίπτωση των ορεινών περιοχών το υψόμετρο, οδηγεί σε αυξημένες θερμικές ανάγκες, ενώ άλλα βασικά χαρακτηριστικά των περιοχών αυτών, όπως η κλίση, η περιορισμένη παραγωγική δραστηριότητα και η απομόνωση διαμορφώνουν την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών. Παράλληλα, οι ορεινές περιοχές πλήττονται δριμύτατα από την ενεργειακή φτώχεια, καθιστώντας το ζήτημα της μελέτης της οικιακή ενεργειακής κατανάλωσης διακριτά για τις ορεινές περιοχές άμεση προτεραιότητα.

Η περιοχή μελέτης που επικεντρώνεται η εργασία αυτή είναι ο οικισμός του Μετσόβου, ένας ορεινός οικισμός της Ελλάδας. Μέσα από τη συγκεκριμένη εργασία επιχειρήθηκε να απαντηθούν τα εξής ερωτήματα: α) ποια είναι η ηλεκτρική και θερμική κατανάλωση των νοικοκυριών του Μετσόβου και πως αυτές διαφέρουν ή όχι από τις αντίστοιχες καταναλώσεις σε επίπεδο χώρας, β) ποια χαρακτηριστικά φέρουν τα νοικοκυριά που παρουσιάζουν παρόμοια ενεργειακή συμπεριφορά και γ) ποιοι παράγοντες επιδρούν καθοριστικά στη διαμόρφωση των ετήσιων συνολικών ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών.

Προκειμένου να απαντηθούν τα παραπάνω ερωτήματα χρησιμοποιήθηκαν εργαλεία και μέθοδοι αιχμής από τον κλάδο της μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης. Στο πρώτο στάδιο της εργασίας, εκτιμήθηκε η ετήσια ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών με χρήση βαθιών αναδρομικών νευρωνικών δικτύων LSTM (deep LSTM RNN). Τα αποτελέσματα του δικτύου χρησιμοποιήθηκαν συνδυαστικά με τα διαθέσιμα δεδομένα ετήσιας θερμικής κατανάλωσης των νοικοκυριών, καθώς και με τα δεδομένα που συλλέχθηκαν μέσα από τις πρωτογενείς έρευνες, ως δεδομένα εισόδου στις μεθόδους ομαδοποίησης και γραμμικής παλινδρόμησης που χρησιμοποιήθηκαν στα επόμενα στάδια της εργασίας. Η πολυπαραγοντική φύση του φαινομένου της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης απαιτεί τη χρήση τόσο ποσοτικών, όσο και ποιοτικών μεταβλητών (μεικτά δεδομένα) και συνεπώς δεν ήταν δυνατόν να χρησιμοποιηθούν οι παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι ομαδοποίησης που εξειδικεύονται κυρίως σε ένα τύπο δεδομένων. Η παρούσα εργασία χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο k-Prototypes, ένα συνδυασμό των μεθόδων k-means (ποσοτικά δεδομένα) και των k-modes (ποσοτικά δεδομένα). Έπειτα, παρήχθησαν δύο μοντέλα παλινδρόμησης, ένα μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης και ένα μοντέλο πολλαπλής λογαριθμικής παλινδρόμησης, το οποίο ενσωματώνει την ελαστικότητα των μεταβλητών. Οι μέθοδοι ομαδοποίησης και παλινδρόμησης εφαρμόστηκαν αρχικά για την περίπτωση των 300 νοικοκυριών και έπειτα για την περίπτωση των 60 νοικοκυριών, με σκοπό τη συγκριτική τους ανάλυση και την ενίσχυση των αποτελεσμάτων.

Η παραπάνω ανάλυση και επεξεργασία των δεδομένων οδήγησε στα εξής βασικά συμπεράσματα: α) τα ορεινά νοικοκυριά εμφανίζουν αυξημένες συνολικές ενεργειακές ανάγκες σε σχέση με τα νοικοκυριά σε επίπεδο χώρας και οι παρατηρούμενη αύξηση οφείλεται στις αυξημένες θερμικές ανάγκες, β) η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας των ορεινών νοικοκυριών ακολουθεί την τάση κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε επίπεδο χώρας, γ) περισσότερα από 7 στα 10 νοικοκυριά ξοδεύουν περισσότερο από το 10% του συνολικού διαθέσιμου εισοδήματος τους για την κάλυψη των ενεργειακών του αναγκών , δ) η επιλογή του κυρίου συστήματος θέρμανσης και η επιφάνεια του νοικοκυριού φαίνεται να επιδρούν περισσότερο στις ενεργειακές δαπάνες και ε) η αύξηση του εισοδήματος συνεπάγεται και μικρή αύξηση των ετήσιων ενεργειακών δαπανών.

Τα παραπάνω ευρήματα επαληθεύουν αρχικά μέσα από μετρητικά δεδομένα τις αυξημένες θερμικές και κατ' επέκταση συνολικές ενεργειακές ανάγκες ενός ορεινού οικισμού του Μετσόβου. Επιπρόσθετα, ανέδειξε το σημαντικό ρόλο του επιλεγόμενου κύριου συστήματος θέρμανσης στη διαμόρφωση των συνολικών ετήσιων ενεργειακών δαπανών και τον αντίστοιχα αμελητέο ρόλο της αύξησης του εισοδήματος στην αύξηση των ενεργειακών δαπανών, δίνοντας μια πρώτη κατεύθυνση για το που θα πρέπει να επικεντρωθούν οι ενεργειακές πολιτικές για τις ορεινές περιοχές. Οι ενέργειες μείωσης του ενεργειακού κόστους και ενεργειακής εξοικονόμησης είναι ζωτικής σημασίας για τις ορεινές περιοχές, αφενός υπό το πρίσμα βελτίωσης του περιβαλλοντικού αποτυπώματος και αφετέρου υπό το πρίσμα βελτίωσης των συνθηκών ζωής τους.

Η διεύρυνση της μελέτης συνολικά στον ορεινό ελλαδικό χώρο θα έδινε τη δυνατότητα να φωτιστούν περισσότερες πτυχές της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης των ορεινών νοικοκυριών στην Ελλάδα, οδηγώντας σε ακόμη πιο στοχευμένες και ολοκληρωμένες προτάσεις ενεργειακής πολιτικής, εστιασμένες στην περίπτωση της ορεινής χώρας.

Abstract

The energy issue is one of the key problems of modern society today. Energy is directly linked to economic and social development. However, it is a major contributor to the production of pollutants and greenhouse gases, causing significant environmental and public health problems through air pollution. Domestic energy consumption accounts for about one third of total energy consumption at global and European level and in the light of the forthcoming population growth, a study of energy consumption in the residential sector is essential. Firstly, the factors determining energy consumption should be identified on a case-by-case basis. Research has highlighted the multi-factorial nature of the issue, highlighting a number of factors such as climatic conditions, technical characteristics of the building, income, household members, and the price of electricity.

In addition, energy consumption shows a strong spatial dimension. In particular, in the case of mountain areas, altitude leads to increased thermal needs, while other key characteristics of these areas, such as slope, limited productive activity and isolation, shape the energy behaviour of households. At the same time, mountain areas are severely affected by energy poverty, making the issue of studying household energy consumption distinctly for mountain areas an immediate priority.

The study area that this paper focuses on is the settlement of Metsovo, a mountainous settlement in Greece. Through this study, the following questions were attempted to be answered: a) what are the electrical and thermal consumption of households in Metsovo and how they differ or not from the corresponding consumption at the national level, b) what are the characteristics of households that exhibit similar energy behavior and c) what factors have a decisive influence on the formation of the annual total energy expenditure of households.

In order to answer the above questions, cutting-edge tools and methods from the field of machine learning and artificial intelligence were used. In the first stage of the work, the annual household energy consumption was estimated using deep LSTM RNNs (deep LSTM RNNs). The network results were used in combination with the available data on annual household heat consumption, as well as data collected through the primary surveys, as input to the clustering and linear regression methods used in the subsequent stages of the work. The multivariate nature of the household energy consumption phenomenon requires the use of both quantitative and qualitative variables (mixed data) and therefore it was not possible to use traditional statistical clustering methods that are mainly specialised in one type of data. This paper uses the k-Prototypes algorithm, a combination of k-means (quantitative data) and k-modes (quantitative data) methods. Two regression models were then produced, a multiple linear regression model and a multiple logistic regression model, which incorporates the elasticity of variables. The clustering and regression methods were first applied to the case of 300 households and then to the case of 60 households, in order to compare them and strengthen the results.

The above analysis and processing of the data led to the following main conclusions: a) mountain households have increased total energy needs compared to households at the national level and the observed increase is due to increased thermal needs, b) the electricity consumption of mountain households follows the trend of electricity consumption at the national level, c) more than 7 out of 10 households spend more than 10% of their total disposable income to cover their energy needs, d) more than 7 out of 10 households spend more than 10% of their total disposable income to cover their energy needs, e) more than 2 out of 10 households spend more than 10% of their total disposable income to cover their energy needs, f) more than 2 out of 10 households spend more than 10% of their total disposable

The above findings firstly verify through measured data the increased thermal and thus total energy needs of a mountainous settlement in Metsovo. In addition, it highlighted the significant role of the selected main heating system in shaping total annual energy expenditure and the correspondingly negligible role of income growth in increasing energy expenditure, providing a first direction on where energy policies for mountain areas should focus. Energy cost reduction and energy saving measures are of vital importance for mountain areas, both in terms of improving their environmental footprint and improving their living conditions.

The extension of the study to the mountainous area of Greece as a whole would allow to shed light on more aspects of the household energy consumption of mountain households in Greece, leading to even more targeted and comprehensive energy policy proposals focused on the mountainous country.

Εισαγωγή

Η ενέργεια είναι στενά συνδεδεμένη με την ανάπτυξη και θεωρείται κινητήριος μοχλός της εξέλιξης της ανθρωπότητας. Οι Hashemizadeh et al. (2020) απέδειξαν τη σχέση τόσο της ανανεώσιμης, όσο και της μη ανανεώσιμης ενέργειας στην ανθρώπινη ανάπτυξη, μελετώντας την παγκοσμιοποίηση, την αστικοποίηση και την οικονομική μεγέθυνση για τις χώρες G-7. Η θετική συσχέτιση μεταξύ του δείκτη της ανθρώπινης εξέλιξης HDI και της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας αναδείχθηκε από την Ouedraogo (2013) και τους Niu et al. (2013), ενώ η θετική συσχέτιση του δείκτη HDI και της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας έχει διαπιστωθεί μέσα από μια σειρά από σχετικές έρευνες (Martinez and Ebenhack 2008, Roy et al. 2015, Azam et al. 2015). Επιπρόσθετα, οι Wang et al. (2020) κατέληξαν στην θετική, αμφίδρομη συσχέτιση μεταξύ της κατανάλωσης ενέργειας προερχόμενη από βιομάζα και της ανθρώπινης ανάπτυξης σε πέντε αναπτυσσόμενες χώρες. Τέλος, η Ugursal (2014) έδειξε ότι η αύξηση της κατανάλωσης ενέργειας θα μπορούσε να οδηγήσει σε βελτίωση του HDI στην περίπτωση των μέτρια ανεπτυγμένων και των αναπτυσσόμενων χωρών.

Σε κάθε περίπτωση η αυξημένη και συνεχώς αυξανόμενη κατανάλωση ενέργειας, είτε της συνολικής είτε της ηλεκτρικής, συνδέεται ταυτόχρονα με αυξανόμενες εκπομπές αερίων ρύπων, συντελώντας στην αύξηση της θερμοκρασίας του πλανήτη και της ατμοσφαιρικής ρύπανσης (Wu et al. 2012, Khan et al. 2014, Kirikkaleli et al. 2022). Υπό αυτό το πρίσμα, η αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης οδηγεί σε μείωση της ποιότητας ζωής του ανθρώπου, μέσω της επιβάρυνσης της δημόσιας υγείας λόγω της ατμοσφαιρικής ρύπανσης (Lotta et al. 2017, Li et al. 2017, Zhang et al. 2018, Martins et al. 2018), αλλά και συνολικά της υποβάθμισης του περιβάλλοντος.

Η διαρκής εκβιομηχάνιση της σύγχρονης κοινωνίας, σε συνδυασμό με την οικονομική μεγέθυνση και την αύξηση του πληθυσμού, έχει οδηγήσει στην αύξηση της παγκόσμιας κατανάλωσης ενέργειας κατά 44% από το 1971 έως το 2014 (Eren et al. 2019). Στο διάστημα 2020-2050 εκτιμάται ότι η συνολική παγκόσμια ενεργειακή κατανάλωση θα αυξηθεί κατά 50% και ταυτόχρονα θα αυξηθούν και οι εκπομπές άνθρακα, ελλείψει ουσιαστικών αλλαγών ενεργειακής πολιτικής και τεχνολογικών καινοτομιών, παρά την αναμενόμενη αύξηση της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (EIA 2021). Ένα σημαντικό μερίδιο της καταναλισκομένης ενέργειας αφορά στον οικιστικό τομέα. Παγκοσμίως η οικιακή κατανάλωση αντιστοιχεί περίπου στο ένα τρίτο της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης το 2012 το 25-30% της ηλεκτρικής ενέργειας των 37 χωρών που συγκροτοούν το OECD καταναλώθηκε από τον οικιστικό τομέα, συμβάλλοντας αντίστοιχα στην παραγωγή αερίων του θερμοκηπίου (Iwafune and Yagita, 2016). Στην Κίνα, η οποία διαθέτει μεγάλο βιομηχανικό τομέα, ο οικιστικός τομέας αποτελεί τον δεύτερο μεγαλύτερο τομέα κατανάλωσης ενέργειας (Zhang et al. 2016, Wang an Yang et al. 2016). Στην περίπτωση της Ευρώπης, το έτος 2019 ο οικιστικός τομέας αντιπροσώπευε το 26,3% της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης (Eurostat 2022). Επιπρόσθετα, εκτιμάται ότι ο παγκόσμιος πληθυσμός θα αυξηθεί κατά 66% έως και το 2050 οδηγώντας σε αυξημένες απαιτήσεις για ενέργεια και αντίστοιχα σε μεγαλύτερες εκπομπές αερίων ρύπων (UN 2015).

Το σύνολο της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης διαμορφώνεται κυρίαρχα από την κατανάλωση ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας (EIA 2016, Eurostat 2022). Σε ευρωπαϊκό επίπεδο, αν και οι ποσοστώσεις διαφέρουν μεταξύ των διαφόρων κρατών μελών, υπολογίζεται πως κατά μέσο όρο το 2019, το 25% της καταναλισκόμενης ενέργειας αφορούσε στην ηλεκτρική ενέργεια, το 20% στην ενέργεια από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και το 55% σε ενέργεια ορυκτών καυσίμων και με την τελική χρήση να αντιστοιχεί κατά 63.4% στη θέρμανση του χώρου και το υπολειπόμενο ποσοστό σε ηλεκτροφωτισμό, μαγείρεμα, ψύξη και επιμέρους χρήσεις (Eurostat 2022). Η αντίστοιχη ποσόστωση στην περίπτωση της Ελλάδας διαμορφώνεται σε 72% περίπου

για την θερμική ενέργεια και 28% για την ηλεκτρική ενέργεια (Hellenic Statistic Authority 2013).

Οι παράγοντες που καθορίζουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας αποτελούν ευρύτατο αντικείμενο μελέτης. Ανατρέχοντας στην υπάρχουσα βιβλιογραφία διαφαίνεται η πολυπαραγοντική διάσταση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Πιο συγκεκριμένα οι Toru Ota, Makoto Kakinaka, Koji Kotani (2018) διερεύνησαν τη σχέση της ηλεκτρικής κατανάλωσης και μια σειρά δημογραφικών στοιχείων, όπως η ηλικία των μελών του νοικοκυριού, ο αριθμός των μελών του νοικοκυριού, αλλά και οικονομικά δεδομένα, όπως η τιμή της kWh. Επιπρόσθετα, το εισόδημα μελετήθηκε σε συνδυασμό με μια σειρά παραγόντων, όπως το μέγεθος του νοικοκυριού, το εμβαδόν της κατοικίας, τα ηλικιωμένα μέλη του νοικοκυριού και τις χρησιμοποιούμενες οικοσκευές (Wen-Hsiu Huang, 2015), την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος (Ye et al., 2018), τις καιρικές συνθήκες (Cebula, 2012), καθώς και το μέγεθος της κατοικίας και το καθεστώς ιδιοκτησίας (Su, 2019), ως βασικός παράγοντας που διαμορφώνει την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Άλλες έρευνες εξετάζουν τη σχέση του εισοδήματος αυτοτελώς (Auffhammer and Wolfram, 2014), και διαφόρων κοινωνικοοικονομικών δεδομένων, ενδεικτικά της ηλικία, του επιπέδου εκπαίδευσης, του μέγεθος του νοικοκυριού, του είδους των οικιακών συσκευών και του εισοδήματος (Zhou and Teng, 2013, Ali et al., 2021), των χαρακτηριστικών της κατοικίας και του τύπου του συστήματος θέρμανσης (Bedir et al. 2013), κοινωνικοοικονομικών και κλιματολογικών δεδομένων (Yun and Park 2022) και της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας.

Ειδικότερα, για την περίπτωση της Ελλάδας, οι περισσότερες έρευνες που σχετίζονται με την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας επικεντρώνονται στην μακροοικονομική πτυχή του ζητήματος (Donatos and Mergos 1991, Hondroyiannis 2004, Polemis and Dagoumas 2013). Η Sardianou (2007) μελέτησε για πρώτη φορά τον ρόλο των κοινωνικών χαρακτηριστικών των νοικοκυριών στην κατανάλωση ενέργειας στον ελλαδικό χώρο και συγκεκριμένα σε πέντε μεγάλες περιοχές της Αθήνας. Οι Kotsila και Polychronidou (2021) διερεύνησαν την επίδραση μιας σειράς παραγόντων στην ηλεκτρική ενεργειακή κατανάλωση, αναπτύσσοντας δύο μοντέλα παλινδρόμησης. Μέσα από τη συγκεκριμένη μελέτη αναδείχθηκε ότι ο αριθμός των μελών του νοικοκυριού, ο τύπος της κατοικίας, οι βαθμοημέρες ψύξης, οι ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης, ο χρόνος παραμονής στην κατοικία, ο τύπος του κύριου συστήματος θέρμανσης, ο τύπος της κατοικίας και η ηλικία, αποτελούν τους κοινωνικούς, οικονομικούς, κλιματικούς και τεχνικούς παράγοντες που διαμορφώνουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας του ελληνικού νοικοκυριού και στα δύο παραγόμενα μοντέλα.

Σε σχέση με την κατανάλωση θερμική ενέργειας στα ελληνικά νοικοκυριά, αυτή μελετήθηκε από τους Santamouris et al. (2007), επικεντρώνοντας την έρευνα τους στην περιοχή της Αθήνας. Μέσω της παραπάνω έρευνας διαπιστώθηκε η σχέση εισοδήματος και κατανάλωσης θερμικής ενέργειας και συγκεκριμένα αποτυπώθηκε η τάση των νοικοκυριών χαμηλού εισοδήματος να δαπανούν μεγαλύτερα ποσά για θέρμανση σε σχέση με τα νοικοκυριά υψηλού εισοδήματος, καθώς και η χρήση του συστήματος θέρμανσης για περισσότερες ώρες ημερησίως από τα νοικοκυριά υψηλού εισοδήματος. Η αντίφαση που προέκυψε από την έρευνα, ανέδειξε τη σχέση των χαρακτηριστικών του κτιριακού κελύφους με την ενεργειακή κατανάλωση. Η Sardianou (2008) διερευνώντας του παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση πετρελαίου θέρμανσης, κατέληξε στην σημαντική συσχέτιση εισοδήματος, της τιμής του πετρελαίου θέρμανσης, του μεγέθους του νοικοκυριού, τη σύσταση του νοικοκυριού και της διάρκειας λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης με την κατανάλωση. Οι Arabatzis and Malesios (2011) διεξήγαγαν έρευνα επικεντρωμένη στον νομό Γρεβενών, μια ορεινή περιοχή της Βόρειας Ελλάδας, εξετάζοντας την κατανάλωση ενέργειας από βιομάζα από οικονομετρική σκοπιά και διαπίστωσαν τη σύνδεση μεταξύ της κατανάλωσης του συγκεκριμένου τύπου ενέργειας και των μελών

που απαρτίζουν το νοικοκυριό, τον τύπο της κατοικίας, το εισόδημα και την ενημέρωση σε σχέση με περιβαλλοντικά ζητήματα. Σε παγκόσμιο επίπεδο, οι Sachs et al. 2019 ανέδειξαν την επίδραση των καιρικών συνθηκών, της πυκνότητας του πληθυσμούς και του είδους των συσκευών, στις ενεργειακές απαιτήσεις για θέρμανση και ψύξη. Παρατήρησαν, επιπλέον, ότι οι ανάγκες για θέρμανση συγκεντρώνονται στην Βορειοανατολική Κίνα, Βόρεια και Κεντρική Ευρώπη και στην Βορειοανατολική Αμερική. Αντίστοιχα, οι ανάγκες για ψύξη συγκεντρώνονται στις ΗΠΑ, την Κίνα και την Ινδία. Η διαπίστωση αυτή φωτίζει τόσο το ρόλο του πληθυσμού και των θερμοκρασιακών χαρακτηριστικών, όσο και το ρόλο του ΑΕΠ (Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν) με την κτήση συσκευών ψύξης.

Η συνολική κατανάλωση ενέργειας -θερμικής και ηλεκτρικής- στον οικιστικό τομέα αναδεικνύεται αντίστοιχα πολυπαραγοντικό ζήτημα. Οι Bartusch et al. (2012) ανέδειξαν τη σχέση κλιματικών συνθηκών, χαρακτηριστικών του κτιρίου, των χρησιμοποιηθέντων οικοσκευών και δημογραφικών παραγόντων και της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας για την περίπτωση της Σουηδίας. Αντίστοιχα, οι Huebner et al. (2015) διερεύνησαν την επίδραση των κλιματικών συνθηκών, της τοποθεσίας της κατοικίας, των χαρακτηριστικών του κτιρίου και κοινωνικοοικονομικών δεδομένων στην συνολική κατανάλωση ενέργειας στο Ηνωμένο Βασίλειο, ενώ οι ίδιοι παράγοντες συσχετίστηκαν με την κατανάλωση ενέργειας των νοικοκυριών της Κορέας (Choi et al. 2022). Στην περίπτωση της Ελλάδας, η Papada (2017) μελέτησε το ρόλο του εισοδήματος, της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, των μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας, των τεχνικών χαρακτηριστικών του κτιρίου και των κλιματικών συνθηκών στην συνολική ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών.

Η ενεργειακή κατανάλωση εμφανίζει επιπλέον και μια χωρική διάσταση, όχι μόνο διαφοροποιούμενη μεταξύ διαφορετικών χωρών, αλλά διαφοροποιούμενη και στο εσωτερικό της ίδιας της χώρας. Οι Nakagami et al. (2008) διεξήγαγαν έρευνα για την οικιακή ενεργειακή κατανάλωση μεταξύ 18 χωρών. Στα πλαίσια της έρευνας αυτή η ενεργειακή κατανάλωση για την Κίνα, την Ινδία και την Ταϊλάνδη διαχωρίζεται σε αστική και επαρχιακή. Και στις τρείς περιπτώσεις η συνολική κατανάλωση ενέργειας στο επαρχιακό μέρος της χώρας καταγράφηκε αυξημένη, ενώ στην περίπτωση της Κίνας, όπου σημειώνονται και στην αστική και στη μη αστική θερμικές ανάγκες, οι ανάγκες αυτές είναι σημαντικά μεγαλύτερες στην επαρχιακή Κίνα. Οι Wang et al. (2021) διερεύνησαν το διαφορετικό τρόπο με τον οποίο επιδρούν οι παράγοντες που διαμορφώνουν την ενεργειακή κατανάλωση μεταξύ των περιοχών της Βόρειας και Νότιας Κίνας, λόγω των κλιματικών συνθηκών, αλλά και του εισοδήματος, της τιμής ενέργειας και καυσίμων, του διαθέσιμου ενεργειακού μείγματος σε κάθε περιοχή. Διαπίστωσαν, επιπρόσθετα, την άμεση σχέση των μεταβολών των κλιματικών συνθηκών και των μεταβολών των βαθμοημερών θέρμανσης και ψύξης, η αύξηση των οποίων οδηγεί αντίστοιχα στην αύξηση της καταναλισκόμενης ενέργειας. Οι Sun et al. (2012) διεξήγαγαν μια συγκριτική μελέτη για την οικιακή ενεργειακή κατανάλωση μεταξύ ορεινών και μη ορεινών νοικοκυριών στην επαρχία της Zhaotong. Τα βασικά συμπεράσματα της μελέτης συνοψίζονται ως εξής: α) Τα ορεινά νοικοκυριά βασίζονται κυρίαρχα στη χρήση καυσόξυλων, σε αντίθεση με τα μη ορεινά νοικοκυριά που χρησιμοποιούν κατά βάση ορυκτά καύσιμα. β) Στις ιδιαιτέρως ορεινές περιοχές η τιμή των ορυκτών καυσίμων και της ηλεκτρικής ενέργειας διαμορφώνουν τις επιλογές των νοικοκυριών ως προς την κατανάλωση ενέργειας. Οι Dong et al. (2018) απέδειξαν τον ρόλο του εισοδήματος, του κλίματος, των θερμαντικών μέσων, της ηλικίας των μελών του νοικοκυριού ως βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση, ενώ διαπίστωσαν και τη διαφορετική δομή του ενεργειακού μείγματος για την επαρχιακή και την αστική Κίνα, καθώς και τα διαφορετικά επίπεδα ενεργειακής κατανάλωσης. Σε πολλές περιπτώσεις, ο όρος επαρχιακή περικλείει και τις ορεινές περιοχές της χώρας, όπως για παράδειγμα στην Κίνα, η επιφάνεια της οποίας χαρακτηρίζεται ορεινή σε ποσοστό μεγαλύτερο του 65% (Songqiao et al. 1985).

Οι Katsoulakos and Kaliampakos (2016) μελέτησαν την επιρροή των χαρακτηριστικών των ορεινών περιοχών στον ενεργειακό σχεδιασμό για την περίπτωση της Ελλάδας. Για τον σκοπό αυτό εξετάστηκαν οι θερμικές ανάγκες μιας κατοικίας-πρότυπου σε διάφορα υψόμετρα, αναδεικνύοντας πως οι θερμικές ανάγκες αυξάνονται συναρτήσει του υψομέτρου, η ηλεκτρικές ανάγκες μειώνονται και η συνολική ενεργειακή κατανάλωση αυξάνεται, καθώς αυξάνεται και το υψόμετρο. Τα υψηλά ενεργειακά φορτία και κόστη για τις ορεινές περιοχές της Ελλάδας ανεξαρτήτως γεωγραφικού πλάτους αποδείχθηκε και από τους Παναγιωτόπουλος και Κατσουλάκος (2015). Οι Papada and Kaliampakos (2016) ανέδειξαν το υψόμετρο ως τον καθοριστικό παράγοντα των ενεργειακών αναγκών των ορεινών περιοχών. Συγκεκριμένα, εντόπισαν γραμμική συσχέτιση μεταξύ των βαθμοημερών θέρμανσης και του υψομέτρου, ενώ υπολόγισαν πως μια τυπική κατοικία παρουσιάζει σχεδόν διπλάσιες θερμικές ενεργειακές ανάγκες στα 1200m σε σχέση με τα 200m, είτε πρόκειται για ένα ενεργειακά αναβαθμισμένο κτίριο κατοικίας είτε όχι. Επιπλέον, έχει διαπιστωθεί η πιο εντατική χρήση βιομάζας και ιδιαίτερα καυσόξυλων, ως καύσιμο θέρμανσης, στις ορεινές και επαρχιακές περιοχές, σε αντίθεση με τις αστικές περιοχές της χώρας (Arabatzis et al. 2012, Katsoulakos and Kaliampakos 2014 , Papada and Kaliampakos 2017, Karani et al. 2022). Η τάση αυξημένης κατανάλωσης βιομάζας στις επαρχιακές και ορεινές περιοχές, δεν περιορίζεται μόνο στον ελληνικό χώρο (Zou and Luo 2019, Chen et al. 2022, Temudo et al. 2020), κυρίως λόγω του μικρότερου κόστους και της μεγάλης διαθεσιμότητας στην επαρχία. Ωστόσο, θα πρέπει να σημειωθεί ότι η τακτική καύση βιομάζας για την εξασφάλιση ενέργειας, συνδέεται με την ατμοσφαιρική ρύπανση του εσωτερικού της κατοικίας και μια σειρά από μακροπρόθεσμα προβλήματα υγείας (Fullerton et al. 2008, Tennakoo 2008, BPIE 2014, WHO 2016).

Συνοψίζοντας, είναι αδιαμφισβήτητη η αναγκαιότητα μελέτης της οικιστικής ενεργειακής κατανάλωσης, είτε αυτό αφορά στους παράγοντες που την καθορίζουν, είτε στη μοντελοποίηση της και τη μελλοντική πρόβλεψη της εξέλιξης της, μιας και συνιστά έναν από τους βασικούς τομείς κατανάλωσης ενέργειας και η αναμενόμενη πληθυσμιακή αύξηση θα επιφέρει και μεγαλύτερη ενεργειακή κατανάλωση και παραγωγή ρύπων αντίστοιχα. Ταυτόχρονα, αυτό σημαίνει ότι παρουσιάζονται αντίστοιχες δυνατότητες για περιορισμό των ρύπων, μέσω της κατάλληλης διαμόρφωσης της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης. Η σύγχρονη κοινωνία έχει βάλει ως στόχο τη βιώσιμη ανάπτυξη, τη δράση για το κλίμα, τις βιώσιμες πόλεις και κοινότητες καθώς και την υγεία και την ευημερία (UN 2022). Η πορεία προς αυτή την κοινωνική μετάβαση δεν μπορεί να υλοποιηθεί ξέχωρα από τη συστηματική μελέτη και τις ουσιαστικές πολιτικές για την ενέργεια σε όλους τους τομείς, μιας και αυτή αποτελεί κινητήριο μοχλό της ανάπτυξης.

Πέραν τούτου, δεν μπορεί να αγνοηθεί και να αποκλειστεί από τις μελέτες η ισχυρή χωρική διάσταση που λαμβάνει η κατανάλωση της ενέργειας. Οι ποσοτικές και ποιοτικές διαφοροποιήσεις στην κατανάλωση ενέργειας μεταξύ αστικών και επαρχιακών περιοχών παρουσιάστηκαν παραπάνω. Ιδιαίτερα για την περίπτωση των ορεινών περιοχών, αναδείχθηκε ότι υπάρχει ένας αντικειμενικός παράγοντας που οδηγεί σε μεγαλύτερες θερμικές και συνεπώς συνολικές ενεργειακές ανάγκες, το υψόμετρο (Katsoulakos and Kaliampakos 2014, Papada and Kaliampakos 2016, Matzarakis et al. 2016). Ωστόσο, πέραν των αντικειμενικά αυξημένων ενεργειακών αναγκών, μια σειρά από γεωμορφολογικά και κοινωνικοοικονομικά χαρακτηριστικά των ορεινών περιοχών, όπως η κλίση (η οποία περιορίζει το διαθέσιμο προς εκμετάλλευση χώρο), η απομόνωση (η οποία θέτει εμπόδια στην ανάπτυξη του ενεργειακού δικτύου και τις τιμές καυσίμων), το χαμηλό εισόδημα και η περιορισμένες παραγωγικές δραστηριότητες, καθώς και το παλαιό οικιακό απόθεμα χωρίς πρόβλεψη θερμομόνωσης. Οι παραπάνω παράγοντες διαμορφώνουν την ενεργειακή συμπεριφορά των ορεινών νοικοκυριών, οδηγώντας για παράδειγμα στην εκτεταμένη χρήση βιομάζας έναντι των αστικών περιοχών για οικονομικούς λόγους.

Επιπλέον, οι ορεινές περιοχές της Ελλάδας βιώνουν με μεγαλύτερη δριμύτητα την ενεργειακή φτώχεια, αναδεικνύοντας την οικιακή ενεργειακή κατανάλωση ως άμεσο πρόβλημα των περιοχών αυτών. Ενδεικτικά, οι Papada and Kaliampakos (2016) υπολόγισαν με βάση τον συμβατικό δείκτη 10% της ενεργειακής φτώχειας το ποσοστό των ορεινών νοικοκυριών που κατατάσσονται στα ενεργειακά φτωχά , το οποίο ανέρχεται σε 73,5% έναντι του 58% για το σύνολο της χώρας. Οι Balaskas et al. (2021) υπολόγισαν ότι το ποσοστό των νοικοκυριών που χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά στον οικισμό του Μετσόβου, έναν ορεινό οικισμό της Ελλάδας, με βάση τον συμβατικό δείκτη 10% ανέρχεται σε 90%. Οι Karani et al. (2022) μελετώντας την ενεργειακή φτώχεια στο Δήμο Αγράφων, έναν από τους πιο ορεινούς Δήμους της Ελλάδας, υπολόγισαν το ποσοστό των ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών σε 62,4% με βάση το συμβατικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας και σε 91,3% με βάση την απαιτούμενη ενεργειακή κατανάλωση.

Συνεπώς, η διακριτή μελέτη της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης για τις ορεινές περιοχές είναι σημαντική τόσο βραχυπρόθεσμα, υπό την έννοια της άμεσης κάλυψης των ενεργειακών αναγκών τους με αποδοτικότερο τρόπο και τη βελτίωση του βιοτικού επιπέδου των κατοίκων μέσα από στοχευμένες πολιτικές και της , όσο και μακροπρόθεσμα στο ευρύτερο πλαίσιο που καταγράφηκε, ειδικά σε ορεινές χώρες όπως η Ελλάδα, η οποία χαρακτηρίζεται ορεινή σε ποσοστό μεγαλύτερο του 70% (Nordregio 2004).

Οι έρευνες που αφορούν στην ενεργειακή οικιακή κατανάλωση μπορούν να ενταχθούν σε τρεις γενικές κατηγορίες: έρευνας που πραγματοποιούν στατιστικές προσεγγίσεις για την μοντελοποίηση της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης, έρευνες που πραγματοποιούν χωρική ανάλυση με τη χρήση Γεωοπληροφοριακών Συστημάτων (GIS) και έρευνες που συνδυάζουν μια σειρά προσεγγίσεων και μεθόδων (Afaifia et al. 2021). Ειδικότερα, από την σκοπιά της στατιστικής προσέγγισης η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται ευρύτατα για την μοντελοποίηση, την πρόβλεψη και την κατανόηση της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης (e.g. Al-Ghandoor et al. 2009,). Στα μοντέλα που παράγονται συμμετέχουν μια σειρά από ανεξάρτητες μεταβλητές: κοινωνικοοικονομικές (μέγεθος νοικοκυριού, πληθυσμός, τύπος νοικοκυριού, καθεστώς ιδιοκτησίας, ΑΕΠ, εισόδημα, τιμές ενέργειας) , κλιματικές (θερμοκρασία, υγρασία, ηλιακή ακτινοβολία, κλιματικές ζώνες, κλιματική αλλαγή, βαθμοημέρες θέρμανσης και ψύξης) τεχνικά χαρακτηριστικά του κτιρίου (έτος κατασκευής, εμβαδόν κατοικίας, κέλυφος κτιρίου, τύπος κατοικίας, οικοσυσκευές και ενεργειακά συστήματα θέρμανσης).

Η χωρική πτυχή της οικιακής κατανάλωσης ενέργειας διερευνάται με τη χρήση Γεωπληροφοριακών Συστημάτων λαμβάνοντας υπόψιν παράγοντες όπως οι κλιματικές ζώνες και η πυκνότητα του αστικού ιστού, ο τύπος και η ηλικία του κτιρίου, η μεικτή οικιακή και εμπορική χρήση (de Santoli et al. 2019, Evola et al. 2016, Fichera et al.2016). Τέλος, μια σειρά ερευνών συνδυάζει δύο ή περισσότερες μεθόδους για την προσέγγιση της συνολικής οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης όπως ο συνδυασμός αφενός Γεωπληροοφορικών Συστημάτων, ιεραρχικής συσταδοποίησης και παλινδρόμησης (Afaifia et al. 2021) και αφετέρου ο συνδυασμός Γεωπληροφοριακών Συστημάτων, παλινδρόμησης και μοντέλα μηχανικής μάθησης για την τρισδιάστατη μοντελοποίηση πόλεων και τον υπολογισμό ενεργειακού ισοζυγίου (Nouvel et al. 2015) όπως επίσης συνδυασμός Γεωπληροφορικών Συστημάτων και παλινδρόμησης (Moghadam et al. 2018) και τέλος συνδυασμός νευρωνικών δικτύων και πολλαπλής παλινδρόμησης (Gassar et al. 2019).

Πέραν της μοντελοποίησης της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης στον οικιστικό τομέα, καθώς και του προσδιορισμού των παραγόντων που διαμορφώνουν την κατανάλωση, ένα μερίδιο των ερευνών επικεντρώνεται στην προσπάθεια κατανόησης των κοινών στοιχείων μεταξύ της ενεργειακής κατανάλωσης και της συμπεριφοράς των νοικοκυριών, αναδεικνύοντας μοτίβα συμπεριφοράς και εξάγοντας έτσι

συμπεράσματα για τα προφίλ των καταναλωτών. Για το σκοπό αυτό στις παραπάνω έρευνες μπορούν να εφαρμοστούν τεχνικές συσταδοποίησης, μια μεθόδου μη επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, η οποία εξ' ορισμού στοχεύει στον χωρισμό του πληθυσμού ή των δεδομένων σε συστάδες (ομάδες), έτσι ώστε τα υποκείμενα/αντικείμενα που μετέχουν στην ίδια συστάδα να παρουσιάζουν μεταξύ τους περισσότερες ομοιότητες, σε σχέση με τα αντικείμενα/υποκείμενα των άλλων ομάδων.

Μια σειρά από μελέτες ομαδοποίησαν την ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών χρησιμοποιώντας αποκλειστικά προσωπικές πληροφορίες των μελών των νοικοκυριών ως κριτήρια συσταδοποίησης. Οι McKenna et al. (2015) κατέληξαν σε 12 ομάδες καταναλωτών λαμβάνοντας υπόψιν τους τα μέλη του νοικοκυριού και τις εργάσιμες μέρες. Οι Chiou et al. (2011) χρησιμοποιώντας ως κριτήρια την ηλικία, το φύλλο, την εργασιακή κατάσταση, την οικογενειακή κατάσταση, τον αριθμό των ανήλικων και των ενήλικων μελών του νοικοκυριού ανέδειξαν 5 ομάδες καταναλωτών. Με βάση το φύλλο, την εργασιακή κατάσταση και τον αριθμό των ενήλικων μελών του νοικοκυριού οι Muratori et al. (2013) προσδιόρισαν πέντε διαφορετικές ομάδες καταναλωτών. Ωστόσο, θα πρέπει να σημειωθεί ότι η συσταδοποίηση η οποία βασίζεται αποκλειστικά σε προσωπικές πληροφορίες των καταναλωτών ενέχει τον κίνδυνο να μην ανιχνεύσει επαρκώς τα μοτίβα συμπεριφοράς μεταξύ των καταναλωτών, το οποίο ωστόσο εν μέρει επιλύεται με την χρήση περισσότερων δημογραφικών ή προσωπικών στοιχείων (Diao et al. 2017).

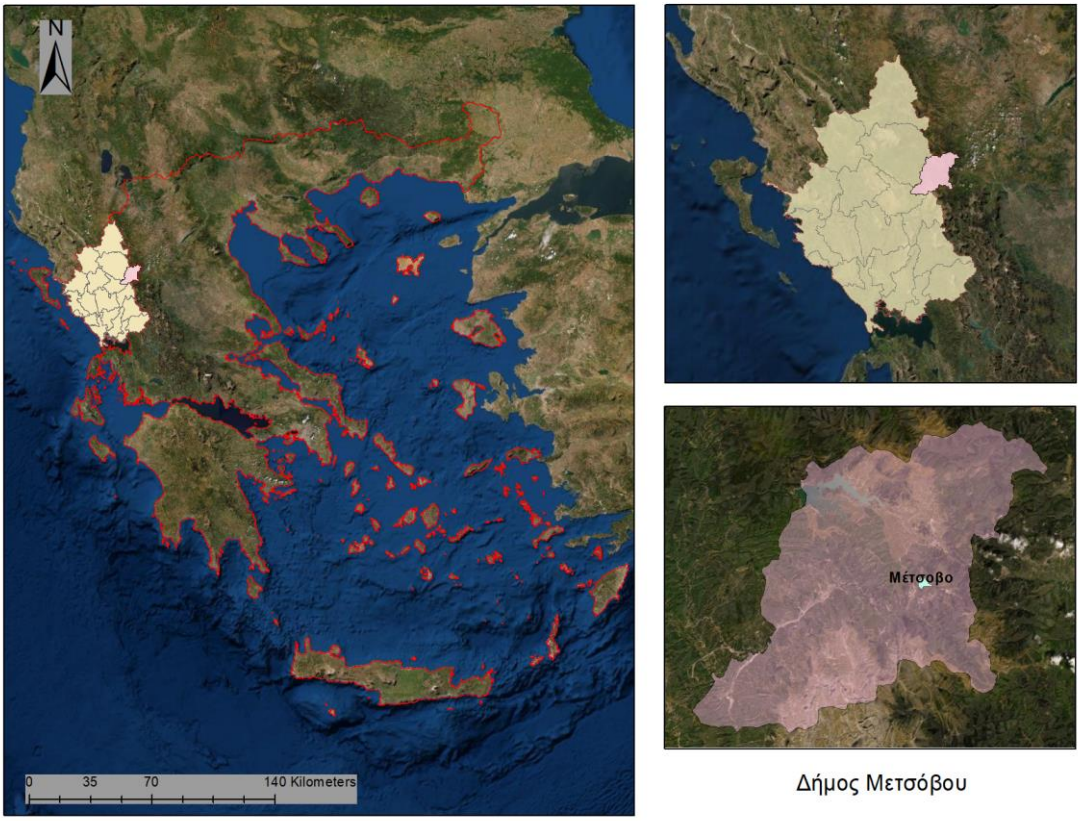
Συναντώνται, επιπλέον, έρευνες που αξιοποιούν ένα συνδυασμό προσωπικών και μη προσωπικών πληροφοριών για την ομαδοποίηση των νοικοκυριών. Οι Diao et al. (2017) χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο συσταδοποίησης k-modes και νευρωνικά δίκτυα προσδιόρισαν 10 διαφορετικά μοτίβα συμπεριφοράς των 738 καταναλωτών χρησιμοποιώντας δεδομένα όπως ο τόπος κατοικίας, η εργασιακή κατάσταση, το φύλλο, η ηλικία, οι οικοσυσκευές και ο χρόνος παραμονής στην κατοικία. Οι Meloy et al. (2019) χρησιμοποίησαν τον ιεραρχικό συσσωρευτικό αλγόριθμο (HAC) για να συσταδοποιήσουν τις ωριαίες χρονοσειρές των ενεργειακών φορτίων των νοικοκυριών και διερεύνησαν την διαφοροποίηση κοινωνικοοικονομικών και τεχνικών δεδομένων, όπως ο τύπος κατοικίας, ο αριθμός των δωματίων, ο αριθμός των μελών και η ηλικία αυτών, το εισόδημα του νοικοκυριού και των χρησιμοποιούμενων οικοσυσκευών εντός των κλάσεων. Οι Dent et al. (2014) με χρήση του αλγορίθμου k-means και ως μεταβλητές εισόδου τη συνολική ενεργειακή κατανάλωση τις απογευματινές ώρες, τη μεταβλητότητα της μέγιστης κατανάλωσης και της ελάχιστης κατανάλωσης για το ίδιο χρονικό διάστημα κατέληξαν σε τέσσερις συστάδες νοικοκυριών. Τέλος, οι Santamouris et al. (2013) χρησιμοποίησαν ιεραρχική συσταδοποίηση και δεδομένα για το εισόδημα, τα μέλη του νοικοκυριού, την ηλικία των μελών του νοικοκυριού, το εμβαδόν της κατοικίας, τη συνολική ενεργειακή κατανάλωση και τις ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης εντόπισαν δύο κλάσεις νοικοκυριών.

Συνεπώς, προκειμένου να εξαχθούν συμπεράσματα για το ποια είναι εκείνα τα δημογραφικά, κοινωνικά, οικονομικά και συμπεριφορικά χαρακτηριστικά των νοικοκυριών, που διαμορφώνουν παρόμοιες συμπεριφορές ενεργειακές κατανάλωσης θα πρέπει να εξεταστούν μια σειρά από δεδομένα, τα οποία δύναται να απαντώνται τόσο ως ταξινομημένα ή ονομαστικά δεδομένα (ποιοτικά δεδομένα), όσο και ως συνεχή ή διακριτά δεδομένα (ποσοτικά δεδομένα).

Ο οικισμός του Μετσόβου: Περιγραφή κοινωνικοοικονομικών δεδομένων και δεδομένων έξυπνων μετρητών

Ο Οικισμός του Μετσόβου

Το Μέτσοβο (Εικόνα 1) βρίσκεται σε κομβική, γεωγραφικά, τοποθεσία, η οποία αποτελούσε στο παρελθόν το μοναδικό πέρασμα της Πίνδου και επομένως σημείο στάσης και ελέγχου. Υπήρξε το παλιότερο οικιστικό κέντρο της περιφέρειας και τόπος συναλλαγής των διερχομένων από Ανατολή και Δύση. Γεγονός που εξηγεί, εν μέρει, και τη μετέπειτα ανάπτυξή του, σε συνδυασμό με τα προνόμια (οικονομικές ευκολίες, πολιτικές ελευθερίες και διοικητική αυτονομία) που παραχωρήθηκαν στην περιοχή, την περίοδο της Τουρκοκρατίας. Το Μέτσοβο είναι χτισμένο σε πτυχωτή και απότομη πλευρά που βλέπει ΝΑ, με κλίσεις που ξεπερνούν τις 45° . Έχει έκταση περίπου 35 εκτάρια και αναπτύσσεται περίκεντρα με μέγιστη ακτίνα περίπου 1000 m. (Χαρίσης, 1995).Το Μέτσοβο βρίσκεται στην καρδιά της Πίνδου, στη γέφυρα μεταξύ του βόρειου και του νότιου τμήματος της οροσειράς. Η πλατεία του οικισμού βρίσκεται σε υψόμετρο 1.150m. Η πλαγιά στην οποία είναι κτισμένος ο οικισμός έχει μεγάλη κλίση και έτσι το συνολικό υψομετρικό εύρος κυμαίνεται από τα 1.000m έως τα 1.250m



Εικόνα 1: Χάρτης περιοχής Μετσόβου

Η περιοχή κατοικείται από το 20° αιώνα μ.Χ. και γνώρισε ιδιαίτερη άνθιση από το 17° έως το 19° αιώνα. Είναι αξιοσημείωτο ότι το Μέτσοβο διατήρησε τον πληθυσμό του, κατά τη διάρκεια του 20^{ου} αιώνα. και ένα σημαντικό επίπεδο οικονομικής δραστηριότητας, σε αντίθεση με την πλειονότητα των ελληνικών ορεινών οικισμών (Γιαννακοπούλου 2012). Αποτέλεσμα της διαρκούς κατοίκησης του Μετσόβου είναι η

ύπαρξη σημαντικού αριθμού παλαιών κτιρίων. Επιπλέον ο οικισμός είναι χαρακτηρισμένος ως παραδοσιακός και υπάρχουν ειδικοί κανόνες δόμησης. Μεταξύ αυτών συγκαταλέγεται και η απαγόρευση εγκατάστασης ηλιακών συστημάτων στα κτίρια. ευεργέτες, οι οποίοι κατάγονται από το Μέτσοβο (Γ. Αβέρωφ, Μ. Τοσίτσας, Ν. Στουρνάρας). Αξίζει να αναφερθεί ότι ο οικισμός του Μετσόβου έχει χαρακτηρισθεί ως παραδοσιακός, σύμφωνα με το Ειδικό Διάταγμα Προστασίας Οικισμού Μετσόβου (Π.Δ. 19-9-75, ΦΕΚ 214 Δ/1975) και το Γενικό Διάταγμα Παραδοσιακών Οικισμών (Π.Δ. 19-10/13-11-78, ΦΕΚ 594 Δ΄/1978), με τα οποία θεσπίζονται ιδιαίτεροι όροι δόμησης και χρήσεις γης στον οικισμό.

Το κλίμα του Μετσόβου κατατάσσεται, με βάση την κατά Köppen κατηγοριοποίηση, στην κατηγορία Cbf (Σούλης 1994). Η κατηγορία αυτή περιγράφεται ως εξής: «Κλίμα εύκρατο βροχερό με μέση θερμοκρασία του θερμότερου μήνα του έτους έως 22° C και του ψυχρότερου κάτω των 18° C. Η μέση μηνιαία θερμοκρασία τουλάχιστον 4 μηνών είναι πάνω από 10° C. Στην ξηρή περίοδο, μετά το θερινό ηλιοστάσιο, ο ξηρότερος μήνας δέχεται βροχή μεγαλύτερη των 40$_{mm}$.»

Οι βροχοπτώσεις είναι άφθονες στην περιοχή του Μετσόβου και βασικά οφείλονται στην ορεογραφική κατακρήμνιση. Οι υδρατμοί που παράγονται στο Ιόνιο συμπυκνώνονται συναντώντας το εμπόδιο της Πίνδου και δίνουν μεγάλα βροχομετρικά ύψη. Το μέσο ετήσιο ύψος βροχόπτωσης στο Μέτσοβο ανέρχεται σε 1453mm, με βάση δεδομένα διάρκειας 52 ετών. Είναι χαρακτηριστική η διαφορά με τις περιοχές ανατολικά της Πίνδου, όπως στη Λάρισα, όπου η βροχή δεν ξεπερνά τα 423mm. Οι πλούσιες βροχοπτώσεις και χιονοπτώσεις, σε συνδυασμό με τις γεωλογικές δομές συμβάλλουν ώστε από την ευρύτερη περιοχή του Μετσόβου να πηγάζουν πέντε ποταμοί: Ο Αλιάκμονας (ο μεγαλύτερος σε μήκος ποταμός της Ελλάδας), ο Άραχθος, ο Αχελώος (ο μεγαλύτερος σε όγκο νερού ποταμός της Ελλάδας), ο Αώος και ο Πηνειός. Εύστοχα, λοιπόν, το Μέτσοβο έχει χαρακτηριστεί ως η υδρολογική καρδιά της Ελλάδας (Κουτσογιάννης & Μαμάσης 1998).

Δημογραφικά δεδομένα για τον οικισμό του Μετσόβου με βάση την απογραφή της ΕΛΣΤΑΤ

Σύμφωνα με δεδομένα από την ΕΛΣΤΑΤ για το τελευταίο έτος απογραφής για το οποίο είναι διαθέσιμα τα δεδομένα, το 2011, περίπου το ένα πέμπτο των νοικοκυριών είναι μονοπρόσωπα νοικοκυριά, περίπου το 50% έχει 2 έως 3 μέλη, το 30% έχει 4 έως 5 μέλη και τα υπόλοιπα έχουν περισσότερα από 6 μέλη. Το ποσοστό των ηλικιωμένων στον πληθυσμό (δηλαδή άνω των 65 ετών) είναι 23,7% (Ελλάδα: 17,6%). Περίπου το 60% του πληθυσμού είναι ηλικίας μεταξύ 15 και 64 ετών (Ελλάδα: 65%) και το υπόλοιπο είναι ηλικίας κάτω των 14 ετών.

Ο οικισμός του Μετσόβου έχει συνολικά 2503 κατοίκους και 888 νοικοκυριά. Περίπου το ένα πέμπτο των νοικοκυριών είναι μονοπρόσωπα, περίπου το 50% έχει 2 έως 3 μέλη, το 30% έχει 4 έως 5 μέλη και τα υπόλοιπα έχουν περισσότερα από 6 μέλη. Το ποσοστό των ηλικιωμένων στον πληθυσμό (δηλαδή άνω των 65 ετών) είναι 23,7% (Ελλάδα: 17,6%), ενώ περίπου το 60% του πληθυσμού είναι ηλικίας μεταξύ 15 και 64 ετών (Ελλάδα: 65%) και το υπόλοιπο είναι ηλικίας κάτω των 14 ετών.

Το μορφωτικό επίπεδο του πληθυσμού του Δήμου Μετσόβου θεωρείται χαμηλό, καθώς σχεδόν το 60% του πληθυσμού δεν έχει εισέλθει στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση (Ελλάδα: 12,5%), γεγονός που αποδίδεται κυρίως στην ιδιαίτερη οικονομική δραστηριότητα της περιοχής. Πιο συγκεκριμένα, η πλειοψηφία του πληθυσμού εργάζεται στην κτηνοτροφία, την τυροκομία, την οινοποιία, τη δασοκομία, τη λαϊκή τέχνη, την υφαντουργία και την κατασκευή κυψελών και βαρελιών, εργασίες που παραδοσιακά μεταβιβάζονται από γενιά σε γενιά, χωρίς ιδιαίτερες εκπαιδευτικές απαιτήσεις. Όσον αφορά το καθεστώς απασχόλησης, το 30% είναι μισθωτοί, το 4% είναι άνεργοι (Ελλάδα: 18,2%), το 16,4% ασχολείται αποκλειστικά με τα οικιακά και

το 25,4% είναι συνταξιούχοι. Οι υπόλοιποι δηλώνουν φοιτητές, συνταξιούχοι και λοιπές ιδιότητες.

Ο οικισμός του Μετσόβου περιλαμβάνει 1409 κατοικίες, εκ των οποίων οι 890 περίπου κατοικούνται μόνιμα. Το μεγαλύτερο μέρος των κανονικών κατοικιών (63%) είναι μονοκατοικίες, το 27% είναι διπλοκατοικίες και το 9,3% είναι διαμερίσματα. Περίπου το 60% των κατοικιών του Μετσόβου, είναι μικρότερες από 90 m^2, το 30% είναι μεταξύ 90-120 m^2 και οι υπόλοιπες είναι άνω των 120 m^2. Σχεδόν οι μισές κατοικίες (δηλαδή το 45,2%) του οικισμού του Μετσόβου κατασκευάστηκαν πριν από το 1970, το 41% μεταξύ 1971 και 1980 και οι υπόλοιπες μετά το 1980 (περίπου 5% κατά τη διάρκεια των τελευταίων 20 ετών). Ο πρώτος κανονισμός για τη μόνωση στην Ελλάδα εφαρμόστηκε ουσιαστικά το 1980. Ως εκ τούτου, φαίνεται ότι υπάρχει έλλειψη βασικών προτύπων μόνωσης του κτιριακού αποθέματος.

Περιγραφή των δεδομένων του ερωτηματολογίου των 300 νοικοκυριών

Η έρευνα διεξήχθη μέσω προσωπικών συνεντεύξεων βάσει ειδικού ερωτηματολογίου (το οποίο παρατίθεται στο Παράρτημα της παρούσας εργασίας), απευθυνόμενο στον οικιακό τομέα (κλίμακα νοικοκυριού). Το μέγεθος του δείγματος υπολογίστηκε σε 300 νοικοκυριά, με διάστημα εμπιστοσύνης 95% και μέγιστο περιθώριο σφάλματος 5%. Η επιλογή των συμμετεχόντων ήταν τυχαία.

Το ερωτηματολόγιο περιλαμβάνει 24, ερωτήσεις που αφορούν στις συνθήκες διαβίωσης , στις υποδομές στέγασης , στα συστήματα θέρμανσης , στην υποκειμενική αντίληψη για την ενεργειακή κάλυψη και την ποιότητα ζωής , σε ποσοτικά στοιχεία αναφορικά με τις δαπάνες ενέργειας και την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών καθώς και 17 ερωτήσεις που αφορούν σε δημογραφικά και εισοδηματικά στοιχεία.

Δημογραφικά Στοιχεία

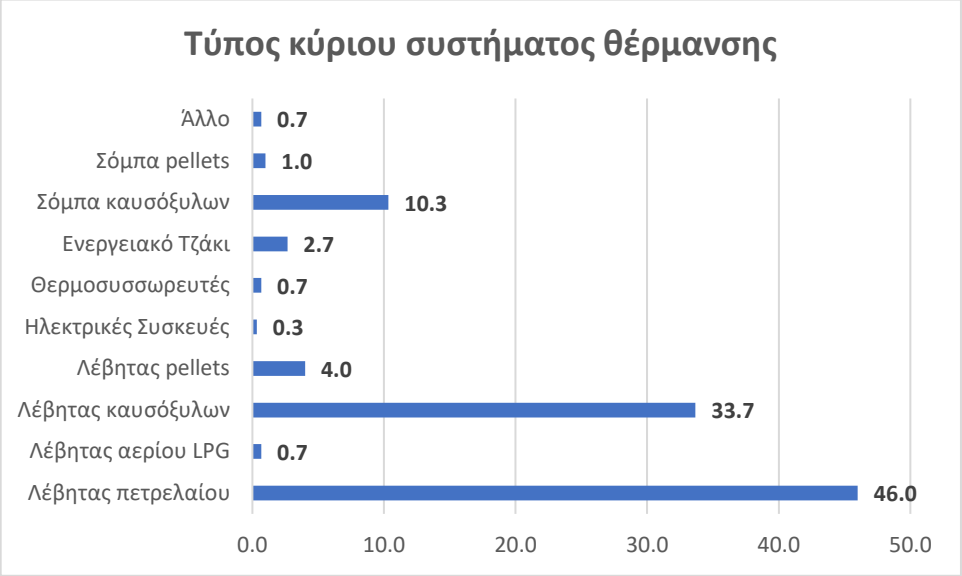
Το δείγμα των συμμετεχόντων νοικοκυριών αποτελείται κατά το ένα δέκατο περίπου από μονοπρόσωπα νοικοκυριά, το 34% περίπου των νοικοκυριών έχει από 2 έως 3 μέλη, το 48% των νοικοκυριών έχει από 4 έως 5 μέλη και τα υπόλοιπα έχουν 6 ή και περισσότερα μέλη. Περίπου το 44,3 % των νοικοκυριών αποτελούνται από έναν ή και περισσότερους συνταξιούχους, ενώ μόλις το 13% περίπου των νοικοκυριών περιλαμβάνουν παιδιά κάτω των 5 ετών. Η μέση ηλικία του δείγματος υπολογίστηκε σε 51 περίπου έτη και το εύρος ηλικίας των συμμετεχόντων κυμαίνεται από τα 20 έως και τα 90 έτη. Επιπρόσθετα, το 70% περίπου των νοικοκυριών περιλαμβάνουν 1 ή περισσότερα άτομα που εργάζονται σε καθεστώς πλήρους απασχόλησης και το 25% των νοικοκυριών περιλαμβάνουν 1 ή περισσότερα μέλη που απασχολούνται σε καθεστώς μερικής απασχόλησης. Περίπου 6 στους 10 έχουν ολοκληρώσει έως και κάποια βαθμίδα της υποχρεωτικής εκπαίδευσης. Το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο οικογενειακό εισόδημα υπολογίστηκε σε 14.072€, ενώ το μέγιστο αναφερόμενο εισόδημα ήταν 36.000€.

Σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των κατοικιών του δείγματος, το 36.7% είναι μεμονωμένες κατοικίες, το 16.3% μεζονέτες και το 46.7% διαμερίσματα. Ως καθεστώς κτήσης, κυριαρχεί η ιδιοκατοίκηση με ποσοστό 90%. Σε γενικές γραμμές το οικιστικό απόθεμα του οικισμού είναι σχετικά παλαιό με το 11% να έχει κτιστεί πριν το 1955, το 9.7% από το 1956 έως το 1966, το 24% μέσα στο διάστημα 1967-1979, το 29.3% από το 1980 έως το 1990, το 11.7% από το 1990 έως το 2000, το 4.7% από το 2000 έως και το 2010 και μόλις το 1.3% κτίστηκε μετά το 2010. Συνεπώς, περίπου το 45% του δείγματος κτίστηκε υπό το θεσμικό πλαίσιο του ΚΘΚ (ΚΘΚ 1979) και μόλις το 1.3% υπό το πλαίσιο του ΚΕΝΑΚ (ΚΕΝΑΚ 2010) σε ό,τι έχει να κάνει με τους κανονισμούς θερμομόνωσης. Οι κατοικίες αποτελούνται κατά 20.7% από 2 έως 3 δωμάτια και κατά 63.6% από 4 έως

5 δωμάτια, ενώ οι υπόλοιπες κατοικίες αποτελούνται από 6 ή περισσότερα δωμάτια. Τέλος, σε σχέση με την επιφάνεια της κατοικίας το 4% αφορά σε κατοικίες μικρότερες των 50 τ.μ., το 65.3% σε κατοικίες επιφάνειας 51-100 τ.μ., το 23.7% σε κατοικίες έκτασης 101-150 τ.μ., ενώ η επιφάνεια των υπόλοιπων κατοικιών ξεπερνά τα 150 τ.μ.

Στοιχεία για τη θέρμανση των νοικοκυριών και την ενεργειακή τους συμπεριφορά

Στην Εικόνα 2 παρουσιάζεται η κατανομή των διάφορων τύπων κύριου συστήματος θέρμανσης που χρησιμοποιούνται από τα νοικοκυριά του Μετσόβου:



Εικόνα 2: Τύπος κύριου συστήματος θέρμανσης

Το πετρέλαιο θέρμανσης χρησιμοποιείται σήμερα από το 46% των νοικοκυριών, ενώ, συνολικά, πάνω από το 50% των νοικοκυριών βασίζονται στη βιομάζα (καυσόξυλα και pellets) για θέρμανση. Τα αντίστοιχα ποσοστά όπως καταγράφηκαν στην απογραφή της ΕΛΣΤΑΤ το 2011 ανέρχονται σε 78% και 18% αντίστοιχα. Η νέα κατανομή του τύπου του κύριου συστήματος θέρμανσης, όπως αποτυπώθηκε από την έρευνα, συμφωνεί με την αλλαγή του συστήματος θέρμανσης για οικονομικούς λόγους που δηλώθηκε από το 67% των συμμετεχόντων. Επιπρόσθετα, το 44% των νοικοκυριών θεωρούν ότι δε μπορούν να καλύψουν επαρκώς τις ανάγκες τους για θέρμανση με το κύριο σύστημα θέρμανσης τους και καταφεύγουν στη χρήση και συμπληρωματικού μέσου θέρμανσης.

Πράγματι, μεταξύ των ετών 2012 και 2014, το κόστος του πετρελαίου ντίζελ αυξήθηκε σημαντικά. Ως αποτέλεσμα, το κόστος θέρμανσης ενός συστήματος θέρμανσης με καύση ντίζελ, με τυπικό βαθμό απόδοσης 90%, αυξήθηκε σε 0,155 €/kWh_{th}, ενώ την ίδια περίοδο το κόστος ενός συστήματος θέρμανσης με καυσόξυλα (βαθμός απόδοσης 70%) ήταν 0,05 €/kWh_{th}. Επιπλέον, τα συστήματα θέρμανσης του Μετσόβου (κυρίως κεντρικά συστήματα θέρμανσης με πετρέλαιο ντίζελ) είναι παλιά (μέση ηλικία: 20,5 έτη), και αυτός είναι ένας παράγοντας που επηρεάζει αρνητικά την ενεργειακή απόδοση και τη χρήση καυσίμων. Ωστόσο, οι ερωτηθέντες δήλωσαν ότι συντηρούν τακτικά τα συστήματα θέρμανσης. Τέλος, σύμφωνα με τους τεχνικούς συστημάτων θέρμανσης στο Μέτσοβο, υπάρχουν τα εξής προβλήματα στην περίπτωση θέρμανσης

με βιομάζα: (α) χρήση καυσόξυλων με υψηλή υγρασία και (β) αγορά και χρήση μη πιστοποιημένων pellets.

Λόγω των προαναφερθέντων προβλημάτων, αλλά και των εν γένει αυξημένων θερμικών αναγκών των ορεινών περιοχών λόγω υψομέτρου και των κλιματικών συνθηκών που διαμορφώνονται εξ αυτού, η θέρμανση κατέχει το μεγαλύτερο μέρος του ενεργειακού κόστους. Το κόστος θέρμανσης αντιπροσωπεύει περίπου το 75% του συνολικού ετήσιου ενεργειακού κόστους, ενώ το υπόλοιπο 25% αντιστοιχεί στο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας.

Πιο συγκεκριμένα, το μέσο ενεργειακό κόστος ανά νοικοκυριό συνοψίζεται παρακάτω:

Μέσο ετήσιο κόστος θέρμανσης ανά νοικοκυριό: 2.237,4 ευρώ

Μέσο μηνιαίο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας το χειμώνα: 74,6 ευρώ

Μέσο μηνιαίο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας το καλοκαίρι: 64,1 ευρώ

Λόγω της υψηλής φορολογίας, το πετρέλαιο κίνησης παραμένει το ακριβότερο καύσιμο για θέρμανση, αν και οι τιμές του πετρελαίου είναι χαμηλότερες σήμερα σε σύγκριση με το 2012-2013:

Μέσο ετήσιο κόστος πετρελαίου θέρμανσης: 1509,95 ευρώ

Μέσο ετήσιο κόστος ξύλου/ pellets : 993,2 ευρώ

Μέσο ετήσιο κόστος υγραερίου: 1218,75 ευρώ

Με βάση τα ευρήματα της κοινωνικής έρευνας, περίπου τρία στα δέκα νοικοκυριά στο Μέτσοβο λαμβάνουν κάποιο είδος κοινωνικής επιδότησης/ στήριξης/ έκπτωσης, που σχετίζεται με τις δαπάνες θέρμανσης (κυρίως επιδότηση πετρελαίου θέρμανσης). Η μέση ετήσια οικονομική στήριξη ανέρχεται περίπου σε 300 ευρώ. Λαμβάνοντας υπόψη τις υψηλές δαπάνες θέρμανσης, τόσο η οικονομική στήριξη όσο και το ποσοστό των νοικοκυριών που την λαμβάνουν είναι σχετικά χαμηλά. Συγκεκριμένα, περίπου το 90% των νοικοκυριών φαίνεται να δαπανά περισσότερο από το 10% του εισοδήματός του για την κάλυψη των ενεργειακών του αναγκών. Ο μέσος όρος του "ενεργειακού κόστους προς το εισόδημα" είναι 23%. Το γεγονός αυτό αντικατοπτρίζεται επίσης στην ικανοποίηση για τα υφιστάμενα συστήματα κοινωνικής στήριξης- λιγότερο από το 3% των ερωτηθέντων δήλωσε ότι είναι επαρκή και το 92% υποστήριξε ότι το κράτος θα πρέπει να κάνει περισσότερα για να στηρίξει τα νοικοκυριά που δεν μπορούν να πληρώσουν για την ενέργεια.

Πιο συγκεκριμένα, οι κλάσεις που διαμορφώνονται με βάση την τιμή του λόγου των ενεργειακών δαπανών προς το εισόδημα παρουσιάζονται στην Εικόνα 3.

Εικόνα 3: Κλάσεις λόγου ενεργειακών δαπανών προς το εισόδημα

Μόλις το 9% των νοικοκυριών καταφέρνουν να ανταπεξέλθουν οικονομικά στις ενεργειακές τους δαπάνες, ενώ ένα στα δυο νοικοκυριά βιώνουν κατάσταση ακραίας ενεργειακής φτώχειας με την τιμή του λόγου ενεργειακού κόστους προς το εισόδημα να ξεπερνά το 0.2.

Η έκταση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας, αλλά και ο τρόπος που αυτή αποτυπώνεται στην καθημερινότητα των νοικοκυριών, φωτίζεται μέσα από τους υποκειμενικούς δείκτες της ενεργειακής φτώχειας, τα αποτελέσματα των οποίων παρουσιάζονται στο Διάγραμμα . Είναι ενδεικτικό, το γεγονός ότι παρά το γεγονός ότι 9 στα 10 νοικοκυριά είναι ενεργειακά φτωχά, το 38% των συμμετεχόντων δηλώνουν αδυναμία εξασφάλισης επαρκούς ζέστης κατά τους χειμερινούς μήνες και ενώ το 90% αυτών χρησιμοποιούν καθημερινά το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 6 ώρες και ειδικότερα το 80% περίπου για περισσότερες από 10 ώρες. Ωστόσο, το 37% των νοικοκυριών έχουν περιορίσει τις ώρες χρήσης του συστήματος θέρμανσής Παρόλα αυτά, 6 στα 10 νοικοκυριά που δηλώνουν θερμική άνεση κατά τους χειμερινούς μήνες δηλώνουν και προβλήματα μούχλας/υγρασίας/διαρροών. Η παλαιότητα του οικιστικού αποθέματος, με το 74% των κατοικιών του δείγματος να έχει χτιστεί πριν το 1980, χωρίς καμία θεσμική πρόβλεψη θερμομόνωσης, σε συνδυασμό με το γεγονός ότι μόνο ένα εξ αυτών των νοικοκυριών έχει προχωρήσει σε αντικατάσταση των μονών, ξύλινων παραθύρων και το περίπου το 73% αυτών δεν έχουν προχωρήσει σε ενέργειες μόνωσης θα μπορούσε να ερμηνεύσει το γεγονός αυτό

Η βασική και άμεση επίδραση της ενεργειακής φτώχειας στα νοικοκυριά του Μετσόβου αναδεικνύεται ο περιορισμός άλλων βασικών αναγκών με σκοπό την κάλυψη των υψηλών ενεργειακών αναγκών. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών έχει προχωρήσει στον περιορισμό των αγορών ένδυσης, τη χρήση διαφόρων συσκευών, ηλεκτροφωτισμού και ζεστού νερού χρήσης. Ωστόσο, ένα 15% των νοικοκυριών δήλωσε ότι έχει προχωρήσει σε περικοπές που αφορούν σε αγορές τροφίμων, γεγονός ιδιαίτερα ανησυχητικό για τις συνθήκες διαβίωσης των νοικοκυριών υπό την πίεση της ενεργειακής φτώχειας. Από την άλλη τα σχετικά μικρά ποσοστά που σημειώνουν οι δείκτες της αδυναμίας έγκαιρης κάλυψης των λογαριασμών ενέργειας και των προβλημάτων υγείας που σχετίζονται με ανεπαρκείς συνθήκες θέρμανσης, οφείλονται στο αυστηρό πλαίσιο των παρόχων ενέργειας σε σχέση με τα χρέη και τη διακοπή παροχής υπηρεσιών και τη σχετικά μεγάλη ηλικία του δείγματος που ενδέχεται να μη καθιστά διακριτή την αιτία των διαφόρων προβλημάτων υγείας αντίστοιχα (Εικόνα 4).

Εικόνα 4: Διάγραμμα: Υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας

Τέλος, εξετάζοντας τη σχέση των μη ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών με τους υποκειμενικούς δείκτες της ενεργειακής φτώχειας ιδιαίτερο ενδιαφέρον συγκεντρώνει το εύρημα προκύπτει πως το 60% αυτών έχουν προχωρήσει σε περικοπές άλλων βασικών αναγκών για την κάλυψη των ενεργειακών τους δαπανών. Ακόμη και όταν ένα νοικοκυριό δεν χαρακτηρίζεται ως ενεργειακά φτωχό με βάση τον αντικειμενικό δείκτη του 10% , πλήττεται από το φαινόμενο με άμεσες συνέπειες στο βιοτικό του επίπεδο.

Περιγραφή κοινωνικοοικονομικών δεδομένων και δεδομένων έξυπνων μετρητών για τα 60 νοικοκυριά

Τα μετρητικά δεδομένα συλλέχτηκαν σε δείγμα 60 νοικοκυριών του οικισμού του Μετσόβου και αφορούν κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και καταγραφή της θερμοκρασίας και υγρασίας σε τρία διαφορετικά δωμάτια της κατοικίας. Στα νοικοκυριά αυτά εγκαταστάθηκαν μετρητές κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας και συσκευές καταγραφής θερμοκρασίας και υγρασίας. Η ηλεκτρική ενέργεια καταγράφεται σε πραγματικό χρόνο με τη βοήθεια ενός ασύρματου μετρητή που τοποθετείται στον ηλεκτρικό πίνακα. Τα δεδομένα αποστέλλονται στο κέντρο συλλογής και ακολούθως μεταφορτώνονται σε μία διαδικτυακή βάση. Μέσω κατάλληλου λογισμικού ο χρήστης μπορεί να πληροφορηθεί για την τρέχουσα κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας, όπως επίσης για τη μέση ή συνολική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας σε επιθυμητά χρονικά διαστήματα.

Οι καταγραφές των μετρητικών δεδομένων των 60 νοικοκυριών πραγματοποιήθηκαν σε 2 φάσεις. Η πρώτη που αφορούσε τα 30 αρχικά νοικοκυριά και έλαβε χώρα από τον Απρίλιο του 2019 έως τον Οκτώβριο του 2019.

Η επόμενη καταμέτρηση στα επόμενα 30 νοικοκυριά έλαβε χώρα από τον Νοέμβριο του 2019 έως τον Φεβρουάριο του 2021.

Ο Οικισμός του Μετσόβου έχει σύμφωνα με την απογραφή της ΕΛΣΤΑΤ για το 2011, 2053 κατοίκους και 888 νοικοκυριά. Το μέγεθος του δείγματος ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις της συγκεκριμένης έρευνας και στους κανόνες της στατιστικής επιστήμης και είναι σύμφωνο με τη διεθνή εμπειρία και πρακτική (Javeau, 1996). Η συμπλήρωση των ερωτηματολογίων έγινε από συνεντευκτές με επιτόπιες προσωπικές συνεντεύξεις.

Το ερωτηματολόγιο προετοιμάστηκε λαμβάνοντας υπόψη τις βασικές αρχές της επιστήμης της κοινωνικής έρευνας, τα αποτελέσματα της διεθνούς ερευνητικής και πρακτικής εμπειρίας στο πεδίο της περιβαλλοντικής οικονομίας και τις ιδιαιτερότητες της συγκεκριμένης περίπτωσης.

Για κάθε νοικοκυριό συλλέχθηκαν επίσης δεδομένα κοινωνικοοικονομικού ενδιαφέροντος.

Το δείγμα των συμμετεχόντων νοικοκυριών αποτελείται κατά το ένα δέκατο περίπου από μονοπρόσωπα νοικοκυριά, το 40% περίπου των νοικοκυριών έχει από 2 έως 3 μέλη, το 42% των νοικοκυριών έχει από 4 έως 5 μέλη και τα υπόλοιπα έχουν 6 ή περισσότερα μέλη. Περίπου το 63,3 % των νοικοκυριών αποτελούνται από έναν ή και περισσότερους συνταξιούχους, ενώ μόλις το 30% περίπου των νοικοκυριών περιλαμβάνουν παιδιά κάτω των 5 ετών. Επιπρόσθετα, το 70% περίπου των νοικοκυριών περιλαμβάνουν 1 ή περισσότερα άτομα που εργάζονται σε καθεστώς πλήρους απασχόλησης ή μερικής απασχόλησης. Περίπου το 35% του δείγματος έχει ολοκληρώσει έως και κάποια βαθμίδα της δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, ενώ . Το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο οικογενειακό εισόδημα υπολογίστηκε σε 12.600€ ενώ το μέγιστο αναφερόμενο εισόδημα ήταν 27.000€.

Σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των κατοικιών του δείγματος, το 13.8% είναι μεμονωμένες κατοικίες, το 12.1% μεζονέτες και το 74.1% διαμερίσματα. Σε γενικές γραμμές το οικιστικό απόθεμα του οικισμού είναι σχετικά παλαιό με το 13.8% να έχει κτιστεί πριν το 1955, το 3.4% από το 1956 έως το 1966, το 27.6% μέσα στο διάστημα 1967-1979, το 22.4% από το 1980 έως το 1990, το 25.9% από το 1990 έως το 2000, το 3.4% από το 2000 έως και το 2010 και μόλις το 3.4% κτίστηκε μετά το 2010. Συνεπώς, περίπου το 51.7% του δείγματος κτίστηκε υπό το θεσμικό πλαίσιο του ΚΘΚ (ΚΘΚ 1979) και μόλις το 3.4% υπό το πλαίσιο του ΚΕΝΑΚ (ΚΕΝΑΚ 2010) σε ό,τι έχει να κάνει με τους κανονισμούς θερμομόνωσης. Οι κατοικίες αποτελούνται κατά 84.5% από 2 έως 3 δωμάτια και κατά 6.9% από 4 έως 5 δωμάτια, ενώ οι υπόλοιπες κατοικίες αποτελούνται από 6 ή περισσότερα δωμάτια. Τέλος, σε σχέση με την επιφάνεια της κατοικίας το 1.7% αφορά σε κατοικίες μικρότερες των 50 τ.μ., το 55.2 % σε κατοικίες επιφάνειας 51-100 τ.μ., το 36.2% σε κατοικίες έκτασης 101-150 τ.μ., ενώ η επιφάνεια των υπόλοιπων κατοικιών ξεπερνά τα 150 τ.μ.

Στοιχεία για τη θέρμανση των νοικοκυριών και την ενεργειακή τους συμπεριφορά

Το πετρέλαιο θέρμανσης χρησιμοποιείται σήμερα από το 53.4% των νοικοκυριών, ενώ, συνολικά, περίπου το 36.2% 2 των νοικοκυριών βασίζονται στη βιομάζα (καυσόξυλα και pellets) για θέρμανση. Επιπρόσθετα, το 40% των νοικοκυριών θεωρούν ότι δε μπορούν να καλύψουν επαρκώς τις ανάγκες τους για θέρμανση με το κύριο σύστημα θέρμανσης τους και καταφεύγουν στη χρήση και συμπληρωματικού μέσου θέρμανσης.

Επαληθεύεται, δηλαδή, η στροφή στη βιομάζα η οποία αναδείχθηκε μέσα από την έρευνα για τα 300 νοικοκυριά.

Το μέσο ετήσιο ενεργειακό κόστος ανά τύπο καυσίμου κύριου συστήματος θέρμανσης διαμορφώνεται για τα νοικοκυριά ως εξής:

Μέσο ετήσιο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας για νοικοκυριά με χρήση καυσόξυλων/pellets: 800€

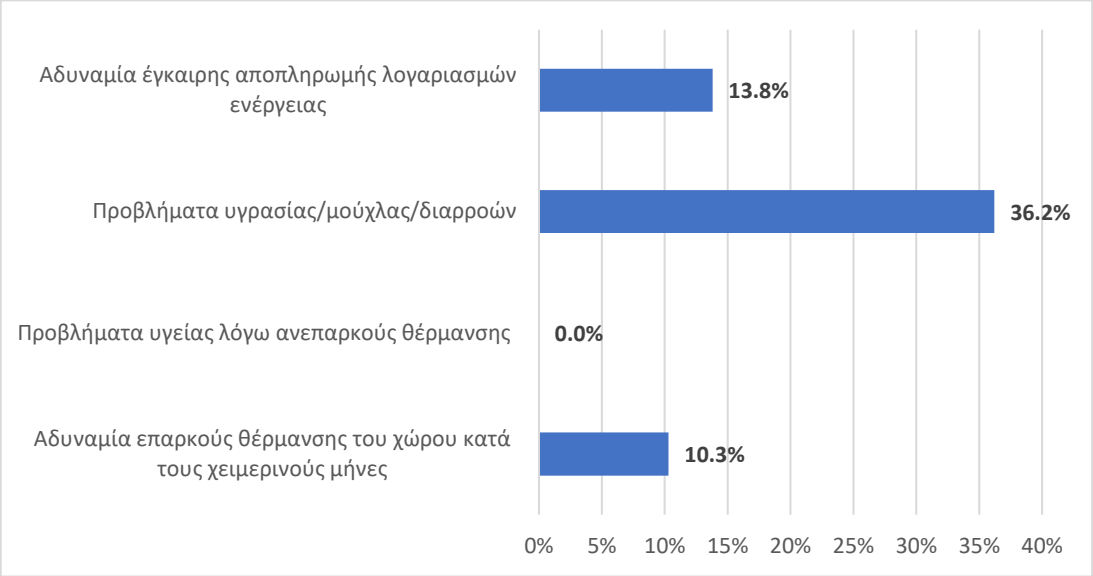
Μέσο ετήσιο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας για νοικοκυριά με χρήση πετρελάιου: 823€

Μέσο ετήσιο κόστος πετρελαίου θέρμανσης: 2908€

Μέσο μηνιαίο κόστος ξύλου/ pellets : 2310€

Όπως ήταν αναμενόμενο, δεν παρατηρείται διαφορά μεταξύ του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας, στο βαθμό που κανένα εκ των νοικοκυριών δε βασίζει τη θέρμανση της κατοικίας του σε συσκευές ηλεκτρισμού. Αντίθετα, το κόστος θέρμανσης για τα νοικοκυριά που επιλέγουν το πετρέλαιο εμφανίζεται αυξημένο σε σχέση με αυτά που επιλέγουν τη βιομάζα και σε αυτή την περίπτωση. Το 63.8% των νοικοκυριών χρησιμοποιούν περισσότερο από 10 ώρες καθημερινά το κύριο σύστημα θέρμανσης, ενώ το 13,8% χρησιμοποιεί το σύστημα θέρμανσης από 6 έως 10 ώρες ημερησίως.

Η κατανομή των υποκειμενικών δεικτών της ενεργειακής φτώχειας που καταγράφηκαν μέσα από τη συγκεκριμένη έρευνα, παρουσιάζεται στην Εικόνα 5.



Εικόνα 5: Υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας

Το ποσοστό των νοικοκυριών που δηλώνουν αδυναμία εξασφάλισης επαρκούς ζέστης στην κατοικία κατά τους χειμερινούς μήνες είναι μειωμένο σε σχέση με την περίπτωση των 300 νοικοκυριών, παρά το γεγονός ότι το ποσοστό των ενεργειακά μη φτωχών νοικοκυριών είναι περίπου το ίδιο. Κανένα από τα συμμετέχοντα νοικοκυριά δε δήλωσε προβλήματα υγείας που να σχετίζονται με την ανεπαρκή θέρμανση της κατοικίας, ενώ το 13.8% δηλώνει αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών ενέργειας. Τα προβλήματα μούχλας, υγρασίας και διαρροών στις κατοικίες επηρεάζει σε μεγαλύτερο βαθμό τα συμμετέχοντα νοικοκυριά, με το 36,20% να δηλώνει σχετικά προβλήματα. Το εύρημα αυτό αποδίδεται στο παλαιό κτιριακό απόθεμα και τις ελλιπείς ενέργειες ενεργειακής αναβάθμισης.

Σε κάθε περίπτωσή το μέγεθος του δείγματος δε θεωρείται στατιστικά αντιπροσωπευτικό για το σύνολο του πληθυσμού του οικισμού.

Οι καταγραφές και η έρευνα πεδίου πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο του Βιωματικού Εργαστηρίου (Living Lab) του Ευρωπαϊκού Έργου STEP - IN ("Using Living Labs to Improve Energy Efficiency and Comfort.

Υπολογισμός θερμικών αναγκών των νοικοκυριών

Η εκτίμηση των συνολικών ενεργειακών αναγκών των νοικοκυριών απαιτεί και τον υπολογισμό των θερμικών αναγκών των νοικοκυριών, πέραν της ηλεκτρικής κατανάλωσης.

Για τον υπολογισμό των κατ' εκτίμηση ενεργειακών αναγκών των κατοικιών χρησιμοποιήθηκαν μια σειρά στοιχείων σχετικών με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των κατοικιών. Ειδικότερα καταγράφηκαν στοιχεία αναφορικά με:

Το έτος κατασκευής, το εμβαδόν, τον τύπο και την περιοχή

Το κτιριακό κέλυφος, την οροφή και τον τύπο των κουφωμάτων

Τα συστήματα ψύξης, θέρμανσης και Ζεστού νερού Χρήσης

Τις οικοσκευές και τον φωτισμό

Στη συνέχεια μέσω της εφαρμογής μεθόδων και κανόνων εκτίμησης ενεργειακών αναγκών υπολογίστηκε η ενεργειακή κατανάλωση του κτιρίου για τις ανάγκες θέρμανσης , ψύξης, και ΖΝΧ καθώς και το αντίστοιχο κόστος. Συγκεκριμένα, βάσει των ως άνω στοιχείων υπολογίζεται, καταρχάς, η παράπλευρη επιφάνεια του κτιρίου καθώς και η επιφάνεια τοίχων και ανοιγμάτων προς το εξωτερικό περιβάλλον. Στη συνέχεια, εκτιμάται ο συνολικός συντελεστής μεταφοράς θερμότητας, ο οποίος είναι το άθροισμα του συντελεστή μεταφοράς θερμότητας λόγω μετάδοσης θερμότητας μέσω των δομικών στοιχείων (H_M)[1] και του συντελεστή μεταφοράς θερμότητας λόγω αερισμού (H_A)[2]. Εφ' όσον έχει υπολογιστεί ο συντελεστής μεταφοράς θερμότητας, μαζί με τις βαθμοημέρες - HDD (οι οποίες προκύπτουν από την τοποθεσία του κτιρίου), η ζήτηση ενέργειας για θέρμανση είναι (σε kWh):

$$\mathrm{E}_{th,d} = H_{o\lambda} \cdot \mathrm{HDD} \cdot \frac{24}{1000} \ (1)$$

Συναφώς, η κατανάλωση ενέργειας για θέρμανση (σε kWh) δίδεται από:

$$\mathrm{E}_{th,c} = \frac{E_{th,d}}{n} \ (2)$$

Όπου, η παράμετρος n είναι ο βαθμός απόδοσης του συστήματος θέρμανσης που χρησιμοποιείται.

Στη συνέχεια αφού καθοριστεί η ποσότητα του ΖΝΧ, βάσει του αριθμού των υπνοδωματίων του νοικοκυριού (N):

$$\mathrm{E}_{ZNX,d} = \frac{N}{2} \cdot 27.38 \ (3)$$

Υπολογίζεται η ζήτηση ενέργειας και η αντίστοιχη κατανάλωση ενέργειας για ΖΝΧ:

$$\mathrm{E}_{\mathrm{ZNX},c} = \frac{\mathrm{E}_{\mathrm{ZNX,d}}}{n} \ (4)$$

Όπου, η παράμετρος n είναι ο βαθμός απόδοσης του συστήματος παραγωγής ΖΝΧ που χρησιμοποιείται. Σε περίπτωση ύπαρξης ηλιακού θερμοσίφωνα, τότε η τελική κατανάλωση ΖΝΧ είναι το 40% αυτής που υπολογίζεται βάσει των προηγούμενων εξισώσεων.

---

[1] Ο H_M είναι το γινόμενο παράπλευρης επιφάνειας επί το συντελεστή θερμοπερατότητας U

[2] H_A = Επιφάνειες ανοιγμάτων * 0.335 * Q + 0.252 * E

Τέλος με βάση τους ως άνω υπολογισμούς αναφορικά με την κατανάλωση ενέργειας, εκτιμάται το ενεργειακό κόστος. Ειδικότερα:

Για τα συστήματα που χρησιμοποιούν πετρέλαιο, φυσικό αέριο/ υγραέριο, pellets, καυσόξυλα, η εξίσωση είναι η εξής:

$$\text{Κόστος} = \frac{\text{Ενεργειακή Κατανάλωση}}{\Theta\varepsilon\rho\mu o\gamma\acute{o}\nu o\varsigma\ \Delta\acute{\upsilon}\nu\alpha\mu\eta} \cdot \text{Τιμή καυσίμου} \quad (5)$$

Για τα συστήματα που χρησιμοποιούν ηλεκτρισμό η εξίσωση είναι η εξής:

$$\text{Κόστος} = \text{Ενεργειακή κατανάλωση} \cdot \text{Τιμή ηλεκτρισμού} \quad (6)$$

Η τιμή ηλεκτρικού ρεύματος θεωρήθηκε ίση με 0.2 €/kWh, , ώστε να συμπεριλαμβάνονται και οι επιπλέον χρεώσεις

Η τιμή πετρελαίου θεωρήθηκε ίση με 0,8€/lit

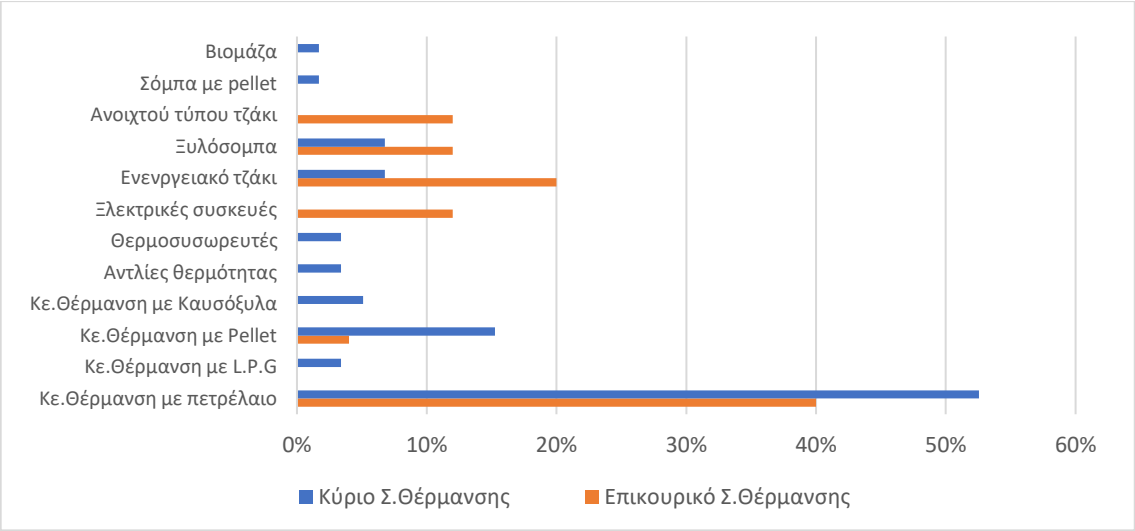
Η τιμή των pellet θεωρήθηκε ίση με 250€/tn

Η τιμή των καυσόξυλων θεωρήθηκε ίση με 150€/tn

Η τιμή του υγραερίου θεωρήθηκε ίση με 0,5€/lit

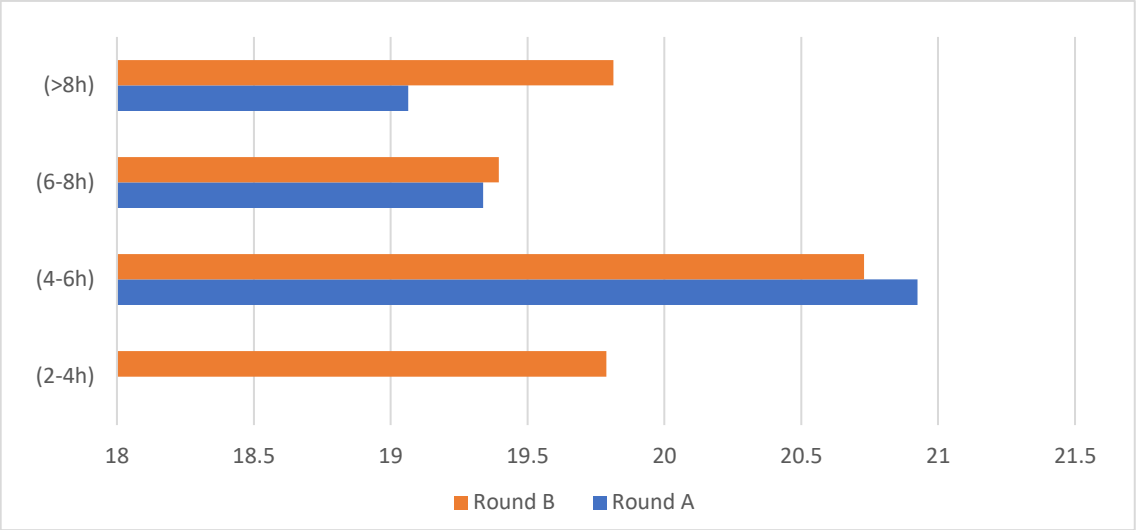
Χαρακτηριστικά κάλυψης των θερμικών αναγκών των νοικοκυριών (αφορά τα 60 νοικοκυριά των 2 γύρων)

Σχεδόν το 85% των νοικοκυριών χρησιμοποιούν συστήματα κεντρικής θέρμανσης, με κύριο καύσιμο το πετρέλαιο θέρμανσης, ακολουθούμενο από καυσόξυλα, pellet και υγραέριο, το οποίο αποθηκεύεται σε οικιακές δεξαμενές. Τα υπόλοιπα σπίτια χρησιμοποιούν σόμπες με καυσόξυλα και pellet και αντλίες θερμότητας. Τέλος, περίπου το ένα τέταρτο των νοικοκυριών χρησιμοποιεί και δευτερεύοντα συστήματα θέρμανσης, κυρίως ηλεκτρικές συσκευές και σόμπες. Σημειώνεται ότι η κεντρική θέρμανση με πετρέλαιο χρησιμοποιείται και ως επικουρικό σύστημα θέρμανσης (Εικόνα 6).

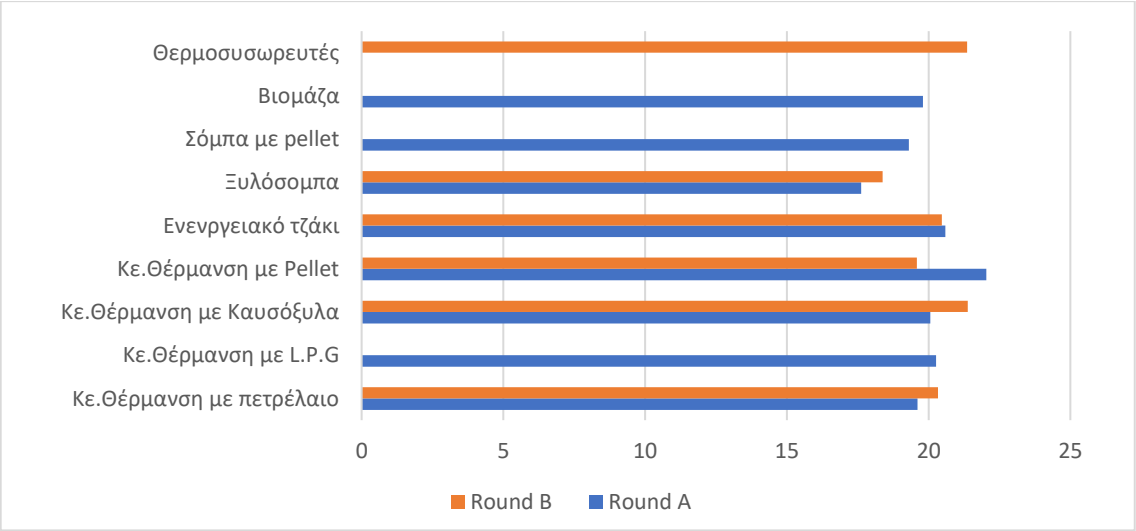


Εικόνα 6: Συστήματα θέρμανσης

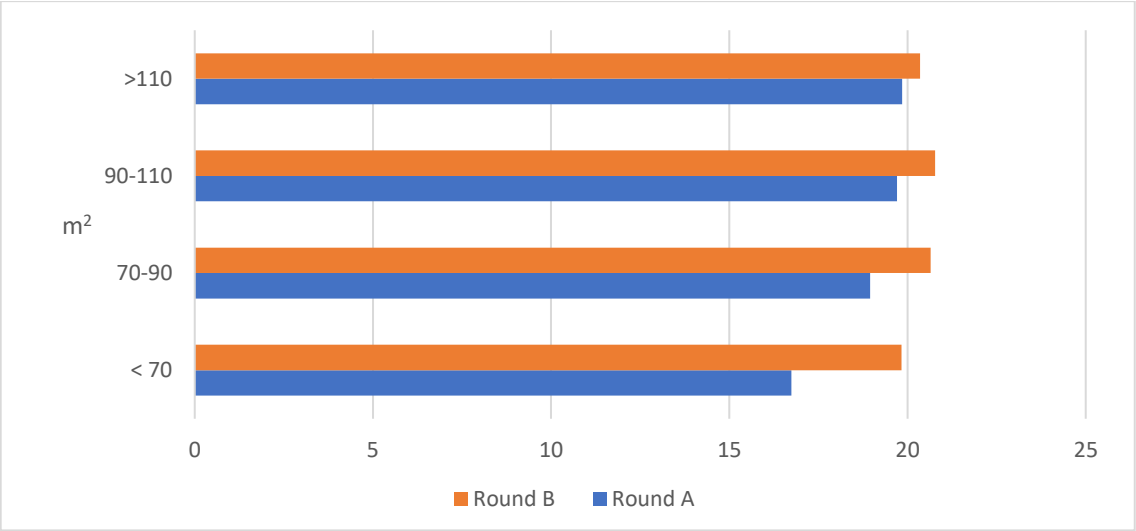
Η μέση εσωτερική θερμοκρασία φαίνεται να σχετίζεται με το μέγεθος του σπιτιού (Εικόνα 7), τη θερμική άνεση (Εικόνα 8) και τη μέση ημερήσια χρήση του συστήματος θέρμανσης (Εικόνα 9). Παρ' όλα αυτά, χρησιμοποιήθηκαν τεστ ανεξαρτησίας chi-square για να διαπιστωθεί εάν υπάρχει σημαντική σχέση μεταξύ της μέσης δηλωμένης θερμοκρασίας και των προαναφερόμενων μεταβλητών. Η μηδενική υπόθεση δεν μπόρεσε να απορριφθεί σε καμία από αυτές τις περιπτώσεις, πράγμα που σημαίνει ότι δεν μπόρεσε να διαπιστωθεί σημαντική σχέση σε επίπεδο εμπιστοσύνης 95%.



Εικόνα 7: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με τις ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης

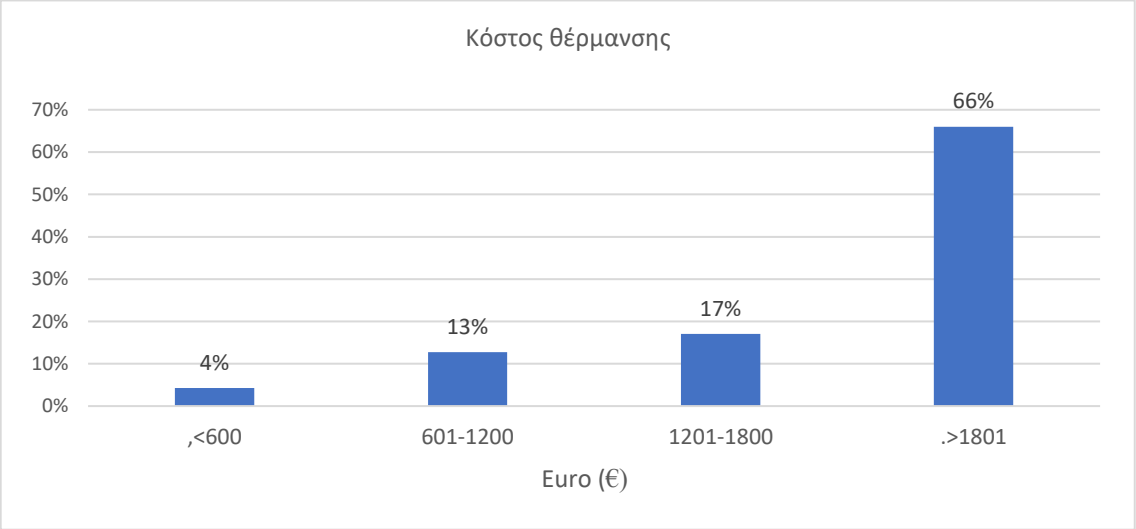


Εικόνα 8: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με το σύστημα θέρμανσης



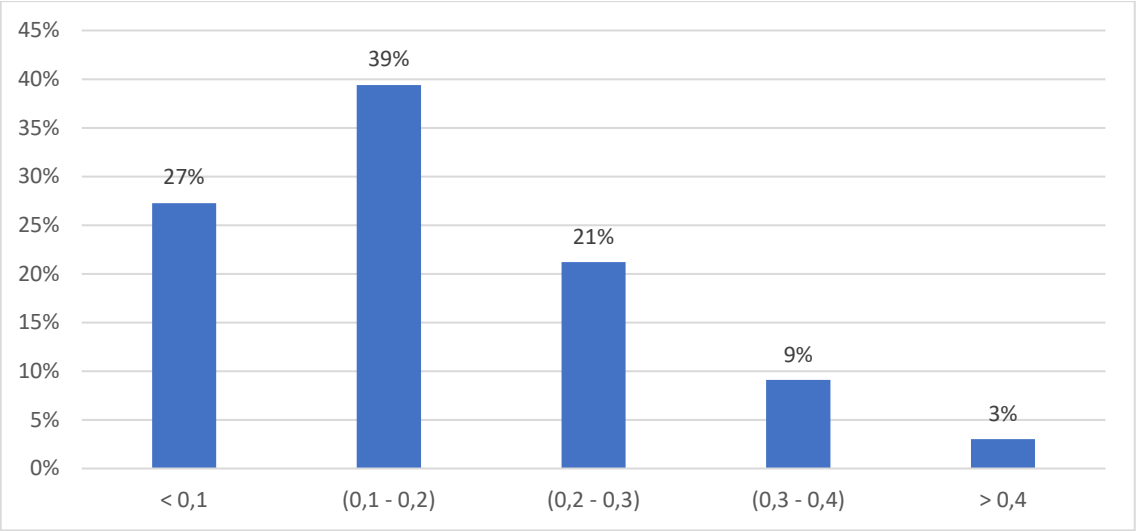
Εικόνα 9: Μέση θερμοκρασία σε σχέση με το μέγεθος του σπιτιού

Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 10, 2 στα 3 νοικοκυριά (66%) δαπανά περισσότερα από 1800€ ετησίως για να καλύψει τις θερμικές του ανάγκες, ενώ 17% χρειάζεται από 1200€ έως 1800€ ετησίως. Το 13% χρειάζεται από 600€ έως 1200€ και μόλις το 4% χρειάζεται λιγότερο από 600€ για την κάλυψη των ενεργειακών αναγκών θέρμανσης.



Εικόνα 10: Κόστος θέρμανσης

Όπως παρουσιάζεται και στην ακόλουθη Εικόνα 11, μόλις το 27% των νοικοκυριών δαπανούν λιγότερο από το 10% του εισοδήματός τους για να καλύψουν το σύνολο των ενεργειακών τους αναγκών. Το υπόλοιπο 73%, σύμφωνα με τον δείκτη 10% (DECC 2015) θεωρείται ενεργειακά φτωχό αφού δαπανά ποσοστό μεγαλύτερο του 10% του εισοδήματός του για την εξυπηρέτηση των ενεργειακών του αναγκών (θέρμανση, μαγείρεμα, φωτισμός, ζεστό νερό, ηλεκτρικές συσκευές).



Εικόνα 11: Ποσοστό εισοδήματος για κάλυψη ενεργειακών αναγκών

Ανάλυση χρονοσειρών και πρόβλεψη ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης με χρήση νευρωνικών δικτύων

Η έννοια της χρονοσειράς

Ο όρος χρονοσειρά (time series) αναφέρεται σε ένα σύνολο παρατηρήσεων ενός μεγέθους, το οποίο αλλάζει τιμές με το χρόνο και περιγράφει την εξάρτηση του μεγέθους X σε κάποια χρονική στιγμή t, x_t, από το ίδιο μέγεθος σε προηγούμενες χρονικές στιγμές, x_{t-1},x_{t-2},..., x_{t-n}. Βασική προϋπόθεση για την εξέλιξη της δυναμικής εξέλιξης της διαδικασίας ή του συστήματος που παράγει το μέγεθος είναι ο σταθερός χρόνος δειγματοληψίας (sampling time), δηλαδή η παρατήρηση του μεγέθους στο χρόνο με σταθερό χρονικό βήμα (π.χ. μήνας, έτος, ώρα) (Kugiumtzis 2011).

Βασικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών

Σε πρώτο επίπεδο οι χρονοσειρές διακρίνονται σε συνεχείς και διακριτές ανάλογα με το χρόνο δειγματοληψίας για την εξέλιξη του φαινομένου. Συνεχείς χρονοσειρές είναι αυτές που αναφέρονται σε κάθε σημείο του χρόνου. Διακριτές χρονοσειρές είναι αυτές όπου η τιμή του φαινομένου καταγράφεται σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα, συνήθως ίσα και ισαπέχοντα.

Έστω, τα παρακάτω παραδείγματα χρονοσειρών (Kokolakis, 2003):

(i)Οι ημερήσιες, αεροπορικές και οδικές, αφίξεις τουριστών σε μια χώρα x_t με t =1,2,....

(ii) Ο αριθμός x_t πελατών μμέσα σε ένα πολυκατάστημά κατά τη χρονική στιγμή t με [0 ∈ ,T].

(iii) Ο συνολικός αριθμός τροχαίων ατυχημάτων t x κατά μήκος μμιας οδικής αρτηρίας στο χρονικό διάστημα [0,t] με t ≥ 0.

(iv) Η ημερήσια κατανάλωση ηλεκτρικού ρεύματος καθώς και η ημερήσια κατανάλωση ύδατος, x_t και y_t και αντίστοιχα, σε μία μμεγάλη γεωγραφική περιοχή της χώρας με =1,2,....

(v) Οι οικονομικές χρονοσειρές, όπως το ετήσιο ακαθάριστο εθνικό προϊόν και ετήσιο ισοζύγιο εξωτερικών συναλλαγών x_t και y_t αντίστοιχα, με t =1,2,....

(vi)Οι μμετεωρολογικές χρονοσειρές, όπως η θερμοκρασία περιβάλλοντος και ατμοσφαιρική πίεση, x_t και αντίστοιχα, σε συγκεκριμένη γεωγραφική περιοχή με γεωγραφικές συντεταγμένες κατά την χρονική στιγμή t. Εδώ η χρησιμοποιούμενη παράμετρος είναι περισσότερο σύνθετη και συγκεκριμένα t= (l, a,h,t).

Συνεπώς, οι χρονοσειρές μμπορούν να αφορούν διακριτά μεγέθη x_t σε διακριτό χρόνο t, ((i)), διακριτά μεγέθη x_t σε συνεχή χρόνο t ((ii) και (iii)), συνεχή μεγέθη x_t σε διακριτό χρόνο t ((iv) και (v)) και συνεχή μεγέθη x_t σε συνεχή χρόνο ((vi)).

Σε δεύτερο επίπεδο οι χρονοσειρές διαχωρίζονται σε στοχαστικές και ντετερμινιστικές-αιτιοκρατικές, βάσει των διαδικασιών που ακολουθούνται για τον καθορισμό των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών. Ως αιτιοκρατικές-ντετερμινιστικές ορίζονται οι χρονοσειρές, για τις οποίες θεωρείται ότι οι τιμές δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, αλλά οι επόμενες τιμές μπορούν να καθοριστούν με βάση τις προηγούμενες. Ως στοχαστικές χρονοσειρές νοούνται οι χρονοσειρές οι οποίες εκφράζουν την εξέλιξη ενός στοχαστικού συστήματος, ενός συστήματος δηλαδή με τυχαία κατά μάλλον ή ήττον συμπεριφορά. (Kokolakis, 2003).

Βασικό χαρακτηριστικό των χρονοσειρών αποτελεί η στασιμότητα τους ή μη. Στάσιμη χρονοσειρά ονομάζεται αυτή για την οποία οι διακυμάνσεις των τιμών της δεν διαφοροποιούνται με το χρόνο. Παράγοντες που οδηγούν στη μη στασιμότητα της χρονοσειράς είναι η τάση, η εποχικότητα και η κυκλικότητα. Πιο αναλυτικά (Kugiumtzis 2011):

- Η τάση (trend) εκφράζει τις αλλαγές στη μέση τιμή της χρονοσειράς μέσα στο χρόνο.
- Η εποχικότητα (seasonality) εκφράζει μια περιοδική διακύμανση, η οποία έχει σταθερό μήκος και το οποίο είναι ίσο ή μικρότερο του ενός έτους. Γραφικά η εποχικότητα εντοπίζεται εύκολα, μιας και τα δεδομένα στην περίπτωση αυτή επαναλαμβάνονται ιδιοτρόπως ανά τακτά χρονικά διαστήματα.
- Η κυκλικότητα (cyclic) αναφέρεται σε ταλαντώσεις γύρω από τη γραμμή ή καμπύλη τάσης. Εκφράζει μια μεταβολή που εμφανίζεται λόγω εξωγενών παραγόντων, όπως οικονομικές και τεχνολογικές εξελίξεις, κατά τη διάρκεια μεγάλων χρονικών περιόδων. Συνήθως, οι περίοδοι έχουν χρονική διάρκεια μεγαλύτερη του έτους, χωρίς όμως αυτό να σημαίνει ότι είναι σταθερού χρονικού βήματος (Brillinger, 1981).

Ωστόσο, σε περίπτωση που η τάση, η εποχικότητα και η κυκλικότητα έχουν απομακρυνθεί από τη χρονοσειρά, αλλά παραμένουν ορισμένες διακυμάνσεις γίνεται λόγος για μη κανονικές διακυμάνσεις/τυχαιότητα. Οι παραμένουσες αυτές διακυμάνσεις συνήθως υποδηλώνουν την επίδραση κάποια στοχαστικής διαδικασίας στην εξέλιξη του μεγέθους ή κάποια συνέχεια που αποδίδεται σε κάποιο ιδιαίτερο γεγονός.

Τέλος, οι χρονοσειρές διακρίνονται για τη γραμμικότητα τους (linearity) ή τη μη-γραμμικότητα τους (nonlinearity). Η γραμμικότητα του συστήματος σημαίνει πως οι μμεταβλητές του συστήματος αλληλοεπιδρούν γραμμικά, δηλαδή αν το σύστημα εκφραστεί με αναλυτική μορφή όλοι οι όροι θα ήταν γραμμικοί ως προς τις μεταβλητές

του συστήματος. Σε αντίθετη περίπτωση το σύστημα είναι μη-γραμμικό (Kugiumtzis 2011).

Το πρόβλημα της πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών

Το βασικό πρόβλημα που καλείται να επιλύσει η μελέτη των χρονοσειρών είναι η πρόβλεψη μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς, με βάση τις μέχρι σήμερα τιμές της ίδιας χρονοσειράς. Ορισμένες περιπτώσεις μελέτης απαιτούν για την πρόβλεψη τον συνδυασμό των τιμών της υπό μελέτης χρονοσειράς με τις μέχρι σήμερα τιμές μιας άλλης χρονοσειράς η οποία εξελίσσεται παράλληλα με την πρώτη και επιδρά πάνω σε αυτή (Kokolakis 2007).

Για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών χρησιμοποιούνται μια σειρά από μοντέλα, τα οποία περιγράφουν διαφορετικές στοχαστικές διαδικασίες. Ο κύριος διαχωρισμός αφορά στο κατά πόσο οι τρέχουσες τιμές της χρονοσειράς εμφανίζουν γραμμική ή όχι εξάρτηση με τις προηγούμενες παρατηρήσεις, οπότε και χρησιμοποιούνται γραμμικά και μη-γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών αντίστοιχα (Adhikari and Agrawal ?).

Τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα γραμμικά μοντέλα που απαντώνται στη βιβλιογραφία είναι το "Autoregressive (AR)" και " Moving Average (MA)". Ο συνδυασμός των δύο παραπάνω μοντέλων δίνουν τα μοντέλα "Autoregressive Moving Average (ARMA)" και "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)". Μια γενίκευση των δυο παραπάνω μοντέλων συνιστά το μοντέλο "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)". Οι χρονοσειρές που παρουσιάζουν εποχικότητα προσεγγίζονται μέσο του μοντέλου "Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)", το οποίο συνιστά επέκταση του μοντέλου ARIMA. Τόσο το μοντέλο ARIMA, όσο και οι διάφορες παραλλαγές που απαντώνται, βασίζονται στο μοντέλο "Box-Jenkins", το οποίο βασίζεται στην αυτοσυσχέτιση, τη διαφόριση και τον κινητό μέσο, προκειμένου να ανιχνεύσει τις τάσεις και να προβλέψει τις μελλοντικές τιμές της χρονοσειράς. Γενικά, τα γραμμικά μοντέλα είναι αρκετά διαδεδομένα, λόγω της απλότητας τους, τόσο από πλευράς κατανόησης, όσο και από πλευράς εφαρμογής.

Ωστόσο, τα γραμμικά μοντέλα δεν μπορούν να περιγράψουν το σύνολο των μεγεθών που παρατηρούνται στην πραγματικότητα. Συνεπώς, έχουν αναπτυχθεί μια σειρά από μη-γραμμικά μοντέλα για την πρόβλεψη αυτών των χρονοσειρών, όπως: το μοντέλο "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH)" και οι διάφορες παραλλαγές του (π.χ. "Generalized ARCH (GARCH)", "Exponential Generalized ARCH (EGARCH)"), το μοντέλο Threshold Autoregressive (TAR), το μοντέλο "Non-linear Autoregressive (NAR)", το μοντέλο "Nonlinear Moving Average (NMA)".

Πέρα από τα παραπάνω μοντέλα, τα νευρωνικά δίκτυα και η μηχανική μάθηση, κατακτούν χώρο τα τελευταία χρόνια για την πρόβλεψη των χρονοσειρών. Ειδικότερα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα συνιστούν μια από τις πιο ακριβείς και διαδεδομένες μεθόδους πρόβλεψης σειρών (Bijari and Khasei 2010). Τα βασικά πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων συνοψίζονται ως εξής (Bijari and Khasei 2010):

- Πρόκειται για μεθόδους οι οποίες βασίζονται στα δεδομένα (data driven), είναι αυτοπροσαρμοστικές και απαιτούν συγκριτικά με τις υπόλοιπες μεθόδους λίγες προαπαιτούμενες υποθέσεις για την εφαρμογή τους.
- Τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν τη δυνατότητα γενίκευσης.
- Προσεγγίζουν καθολικά τις συναρτήσεις, υπό την έννοια ότι προσεγγίζουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση στον εκάστοτε επιθυμητό βαθμό ακρίβειας.
- Πρόκειται για μη γραμμικές μεθόδους.

Πρόβλεψη μελλοντικών τιμών χρονοσειρών ενεργειακής ζήτησης-κατανάλωσης

Πρόβλεψη με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης

Ο Hedén (2016) χρησιμοποίησε τους αλγορίθμους Random Forest (RF) και Support Vector Machine (SVM) με σκοπό την πρόβλεψη της ωριαίας οικιστικής ενεργειακής κατανάλωσης, λαμβάνοντας δεδομένα από 187 νοικοκυριά στο Austin. Στα πλαίσια της έρευνας αυτής χρησιμοποιήθηκαν μια σειρά από στατιστικά μέτρα σφάλματος (Mean Bias (MB), Coefficient of Variance (CV), Mean Absolute Percentage Error (MAPE)), μέσω των οποίων διαπιστώθηκε η υπεροχή των αλγορίθμων αυτών έναντι των κλασσικών στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης χρονοσειρών. Οι ίδιοι αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν από τους Kontokosta and Tull (2017) για την πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης των κτιρίων σε επίπεδο πόλης. Οι Kong et al. (2018, 2019) χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα και συγκεκριμένα Long short term-memory (LSTM) δίκτυο, για την εκτίμηση της οικιακής ενεργειακής ζήτησης και ανέδειξαν την αποτελεσματικότητα του LSTM για το σκοπό αυτό. Οι Torres et al. (2022) έκαναν χρήση του νευρωνικού δικτύου LSTM για να προβλέψουν την ζήτηση ηλεκτρική ενέργειας σε έναν ορίζοντα 4 ωρών, κάνοντας χρήση δεδομένων που αφορούν στην ηλεκτρική κατανάλωση στην Ισπανία σε βάθος 9μιση ετών και με χρονική 10 λεπτών. Οι Marino et al. (2016) χρησιμοποίησαν δύο εκδοχές συνελικτικών νευρωνικών δικτύων (CNN), και συγκεκριμένα τα LSTM και LSTM-based S2S, για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της κατανάλωσης ενός νοικοκυριού, για το οποίο υπήρχαν δεδομένα ενεργειακής κατανάλωσης από τον Δεκέμβριο του 2006 έως και τον Νοέμβριο του 2010 και χρονική ανάλυση ενός λεπτού.

Πέρα από την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης στο οικιστικό επίπεδο, για το επίπεδο της οικιακής και μη οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης έχουν χρησιμοποιηθεί μοντέλα ασαφούς λογικής από τους Konica and Hanelli (2016) για την περίπτωση της Αλβανίας, χρησιμοποιώντας τις καταγεγραμμένες και τις προβλεπόμενες τιμές της θερμοκρασίας, και το ενεργειακό φορτίο της προηγούμενης από την πρόβλεψη ημέρας με σκοπό την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης της επόμενης μέρας. Επιπλέον, οι Motepe et al. (2019) ένα προσαρμοστικό, νευρο-ασαφες σύστημα (ANFIS) για την πρόβλεψη των ενεργειακών απαιτήσεων στην Νότια Αφρική, ενώ όπως ήταν αναμενόμενο, η συμπερίληψη της θερμοκρασίας στην πρόβλεψη δεν βελτίωσε την απόδοση του. Ακόμη, έχουν προταθεί μια σειρά από υβριδικά μοντέλα, δηλαδή μοντέλα που συνδυάζουν δύο ή περισσότερους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Ενδεικτικά, ο Kouroupetroglou (2017) χρησιμοποίησε ένα συνδυασμό των μοντέλων SVM, XGBoost και Model Trees για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (έως και 1 ημέρα) της ζήτησης ηλεκτρικού φορτίου για το Ελληνικό Ηλεκτρικό Δίκτυο. Οι Sulandari et al. (2020) παρουσίασαν ένα υβριδικό μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ασαφούς λογικής και της αναδρομικής μεθόδου LRF για την πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ινδονησία. Τέλος, οι Hong et al. (2019) πρότειναν ένα συνδυασμό των μοντέλων EMD, PSO και SVM για την πρόβλεψη της ενεργειακή ζήτησης για την ηλεκτρική αφορά της Αυστραλίας.

Πρόβλεψη με τη χρήση «παραδοσιακών» μοντέλων

Πέραν των μοντέλων μηχανικής μάθησης, η πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης και κατανάλωσης έχει διερευνηθεί και με μια σειρά παραδοσιακών μοντέλων για την ανάλυση των χρονοσειρών.

Ευρέως χρησιμοποιούμενα είναι τα μοντέλα τα οποία βασίζονται στο μοντέλο ARIMA. Ο Sarkodie (2017) χρησιμοποίησε μοντέλο βασισμένο στο ARIMA για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης στην Γκάνα μέχρι και το 2030. Οι Ozturk et al. (2018) χρησιμοποίησαν σαν βάση το ίδιο μοντέλο για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης σε διάφορους τομείς της οικονομίας, στον οικιστικό τομέα, αλλά και συνολικά σε βάθος 15 χρόνων στην Τουρκία. Το μοντέλο ARIMA χρησιμοποιήθηκε και από τους Caro et al. (2020) για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης στην Ισπανία, καθώς και από τους Jain et al. (2018) για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης χρησιμοποιώντας μηνιαία δεδομένα ηλεκτρικής κατανάλωσης για τα έτη 2004-2008. Επίσης, οι Hussain et al. (2016) χρησιμοποίησαν συνδυαστικά το μοντέλο αυτό με το μοντέλο Holt-Winter και οι Rehman et al. (2017) συνδυαστικά με τα μοντέλα Holt- Winter, καθώς και το λογισμικό Long-range Energy Alternatives Planning System (LEAP), για την πρόβλεψη της ηλεκτρικής κατανάλωσης στο Πακιστάν. Οι Asumadu-Sarkodie et al. (2016) χρησιμοποίησαν το μοντέλο ARIMA και ETS για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης στην Νιγηρία.

Ανατρέχοντας σε μεθόδους πρόβλεψης, πέραν του μοντέλου ARIMA, οι Nishida et al. (2017) έκαναν χρήση των μεθόδων ανάλυσης παλινδρόμησης Lasso και Group Lasso για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης των νοικοκυριών σε βάθος ενός χρόνου. Οι Huber et al. (2016) χρησιμοποίησαν μέθοδο βασισμένη στο θεώρημα του Bayes για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης της επόμενης ημέρας αξιοποιώντας δεδομένα χρήσης των οικιακών συσκευών. Οι Bouznit et al. (2018) χρησιμοποίησαν το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα κατανεμημένων χρονικών καθυστερήσεων (Autoregressive Distributed Lag -ARDL) για την εκτίμηση της κατά κεφαλήν ηλεκτρικής κατανάλωσης στην Αλγερία. Οι Kong et al. (2020) χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο μείωσης διαστάσεων των δεδομένων Dynamic Mode Decomposition (DMD) για την ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης του ηλεκτρικού φορτίου.

Συγκριτικές μελέτες εφαρμογής μεθόδων μηχανικής μάθησης/τεχνητής νοημοσύνης και παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης

Ανατρέχοντας στη βιβλιογραφία έχουν διεξαχθεί μια σειρά από συγκριτικές μελέτες, οι οποίες εξετάζουν την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών με χρήση νευρωνικών δικτύων και με χρήση στατιστικών μοντέλων. Οι Mpawenimana et al. (2020) συνέκριναν την απόδοση του γραμμικού στοχαστικού μοντέλου ARIMA και του νευρωνικού δικτύου LSTM για την πρόβλεψη του ενεργειακού φορτίου μιας κατοικίας, για την οποία ήταν διαθέσιμα δεδομένα κατανάλωσης σε βάθος 47 μηνών με χρονική βήμα 1 λεπτού. Για τη σύγκριση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν τα στατιστικά μέτρα RMSE και MAPE. Σε κάθε περίπτωση αναδείχθηκε η υπεροχή του LSTM έναντι του ARIMA.

Οι Dubey et al. (2021) χρησιμοποίησαν δεδομένα από έξυπνους μετρητές και έκαναν χρήση των μοντέλων ARIMA, SARIMA και LSTM για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της ενεργειακής κατανάλωσης. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από 5.567 νοικοκυριά του Λονδίνου με περίοδο αναφοράς τον Νοέμβριο του 2011 έως και το Φεβρουάριο του 2014 και τα δεδομένα ηλεκτρικής κατανάλωσης έχουν χρονική... μισής ώρας. Για τη σύγκριση της επίδοσης των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν τα στατιστικά μέτρα RMSLE, RMSE, MASE, MAPE, τα οποία στο σύνολο τους ανέδειξαν την υπεροχή του LSTM.

Οι Camara et al. (2016) χρησιμοποίησαν δεδομένα για τη μηνιαία ενεργειακή κατανάλωση στις Ηνωμένες Πολιτείες από τον Ιανουάριο του 1973 έως και τον Ιούνιο του 2015 και συνέκριναν την απόδοση του μοντέλου SARIMA και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) για την πρόβλεψη της μελλοντικής ενεργειακής

κατανάλωσης. Για τους σκοπούς της σύγκρισης χρησιμοποιήθηκαν τα στατιστικά μέτρα MSE, MAE και MAPE, τα οποία ανέδειξαν τα ANN ως αποδοτικότερα.

Ετήσια δεδομένα για την ενεργειακή κατανάλωση της Ταϊλάνδης από το 1986 έως και το 2010 χρησιμοποιήθηκαν από την Kandananond (2014) και η πρόβλεψη της μελλοντικής ενεργειακής κατανάλωσης της χώρας πραγματοποιήθηκε μέσω του μοντέλου ARIMA, ANN της αρχιτεκτονικής MLP και πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Το στατιστικό μέτρο MAPE ανέδειξε τα νευρωνικά δίκτυα ως αποδοτικότερα, ενώ τη χειρότερη επίδοση κατέγραψε η μέθοδος της παλινδρόμησης.

Οι Nugaliyadde et al. (2019) χρησιμοποίησαν αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNN) και το μοντέλο LSTM για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης τόσο μεμονωμένων κατοικιών, όσο και ολόκληρων οικοδομικών τετραγώνων. Τα αποτελέσματα των δύο αυτών μεθόδων συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα των μοντέλων ARIMA, ANN και DNN, με τη χρήση του στατιστικού μέτρου RMSE. Οι μέθοδοι δοκιμάστηκαν τόσο για βραχυπρόθεσμη, όσο και για μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη και αποδείχθηκε ότι και στις τρεις περιπτώσεις οι μέθοδοι RNN και LSTM υπερέχουν των υπολοίπων, ενώ μόνο στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης το ARIMA σημείωσε παρόμοιες επιδόσεις.

Οι Díaz-Castillo et al. (2021) χρησιμοποίησαν δεδομένα ημερήσιας κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας μιας εταιρείας στην πόλη Tunja στην Κολομβία, από τις 22 Ιουνίου έως και τη 1 Ιουλίου του 2019 και με χρονικό βήμα πέντε λεπτών και πραγματοποίησαν την πρόβλεψη της μελλοντικής κατανάλωσης με τη χρήση ARIMA και RNN. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των μοντέλων με τις πραγματικές τιμές της κατανάλωσης για την περίοδο πρόβλεψης, διαπιστώθηκε 95% ομοιότητα με το RNN και 40% με το ARIMA.

Οι Masum et al. (2018) χρησιμοποίησαν δεδομένα ηλεκτρικού φορτίου για τρείς χώρες για την περίοδο 01/02/2010-31/01/2014 με συχνότητα δειγματοληψίας τα 60 λεπτά. Χρησιμοποιήθηκαν τα μοντέλα ARIMA και LSTM για την μελλοντική πρόβλεψη και η σύγκριση της απόδοσης τους πραγματοποιήθηκε με το στατιστικό μέτρο RMSE, μέσω του οποίου προέκυψε η υπεροχή του μοντέλου LSTM.

Οι Bashir et al. (2022) προέβλεψαν την μελλοντική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας στην περίπτωση του Βελγίου χρησιμοποιώντας τα μοντέλα ARIMA, LSTM και Prophet, αλλά και ένα προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο που προκύπτει από τα τρία παραπάνω. Χρησιμοποιώντας τα στατιστικά μέτρα RMSE, MAPE και MAPE, προκύπτει ότι αποδοτικότερο αναδεικνύεται το υβριδικό μοντέλο, ωστόσο αμέσως μετά σε απόδοση κατατάσσεται το LSTM.

Ο Guenoukpati (2021) χρησιμοποίησε δεδομένα για την ωριαία ενεργειακή οικιακή κατανάλωση από την 1η Ιανουαρίου 2015 έως και την 31η Δεκεμβρίου 2019 και χρησιμοποίησε για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών τα μοντέλα ARIMA, LSTM, ANN, SVR (μια προσαρμογή του αλγόριθμου μηχανικής μάθησης SVM στο πρόβλημα της παλινδρόμησης) και τη μέθοδο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Η προσαρμογή των μοντέλων εκτιμήθηκε με τη χρήση των στατιστικών μέτρων RMSE, nRMSE, MAPE και R^2-value και συνολικά προέκυψε πως τα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων και της μηχανικής μάθησης υπερέχουν των κλασσικών μοντέλων ARIMA και πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Οι Amarasinghe et al. (2017) συνέκριναν την απόδοση διαφόρων νευρωνικών μοντέλων και μοντέλων μηχανικής μάθησης και πιο συγκεκριμένα μοντέλων CNN, LSTM S2S, FCRBM (Factored Restricted Boltzmann Machines), SVM, χρησιμοποιώντας ωριαία δεδομένα ενεργειακής κατανάλωσης με σκοπό την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης των επόμενων 60 ωρών. Για τους σκοπούς της σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό μέτρο RMSE. Σε γενικές γραμμές τα μοντέλα παρουσίασαν παρόμοια απόδοση.

Συνολικά, διαφαίνεται πως τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων και μηχανικής μάθησης μπορούν να προβλέψουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τις μελλοντικές τιμές των χρονοσειρών στην περίπτωση της ενεργειακής κατανάλωσης σε σύγκριση με τα στατιστικά μοντέλα, ενώ η σύγκριση της μεταξύ τους απόδοσης δίνει παρόμοια αποτελέσματα και μια ευελιξία επιλογής.

Με βάση τα παραπάνω στην παρούσα εργασία επιλέχθηκε το μοντέλο LSTM, το οποίο είναι βασισμένο σε Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της ηλεκτρικής κατανάλωσης.

Νευρωνικά Δίκτυα

Τόσο η δομή, όσο και η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων (Neural Networks – NN) βασίζονται στην μέχρι τώρα κατανόηση της ανθρωπότητας σε σχέση με τη λειτουργία του βιολογικού νευρικού συστήματος (Wu 1992).

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από δισεκατομμύρια νευρικά κύτταρα, τους νευρώνες. Οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω ηλεκτρικών σημάτων, τα οποία είναι σύντομες διεγέρσεις της τάσης της κυτταρικής μεμβράνης. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διεκπεραιώνεται μέσω ηλεκτροχημικών ενώσεων, τις συνάψεις, οι οποίες διατάσσονται σε διακλαδώσεις των κυττάρων, τους δενδρίτες. Κατά κανόνα, κάθε νευρώνας λαμβάνει χιλιάδες συνδέσεις από άλλους νευρώνες και κατά συνέπεια λαμβάνει πολλαπλά εισερχόμενα σήματα, που τελικά φτάνουν στο κυτταρικό σώμα. Εκεί, αθροίζεται το συνολικό σήμα το οποίο λήφθηκε από τους δενδρίτες, και εφόσον αυτό υπερβεί ένα συγκεκριμένο επίπεδο, πυροδοτεί ένα ηλεκτροχημικό σήμα κατά μήκος του άξονα, ο οποίος είναι μια διακλαδωτική δομή εκροών. Για να καθοριστεί κατά πόσο πρέπει ο νευρώνας να παράγει το σήμα, ορισμένα σήματα πυροδοτούν μια ανασταλτική διαδικασία εμποδίζοντας την παραγωγή του σήματος και άλλα μια διεγερτική διαδικασία ενισχύοντας την παραγωγή του σήματος. Η χαρακτηριστική ικανότητα επεξεργασίας του κάθε νευρώνα εξαρτάται από τον τύπο – διεγερτικός ή ανασταλτικός- και από την ποιότητα των συνάψεων με άλλους νευρώνες. (Gurney 1997)

Κατά αναλογία με τον βιολογικό νευρώνα δομείται ο τεχνητός νευρώνας. Το τεχνητό ισοδύναμο του βιολογικού νευρώνα είναι οι κόμβοι ή οι δομικές μονάδες. Οι συνάψεις μοντελοποιούνται μέσω ενός αριθμού, του βάρους, με τον οποία κάθε δεδομένο εισόδου πολλαπλασιάζεται προτού σταλθεί στο ισοδύναμο του κυτταρικού σώματος. Εκεί, τα σταθμισμένα σήματα συνδυάζονται γραμμικά. Έπειτα εφαρμόζεται η συνάρτηση ενεργοποίησης και το αποτέλεσμα της συγκρίνεται με το όριο που έχει οριστεί και ο κόμβος παράγει το αντίστοιχο αποτέλεσμα. (Gurney 1997)

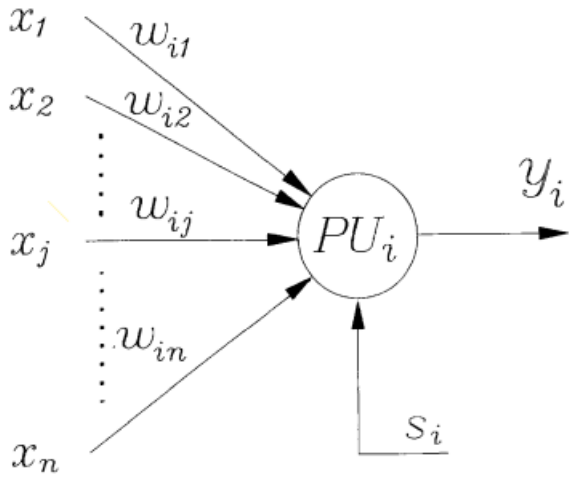
Βασική δομή και λειτουργία τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Βασικά στοιχεία των τεχνικών νευρωνικών δικτύων είναι η υπολογιστική μονάδα-νευρώνας (Processing Unit), η οποία μπορεί να αποτελεί κομμάτι ενός ευρύτερου νευρωνικού δικτύου, καθώς και η συνάρτηση ενεργοποίησης (Wu 1992).

Οι υπολογιστικές μονάδες – νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και συνήθως έχουν τη δομή που παρουσιάζεται στην Εικόνα… και αποτελούν αντίστοιχο του βιολογικού νευρώνα. Οι νευρώνες αυτοί είναι επί της ουσίας εκτελούν τη βασική λειτουργία να παράγουν το τελικό σήμα, ως άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων εισόδου και ενός αριθμητικού σταθερού ορίου. Η μαθηματική σχέση που περιγράφει τη διαδικασία αυτή είναι:

$$y_i = f_i\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij}\, x_j - s_i\right) = f_i\,(a_i) \quad (7)$$

, με y_i το εξερχόμενο σήμα από τον νευρώνα PU_i, w_{ij} το βάρος της διασύνδεση του j με το i, s_i το αριθμητικό όριο του συγκεκριμένου νευρώνα. Τα εισερχόμενα σήματα μπορεί να είναι είτε εξερχόμενα σήματα από άλλες υπολογιστικές μονάδες-νευρώνες, ή άμεσα από το εξωτερικό περιβάλλον του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή τα δεδομένα εισόδου του δικτύου. Το εξερχόμενα σήμα από τον νευρώνα PU_i μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εισερχόμενο σήμα σε κάποιον άλλο νευρώνα ή ως έξοδος του νευρωνικού δικτύου. Η τιμή των βαρών καθορίζει το κατά πόσο η έξοδος του νευρώνα PU_j επηρεάζει τη δραστηριότητα του νευρώνα PU_i. Το μέγεθος του βάρους κάθε εισερχόμενου σήματος δεν είναι σταθερό και μπορεί να μεταβάλλεται μέσα από τη διαδικασία της εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου, προκειμένου να προσαρμοστεί καλύτερα στα δεδομένα. (Wu 1992) (Εικόνα 12).



Εικόνα 12: Η υπολογιστική μονάδα (Πηγή: Wu 1992)

Το όριο s_i λειτουργεί ως φίλτρο για τα εισερχόμενα σήματα. Ο όρος a_i καλείται επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα PU_i και παρέχει προσωρινή και τοπική πληροφορία σε σχέση με τον νευρώνα. Η τιμή του επιπέδου ενεργοποίησης μετασχηματίζεται από την συνάρτηση f_i και έτσι καθορίζεται η τιμή του εξερχόμενου σήματος. Η συνάρτηση αυτή ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης. Για την κατασκευή των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται μια σειρά από συναρτήσεις ενεργοποίησης, όπως η βηματική συνάρτηση ή η σιγμοειδής συνάρτηση (Wu 1992).

Τα νευρωνικά δίκτυα καθορίζονται συνήθως από τις εξής τέσσερις παραμέτρους (Shanmuganathan 2016):

(1) Ο τύπος των νευρώνων, δηλαδή ο νευρώνας McCulloch-Pitts (McCulloch and Pitts 1943) ή ο ασαφής νευρώνα Yamakawa (Yamakawa 1990).
(2) Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους, γνωστός και ως αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων καθορίζουν την τοπολογία του νευρωνικού δικτύου και περιγράφουν την πλήρη ή την μερική σύνδεση τους, καθώς και τον αριθμό των νευρώνων εισόδου και εξόδου και τα επίπεδα νευρώνων που χρησιμοποιούνται. Έτσι, διακρίνονται σε:
    - **Αυτοσυσχετιζόμενα**: Οι νευρώνες εισόδου είναι και οι νευρώνες εξόδου.
    - **Ετεροσυσχετιζόμενα**: Οι νευρώνες εισόδου είναι ξεχωριστοί από αυτούς των νευρώνων εξόδου.
    - **Τροφοδοτικά (feedforward):** Δεν υπάρχουν συνδέσεις πίσω από τους νευρώνες εξόδου με τους νευρώνες εισόδου. Το δίκτυο δε «θυμάται»

τις προηγούμενες τιμές εξόδου του και τις καταστάσεις ενεργοποίησης των νευρώνων του.

- **Ανατροφοδοτικά (feedback):** Υπάρχουν συνδέσεις πίσω από τους νευρώνες εξόδου με τους νευρώνες εισόδου και έτσι το δίκτυο διατηρεί τη «μνήμη» των προηγούμενων καταστάσεων του και η επόμενη κατάσταση εξαρτάται από τα τρέχοντα σήματα εισόδου και τις προηγούμενες καταστάσεις του δικτύου.

(3) Οι αλγόριθμοι εκμάθησης, δηλαδή οι αλγόριθμοι που εκπαιδεύουν το δίκτυο. Οι υφιστάμενοι αλγόριθμοι εκμάθησης ταξινομούνται ως εξής:

- **Επιβλεπόμενη μάθηση:** Τα δεδομένα εισόδου αποτελούνται από διανύσματα x και τα επιθυμητά αποτελέσματα με διανύσματα y και η εκμάθηση συνεχίζεται μέχρις ότου το δίκτυο να «μάθει» να συσχετίζει το διάνυσμα x στο αντίστοιχο διάνυσμα y.
- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση:** Παρέχονται μόνο τα δεδομένα εισόδου και το νευρωνικό δίκτυο προσπαθεί να εντοπίσει την πιθανή δομή που μπορεί να κρύβεται πίσω από μη χαρακτηρισμένα δεδομένα. Οι αλγόριθμοι της μη επιβλεπόμενης μάθησης διακρίνονται σε ανταγωνιστικούς και μη ανταγωνιστικούς, ανάλογα με το αν οι νευρώνες «ανταγωνίζονται» τους υπόλοιπους νευρώνες στο να αντιδράσουν πρώτοι στο σήμα εισόδου που εισέρχεται στο επίπεδο τους.
- **Ενισχυτική μάθηση:** Παρέχεται το διάνυσμα εισόδου και το νευρωνικό δίκτυο υπολογίζει το αντίστοιχο διάνυσμα εξόδου. Εάν το αποτέλεσμα είναι ικανοποιητικό τότε τα υπάρχοντα βάρη αυξάνονται, αλλιώς μειώνονται.

(4) Ο αλγόριθμος ανάκλησης, με βάση τον οποία η γνώση που έχει αποκτήσει το νευρωνικό δίκτυο εξάγεται από αυτό.

Μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας μάθησης, η εσωτερική του δομή είναι σταθερή και πλέον το δίκτυο είναι έτοιμο προς χρήση στα διάφορα προβλήματα (Wu 1992)

Παραδείγματα Νευρωνικών Δικτύων

Δύο κλασσικά παραδείγματα τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN)

Ο αισθητήρας ενός επιπέδου- Single Layer Perceptron (SLPNN)

Ένα κλασσικό SLP με έναν κόμβο εξόδου και n κόμβους εισόδου είναι ένα νευρωνικό δίκτυο feed-forward ενός επιπέδου, όπου το y είναι το αποτέλεσμα εξόδου για το αντίστοιχο διάνυσμα εισόδου $x=(x_1, x_2, ..., x_n)$. Ένα τόσο απλό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να ταξινομήσει τα δεδομένα εισόδου σε δύο κλάσεις, υπολογίζοντας το αποτέλεσμα της συνάρτησης ενεργοποίησης $f_h(u)$ (συνήθως μη γραμμική), όπου το u είναι ίσο με το $wx - \theta$, έτσι ώστε $y = f_h(u)$, όπου θ η μεροληψία της συνάρτησης. Ως wx ορίζεται το σταθμισμένο άθροισμα των επιμέρους βαρών των σημάτων εισόδου. Τα σήματα εισόδου θεωρούνται μεταξύ τους ανεξάρτητα και κάθε σήμα ταξινομείται σε μια από τις δύο κλάσεις ανάλογα με το αν το σήμα εξόδου ξεπερνά ή όχι την τιμή 0.5. Η εκπαίδευση του μοντέλου αφορά στην κατάλληλη προσαρμογή του βάρους και της μεροληψίας προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά τετραγώνων, μεταξύ του επιθυμητού αποτελέσματος και του πραγματικού αποτελέσματος, το οποίο ορίζεται ως εξής (Hertz et al. 1991):

$$E = \frac{1}{2}\sum_j (d_j - y_j)^2 \quad (8)$$

, όπου d_j *και* y_j, η επιθυμητική και η πραγματική τιμή αποτελέσματος αντίστοιχα και j ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης.

Ο αισθητήρας πολλαπλών επιπέδων -Multilayer Perceptron Neural Network (MLPNN)

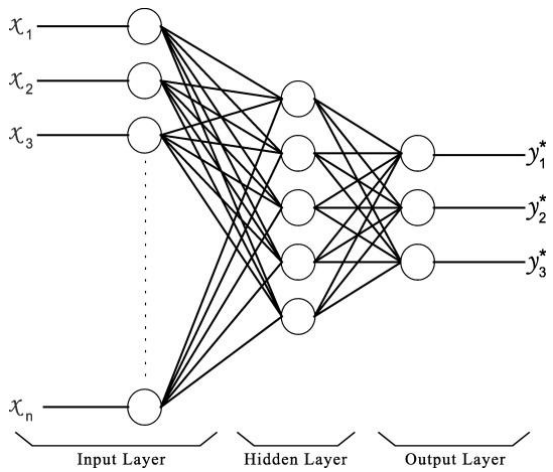
Τα νευρωνικά δίκτυα MLP αποτελούν τον πιο διαδεδομένο τύπο νευρωνικών δικτύων τροφοδότησης, λόγω της γρήγορης εκτέλεσης τους, την απλότητα εφαρμογής του και τα συγκριτικά λιγότερα απαιτούμενα δεδομένα εκπαίδευσης (Subasi 2007). Τα δίκτυα αυτού του τύπου αποτελούνται από τρία διαδοχικά επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, το κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου (Orhan et al. 2011). Τα κρυφά επίπεδα αναλύουν και μεταφέρουν την εισερχόμενη πληροφορία στο επίπεδο εξόδου (Orhan et al. 2011). Ιδιαίτερη σημασία έχει η επιλογή των κόμβων του κρυφού επιπέδου, προκειμένου να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα ή η κακή γενίκευση τους. Ωστόσο, δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος προσδιορισμού του βέλτιστου αριθμού κόμβων και συνεπώς προσδιορίζεται μέσω δοκιμών (Haykin 2008, Ogulata et al. 2009).

Κάθε νευρώνας j στο κρυφό επίπεδο συνδυάζει γραμμικά τα σταθμισμένα σήματα εισόδου x_i και δίνει σαν έξοδο: $y_j = f\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ji}\, x_i\right)$, όπου f η συνάρτηση ενεργοποίησης. Το άθροισμα τετραγώνων των διαφορών ανάμεσα στις τιμές εξόδου και τις επιθυμητές τιμές ορίζεται ως εξής (Subasi 2007):

$$E = \frac{1}{2}\sum_j \left(y_{dj} - y_j\right)^2 \quad (9)$$

, όπου y_{dj} είναι η επιθυμητή τιμή από τον νευρώνα j και y_j η τιμή εξόδου από τον νευρώνα. Κάθε βάρος w_{ji} προσαρμόζεται ανάλογα προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η τιμή του E, ανάλογα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που έχει επιλεχθεί (Subasi 2007).

Στην Εικόνα 13 παρουσιάζεται η δομή ενός νευρωνικού δικτύου MLP με πέντε νευρώνες στο κρυφό επίπεδο:



Εικόνα 13: Η δομή ενός νευρωνικού δικτύου MLP με πέντε νευρώνες στο κρυφό επίπεδο (Πηγή: Orhan 2011)

Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα - Deep Neural Networks (DNN)

Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (DNN) διακρίνονται από τα απλά νευρωνικά δίκτυα, που περιεγράφηκαν και παραπάνω, λόγω του βάθους τους, που πρακτικά σημαίνει ότι τα DNN διαθέτουν περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα. Τα DNN φέρουν την ιδιότητα της ιεραρχίας των χαρακτηριστικών. Πρακτικά κάθε επίπεδο νευρώνων εκπαιδεύεται

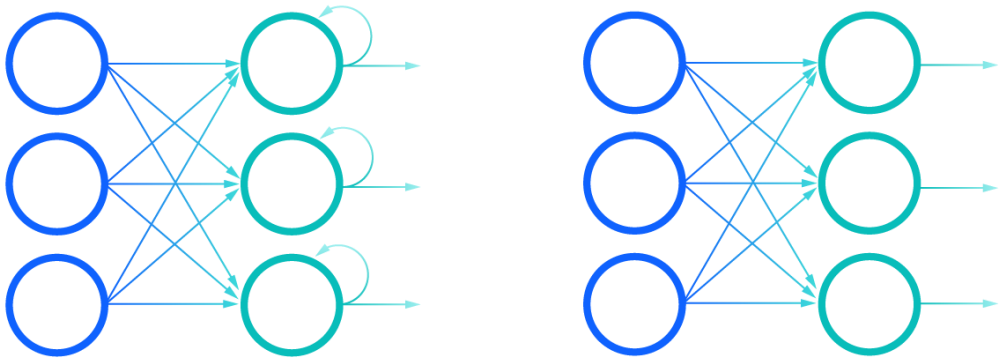
σε ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό, ενώ όσο πιο βαθύ είναι ένα νευρωνικό δίκτυο τόσο πιο σύνθετα είναι τα χαρακτηριστικά πάνω στα οποία εκπαιδεύεται (Bengio 2012). Έτσι, τα DNN είναι σε θέση να διαχειρίζονται μεγάλα set με δεδομένα εκπαίδευσης. Σε αντίθεση με τους υπόλοιπους τύπους νευρωνικών δικτύων, όσο μεγαλύτερα τα training sets, τόσο καλύτερη η προσαρμογή του μοντέλου.

Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα - Convolutional neural network (CNN)

Τα CNN αποτελούν ένα είδος βαθιών νευρωνικών δικτύων, τα οποία αρχικά σχεδιάστηκαν για την ανάλυση εικόνων. Ωστόσο, έχει αναδειχθεί και η πολύ καλή προσαρμοστικότητα του στην ανάλυση σειριακών δεδομένων (Zhang 2015). Αυτό που διαχωρίζει τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα, από τα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα είναι οι διαδικασία της συνέλιξης και οι μηχανισμοί υποδειγματοληψίας τους. Κατά τη διαδικασία της συνέλιξης χρησιμοποιούνται πολλαπλά φίλτρα, προκειμένου να εξαχθούν από τα δεδομένα τα χαρακτηριστικά εκείνα που μπορούν να διατηρήσουν τη χωρική τους πληροφορία. Με τη διαδικασία της υποδειγματοληψίας, επιτυγχάνεται η μείωση των διαστάσεων των χαρακτηριστικών που προέκυψαν από τη διαδικασία της συνέλιξης (Zhu et al. 2018).

Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα - Recurrent neural network (RNN)

Τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα είναι ένας τύπος νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση σειριακών δεδομένων ή χρονοσειρών. Σε αντίθεση με τα κλασσικά feedforward νευρωνικά δίκτυα, τα RNN χρησιμοποιούν τα ίδια βάρη σε κάθε επίπεδο του δικτύου, ενώ επιπρόσθετα τα σήματα εξόδου στην περίπτωση των RNN δε θεωρούνται ανεξάρτητα από τα σήματα εισόδου και εξαρτώνται από τα προηγούμενα στοιχεία της ακολουθίας (IBM 2020). Σχηματικά η διαφοροποίηση των RNN από τα κλασσικά feedforward νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζεται στην Εικόνα 14.

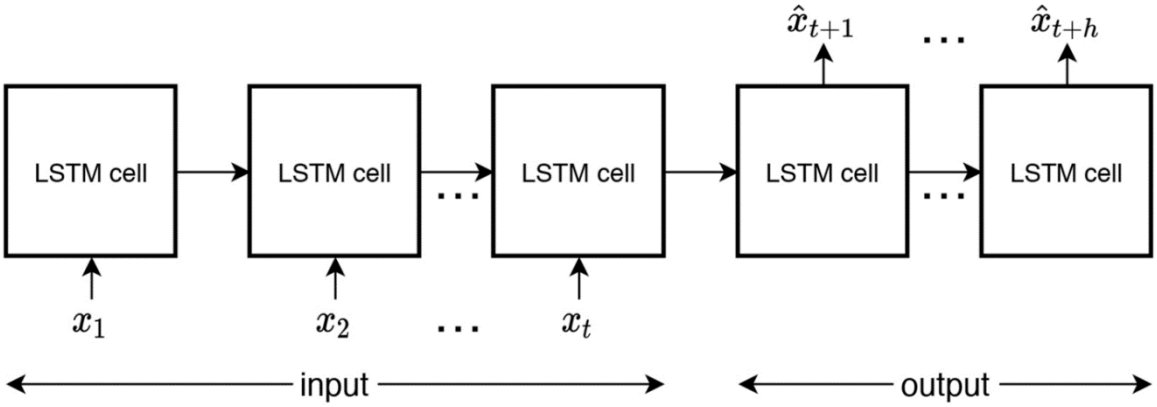


Εικόνα 14: Τυπική δομή RNN (αριστερά) και Feedforward νευρωνικών δικτύων (δεξιά) (Πηγή: IBM 2020)

Τα νευρωνικά δίκτυα Long Short Term Memory -LSTM

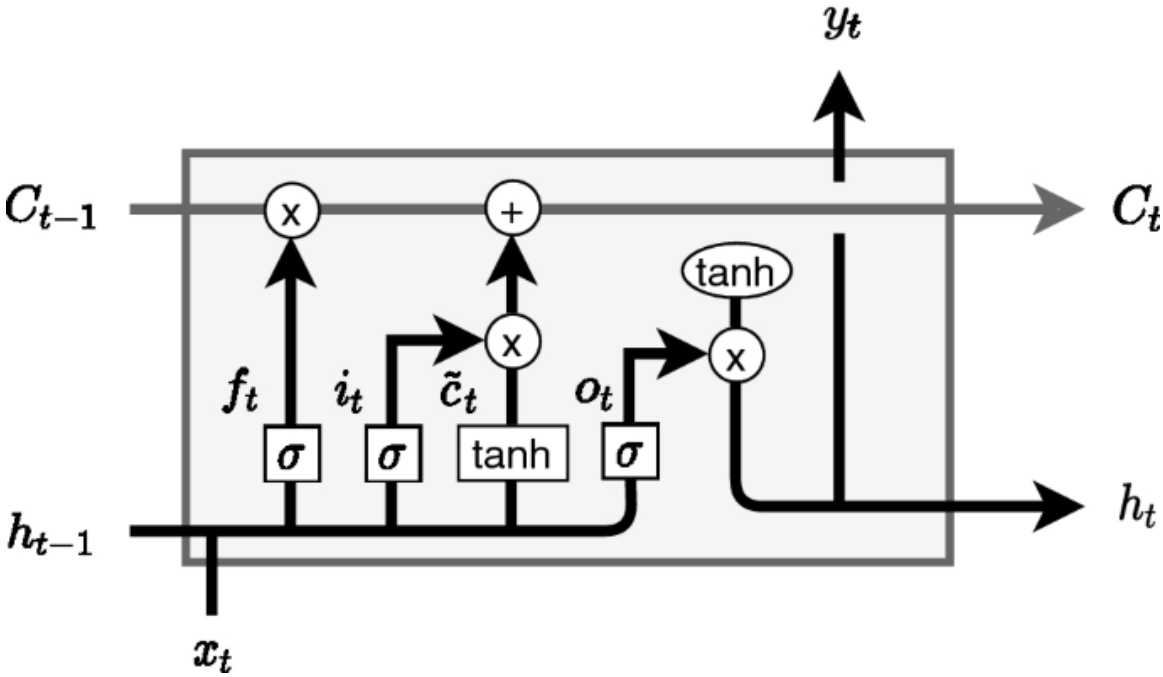
Τα νευρωνικά δίκτυα LSTM κατατάσσονται στα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNN), με τη βασική διαφορά να παρατηρείται στην πολυπλοκότητα των δομικών μονάδων ου χρησιμοποιούνται στα κρυφά επίπεδα, οι οποίες περιλαμβάνουν μια πύλη εισόδου, μια επιλεκτική πύλη, μια πύλη εξόδου και ένα κελί μνήμης (Zheng et al. 2018).

Γενικά, η δομή των LSTM μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τον αριθμό των εισόδων και εξόδων (one to one, one to many, many to one, many to many). Μια τυπική δομή πολλαπλών εισόδων και εξόδων του μοντέλου δίνεται στην Εικόνα 15.



Εικόνα 15: LSTM δίκτυο πολλαπλών εισόδων και εξόδων (Πηγή: Torres et al. 2022)

Κάθε κελί στο δίκτυο LSTM λαμβάνει πληροφορίες που μοντελοποιήθηκαν από τα προηγούμενα κελιά, καθώς και τα τρέχοντα δεδομένα x_t . Η επιρροή των προγενέστερων δεδομένων στην τρέχουσα κατάσταση καθορίζεται μέσα από μια σειρά λογικών πυλών. Η δομή ενός κελιού LSTM δίνεται στην Εικόνα 16.



Εικόνα 16: Κελί LSTM (Πηγή: Torres et al. 2022)

Με f_t συμβολίζεται η επιλεκτική πύλη, i_t η πύλη εισόδου και o_t η πύλη εξόδου. Η επιλεκτική πύλη καθορίζει ποια πληροφορία διατηρείται και ποια όχι, ανάλογα με την τιμή που λαμβάνει η συνάρτηση, με τις τιμές κοντά στο 0 να ισοδυναμούν με απόρριψη και τις τιμές κοντά στο 1 με αποδοχή. Η πύλη εισόδου καθορίζει ποια νέα πληροφορία θα χρησιμοποιηθεί για την αναβάθμιση της εσωτερικής μνήμης της τρέχουσας μονάδας c_t, η οποία αναβαθμίζεται με βάση την εσωτερική μνήμη της προηγούμενης χρονικής στιγμής, την επιλεκτική πύλη και τη νέα κρυφή κατάσταση. Στο τελικό στάδιο, η πύλη εξόδου καθορίζει το σήμα εξόδου, το οποίο και θα αποτελέσει το σήμα εισόδου για την επόμενη κρυφή κατάσταση (Torres et al. 2022, Hochreiter et al. 1997).

Η πληροφορία από το $ht-1$ από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση και η τρέχουσα πληροφορία xt μετασχηματίζονται με χρήση της σιγμοειδούς συνάρτησης

ενεργοποίησης σ, προκειμένου να υπολογιστούν όλες οι τιμές της πύλης και μέσα από την συνάρτηση ενεργοποίησης tanh να υπολογιστεί η νέα πληροφορία, η οποία θα χρησιμοποιηθεί για την αναβάθμιση (Torres et al. 2022).

Οι μαθηματικές σχέσεις που περιγράφουν το LSTM νευρωνικό δίκτυο είναι οι εξής ((Torres et al. 2022, Hochreiter et al. 1997):

$$f_t = \sigma\left(W_f x_t + A_f h_{t-1} + b_f\right) \quad (10)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + A_o h_{t-1} + b_o) \quad (11)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + A_i h_{t-1} + b_i) \quad (12)$$

$$c'_t = tanh(W_c x_t + A_c h_{t-1} + b_c) \quad (13)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * c'_t \quad (14)$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t) \quad (15)$$

, όπου W_f, W_i, W_c και W_o τα βάρη των διανυσμάτων εισόδου, A_f, A_i, A_c και A_o τα άνω βάρη διανυσμάτων εξόδου και, b_f, b_i, b_c και b_o τα διανύσματα μεροληψίας.

Οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση συμμετείχαν 30 νοικοκυριά του οικισμού του Μετσόβου και οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν κατά την περίοδο Απριλίου 2019 έως και τον Σεπτέμβριο 2019 (ROUND A), ενώ στη δεύτερη φάση συμμετείχαν 30 νοικοκυριά -διαφορετικά από αυτά του ROUND A- και οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν κατά την περίοδο του Νοεμβρίου 2019 μέχρι και τον Φεβρουάριο 2021 (ROUND B). Για την πραγματοποίηση των μετρήσεων χρησιμοποιήθηκε μετρητικός εξοπλισμός της εταιρείας efergy ο οποίος εγκαταστάθηκε στους εσωτερικούς πίνακες ηλεκτροδοσίας των κατοικιών, έτσι ώστε να μετράται η συνολική κατανάλωση ενέργειας του κάθε νοικοκυριού. Οι μετρήσεις λαμβάνονταν με χρονικό βήμα 1 ώρας.

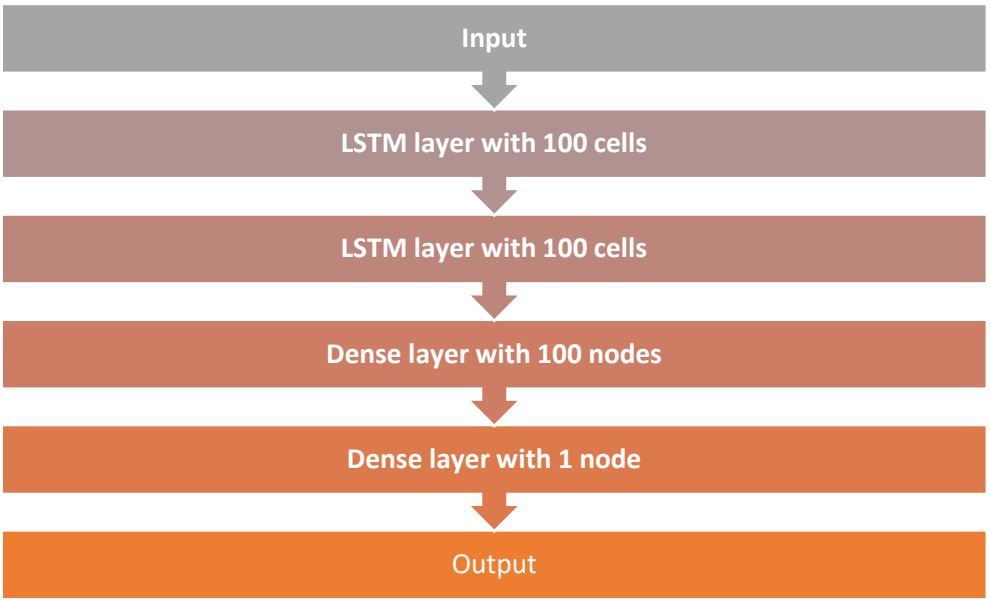
Οι μετρητικές συσκευές που χρησιμοποιήθηκαν έχουν τη δυνατότητα να καταγράφουν την κατανάλωση ενέργειας ανά ώρα και ανά ημέρα. Τα δεδομένα μεταφέρονται από το σημείο μέτρησης σε μία συσκευή συλλογής (collector) χρησιμοποιώντας μια γραμμή ισχύος και από εκεί μέσω ενός modem – hub μεταφέρονται στην ειδική πλατφόρμα διαχείρισης της ENGAGE.

Πρόβλεψη ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης

Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν αναλύθηκαν ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα για την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών κατά τη διάρκεια της ημέρας, κατά τη διάρκεια της εβδομάδας, αλλά και τυχόν διαφοροποιήσεις της ενεργειακής κατανάλωσης και συμπεριφοράς μεταξύ των εποχών. Επιπλέον, τα μετρητικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν και για την πρόβλεψη της ετήσιας ενεργειακής κατανάλωσης των νοικοκυριών προκειμένου η συνολική ηλεκτρική κατανάλωση να χρησιμοποιηθεί ως δεδομένο εισόδου για τη συσταδοποίηση των 60 νοικοκυριών και την ανάλυση πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης των ενεργειακών τους δαπανών, στις περιπτώσεις των νοικοκυριών που οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν σε διάστημα μικρότερο του ενός έτους.

Το προτεινόμενο μοντέλο LSTM

Στην παρούσα μελέτη επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί ένα βαθύ LSTM (deep LSTM ή stacked LSTM) μοντέλο , το οποίο προκύπτει από το «στοίβαγμα» επιπέδων LSMT . Το προτεινόμενο μοντέλο στην δεδομένη εργασία δίνεται σχηματικά στην Εικόνα 17.



Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική προτεινόμενου deep LSTM RNN

Στην περίπτωση αυτή, το πρώτο επίπεδο LSTM παράγει με βάση τα δεδομένα εισόδου, διανυσματικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδος στο επίπεδο LSTM που ακολουθεί. Στη συνέχεια, τα δεδομένα εξόδου του δεύτερου επιπέδου LSTM εισάγονται στο πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο (Dense Layer) 100 κόμβων, το οποίο σε τελικό επίπεδο τροφοδοτεί το τελευταίο πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο ενός κόμβου, ο οποίος δίνει και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης της μελλοντικής ενεργειακής κατανάλωσης.

Οι παράμετροι κάθε επιπέδου δίνονται στον Πίνακας 1

Πίνακας 1: Παράμετροι κάθε επιπέδου

Layer	Parameters
1st LSTM layer	**Units=100** Activation=tanh Recurrent Activation=sigmoid Unit_forget_bias=True Kernel_regularizer=None Bias_regularizer=None Activity_regularizer=None Kernel_constraint=None

Layer	Parameters
2nd LSTM layer	**Units=100** Activation=tanh Recurrent Activation=sigmoid Unit_forget_bias=True Kernel_regularizer=None Bias_regularizer=None Activity_regularizer=None Kernel_constraint=None

	Recurrent_constraint=None Bias_constraint=None Dropout=0 Recurrent dropout=0 Return_sequenses=True Return_state=False Go_Backwards=False Stateful=False Use_bias=True Unroll=False Time_major=False			Recurrent_constraint=None Bias_constraint=None Dropout=0 Recurrent dropout=0 Return_sequenses=True Return_state=False Go_Backwards=False Stateful=False Use_bias=True Unroll=False Time_major=False
1st Dense layer	**Units=100** Activation=None Use_bias=False Kernel_initializer=None Bias_initializer=None Kernel_regularizer=None Activity_regularizer=None Kernel_constraint=None Bias_constraint=None		**2nd Dense layer**	**Units=1** Activation=None Use_bias=False Kernel_initializer=None Bias_initializer=None Kernel_regularizer=None Activity_regularizer=None Kernel_constraint=None Bias_constraint=None

Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης ADAM. Ο αλγόριθμος αυτός μπορεί να χρησιμοποιηθεί αντί της κλασικής διαδικασίας στοχαστικής κλίσης για την ενημέρωση των βαρών του δικτύου με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Στον αλγόριθμο ADAM διατηρείται ένας ρυθμός εκπαίδευσης για κάθε παράμετρο (βάρος) του δικτύου και υιοθετείται χωριστά στα βάρη όσο προχωράει η εκπαίδευση. Πρακτικά υπολογίζει μεμονωμένους ρυθμούς εκπαίδευσης για κάθε παράμετρο και το κάνει προσεγγίζοντας τις ροπές πρώτης και δεύτερης τάξης των παραγώγων (gradients). Στη θεωρία των πιθανοτήτων και της στατιστικής η ροπή πρώτης τάξης είναι η μέση τιμή και η ροπή δεύτερης τάξης είναι η διασπορά.

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό μέτρο "Mean Squared Error - MSE". Το MSE υπολογίζεται ως η μέση τιμή της διαφοράς της πραγματικής και της εκτιμηθείσας τιμής στο τετράγωνο. Πρόκειται για ένα από τα πιο διαδεδομένα στατιστικά μέτρα αξιολόγησης για την πρόβλεψη στη μηχανική μάθηση, μαζί με τα μέτρα "Mean Absolut Error- MAE" και "Mean Absolute Percentage Error -MAPE" (Botchkarev 2018) και όσο πιο μικρές και πιο κοντά στο 0 οι τιμές του MSE, τόσο καλύτερη θεωρείται η απόδοση του μοντέλου.

Επεξεργασία Δεδομένων για την εισαγωγή τους στο μοντέλο

Σε πρώτο επίπεδο, ελέγχθηκε η στασιμότητα όλων των χρονοσειρών. Η προϋπόθεση της στασιμότητας είναι ιδιαιτέρως σημαντική στο πρόβλημα της πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών μιας χρονοσειράς (Kugiumtzis,). Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ο στατιστικός έλεγχος Dickey-Fuller. Ο έλεγχος αυτός βασίζεται

στην εμπειρική τιμή της στατιστικής t από μια απλή παλινδρόμηση, όμως η σύγκριση για την αποδοχή ή όχι της H_0 δεν γίνεται με τιμές από την t- κατανομή αλλά με τιμές που έχουν προσδιοριστεί εμπειρικά από τον MacKinnon(1991).Η μηδενική υπόθεση απορρίφθηκε για όλες τις υπό εξέταση χρονοσειρές και συνεπώς στο σύνολο τους χαρακτηρίζονται ως στάσιμες.

Στη συνέχεια, τα κενά των χρονοσειρών συμπληρώθηκαν με τη μέθοδο της γραμμικές παρεμβολής (linear interpolation). Πρακτικά, χρησιμοποιείται η μεταβολή της κατανάλωσης της αμέσως προηγούμενης και της αμέσως επόμενης μέτρησης για την εκτίμηση της ενδιάμεσης, κενής τιμής, θεωρώντας κάθε φορά ότι οι τιμές αυτές σχετίζονται γραμμικά. Αφού συμπληρώθηκαν πλήρως οι χρονοσειρές, τα δεδομένα κανονικοποιήθηκαν με χρήση της συνάρτησης MinMaxScaler.

Τέλος, πριν την εκπαίδευση και την εκτέλεση του μοντέλου, για κάθε χρονοσειρά ορίστηκε ένα σετ δεδομένων εκπαίδευσης και ένα σετ δεδομένων ελέγχου. Ο όγκος των δεδομένων που αντιστοιχεί σε κάθε σετ διαφέρει από χρονοσειρά σε χρονοσειρά, σε κάθε περίπτωση καθορίστηκε μέσω δοκιμών και εκτίμησης του σφάλματος και παραθέτονται για κάθε χρονοσειρά στον Πίνακα..

Εκπαίδευση και Εφαρμογή του μοντέλου LSTM

Για τα νοικοκυριά για τα οποία υπήρχε επάρκεια δεδομένων και ήταν απαραίτητη η πρόβλεψη της ετήσια ενεργειακής κατανάλωσης, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο με την αρχιτεκτονική που περιεγράφηκε παραπάνω. Στην πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών κάθε χρονοσειράς, οι εξής παράμετροι προσαρμόστηκαν ξεχωριστά για κάθε χρονοσειρά, μέσα από εμπειρικές δοκιμές:

- **training size**, η οποία καθορίζει το μέγεθος του σετ εκπαίδευσης και του σετ ελέγχου
- lookback, που ορίζει το πόσες προηγούμενες τιμές θα ληφθούν υπόψιν για την πρόβλεψη της μελλοντικής τιμής
- batch size, η οποία καθορίζει το πλήθος των τιμών που θα ληφθούν υπόψιν για την εκτίμηση του σφάλματος πριν την προσαρμογή των βαρών
- Epochs, που ορίζει τον αριθμό των φορών που το σετ δεδομένων εκπαίδευσης θα περάσει μέσα από τον αλγόριθμο και αντίστοιχα των αριθμό που θα αναπροσαρμοστούν οι εσωτερικές παράμετροι του μοντέλου
- **Early Stopping Patience**, που ορίζει τον αριθμό των εποχών μετά τις οποίες ο αλγόριθμος ολοκληρώνεται, σε περίπτωση που δεν παρατηρείται διαφορά στο στατιστικό μέτρο ελέγχου που έχει επιλεχθεί να υπολογιστεί.

Η εξειδίκευση των παραμέτρων αυτών, καθώς και η τιμή του MSE, αφού το μοντέλο εκπαιδεύτηκε και εκτελέστηκε για το σετ δεδομένων ελέγχου, παρουσιάζονται αναλυτικά στον Πίνακας 2

Πίνακας 2: Εξειδίκευση παραμέτρων και MSE

Households	Train Size	Lookback	Batch Size	Early Stopping Patience	Epochs	MSE
H1	0.5	720	20	100	300	0.0099
H2	0.667	720	20		500	0.008
H4	0.5	720	25		300	0.008
H5	0.5	1080	40		300	0.0109
H6	0.5	720	20		500	0.0079
H7	0.5	720	32		500	0.151
H8	0.5	1440	60		500	0.0184
H9	0.667	720	20		500	0.0099
H10	0.5	720	25		500	0.0124
H11	0.667	1440	10		500	0.0273
H13	0.677	720	20		500	0.007
H14	0.9	1440	60		500	0.0199
H16	0.667	1440	100		500	0.0097
H18	0.667	1440	32	100	500	0.0049
H20	0.5	1440	25	100	300	0.0094
H22	0.667	1440	32		300	0.011
H23	0.5	720	20	100	500	0.0185
H25A	0.5	720	20		500	0.011
H27	0.7	1440	25		500	0.0187
H28	0.5	720	20		500	0.0143
H29	0.9	720	20		500	0.0145
H19A	0.9	1440	30		300	0.043

Παρατηρείται ότι σε κάθε περίπτωση η τιμή του MSE είναι αρκετά μικρότερη του 0.5, υποδεικνύοντας καλή προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα.

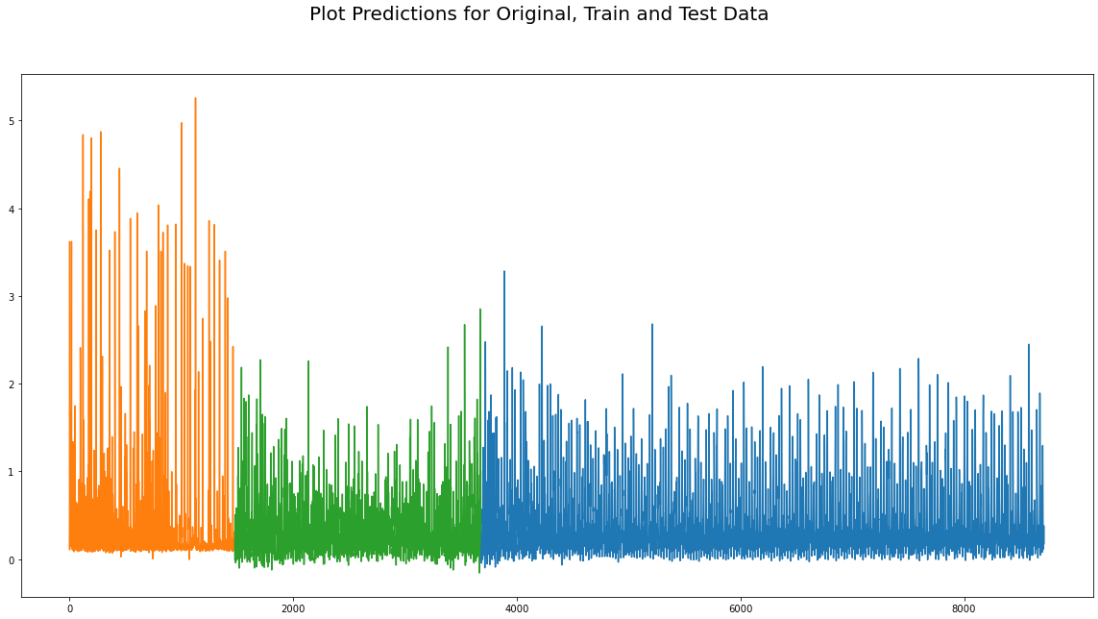
Έπειτα, το μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της ωριαίας κατανάλωσης των νοικοκυριών για τόσες μέρες, έτσι ώστε μαζί με τα ήδη υπάρχοντα δεδομένα, να είναι διαθέσιμη η ετήσια ενεργειακή κατανάλωση τους. Η τιμή της ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης συγκρίθηκε στη συνέχεια με την τιμή της ετήσιας ενεργειακής κατανάλωσης όπως αυτή υπολογίστηκε στο πλαίσιο του ερευνητικού προγράμματος STEP-IN, με βάση τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της οικίας και του νοικοκυριού, όπως το έτος κατασκευής, το εμβαδόν, ο τύπος της κατοικίας, η μόνωση, το υλικό των κουφωμάτων και των υαλοπινάκων, η ύπαρξη ή μη ηλιακού ή ηλεκτρικού θερμοσίφωνα καθώς και χαρακτηριστικά όπως ο αριθμός των μελών του νοικοκυριού.

Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης για κάθε νοικοκυριό, καθώς και τα συγκριτικά αποτελέσματα δίνονται στον Πίνακας 3.

Πίνακας 3: Τιμή της ετήσιας ηλεκτρικής κατανάλωσης

Households	Model Prediction (kWh)	App Estimation(kWh)	Model - App
H1	1597	1580	17
H2	1767	1750	17
H4	2295	2450	-155
H5	2337	2280	57
H6	2592	2630	-38
H7	3280	3330	-50
H8	4920	4879	41
H9	1828	ΜΗ ΔΙΑΘΕΣΙΜΟ	
H10	3479	3500	-21
H11	10311	10380	-69
H13	3037	3030	7
H14	6568	6570	-2
H16	1699	1750	-51
H18	1337	1420	-83
H20	1165	1250	-85
H22	3501	3490	11
H23	5223	5170	53
H25A	2370	2651	-281
H27	4340	4250	90
H28	2289	ΜΗ ΔΙΑΘΕΣΙΜΟ	
H29	5709	5550	159
H19A	6967	7000	-33

Όπως φαίνεται και στον πίνακα, το μοντέλο κατάφερε να προσεγγίσει αρκετά ικανοποιητικά τις διαθέσιμες τιμές ενεργειακής κατανάλωσης. Ωστόσο, το μοντέλο δεν κατάφερε να αποτυπώσει πλήρως τις μέγιστες και ελάχιστες ωριαίες τιμές ενεργειακής κατανάλωσης. Ενδεικτικά, παρατίθεται το διάγραμμα της χρονοσειράς ωριαίας ηλεκτρικής κατανάλωσης σε βάθος ενός χρόνου, για το νοικοκυριό H7 (Εικόνα 18).



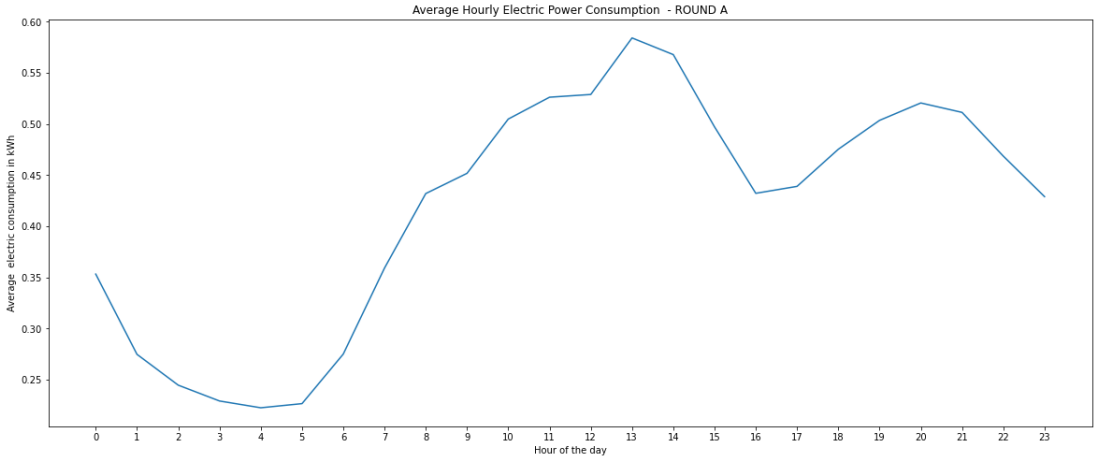
Εικόνα 18: Χρονοσειρά ωριαίας ηλεκτρικής κατανάλωσης σε βάθος ενός χρόνου, για το νοικοκυριό H7

Η αδυναμία αυτή του μοντέλου μπορεί να αποδοθεί στον όγκο των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου. Όπως, αναδείχθηκε και από την ανασκόπηση στη σχετική βιβλιογραφία, τα διαθέσιμα δεδομένα για πρόβλεψη ήταν πολλαπλάσια των μελλοντικών δεδομένων που επιχειρούσε κάθε φορά να προβλέψει το εκάστοτε μοντέλο, ενώ στην συγκεκριμένη περίπτωση το μοντέλο κλήθηκε στις περισσότερες των περιπτώσεων να υπολογίσει μεγαλύτερο πλήθος μελλοντικών τιμών σε σχέση με τις διαθέσιμες προγενέστερες τιμές.

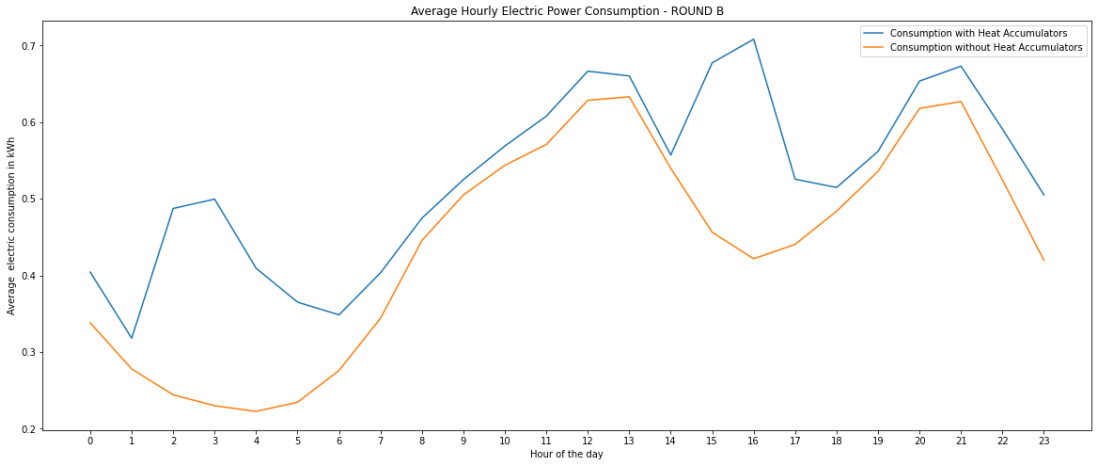
Οικιακή Ενεργειακή Κατανάλωση

Ημερήσια ενεργειακή κατανάλωση

Αρχικά, αναλύθηκε η μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών, τόσο για το ROUND A (Εικόνα 19), όσο και για τα νοικοκυριά του ROUND B (Εικόνα 20).



Εικόνα 19: Διάγραμμα: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών ROUND A



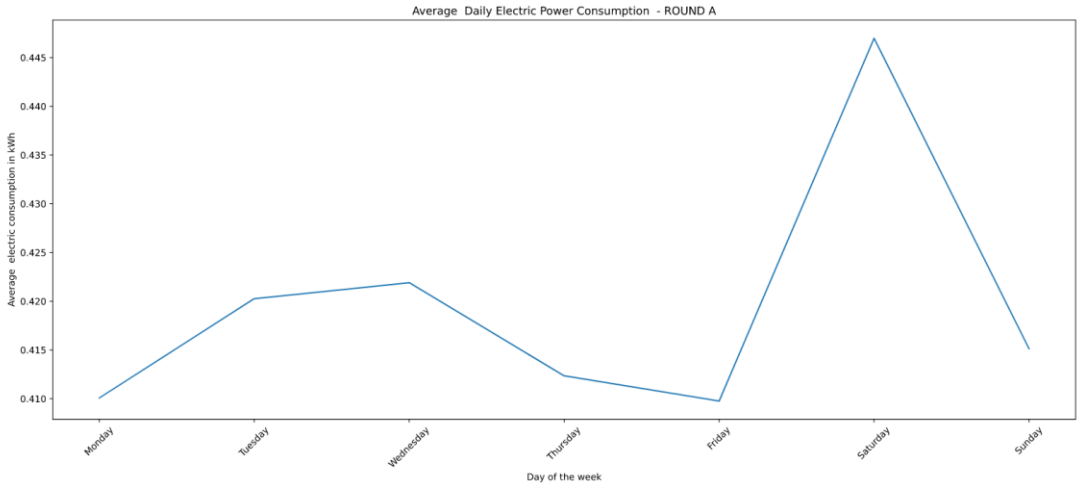
Εικόνα 20: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών ROUND B

Παρατηρώντας το Διάγραμμα, διαπιστώνεται ότι τα μέγιστα φορτία παρατηρούνται 11:00 – 13:00, όπου σε οικισμούς όπως το Μέτσοβο οφείλεται στο μεσημεριανό μαγείρεμα γίνεται το μαγείρεμα για την οικογένεια. Έπειτα, το φορτίο παρουσιάζει τοπικό ελάχιστο κατά τις μεσημεριανές ώρες, ενώ από τις 17:00 και μετά αρχίζει η σταδιακή αύξηση του, οδηγώντας σε τοπικό μέγιστο στο διάστημα 20:00-21:00, τις ώρες δηλαδή που η οικογένεια βρίσκεται και πάλι συγκεντρωμένη στο σπίτι. Στη συνέχεια, η ηλεκτρική κατανάλωση μειώνεται σταδιακά και τα ελάχιστα φορτία παρατηρούνται κατά τη διάρκεια της νύχτας (03:00-05:00). Από τις 05:00 και μετά παρατηρείται σταδιακή αύξηση του φορτίου, η οποία συνδέεται με την έναρξη της ημέρας και των δραστηριοτήτων των μελών των νοικοκυριών, μέχρι να φτάσει στις μέγιστες τιμές.

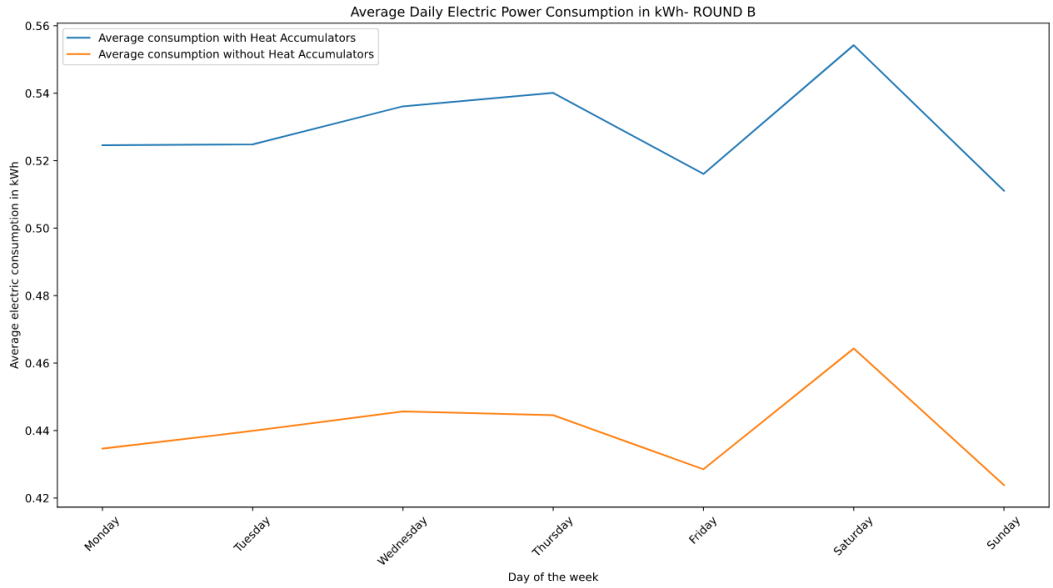
Σε πρώτο επίπεδο, η καμπύλη της ωριαίας ενεργειακής κατανάλωσης που αντιστοιχεί στα νοικοκυριά του ROUND B, φαίνεται να διαφοροποιείται από αυτή του ROUND A, παρουσιάζοντας μέγιστα φορτία, τις ώρες που στο ROUND A, παρατηρούνται ελάχιστα φορτία (τοπικά και ολικά). Όπως προέκυψε και από την περιγραφική στατιστική ανάλυση των ερωτηματολογίων, δύο εκ των νοικοκυριών του ROUND B χρησιμοποιούν κύριο σύστημα θέρμανσης που βασίζεται στην ηλεκτρική ενέργεια (θερμοσυσσωρευτές) και ως εκ τούτου τις ώρες που τίθεται σε ισχύ το νυχτερινό τιμολόγιο, τα νοικοκυριά εκμεταλλεύονται τις συγκριτικά χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικού ρεύματος για τη θέρμανση της κατοικίας τους. Εξαιρώντας τα δυο νοικοκυριά από τον υπολογισμό της μέσης ωριαίας ενεργειακής κατανάλωσης, η καμπύλη όπου το προφίλ (Χωρίς θερμοσυσσωρευτές) εξομαλύνεται και ακολουθεί τις συνήθειες – υποχρεώσεις της σύγχρονης ελληνικής οικογένειας, με μέγιστα φορτία κατά το διάστημα 12:00-13:00, τοπικά ελάχιστα φορτία τις μεσημεριανές ώρες, εκ νέου μέγιστα φορτία κατά το διάστημα 20:00-21:00 και ελάχιστα φορτία κατά τις νυχτερινές ώρες.

Εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση

Στη συνέχεια εξετάστηκε η μεταβολή της ενεργειακής κατανάλωσης των νοικοκυριών κατά τη διάρκεια της εβδομάδας για τα νοικοκυριά του ROUND A (Εικόνα 21) και τα νοικοκυριά του ROUND B (Εικόνα 22).



Εικόνα 21: Μέση εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών στο ROUND A

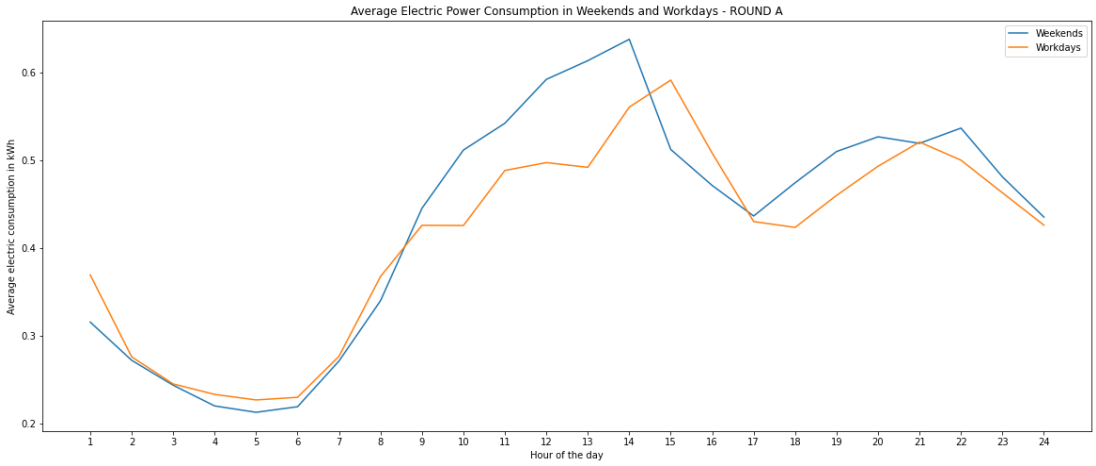


Εικόνα 22: Μέση εβδομαδιαία ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών στο ROUND B

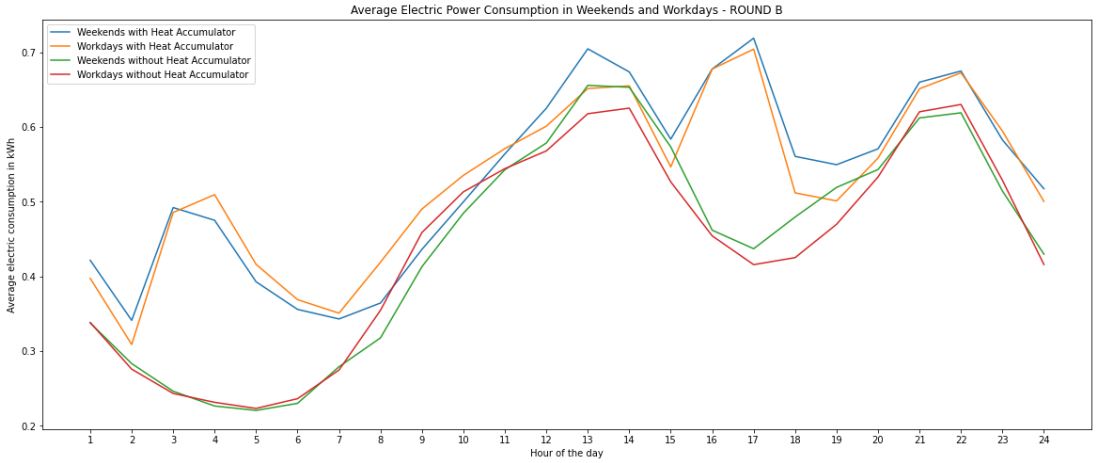
Παρατηρώντας το Διάγραμμα, διαπιστώνεται ότι κατά τη διάρκεια της εβδομάδας τα ενεργειακά φορτία παραμένουν σχετικά σταθερά κατά τις καθημερινές, ενώ σημειώνεται μια απότομη αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης το Σάββατο, οπότε και εκτελούνται οι περισσότερες οικιακές εργασίες σε ένα τυπικό ελληνικό νοικοκυριό, ενώ ταυτόχρονα ενδεχομένως αυξάνεται και ο χρόνος παραμονής των μελών του νοικοκυριού στην κατοικία, μιας και τα σχολεία δε λειτουργούν, ενώ μια σειρά επαγγελμάτων έχει πενθήμερη, καθημερινή απασχόληση. Η τάση της μέσης ενεργειακής κατανάλωσης παραμένει η ίδια λαμβάνοντας υπόψιν τα νοικοκυριά που χρησιμοποιούν θερμοσυσσωρευτές, γύρω όμως από υψηλότερα ενεργειακά φορτία. Παρόμοια, συμπεριφορά παρατηρείται και στο Διάγραμμα, με την ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών να εκτοξεύεται την ημέρα του Σαββάτου.

Μικρή διαφοροποίηση παρατηρείται στα νοικοκυριά του ROUND A συγκρίνοντας και τη μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση κατά τις καθημερινές και τα Σαββατοκύριακα. Η ψαλίδα της ενεργειακής κατανάλωσης μεγαλώνει αρκετά από τις 9:00 έως και τις 13:00, το οποίο οφείλεται στην απουσία των μελών του νοικοκυριού

από την κατοικία κατά τις πρωινές ώρες τις καθημερινές. Ταυτόχρονα, παρατηρείται η μετατόπιση της μέγιστης καταγεγραμμένης ενεργειακής κατανάλωσης μια ώρα νωρίτερα τα Σαββατοκύριακα σε σχέση με τις καθημερινές (Εικόνα 23). Παρόμοια ενεργειακή συμπεριφορά παρατηρείται και στην περίπτωση των νοικοκυριών του ROUND B (Εικόνα 24).



Εικόνα 23: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση τις καθημερινές και τα Σαββατοκύριακα για τα νοικοκυριά του ROUND A



Εικόνα 24: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση τις καθημερινές και τα Σαββατοκύριακα για τα νοικοκυριά του ROUND B

Στο επόμενο στάδιο, εξετάστηκε η μέση ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών και η σχέση της με παράγοντες που αναδείχθηκαν κατά τη βιβλιογραφική ανασκόπηση κρίσιμοι για τη διαμόρφωση της ενεργειακής κατανάλωσης. Συγκεκριμένα, διερευνήθηκε η σχέση ενεργειακής κατανάλωσης με: α) το εμβαδόν της κατοικίας, β) τα μέλη του νοικοκυριού και γ) το εισόδημα.

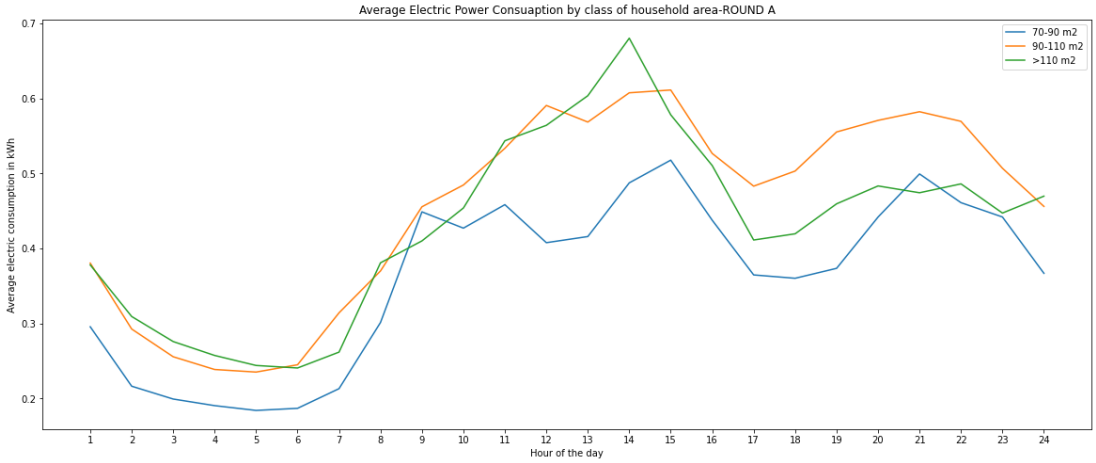
Ενεργειακή κατανάλωση και εμβαδόν κατοικίας

Τα νοικοκυριά του ROUND A (Εικόνα 25) και του ROUND B (Εικόνα 26) ομαδοποιήθηκαν με βάση το εμβαδόν της κατοικίας τους σε 4 κλάσεις ως εξής:

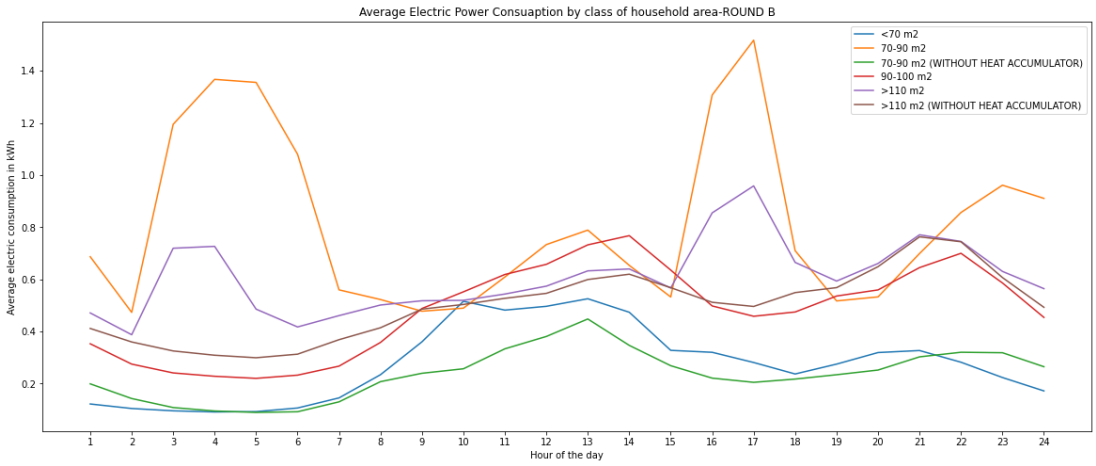
- Στην πρώτη κλάση ανήκουν τα νοικοκυριά με κατοικίες μικρότερες των 70 τ.μ.

- Στη δεύτερη κλάση ανήκουν νοικοκυριά με κατοικίες μεταξύ των 70 και 90 τ.μ.
- Στην τρίτη κλάση ανήκουν νοικοκυριά με κατοικίες μεταξύ των 90 και 110 τ.μ.
- Στην τέταρτη κλάση ανήκουν νοικοκυριά με κατοικίες μεγαλύτερες των 110 τ.μ.

Στα νοικοκυριά που συμμετείχαν στην πρώτη φάση των μετρήσεων, δεν υπήρχαν νοικοκυριά με κατοικίες μικρότερες των 70 τ.μ. και ως εκ τούτου δεν συμπεριλαμβάνεται η αντίστοιχη κλάση στην Εικόνα 25 .



Εικόνα 25: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση επιφάνειας κατοικίας για τα νοικοκυριά του ROUND A



Εικόνα 26: Διάγραμμα: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση επιφάνειας κατοικίας για τα νοικοκυριά του ROUND B

Παρατηρώντας την Εικόνα 25, διαφαίνεται ότι η τάση της ενεργειακής κατανάλωσης ανά ώρα της ημέρας είναι η ίδια και για τις τρείς κλάσεις, ως προς τις ελάχιστες και τις μέγιστες ενεργειακές καταναλώσεις. Τη μέγιστη κατανάλωση ενέργειας κατά τις ώρες αιχμής τη σημειώνουν τα μεγαλύτερα από άποψη εμβαδού κατοικίας νοικοκυριά. Ωστόσο, φαίνεται τα νοικοκυριά με κατοικία εμβαδού 90-110 τ.μ., να σημειώνουν τις υπόλοιπες ώρες της ημέρας μεγαλύτερες ενεργειακές καταναλώσεις.

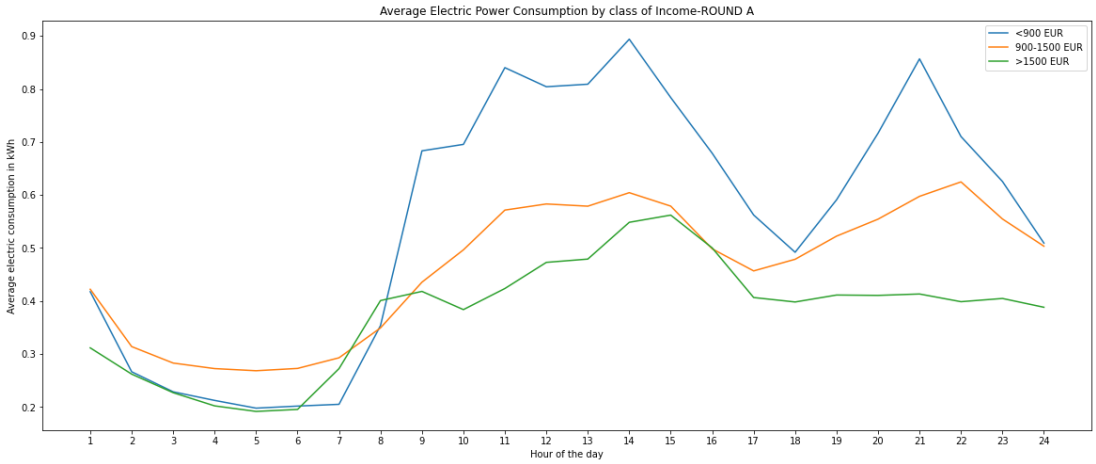
Ομοίως και στην περίπτωση των νοικοκυριών του ROUND B, εξαιρώντας τα νοικοκυριά που χρησιμοποιούν θερμοσυσσωρευτές, η τάση της ενεργειακής κατανάλωσης των νοικοκυριών σε όλες τις κλάσεις, ως προς τις μέγιστες και ελάχιστες καταναλώσεις συμφωνεί με αυτή του ROUND A.

Συνολικά, το γεγονός ότι κατοικίες μικρότερης επιφάνειας φαίνεται να καταγράφουν κατά τη διάρκεια της ημέρας σχετικά μεγαλύτερες ηλεκτρικές καταναλώσεις και στις δυο περιπτώσεις, μπορεί να οφείλεται στη σύνθεση του νοικοκυριού. Λαμβάνοντας υπόψιν ότι τα μεγαλύτερου εμβαδού νοικοκυριά στον πρώτο γύρο αποτελούνται κατά μέσο όρο από περισσότερα μέλη σε σχέση με τα νοικοκυριά κατοικιών 90-110 τ.μ. (5 έναντι 3 μελών) και αντίστοιχα στο δεύτερο γύρο (λιγότερα από 3 μέλη για τα νοικοκυριά της 2ης κλάσης, 3 μέλη για τα νοικοκυριά της 3ης κλάσης και περισσότερα από 3 μέλη στην 4η κλάση κατά μέσο όρο), εάν στα μικρότερου εμβαδού σπίτια διαμένουν αντίστοιχα ηλικιωμένοι ή/και συνταξιούχοι με συνεχή παρουσία στο σπίτι, τότε μπορεί να εξηγηθεί η συγκριτικά αυξημένη ενεργειακή κατανάλωση κατά τη διάρκεια της ημέρας.

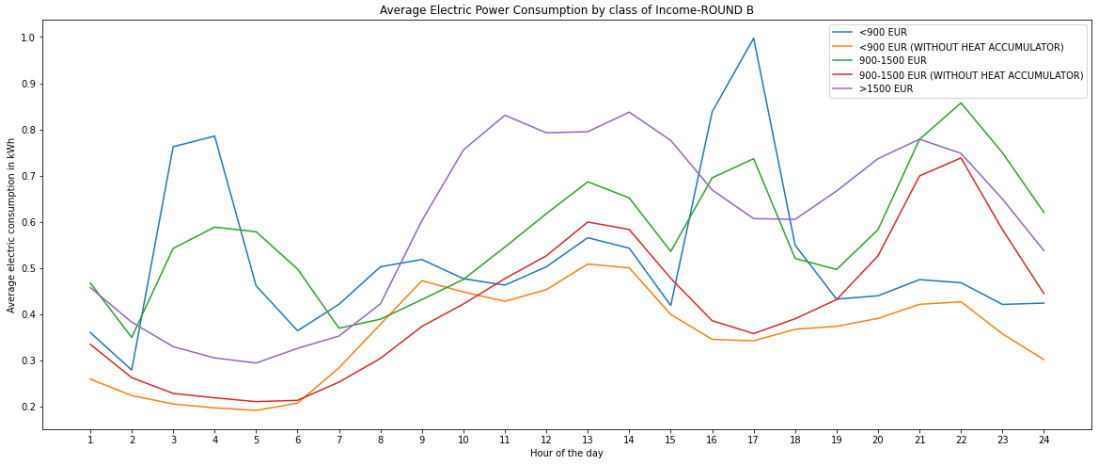
Ενεργειακή κατανάλωση και διαθέσιμο οικογενειακό εισόδημα

Τα νοικοκυριά του ROUND A (Εικόνα 27) και του ROUND B (Εικόνα 28) ομαδοποιήθηκαν με βάση το συνολικό μηνιαίο διαθέσιμο εισόδημα τους σε 3 κλάσεις ως εξής:

- Στην πρώτη κλάση ανήκουν τα νοικοκυριά με εισόδημα μικρότερο των 900 €.
- Στη δεύτερη κλάση ανήκουν νοικοκυριά με εισόδημα από 900€ έως και 1500€
- Στην τρίτη κλάση ανήκουν νοικοκυριά με εισόδημα μεγαλύτερο των 1500€



Εικόνα 27: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση εισοδήματος των νοικοκυριών του ROUND A



Εικόνα 28: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση ανά κλάση εισοδήματος των νοικοκυριών του ROUND B

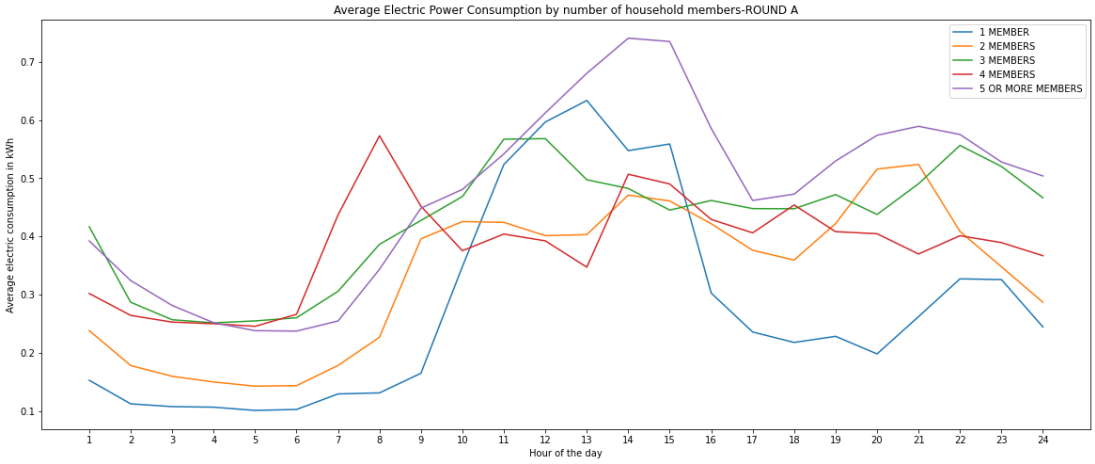
Με βάση το Διάγραμμα 1, φαίνεται πως όσο μεγαλύτερο το εισόδημα του νοικοκυριού τόσο μικρότερη η μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση του. Το χαμηλότερο εισόδημα ενδεχομένως να συνδέεται με νοικοκυριά που αποτελούνται από συνταξιούχους και ηλικιωμένους ή λιγότερα εργαζόμενα μέλη και συνεπώς μέλη με πιο συνεχή παρουσία στην κατοικία και συνεπώς συνεχόμενη και μεγαλύτερη ενεργειακή κατανάλωση.

Στο Διάγραμμα , παρατηρείται η αντίστροφη τάση, με την ενεργειακή κατανάλωση να αυξάνει, όσο αυξάνει και το εισόδημα για την περίπτωση των νοικοκυριών του ROUND B, εξαιρώντας τα νοικοκυριά που χρησιμοποιούν θερμοσυσσωρευτές, καθώς όπως έχει ήδη αναδειχθεί αλλοιώνουν την αντιπροσωπευτικότητα των καταναλώσεων. Εικάζεται ότι οφείλεται στην εξοικονόμηση ηλεκτρικής ενέργειας από πλευράς των ασθενέστερων οικονομικά νοικοκυριών ή και του πλήθους και του είδους των συσκευών που χρησιμοποιούνται από αυτά.

Η αναντιστοιχία που προκύπτει μεταξύ των δύο φάσεων των μετρήσεων, αφενός οφείλεται στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που φέρουν κάθε φορά τα συμμετέχοντα νοικοκυριά και αφετέρου το γεγονός ότι το δείγμα των 30 νοικοκυριών σε κάθε γύρο δεν είναι στατιστικά αντιπροσωπευτικό για το σύνολο των νοικοκυριών του οικισμού του Μετσόβου.

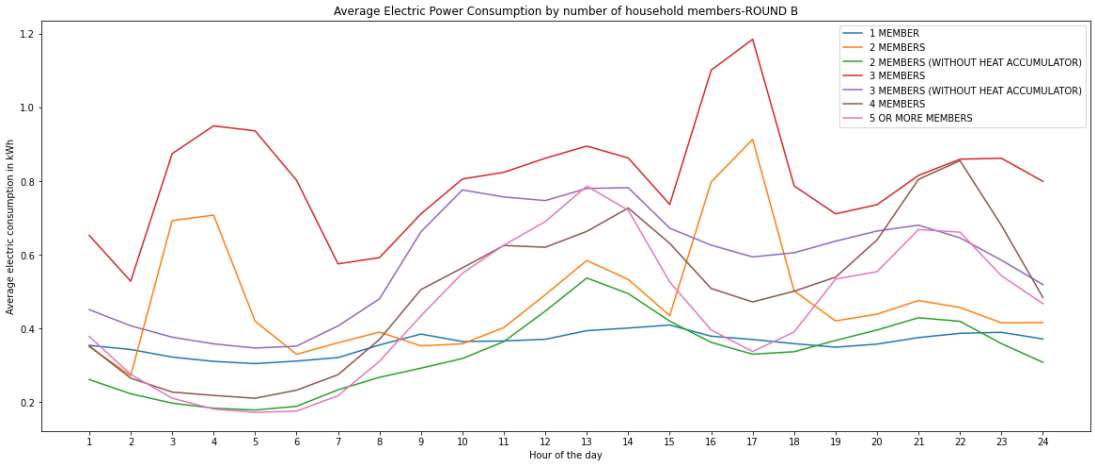
Ενεργειακή κατανάλωση και αριθμός των μελών του νοικοκυριού

Στην Εικόνα 29 του Α γύρου παρατηρείται ότι τα νοικοκυριά με 5 μέλη, τα πολυπληθέστερα, καταναλώνουν περισσότερο. Εν αντίθεση, τα νοικοκυριά με 2,3 ή 4 μέλη δε φαίνεται να έχουν μεγάλες διαφοροποιήσεις στην ηλεκτρική τους κατανάλωση. Τα μονοπρόσωπα νοικοκυριά φαίνεται να πλησιάζουν, ίσως και να ξεπερνούν σε κατανάλωση τα πολυπρόσωπα νοικοκυριά των 2,3,4 ή και 5 μελών κατά τις μεσημεριανές ώρες αιχμής.



Εικόνα 29: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση με βάση τα μέλη των νοικοκυριών του ROUND A

Στο δεύτερο γύρο (Εικόνα 30) διαφαίνεται η τάση τα μεγαλύτερα νοικοκυριά να καταναλώνουν περισσότερο σε σχέση με τα ολιγομελή. Παρόλα αυτά πρέπει να τονιστεί ότι επειδή το δείγμα είναι μικρό, μόλις 30 νοικοκυριά, τα συμπεράσματα είναι περιορισμένα και μη αντιπροσωπευτικά.



Εικόνα 30: Μέση ωριαία ενεργειακή κατανάλωση με βάση τα μέλη των νοικοκυριών του ROUND B

Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση: Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών

Ανάλυση Παλινδρόμησης

Η ανάλυση παλινδρόμησης συνιστά κλάδο της στατιστικής επιστήμης, ο οποίος επιχειρεί να διερευνήσει τη σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών με σκοπό την πρόβλεψη των τιμών της μιας, μέσω των τιμών της άλλη ή των άλλων. Σε κάθε πρόβλημα παλινδρόμησης διακρίνονται δυο είδη μεταβλητών: οι ανεξάρτητες και οι εξαρτημένες μεταβλητές. Με τον όρο εξαρτημένη μεταβλητή εννοείται η μεταβλητή της οποίας η τιμή πρόκειται να προβλεφθεί, ενώ με τον όρο ανεξάρτητη γίνεται αναφορά σε εκείνη τη μεταβλητή η οποία χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής. Στις πειραματικές έρευνες ως ανεξάρτητη μεταβλητή ορίζεται εκείνη η μεταβλητή της οποία οι τιμές μπορούν να καθοριστούν, ενώ ως εξαρτημένη μεταβλητή εκείνη στην οποία αντανακλάται το αποτέλεσμα των μεταβολών στις ανεξάρτητες μεταβλητές. Στις μη πειραματικές έρευνες, δηλαδή στις έρευνες δειγματοληψίας, η διάκριση μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών δεν είναι πάντα σαφής, καθώς όλες είναι τυχαίες.

Η ανάπτυξη ενός μαθηματικού μοντέλου αποτελεί μια στατιστική διαδικασία που συμβάλλει στην παραγωγή εξισώσεων που περιγράφουν τη σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και της εξαρτημένης και μπορεί να στοχεύει είτε στην εκτίμηση της τιμής της εξαρτημένης μεταβλητής είτε και στον προσδιορισμό της επίδρασης των ανεξάρτητων μεταβλητών στην εξαρτημένη. Η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου παλινδρόμησης συναρτάται μια σειράς παραγόντων, μεταξύ των οποίων το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών και τον τύπο της εξαρτημένης μεταβλητής. Στην περίπτωση που λαμβάνεται υπόψη μια μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή γίνεται λόγος για απλή παλινδρόμηση, ενώ εάν συμμετέχουν περισσότερες από μια ανεξάρτητες μεταβλητές η παλινδρόμηση ονομάζεται πολλαπλή. Η βασικότερη διάκριση έχει να κάνει με το αν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ή όχι συνεχής. Εάν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνεχής τότε η μοντελοποίηση πραγματοποιείται είτε μέσω της γραμμικής παλινδρόμησης, σε περίπτωση που οι μεταβλητές συσχετίζονται γραμμικά μεταξύ τους είτε μέσω της μη γραμμικής παλινδρόμησης, οπότε και οι μεταβλητές συσχετίζονται με μη γραμμικό τρόπο, όπως για παράδειγμα εκθετικά ή παραβολικά. Στην περίπτωση της δυαδικής εξαρτημένη μεταβλητής (η μεταβλητή λαμβάνει μόνο την τιμή 0 και 1) εφαρμόζεται δυαδική λογιστική παλινδρόμηση, ενώ στην περίπτωση της κατηγορικής μεταβλητής εφαρμόζεται κατηγορική λογιστική παλινδρόμηση. Επίσης, εάν η εξαρτημένη μεταβλητή εκφράζει την απαρίθμηση αντικειμένων ή συμβάντων συνηθίζεται η εφαρμογή της παλινδρόμησης Poisson, καθώς κατά κανόνα τα δεδομένα τέτοιου τύπου ακολουθούν κατανομή Poisson. Τέλος, στην περίπτωση των ποιοτικών μεταβλητών που απαρτίζονται από τρείς ή περισσότερες κατηγορίες, οι οποίες δεν παρουσιάζουν μεταξύ τους κάποια φυσική σειρά, εφαρμόζεται ποιοτική λογιστική παλινδρόμηση.

Γραμμική Παλινδρόμηση

Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Συγκεκριμένα στην περίπτωση της απλής παλινδρόμησης, προκειμένου να προσδιοριστεί η μορφή της σχέσης που συνδέει δύο μεταβλητές, χρήσιμο εργαλείο συνιστά το διάγραμμα διασποράς, δηλαδή ένα νέφος σημείων, το οποίο πολλές φορές καθορίζει μια ιδεατή γραμμή που δίνει την πρώτη εικόνα της σχέσης των μεταβλητών. Η απλούστερη περίπτωση απλής παλινδρόμησης είναι η απλή γραμμική παλινδρόμηση, η οποία αποτελεί και μια από τις πλέον διαδεδομένες στατιστικές τεχνικές μοντελοποίησης για συνεχείς μεταβλητές που ακολουθούν κανονική κατανομή.

Στην απλή γραμμική παλινδρόμηση υπάρχει μόνο μία ανεξάρτητη μεταβλητή x και μία εξαρτημένη μεταβλητή y, που προσεγγίζεται ως μια γραμμική συνάρτηση του x. Η τιμή yi της y, για κάθε τιμή xi της x, δίνεται από τη σχέση :

$$Y = a + b * X_i + \varepsilon_i \quad (16)$$

Το πρόβλημα της γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εύρεση των παραμέτρων α και β που εκφράζουν καλύτερα τη γραμμική εξάρτηση της y από τη x. Κάθε ζεύγος τιμών (a,b) καθορίζει μία διαφορετική γραμμική σχέση που εκφράζεται γεωμετρικά από ευθεία γραμμή και οι δύο παράμετροι ορίζονται ως εξής :

- Ο σταθερός όρος a είναι η τιμή του Y για X_i=0
- Ο συντελεστής b του X_i είναι η κλίση (slope) της ευθείας ή αλλιώς ο συντελεστής παλινδρόμησης (regression coefficient). Εκφράζει τη μεταβολή της μεταβλητής y όταν η μεταβλητή x μεταβληθεί κατά μία μονάδα.

Ο όρος ε_i (regression error) περιγράφει τη διαφορά της παρατηρούμενης από τη θεωρητική τιμή $(a + b * X)$ της Y και ενσωματώνει την επίδρασης το μοντέλο μεταβλητών (μετρήσιμων ή μη) που δεν έχουν συμπεριληφθεί σε αυτό, καθώς και κάθε σφάλμα που σχετίζεται με τη συναρτησιακή γραμμική μορφή. Για λόγους απλούστευσης, αλλά και επίτευξης υπολογισμούς γίνονται οι εξής δύο παραδοχές σε σχέση με τα σφάλματα:

i) $E[\varepsilon_i] = 0$. Θεωρείται δηλαδή ότι τα σφάλματα έχουν μέση τιμή μηδέν, έτσι ώστε το μοντέλο να παραμένει αμερόληπτο.

ii) Τα σφάλματα είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και ανεξάρτητα της μεταβλητής X_i.

Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Στην περίπτωση που η τυχαία μεταβλητή y εξαρτάται γραμμικά από περισσότερες από μία μεταβλητές γίνεται αναφορά στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (multiple linear regression) και πρακτικά αποτελεί επέκταση του μοντέλου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Η εξίσωση που περιγράφει τη σχέση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξαρτήτων μεταβλητών είναι η εξής :

$$Y_i = b_o + b_1 * X_{1i} + b_2 * X_{2i} + b_3 * X_{3i} + \cdots + b_k * X_{ki} + \varepsilon_i \, (17)$$

Η εκτίμηση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης δεν διαφέρει ουσιαστικά από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης. Ωστόσο ένα καινούριο στοιχείο στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση είναι ότι πριν προχωρήσει κανείς στην εκτίμηση των παραμέτρων πρέπει να ελέγξει εάν πράγματι πρέπει να συμπεριληφθούν όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο. Εκείνο που απαιτείται να εξασφαλιστεί είναι η μηδενική συσχέτιση των ανεξάρτητων μεταβλητών ($\rho(X_i,X_j) \rightarrow 0$, για κάθε $i \neq j$).

Στη γραμμική παλινδρόμηση οι παράμετροι εκτιμώνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, δηλαδή οι συντελεστές υπολογίζονται έτσι ώστε το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών των παρατηρούμενων και των υπολογιζόμενων να είναι το ελάχιστο.

Λογαριθμικός μετασχηματισμός στη Γραμμική Παλινδρόμηση

Ο λογαριθμικός μετασχηματισμός αποτελεί έναν ευρέως διαδεδομένα χειρισμό των δεδομένων στην περίπτωση της γραμμικής παλινδρόμησης, καθώς δίνει τη δυνατότητα γραμμικοποίησης της σχέσης ανεξάρτητης και εξαρτημένης μεταβλητής, σε περίπτωση που αυτή δεν υφίσταται εξ αρχής ή τη δυνατότητα μετατροπής της ασύμμετρης κατανομής μιας μεταβλητής σε μια κατανομή που προσεγγίζει καλύτερα την κανονική κατανομή μέσα από τον λογαριθμικό της μετασχηματισμό, εξασφαλίζοντας έτσι την αξιοπιστία του μοντέλου (F). Ο λογαριθμικός μετασχηματισμός μπορεί να εφαρμοστεί τόσο για την εξαρτημένη, όσο και για τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Στην περίπτωση που μετασχηματιστεί λογαριθμικά και η εξαρτημένη αλλά και κάποια ή κάποιες από τις ανεξάρτητες μεταβλητές, δίνεται η δυνατότητα υπολογισμού της ελαστικότητας της εξαρτημένης μεταβλητής, δηλαδή της ποσοστιαίας μεταβολής της που επέρχεται από τη μοναδιαία ποσοστιαία μεταβολή της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Πιο συγκεκριμένα, διακρίνονται οι κάτωθι περιπτώσεις λοαγαριθμικού μετασχηματισμού στο μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης:

(1) Λογαριθμικός μετασχηματισμός της εξαρτημένης μεταβλητής: Υπολογίζοντας την τιμή της εκθετικής συνάρτησης e^x θέτοντας όπου x την τιμή του συντελεστή της ανεξάρτητης μεταβλητής, αφαιρώντας από το αποτέλεσμα το 1 και πολλαπλασιάζοντας με το 100 δίνεται η ποσοστιαία μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής, η οποία οφείλεται στη μοναδιαία μεταβολή της αντίστοιχης ανεξάρτητης μεταβλητής.

(2) Λογαριθμικός μετασχηματισμός ανεξάρτητης μεταβλητής: Διαιρώντας το συντελεστή της λογαριθμήμένης ανεξάρτητης μεταβλητής με το 100, δίνεται η μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής που η επιφέρει η μοναδιαία ποσοστιαία μεταβολή της ανεξάρτητης μεταβλητής.

(3) Λογαριθμικός μετασχηματισμός εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής: Ο συντελεστής της ανεξάρτητης μεταβλητής δίνει την ποσοστιαία μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής η οποία οφείλεται στη μοναδιαία ποσοστιαία μεταβολή της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Προϋποθέσεις καταλληλόλητας των δεδομένων για εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης

Προκειμένου το μοντέλο να μπορεί να προσεγγίσει την επιρροή των ανεξάρτητων μεταβλητών στην εξαρτημένη με όσο το δυνατόν πιο ορθό και αξιόπιστο τρόπο, θα πρέπει να ελέγχεται ότι πληρούνται κάθε φορά οι παρακάτω τέσσερις υποθέσεις:

(1) Η υπόθεση της κανονικότητας, που απαιτεί ότι οι τιμές των Y ακολουθούν την κανονική κατανομή ή η κατανομή τους να ακολουθεί κατά προσέγγιση την κανονική κατανομή για κάθε τιμή του X.

(2) Η υπόθεση της ομοσκεδαστικότητας, που απαιτεί ότι η μεταβλητότητα γύρω από τη γραμμή παλινδρόμησης είναι σταθερή για όλες τις τιμές του X. Αυτό σημαίνει ότι το Y αποκλίνει με τον ίδιο τρόπο όταν το X έχει μια μικρή τιμή όπως όταν το X έχει μια υψηλή τιμή.

(3) Η υπόθεση της γραμμικότητας που απαιτεί σχέση μεταξύ της εξαρτημένης και της ανεξάρτητης μεταβλητής πρέπει να είναι γραμμική στον πληθυσμό ,δηλαδή θα πρέπει οι μέσοι των διακυμάνσεων να βρίσκονται σε ευθεία.

(4) Η υπόθεση της ανεξαρτησίας, που απαιτεί όλες οι παρατηρήσεις να είναι μεταξύ τους ανεξάρτητες.

Διαγνωστικά κριτήρια της εγκυρότητας της πολλαπλής παλινδρόμησης

Προκειμένου να διασφαλιστεί η αξιοπιστία του μοντέλου έχουν αναπτυχθεί μια σειρά από διαγνωστικά κριτήρια, τα βασικότερα εκ των οποίων παρουσιάζονται παρακάτω:

(1) Εξέταση των καταλοίπων ως προς την κανονικότητα με τη χρήση κάποιου στατιστικού ελέγχου όπως Kolmogorov-Smirnov, Shapiro-Wilk, D' Agostino, Anderson-Darling ή εξέταση της κανονικότητας γραφικά, καθώς και έλεγχος της ομοδιασποράς τους.
(2) Εξέταση των τυποποιημένων καταλοίπων (standardized residuals), δηλαδή των καταλοίπων διαιρεμένα με την τυπική απόκλιση τους, ως προς την κανονικότητα και την ομοιοδιασπορά.
(3) Έλεγχος των ύποπτων τιμών (outliers) ως προς τον συντελεστή επιρροή και τα τυποποιημένα υπολείμματα τους.
(4) Έλεγχος της αυτοσυσχέτισης των καταλοίπων.
(5) Έλεγχος της πολυσυγγραμμικότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών.
(6) Εξέταση του συντελεστή διογκωμένης διακύμανσης της παλινδρόμησης VIF (Variance Inflation Factor). Ο συντελεστής δεν θα πρέπει να ξεπερνά την τιμή 10 για καμία από τις ανεξάρτητες μεταβλητές που συμμετέχουν στο μοντέλο, καθώς σε διαφορετική περίπτωση υποδεικνύεται ισχυρή εξάρτηση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής και απαιτείται η άμεση απομάκρυνση της ανεξάρτητης μεταβλητής από το μοντέλο.
(7) Έλεγχος του συντελεστή μεταβλητότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών, έτσι ώστε να αποφευχθούν υπολογιστικές ανακρίβειες στην περίπτωση χαμηλής τιμής συντελεστή μεταβλητότητας, που υποδηλώνει πολύ κοντινές τιμές των στοιχείων.
(8) Το δειγματοληπτικό μέγεθος, το οποίο εμπειρικά κρίνεται ότι το τελικό μοντέλο θα πρέπει να απαρτίζεται από τουλάχιστον 10-15 παρατηρήσεις ανά ανεξάρτητη μεταβλητή ή 50 παρατηρήσεις κατά βάση με 8 επιπρόσθετες για κάθε νέα εισαγόμενη μεταβλητή. Στην περίπτωση της βηματικής παλινδρόμησης, αναμένεται ο αριθμός των παρατηρήσεων να είναι περίπου 40πλάσιος από το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Μέθοδοι Επιλογής Βέλτιστου Μοντέλου Γραμμικής Παλινδρόμησης

Τα στατιστικά πακέτα δίνουν τη δυνατότητα επιλογής της μεθόδου για την επιλογή του βέλτιστου μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης. Οι βασικότερες από αυτές παρουσιάζονται συνοπτικά παρακάτω (IBM 2022):

(1) **Enter:** Όλες οι μεταβλητές εισάγονται στο μοντέλο ανεξαρτήτως του αν είναι στατιστικά σημαντικές ή όχι
(2) **Forward:** Οι μεταβλητές εισάγονται σταδιακά στο μοντέλο, με κριτήριο εισαγωγής ένα μέγιστο p-value. Κάθε μεταβλητή προσαρμόζεται στη συνέχεια χωριστά, εκτελείται δηλαδή μονοπαραγοντική ανάλυση. Για τα παραγόμενα απλά μοντέλα υπολογίζονται οι στατιστικές συναρτήσεις F και στη συνέχεια οι τιμές αυτές συγκρίνονται με το p-value που ορίστηκε ως όριο εισαγωγής αρχικά. Αν η τιμή της F είναι μεγαλύτερη της τιμής του p-value, τότε η διαδικασία για τη μεταβλητή αυτή σταματά, ενώ διαφορετικά η μεταβλητή εισάγεται στο μοντέλο. Για τις μεταβλητές που δεν εισήχθησαν στο μοντέλο υπολογίζονται οι τιμές της μερικής στατιστικής F και πραγματοποιείται έλεγχος για όλες τις μεταβλητές. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έτσι ώστε καμία μεταβλητή να μη μπορεί να εισέλθει στο μοντέλο.
(3) **Backward:** Αρχικά εισάγονται όλες οι μεταβλητές στο μοντέλο και στη συνέχεια απομακρύνονται μια προς μια διαδοχικά. Για την απομάκρυνση των παραγόντων ορίζεται ένα μέγιστο p-value. Υπολογίζονται όλες οι μερικές στατιστικές F, και σε περίπτωση που η τιμή της μερικής F είναι μεγαλύτερη από το p-value και η μεταβλητή απομακρύνεται. Αν καμία μεταβλητή δεν απομακρυνθεί το μοντέλο θεωρείται

βέλτιστο, ενώ σε διαφορετική περίπτωση η διαδικασία επαναλαμβάνεται, μέχρι καμία μεταβλητή να μην μπορεί να απομακρυνθεί.

(4) **Remove:** Όλες οι μεταβλητές απομακρύνονται σε ένα μόνο βήμα.

(5) **Stepwise:** Πρόκειται για μια παραλλαγή της μεθόδου Forward, όπου δίνεται η δυνατότητα να επανεξεταστεί αν κάποια από τις μεταβλητές, πέραν αυτής που μόλις έχει εισαχθεί στο μοντέλο, μπορεί να αφαιρεθεί χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Backward. Για το σκοπό αυτό ορίζεται ένα μέγιστο p-value απομάκρυνσης ($p\text{-value}_{OUT}$) και ένα ελάχιστο p-value εισαγωγής ($p\text{-value}_{IN}$). Στη συνέχεια ορίζεται ένα p-value, το οποίο χρησιμοποιείται για τη σύγκριση με τις στατιστικές F, τέτοιο ώστε $p\text{-value}_{OUT} < p < p\text{-value}_{IN}$, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι μια μεταβλητή που έχει απομακρυνθεί από το μοντέλο δε θα συμπεριληφθεί εκ νέου στο μοντέλο στο ίδιο βήμα.

Το πρόβλημα της αυτοσυσχέτισης στη γραμμική παλινδρόμηση

Μία από τις υποθέσεις των παραπάνω μαθηματικών μοντέλων είναι η υπόθεση της ανεξαρτησίας των καταλοίπων. Με άλλα λόγια, τα κατάλοιπα για διαφορετικές παρατηρήσεις πρέπει να είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους. Η υπόθεση αυτή ουσιαστικά σημαίνει ότι οι διάφορες τιμές του σφάλματος ε δεν συσχετίζονται. Δηλαδή το σφάλμα της περιόδου t δε συσχετίζεται με το σφάλμα μιας οποιασδήποτε άλλης περιόδου s. Εάν αυτή η υπόθεση δεν ικανοποιείται, τότε έχουμε το φαινόμενο της αυτοσυσχέτισης (autocorrelation) ή αυτοπαλινδρόμησης (autoregression). Η αυτοσυσχέτιση είναι συνηθισμένο φαινόμενο όταν χρησιμοποιούνται στοιχεία χρονοσειρών.

Το σφάλμα ε της εξίσωσης, ουσιαστικά παριστάνει την επίδραση όλων των παραγόντων που δεν μπορούν να περιληφθούν στην εξεταζόμενη σχέση. Συχνά όμως, η επίδραση πολλών από αυτούς τους παράγοντες μπορεί να μην εξαντλείται στην τρέχουσα περίοδο, αλλά να διαχέεται και σε μελλοντικές περιόδους. Στην περίπτωση αυτή, οι διαδοχικές τιμές του σφάλματος θα συσχετίζονται. Η αυτοσυσχέτιση μπορεί επίσης να οφείλεται στην παράλειψη ερμηνευτικών (ανεξάρτητων) μεταβλητών, στην εσφαλμένη εξειδίκευση της μαθηματικής μορφής του υποδείγματος καθώς και σε πολλούς άλλους λόγους.

Η σχέση εξάρτησης, εάν υπάρχει, ανάμεσα στις διαδοχικές τιμές του σφάλματος μπορεί να πάρει διάφορες μορφές. Εάν η τιμή του σφάλματος στην περίοδο t εξαρτάται από την τιμή του στην περίοδο t – 1, δηλαδή

$$\varepsilon_t = \rho_1 \varepsilon_t - 1 + u_t \ (18)$$

όπου u_t μια τυχαία ερμηνευτική μεταβλητή και ρ μια παράμετρος, τότε έχουμε αυτοσυσχέτιση πρώτης τάξεως ή πρώτου βαθμού (first-order autocorrelation) ή αυτοπαλίνδρομο σχήμα πρώτου βαθμού (first-order autoregressive scheme), που συμβολίζεται ως AR(1). Ο συντελεστής ρ ονομάζεται συντελεστής αυτοσυσχέτισης πρώτης τάξεως.

Εάν η τιμή τους σφάλματος στην περίοδο t εξαρτάται όχι μόνο από την τιμή του στην περίοδο t– 1 αλλά και από την τιμή του στην περίοδο t – 2, δηλαδή,

$$\varepsilon_t = \rho_1 \varepsilon_t - 1 + \rho_2 \varepsilon_t - 2 + u_t \ (19)$$

τότε έχουμε αυτοσυσχέτιση δεύτερης τάξης ή AR(2) κ.ο.κ.

Οι εκτιμητές (συντελεστές) που προκύπτουν από τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων όταν το υπόδειγμα χαρακτηρίζεται από αυτοσυσχέτιση εξακολουθούν να είναι γραμμικοί, αμερόληπτοι και συνεπείς. Το πρόβλημα που δημιουργείται αναφέρεται κυρίως στις εκτιμήσεις των διακυμάνσεων τους και την αποτελεσματικότητά τους. Οι διακυμάνσεις είναι

μεροληπτικές και οι εκτιμητές δεν είναι αποτελεσματικοί. Συνεπώς δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι συντελεστές που προκύπτουν από τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Τρόποι ανίχνευσης της αυτοσυσχέτισης στην γραμμική παλινδρόμηση

Γραφική ανίχνευση της αυτοσυσχέτισης

Η γραφική ανίχνευση της αυτοσυσχέτισης έχει βασικά συμβουλευτικό χαρακτήρα και μπορεί να πραγματοποιηθεί με δύο τρόπους:

(1) Μελετάται το διάγραμμα διασποράς των καταλοίπων της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων $\hat{u}_t$ και $\hat{u}_{(t-1)}$. Παρατηρήσεις συγκεντρωμένες στο πρώτο και τρίτο τεταρτημόριο υποδηλώνουν ενδεχόμενη θετική αυτοσυσχέτιση, ενώ παρατηρήσεις συγκεντρωμένες στο δεύτερο και τέταρτο τεταρτημόριο αρνητική (Drapper and Smith 1998)

(2) Κατασκευάζεται ένα διάγραμμα με τα κατάλοιπα $\hat{u}_t$, όπως έχουν προκύψει από τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, στον κάθετο άξονα και το χρόνο t στον οριζόντιο άξονα.Αν τα σημεία στο διάγραμμα που παριστάνουν διαδοχικές τιμές των καταλοίπων δεν αλλάζουν συχνά τότε υποδηλώνεται θετική αυτοσυσχέτιση, ενώ διαφορετικά αρνητική αυτοσυσχέτιση (Martin et al. 2012)

Ανίχνευση αυτοσυσχέτισης με χρήση στατιστικών κριτηρίων

(1) **Κριτήριο Durbin Watson**

Η εφαρμογή του συγκεκριμένου κριτηρίου απαιτεί να υπάρχει σταθερός όρος στο παραγόμενο γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης, να έλεγχεται η υπόθεση που αφορά αυτοσυσχέτηση πρώτου βαθμού και να μην περιλαμβάνεται στο υπόδειγμα ως ερμηνευτική μεταβλητή η μεταβλητή απόκρισης με χρονική υστέρηση.

Η στατιστική συνάρτηση Durbin-Watson δίνεται μέσω του τύπου:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n}(\hat{u}_t - \hat{u}_{(t-1)})^2}{\sum_{t=1}^{n}\hat{u}_t^{\,2}} \quad (20)$$

Επίσης, ισχύει ότι:

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^{n}\hat{u}_t\hat{u}_{(t-1)}}{\sum_{t=2}^{n}\hat{u}_{(t-1)}^{\,2}} \quad (21)$$

Συνεπώς, $d \cong 2(1-\hat{\rho})$.

Το $\hat{\rho}$ παίρνει τιμές από -1 έως 1, με το -1 να σημαίνει αρνητικής αυτοσυσχέτιση, το 0 έλλειψη αυτοσυσχέτισης και το 1 θετική αυτοσυσχέτιση (Drapper and Smith 1998)

(2) **Ελεγχος με το στατιστικό t**

Για την εφαρμογή του συγκεκριμένου κριτηρίου απαιτείται μεγάλο δείγμα. Για την εφαρμογή του κριτηρίου υπολογίζεται το στατιστικό:

$$t = \frac{\hat{\rho}}{S_{\hat{\rho}}} \quad (22)$$

, όπου $S_{\hat{\rho}}$ ο συντελεστής διακύμανσης του $\hat{\rho}$

Διενεργείται ο ακόλουθος έλεχγος:

H_0 : ρ=0 (δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση)

έναντι της

H_1 : ρ≠0 (υπάρχει αυτοσυσχέτιση πρώτου βαθμού στο) (Drapper and Smith 1998)

(3) **Έλεγχος με την κατανομή F**

Εκτιμάται το μοντέλο της βοηθητικής παλινδρόμησης ανάμεσα στα κατάλοιπα και τις ανεξάρτητες μεταβλητές του αρχικού υποδείγματος συν τις αντίστοιχες p τιμές των καταλοίπων $\hat{u}_t$ με χρονική υστέρηση (δηλαδή προσθέτουμε τη μορφή ένος αυτοπαλίνδρομου σχήματος p τάξης) :

$$\hat{u}_t=\gamma_0+\gamma_1X_{t1}+\gamma_2X_{t2}+\ldots+\gamma_KX_{tK} + \rho_1 \hat{u}_{(t-1)} + \rho_2 \hat{u}_{(t-2}+\ldots+ \rho_p \hat{u}_{(t-p)}+\varepsilon_t \quad (23)$$

Έπειτα, για το μοντέλο αυτό γίνεται ο έλεγχος:

$H_0 : \rho_1= \rho_2=\ldots=\rho_p$

έναντι της

H_1 : κάποιο από τα ρ_1 , ρ_2 ,... , ρ_p διάφορο από το μηδέν

Για την πραγαμτοποίηση του ελέγχου ρησιμοποιείται η στατιστική συνάρτηση F που δείνεται από τον τύπο:

$$F = \frac{(SSE_r-SSE_u)/p}{\frac{SSE_u}{T-K-1-p}} \quad (24)$$

,όπου SSE_r το άθροισμα τετραγώνων των καταλοίπων στη βοηθητική παλινδρόμηση, και SSE_u το άθροισμα τετραγώνων των καταλοίπων που προκύπτουν από τη βοηθητική παλινδρόμηση με αφαίρεση από αυτή των μεταβλητών $\hat{u}_{(t-1)}$,$\hat{u}_{(t-2)}$, ... , $\hat{u}_{(t-p)}$. Ο έλεγχος της παραπάνω υπόθεσης μπορεί να διενεργηθεί (Drapper and Smith 1998).

Αποτελέσματα Παλινδρόμησης

Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση

Εφαρμόστηκε πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση προκειμένου να προσδιοριστεί η επίδραση μιας σειράς ανεξάρτητων παραγόντων στις συνολικές θερμικές και ηλεκτρικές ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών. Οι μεταβλητές που επιλέχθηκαν ως ανεξάρτητοι παράγοντες για την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση αφορούν τόσο σε κοινωνικά, όσο και σε οικονομικά χαρακτηριστικά των νοικοκυριών. Πιο συγκεκριμένα στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιήθηκαν οι κάτωθι μεταβλητές:

Πίνακας 4: Μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης

Μεταβλητή	Συντομογραφία	Μονάδες	Τύπος	Missing Values
Annual income	AI	€	Ποσοτική	62
Year of house construction	YHC	year	Ποσοτική	0
Type of primary heating system	TPHS	-	Ποιοτική (Κατηγορική)	0
Area of the house	AH	m²	Ποσοτική	3
Hours of operation of heating system	HOHS	h	Ποιοτική (Κατηγορική)	1
Number of households members	HM	-	Ποσοτική	0
Number of rooms in the house	HR	-	Ποσοτική	0
Annual energy expenses	AEE	€	Ποσοτική	6

Προτού υπολογιστεί το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης για την εκτίμηση των συνολικών ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών εφαρμόστηκε η παρακάτω απαραίτητη προ επεξεργασία των μεταβλητών.

Ποιοτικές Μεταβλητές

Οι ποιοτικές μεταβλητές που επιλέχθηκαν να συμμετέχουν στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελούνται από περισσότερες από δύο κατηγορίες. Δεδομένου ότι το μοντέλο δεν αντιλαμβάνεται την κατηγοριοποίηση αυτή, παρά ως μια αυθαίρετη διαδικασία, θα πρέπει από τις ποιοτικές αυτές μεταβλητές να παραχθούν δίτιμες ψευδομεταβλητές προκειμένου να ποσοτικοποιηθούν. Κάθε ψευδομεταβλητή αντιστοιχεί σε μια από τις πολλές κατηγορίες που έχουν οι αρχικές ποιοτικές μεταβλητές και λαμβάνουν την τιμή 1 στην περίπτωση που το νοικοκυριό εμπίπτει στην κατηγορία και την τιμή 0 διαφορετικά. Στον Πίνακα παρουσιάζονται οι παραχθείσες ψευδομεταβλητές:

Πίνακας 5: Ποιοτικές μεταβλητές και παραχθείσες ψευδομεταβλητές

Ποιοτική Μεταβλητή	**Ψευδομεταβλητή**	**Περιγραφή Ψευδομεταβλητής**	**Missing values**
Type of primary heating system			
	TPHS_1	Oil-fired central heating system	0
	TPHS_2	LPG central heating system	0
	TPHS_3	Wood-fired central heating system/pellets	0
	TPHS_4	Wood burning stove/pellets	0
	TPHS_5	LPG gas heater	0
	TPHS_6	Gas heater	0
	TPHS_7	Electric heater	0
	TPHS_8	Air Conditioning units	0
	TPHS_9	Heat accumulators	0
	TPHS_10	Fireplace	0
	TPHS_11	Energy Fireplace	0
	TPHS_12	Other	0
Hours of operation of heating system			
	HOHS_1	2-4 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_2	4-6 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_3	6-10 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_4	More than 10 h average daily operation of heating system in winter	1

Συνολικά δημιουργήθηκαν 12 ψευδομεταβλητές για την ποσοτικοποίηση του τύπου του κύριου συστήματος θέρμανσης που χρησιμοποιούν τα νοικοκυριά και 4 ψευδομεταβλητες για την ποσοτικοποίηση των ωρών λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης κατά την χειμερινή περίοδο. Οι ψευδοεμταβλητές TPHS_5, TPHS_6 και TPHS_8 εξαιρέθηκαν από τον υπολογισμό του μοντέλου, καθώς κανένα νοικοκυριό του οικισμού του Μετσόβου δε δήλωσε τη χρήση του αντίστοιχου συστήματος θέρμανσης ως κύριο σύστημα θέρμανσης.

Ποσοτικές μεταβλητές

Αναφορικά με τις ποσοτικές μεταβλητές, εξετάστηκε κατά πόσο οι μεταβλητές αυτές ακολουθούν κατά προσέγγιση την κανονική κατανομή ή παρουσιάζουν σημαντική ασυμμετρία. Για τον σκοπό αυτό υπολογίστηκαν τα στατιστικά μέτρα της κύρτωσης και της λοξότητας. Τα αποτελέσματα των παραπάνω στατιστικών υπολογισμών παρουσιάζονται στον Πίνακας 6:

Πίνακας 6: Στατιστικά μέτρα της κύρτωσης και της λοξότητας στις ποιοτικές μεταβλητές

Μεταβλητή	Skewness	Std. Skewness	Kurtosis	Std. Kurtosis
Annual income	0.832	0.157	-0.188	0.312
Year of house construction	-1.220	0.141	2.330	0.281
Number of household members	0.183	0.140	-0.236	0.280
Number of rooms in the house	-0.67	0.142	0.131	0.283
Area of the house	1.556	0.141	5.263	0.281

Δεδομένου ότι η μεταβλητή Area of the house εμφανίζει κατ' απόλυτη τιμή λοξότητα μεγαλύτερη του 1.5, εφαρμόστηκε λογαριθμικός μετασχηματισμός. Υπολογίστηκε ο αντίστοιχος αλγόριθμος με βάση το 10, προκειμένου να περιοριστεί η λοξότητα και η κύρτωση της κατανομής της παραπάνω μεταβλητής και να προσεγγίσουν καλύτερα την κανονική κατανομή. Τα νέα στατιστικά μέτρα για τη μετασχηματισμένη δίνονται από τον Πίνακας 7:

Πίνακας 7: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Area of the house

Μεταβλητή	Skewness	Std. Skewness	Kurtosis	Std. Kurtosis
logArea	0.102	0.141	1.185	0.281

Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών

Προτού υπολογιστεί το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, είναι απαραίτητο να ελεγχθεί η ύπαρξη ή μη πολυσυγγραμικότητας μεταξύ των μεταβλητών. Ο Πίνακας 8 περιέχει τις τιμές συγγραμικότητας μεταξύ των μεταβλητών:

Πίνακας 8: Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών

FACTORS	TPHS_1	TPHS_2	TPHS_3	TPHS_4	TPHS_7	TPHS_9	TPHS_10	TPHS_11	TPHS_12	HOHS_1	HOHS_2	HOHS_3	HOHS_4	AI	YHC	HM	HR	logArea
TPHS_1	1	-0.111	-0.557	-0.368	-0.070	-0.049	-0.086	-0.058	-0.111	0.018	0.103	0.086	-0.127	0.072	-0.004	-0.216	-0.084	-0.057
TPHS_2		1	-0.095	-0.061	-0.011	-0.007	-0.013	-0.017	-0.017	-0.015	-0.024	-0.065	0.075	-0.011	0.054	0.000	-0.033	-0.050
TPHS_3			1	-0.345	-0.60	-0.042	0.066	-0.95	-0.041	0.036	-0.136	-0.076	0.118	0.073	0.190	0.264	0.133	0.127
TPHS_4				1	-0.038	-0.027	-0.047	-0.061	-0.061	-0.055	-0.039	-0.024	0.053	-0.163	-0.251	-0.082	-0.070	-0.113
TPHS_7					1	-0.005	-0.008	-0.011	-0.011	-0.009	0.213	-0.041	-0.048	0.077	0.045	-0.038	0.019	-0.009
TPHS_9						1	-0.006	-0.007	-0.007	-0.007	-0.011	0.115	-0.100	0.078	0.19	0.001	-0.128	-0.011
TPHS_10							1	-0.013	-0.013	-0.012	0.168	-0.050	-0.020	0.102	0.003	0.002	-0.058	0.065
TPHS_11								1	-0.018	-0.15	-0.24	-0.65	0.075	-0.004	0.036	0.021	0.069	-0.012
TPHS_12									1	-0.15	-0.24	0.129	-0.106	0.003	0.067	0.074	0.018	0.085
HOHS_1										1	-0.021	-0.058	-0.202	-0.114	0.073	-0.017	-0.086	-0.036
HOHS_2											1	-0.093	-0.322	-0.077	-0.075	-0.109	-0.029	0.013
HOHS_3												1	-0.875	-0.179	0.048	-0.162	-0.053	-0.037
HOHS_4													1	0.228	-0.032	0.200	0.085	0.039
AI														1	0.161	0.369	0.075	0.184
YHC															1	0.101	0.111	-0.02
HM																1	0.162	0.186
HR																	1	0.634
logArea																		1

Εξετάζοντας τις τιμές του Πίνακας 8, προκύπτει πως υψηλή πολυσυγγραμμικότητα εμφανίζεται μεταξύ των μεταβλητών HOHS-3 και HOHS-4 (|Pearson correlation| = 0.875 > 0.8). Συνεπώς, η μεταβλητή HOHS-3 εξαιρείται από τον υπολογισμό του γραμμικού μοντέλου.

Αποτελέσματα υπολογισμού μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης

Με βάση τους ελέγχους που πραγματοποιήθηκαν στα δύο προηγούμενα βήματα οι μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης για την ερμηνεία των ετήσιων ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών (εξαρτημένη μεταβλητή) περιέχονται στον Πίνακας 9:

Πίνακας 9: Μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης

Ανεξάρτητες μεταβλητές για το μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης	
Μεταβλητές/Ψευδομεταβλητές	**Συντομογραφία**
Annual income	AI
Year of house construction	YHC
Number of household members	HN
Number of rooms in the house	HR
logArea	-
TPHS_1	-
TPHS_2	-
TPHS_3	-
TPHS_4	-
TPHS_7	-
TPHS_9	-
TPHS_10	-
TPHS_11	-
TPHS_12	-
HOHS_1	-
HOHS_2	-
HOHS_4	-

Η μέθοδος που επιλέχθηκε για τον υπολογισμού του μοντέλου είναι η βηματική μέθοδος παλινδρόμησης (stepwise method). Πρόκειται για μια μέθοδο επιλογής ενός «καλού» υποσυνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών. Σε κάθε βήμα ελέγχεται η μηδενική υπόθεση $H_0 : \beta_j = 0$, δηλαδή ο συντελεστής της ανεξάρτητης μεταβλητής να είναι μηδέν, για όλες τις δυνατές ανεξάρτητες μεταβλητές ώστε να αποκλείονται εκείνες για τις οποίες οι τιμές της στατιστικής συνάρτησης είναι μικρότερες από το προκαθορισμένο κρίσιμο επίπεδο. Στη συγκεκριμένη περίπτωση τα κριτήρια απόρριψης και αποδοχής ορίζονται από το στατιστικό πακέτο ως εξής:

- Η μεταβλητή αποκλείεται από το μοντέλο αν το p-value της στατιστικής συνάρτησης F είναι μεγαλύτερο ή ίσο του 0.1.

- Η μεταβλητή εισάγεται στο μοντέλο αν το p-value της στατιστικής συνάρτησης F είναι μικρότερο ή ίσο του 0.05.

Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται τελικά από το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, μαζί με τους αντίστοιχους συντελεστές τους, την τιμή της εκάστοτε στατιστικής συνάρτησης t μαζί με την αντίστοιχη τιμή p-value, καθώς και τα στατιστικά μέτρα συγγραμμικότητας VIF και Tolerance παρουσιάζονται στον Πίνακας 10. Οι συντελεστές παλινδρόμησης κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής εκφράζουν την αλλαγή που παρατηρείται στην εξαρτημένη μεταβλητή στην περίπτωση που η ανεξάρτητη μεταβλητή αυξάνει κατά ένα και οι υπόλοιπες ανεξάρτητες μεταβλητές παραμένουν σταθερές:

Πίνακας 10: Μεταβλητές μοντέλου και αντίστοιχοι συντελεστές

Model	**Unstandardized Coefficients**		**Standardized Coefficients**			**Collinearity Statistics**	
	B	**Std. Error**	**Beta**	**t**	**Sig.**	**Tolerance**	**VIF**
(Constant)	-1799.654	945.864		-1.903	0.058		
TPHS_1	615.078	128.028	0.287	4.804	0.000	.813	1.230
logArea	1903.936	479.097	0.221	3.974	0.000	.940	1.063
TPHS_9	4036.758	886.910	0.250	4.551	0.001	.963	1.039
AI	0.020	0.007	0.162	2.788	0.006	.859	1.165
TPHS_4	-435.796	161.505	-0.163	-2.698	0.008	.799	1.251
HOHS_4	408.096	148.597	0.165	2.746	0.007	.807	1.239
HOHS_2	970.246	356.038	0.157	2.726	0.007	.877	1.141

Με βάση τα αποτελέσματα του μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, το βέλτιστο μοντέλο για την εκτίμησης της εξαρτημένης μεταβλητής «Annual Energy Expenses» δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική έκφραση:

$$AEE = -1799.654 + 615.078 * TPHS_1 + 1903.936 * logArea + 4036.758 * TPHS_9 + 0.020 * AI - 435.786 * TPHS_4 + 408.096 * HOHS_4 + 970.246 * HOHS2 \quad (25)$$

Σε πρώτο επίπεδο, οι τιμές των στατιστικών μέτρων της πολυσυγγραμικότητας, δεν υποδηλώνουν την ύπαρξη επιβλαβούς πολυσυγγραμικότητας, εφόσον οι τιμές του VIF είναι όλες κοντά στο 1 και οι τιμές Tolerance είναι όλες διακριτά μεγαλύτερες του 0.2. Επιπρόσθετα, όλες οι μεταβλητές είναι στατιστικώς σημαντικά συσχετισμένες με την εξαρτημένη μεταβλητή AEE, καθώς για όλες τις μεταβλητές έχει προκύψει p-value < 0.05.

Ερμηνεύοντας τους συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών προκύπτει πως μεγαλύτερη επίδραση στην εξαρτημένη μεταβλητή ασκεί η ψευδομεταβλητή TPHS_9

(B=4036.758), η οποία αντιστοιχεί στην επιλογή θερμοσυσσωρευτών ως κύριο σύστημα θέρμανσης, ακολουθούμενη από την μετασχηματισμένη μεταβλητή του εμβαδού της κατοικίας , logArea (B=1903.936). Λιγότερο επιδραστική σε σχέση με τις υπόλοιπες ανεξάρτητες μεταβλητές εμφανίζεται η μεταβλητή που εκφράζει το ετήσιο συνολικό εισόδημα AI (B=0.020). Η μειωμένη επιδραστικότητα της συγκεκριμένης μεταβλητής μπορεί να αποδοθεί στα κλιματικά χαρακτηριστικά του Μετσόβου, δεδομένου ότι πρόκειται για έναν ορεινό οικισμό με εκτεταμένη περίοδο θέρμανσης, και συνεπώς η θέρμανση πρωτίστως συνιστά συστατικό στοιχείο της επιβίωσης και όχι επιλογή.

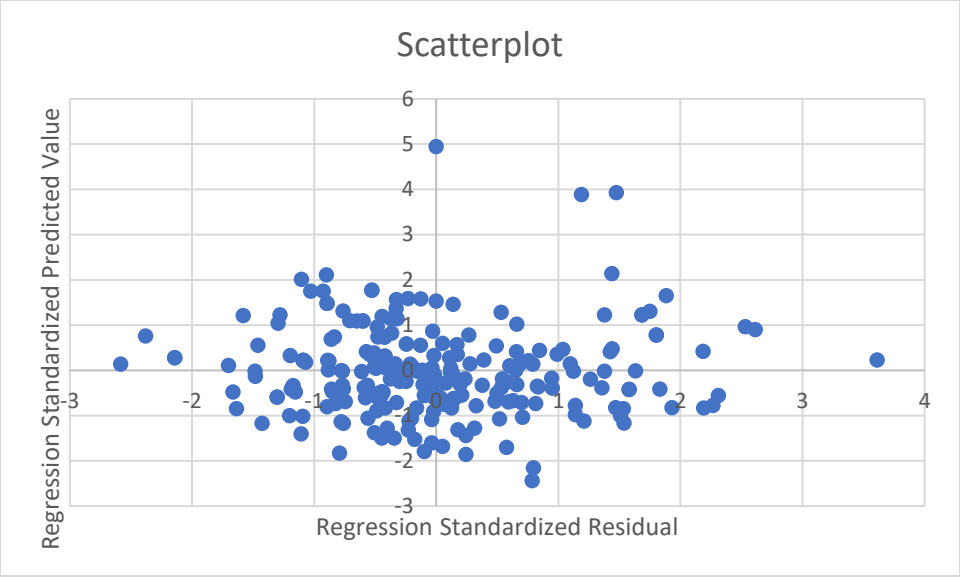
Πιο συγκεκριμένα, οι ψευδομεταβλητές TPHS_1 και TPHS_9 παρουσιάζουν θετική συσχέτιση με την μεταβλητή AEE και άρα η επιλογή του καυστήρα πετρελαίου ή των θερμοσυσσωρευτών αντίστοιχα ως κύριου συστήματος θέρμανσης, αυξάνει τις συνολικές ετήσιες ενεργειακές δαπάνες του νοικοκυριού. Η ψευδομεταβλητή TPHS_4 παρουσιάζει αρνητική συσχέτιση με την AEE, υποδηλώνοντας πως η επιλογή της σόμπας καυσόξυλων ή pellets ως κύριου συστήματος θέρμανσης, μειώνει τις συνολικές ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών. Θετική συσχέτιση με την εξαρτημένη μεταβλητή παρουσιάζουν και οι μεταβλητές logArea και AI. Η αύξηση του εισοδήματος συνεπάγεται και μικρή αύξηση των ετήσιων ενεργειακών δαπανών, ενώ μια αύξηση του εμβαδού της κατοικίας κατά 10% θα οδηγούσε σε μια αύξηση των αναμενόμενων ετήσιων ενεργειακών δαπανών της τάξης των 78.81€. Τέλος, οι ψευδομεταβλητές HOH_1 και HOHS_2 παρουσιάζουν επίσης θετική συσχέτιση με την εξαρτημένη μεταβλητή και συνεπώς η λειτουργία του συστήματος θέρμανσης για 4-6 ώρες και για περισσότερο από 10 ώρες κατά μέσο όρο καθημερινά οδηγούν σε αύξηση των ετήσιων ενεργειακών δαπανών του νοικοκυριού.

Ανάλυση καταλοίπων – Έλεγχος αυτοσυσχέτισης

Περαιτέρω η καταλληλόλητα του μοντέλου εξετάζεται μέσα από την ανάλυση των καταλοίπων. Θα ελεγχθούν οι υποθέσεις της ανεξαρτησίας. ομοσκεδαστικότητας, της γραμμικότητας και της κανονικότητας των καταλοίπων.

Για την υπόθεση της ανεξαρτησίας υπολογίζεται το στατιστικό μέτρο Durbin-Watson, το οποίο για το δεδομένο μοντέλο είναι ίσο με 2,006. Η τιμή του στατιστικού είναι πολύ κοντά στο 2 και συνεπώς η υπόθεση της ανεξαρτησίας ικανοποιείται.

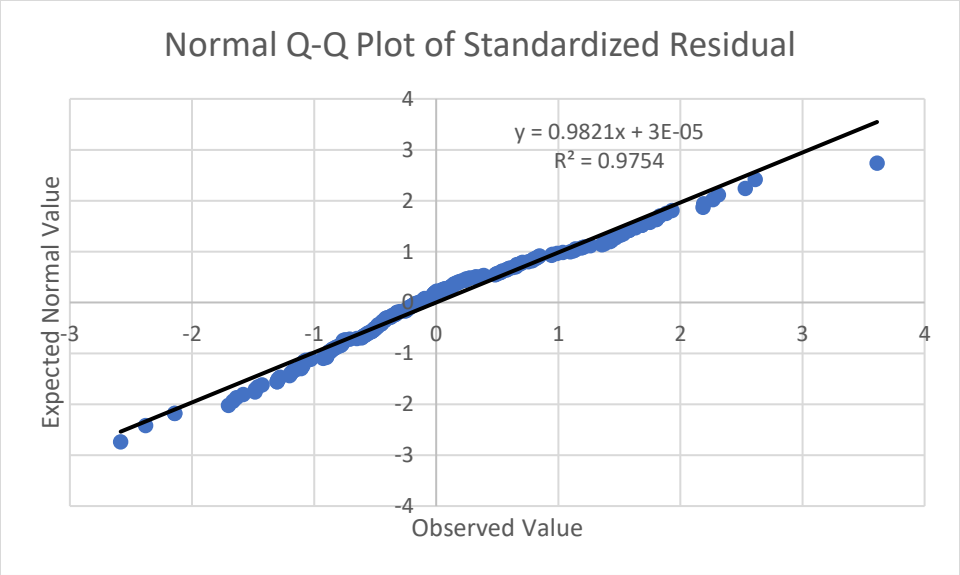
Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η Εικόνα 31 η οποία απεικονίζει το διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων.



Εικόνα 31: Διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων

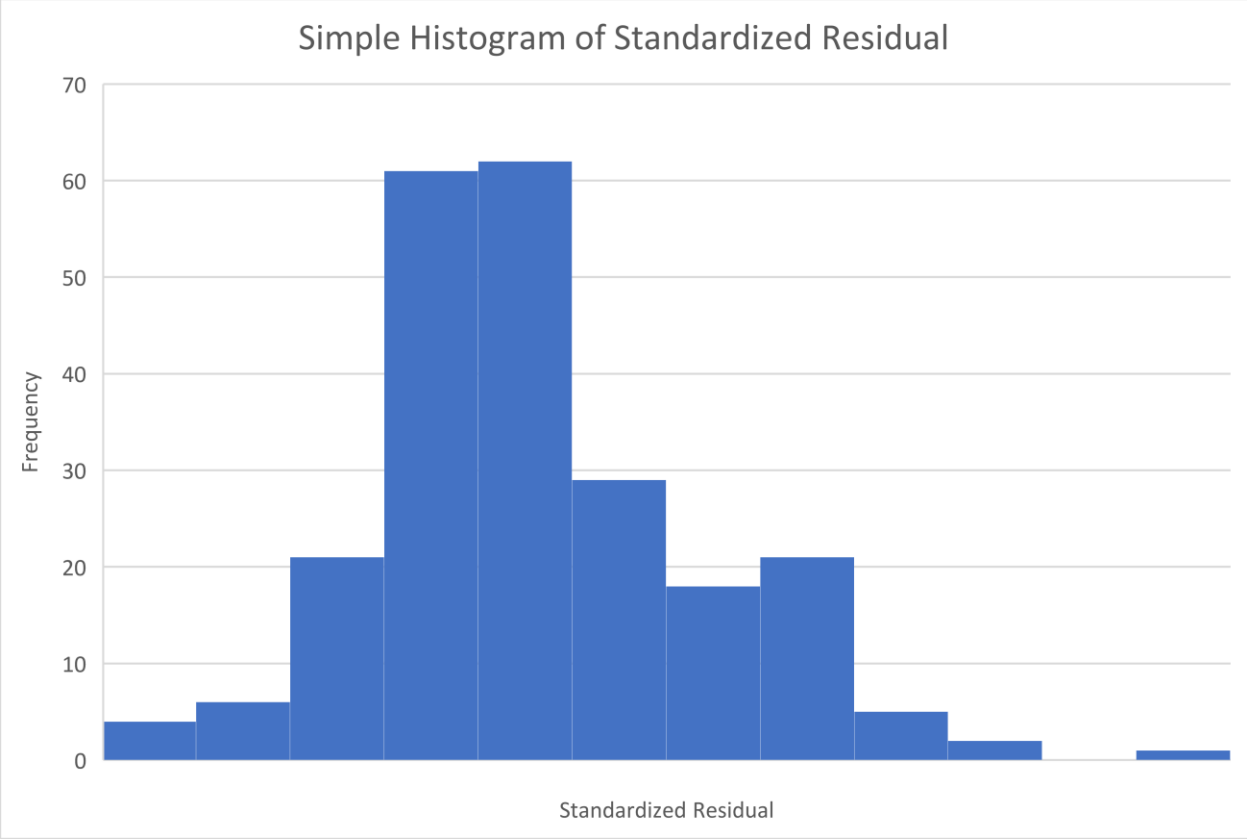
Στη συγκεκριμένη περίπτωση αναμένονται το πολύ 0.05*233≈12 σημεία εκτός του διαστήματος [-2,2]. Από το διάγραμμα προκύπτει πως 10 σημεία βρίσκονται εκτός του παραπάνω διαστήματος και έτσι συμπεραίνεται ότι ικανοποιείται και η υπόθεση της γραμμικότητας . Επιπρόσθετα, το σχετικά σταθερό κατακόρυφο εύρος των καταλοίπων καταδεικνύει ότι η υπόθεση της ομοσκεδαστικότητας για την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση δεν παραβιάζεται.

Τέλος, η Εικόνα 32 παρουσιάζει το διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων, υποδηλώνει σχεδόν τέλεια γραμμικότητα και συνεπώς την κανονικότητα των καταλοίπων.



Εικόνα 32: Διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων

Το παραπάνω αποτυπώνεται και στο ιστόγραμμα των καταλοίπων (Εικόνα 33). Η κατανομή των καταλοίπων προσεγγίζει αρκετά την κανονική κατανομή, εμφανίζοντας μια ελαφρία θετική ασυμμετρία.



Εικόνα 33: Ιστόγραμμα των καταλοίπων

Συνολικά και οι τέσσερις υποθέσεις της γραμμικής παλινδρόμησης ικανοποιούνται.

Πολλαπλή γραμμική λογαριθμική παλινδρόμηση

Εφαρμόστηκε πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση προκειμένου να προσδιοριστεί η επίδραση μιας σειράς ανεξάρτητων παραγόντων στις συνολικές θερμικές και ηλεκτρικές ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών. Οι μεταβλητές που επιλέχθηκαν ως ανεξάρτητοι παράγοντες για την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση αφορούν τόσο σε κοινωνικά, όσο και σε οικονομικά χαρακτηριστικά των νοικοκυριών. Πιο συγκεκριμένα στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιήθηκαν οι κάτωθι μεταβλητές:

Πίνακας 11: Ανεξάρτητες μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης

Μεταβλητή	Συντομογραφία	Μονάδες	Τύπος	Missing Values
Annual income	AI	€	Ποσοτική	62
Year of house construction	YHC	year	Ποσοτική	0

Type of primary heating system	TPHS	-	Ποιοτική (Κατηγορική)	0
Area of the house	AH	m^2	Ποσοτική	3
Hours of operation of heating system	HOHS	h	Ποιοτική (Κατηγορική)	1
Number of households members	HM	-	Ποσοτική	0
Number of rooms in the house	HR	-	Ποσοτική	0
Annual energy expenses	AEE	€	Ποσοτική	6

Προτού υπολογιστεί το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης για την εκτίμηση των συνολικών ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών εφαρμόστηκε η παρακάτω απαραίτητη προ επεξεργασία των μεταβλητών.

Ποιοτικές Μεταβλητές

Οι ποιοτικές μεταβλητές που επιλέχθηκαν να συμμετέχουν στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελούνται από περισσότερες από δύο κατηγορίες. Δεδομένου ότι το μοντέλο δεν αντιλαμβάνεται την κατηγοριοποίηση αυτή, παρά ως μια αυθαίρετη διαδικασία, θα πρέπει από τις ποιοτικές αυτές μεταβλητές να παραχθούν δίτιμες ψευδομεταβλητές προκειμένου να ποσοτικοποιηθούν. Κάθε ψευδομεταβλητή αντιστοιχεί σε μια από τις πολλές κατηγορίες που έχουν οι αρχικές ποιοτικές μεταβλητές και λαμβάνουν την τιμή 1 στην περίπτωση που το νοικοκυριό εμπίπτει στην κατηγορία και την τιμή 0 διαφορετικά. Στον Πίνακα παρουσιάζονται οι παραχθείσες ψευδομεταβλητές:

Πίνακας 12: Ποιοτικές και ψευδομεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης

Ποιοτική Μεταβλητή	**Ψευδομεταβλητή**	**Περιγραφή Ψευδομεταβλητής**	**Missing values**
Type of primary heating system			
	TPHS_1	Oil-fired central heating system	0
	TPHS_2	LPG central heating system	0
	TPHS_3	Wood-fired central heating system/pellets	0
	TPHS_4	Wood burning stove/pellets	0
	TPHS_5	LPG gas heater	0
	TPHS_6	Gas heater	0
	TPHS_7	Electric heater	0
	TPHS_8	Air Conditioning units	0

	TPHS_9	Heat accumulators	0
	TPHS_10	Fireplace	0
	TPHS_11	Energy Fireplace	0
	TPHS_12	Other	0
Hours of operation of heating system			
	HOHS_1	2-4 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_2	4-6 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_3	6-10 h average daily operation of heating system in winter	1
	HOHS_4	More than 10 h average daily operation of heating system in winter	1

Συνολικά δημιουργήθηκαν 12 ψευδομεταβλητές για την ποσοτικοποίηση του τύπου του κύριου συστήματος θέρμανσης που χρησιμοποιούν τα νοικοκυριά και 4 ψευδομεταβλητες για την ποσοτικοποίηση των ωρών λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης κατά την χειμερινή περίοδο. Οι ψευδοεμταβλητές TPHS_5, TPHS_6 και TPHS_8 εξαιρέθηκαν από τον υπολογισμό του μοντέλου, καθώς κανένα νοικοκυριό του οικισμού του Μετσόβου δε δήλωσε τη χρήση του αντίστοιχου συστήματος θέρμανσης ως κύριο σύστημα θέρμανσης.

Ποσοτικές μεταβλητές

Αναφορικά με τις ποσοτικές μεταβλητές, εξετάστηκε κατά πόσο οι μεταβλητές αυτές ακολουθούν κατά προσέγγιση την κανονική κατανομή ή παρουσιάζουν σημαντική ασυμμετρία. Για τον σκοπό αυτό υπολογίστηκαν τα στατιστικά μέτρα της κύρτωσης και της λοξότητας. Τα αποτελέσματα των παραπάνω στατιστικών υπολογισμών παρουσιάζονται στον Πίνακα :

Πίνακας 13: Ποσοτικές μεταβλητές πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης

Μεταβλητή	Skewness	Std. Skewness	Kurtosis	Std. Kurtosis
Annual income	0.832	0.157	-0.188	0.312
Year of house construction	-1.220	0.141	2.330	0.281
Number of household members	0.183	0.140	-0.236	0.280
Number of rooms in the house	-0.67	0.142	0.131	0.283
Area of the house	1.556	0.141	5.263	0.281

Δεδομένου ότι η μεταβλητή Area of the house εμφανίζει κατ' απόλυτη τιμή λοξότητα μεγαλύτερη του 1.5, εφαρμόστηκε λογαριθμικός μετασχηματισμός. Υπολογίστηκε ο αντίστοιχος αλγόριθμος με βάση το 10, προκειμένου να περιοριστεί η λοξότητα και η κύρτωση της κατανομής της παραπάνω μεταβλητής και να προσεγγίσουν καλύτερα την κανονική κατανομή. Τα νέα στατιστικά μέτρα για τη μετασχηματισμένη δίνονται από τον Πίνακα:

Πίνακας 14: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Area of the house

Μεταβλητή	Skewness	Std. Skewness	Kurtosis	Std. Kurtosis
logArea	0.102	0.141	1.185	0.281

Επιπρόσθετα, λογαριθμήθηκαν οι ποσοτικές μεταβλητές ΑΕΕ και ΑΙ, οι οποίες εκφράζουν τις ετήσιες ενεργειακές δαπάνες και το ετήσιο εισόδημα του νοικοκυριού, προκειμένου να μπορεί να υπολογιστεί η ποσοστιαία μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής σε σχέση με την μοναδιαία ποσοστιαία μεταβολή των ΑΙ και Area (ελαστικότητα), καθώς και την ποσοστιαία μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής σε σχέση με τη μοναδιαία μεταβολή των υπολοίπων ανεξάρτητων μεταβλητών. Προέκυψαν οι μεταβλητές logAEE και logAI αντίστοιχα. Τα στατιστικά μέτρα της λογαριθμημένης μεταβλητής ΑΙ, η οποία συμμετέχει στο μοντέλο ως ανεξάρτητη μεταβλητή παρουσιάζονται στον Πίνακα:

Πίνακας 15: Λογαριθμικός μετασχηματισμός μεταβλητής Annual income

Μεταβλητή	Skewness	Std. Skewness	Kurtosis	Std. Kurtosis
logAI	-0.188	0.158	-0.374	0.314

Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών

Προτού υπολογιστεί το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, είναι απαραίτητο να ελεγχθεί η ύπαρξη ή μη πολυσυγγραμικότητας μεταξύ των μεταβλητών. Ο Πίνακας 16 περιέχει τις τιμές συγγραμικότητας μεταξύ των μεταβλητών:

Πίνακας 16: Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών

FACTORS	TPHS_1	TPHS_2	TPHS_3	TPHS_4	TPHS_7	TPHS_9	TPHS_10	TPHS_11	TPHS_12	HOHS_1	HOHS_2	HOHS_3	HOHS_4	logAI	YHC	HM	HR	logArea
TPHS_1	1	-0.111	-0.557	-0.368	-0.070	-0.049	-0.086	-0.058	-0.111	0.018	0.103	0.086	-0.127	-0.018	-0.004	-0.216	-0.084	-0.057
TPHS_2		1	-0.095	-0.061	-0.011	-0.007	-0.013	-0.017	-0.017	-0.015	-0.024	-0.065	0.075	0.027	0.054	0.000	-0.033	-0.050
TPHS_3			1	-0.345	-0.60	-0.042	0.066	-0.95	-0.041	0.036	-0.136	-0.076	0.118	-0.001	0.190	0.264	0.133	0.127
TPHS_4				1	-0.038	-0.027	-0.047	-0.061	-0.061	-0.055	-0.039	-0.024	0.053	0.007	-0.251	-0.082	-0.070	-0.113
TPHS_7					1	-0.005	-0.008	-0.011	-0.011	-0.009	0.213	-0.041	-0.048	-0.052	0.045	-0.038	0.019	-0.009
TPHS_9						1	-0.006	-0.007	-0.007	-0.007	-0.011	0.115	-0.100	0.012	0.19	0.001	-0.128	-0.011
TPHS_10							1	-0.013	-0.013	-0.012	0.168	-0.050	-0.020	-0.118	0.003	0.002	-0.058	0.065
TPHS_11								1	-0.018	-0.15	-0.24	-0.65	0.075	0.019	0.036	0.021	0.069	-0.012
TPHS_12									1	-0.15	-0.24	0.129	-0.106	0.105	0.067	0.074	0.018	0.085
HOHS_1										1	-0.021	-0.058	-0.202	-0.147	0.073	-0.017	-0.086	-0.036
HOHS_2											1	-0.093	-0.322	-0.83	-0.075	-0.109	-0.029	0.013
HOHS_3												1	-0.875	-0.37	0.048	-0.162	-0.053	-0.037
HOHS_4													1	0.229	-0.032	0.200	0.085	0.039
logAI														1	0.171	0.371	0.056	0.213
YHC															1	0.101	0.111	-0.02
HM																1	0.162	0.186
HR																	1	0.634
logArea																		1

Εξετάζοντας τις τιμές του Πίνακας 16, προκύπτει πως υψηλή πολυσυγγραμμικότητα εμφανίζεται μεταξύ των μεταβλητών HOHS-3 και HOHS-4 (|Pearson correlation| = 0.875 > 0.8). Συνεπώς, η μεταβλητή HOHS-3 εξαιρείται από τον υπολογισμό του γραμμικού μοντέλου.

Αποτελέσματα υπολογισμού μοντέλου πολλαπλής γραμμικής λογαριθμικής παλινδρόμησης

Με βάση τους ελέγχους που πραγματοποιήθηκαν στα δύο προηγούμενα βήματα οι μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης για την ερμηνεία των ετήσιων ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών (εξαρτημένη μεταβλητή) περιέχονται στον Πίνακας 17:

Πίνακας 17: Μεταβλητές και οι ψευδομεταβλητες που θα χρησιμοποιηθούν τελικά ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης

Ανεξάρτητες μεταβλητές για το μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης	
Μεταβλητές/Ψευδομεταβλητές	**Συντομογραφία**
Logged Annual Income	logAI
Year of house construction	YHC
Number of household members	HN
Number of rooms in the house	HR
logArea	-
TPHS_1	-
TPHS_2	-
TPHS_3	-
TPHS_4	-
TPHS_7	-
TPHS_9	-
TPHS_10	-
TPHS_11	-
TPHS_12	-
HOHS_1	-
HOHS_2	-
HOHS_4	-

Η μέθοδος που επιλέχθηκε για τον υπολογισμού του μοντέλου είναι η βηματική μέθοδος παλινδρόμησης (stepwise method). Πρόκειται για μια μέθοδο επιλογής ενός «καλού» υποσυνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών. Σε κάθε βήμα ελέγχεται η μηδενική υπόθεση $H_0 : \beta_j = 0$, δηλαδή ο συντελεστής της ανεξάρτητης μεταβλητής να είναι μηδέν, για όλες τις δυνατές ανεξάρτητες μεταβλητές ώστε να αποκλείονται εκείνες για τις οποίες οι τιμές της στατιστικής συνάρτησης είναι μικρότερες από το προκαθορισμένο κρίσιμο επίπεδο. Στη συγκεκριμένη περίπτωση τα κριτήρια απόρριψης και αποδοχής ορίζονται από το στατιστικό πακέτο ως εξής:

- Η μεταβλητή αποκλείεται από το μοντέλο αν το p-value της στατιστικής συνάρτησης F είναι μεγαλύτερο ή ίσο του 0.1.
- Η μεταβλητή εισάγεται στο μοντέλο αν το p-value της στατιστικής συνάρτησης F είναι μικρότερο ή ίσο του 0.05.

Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται τελικά από το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, μαζί με τους αντίστοιχους συντελεστές τους, την τιμή της εκάστοτε στατιστικής συνάρτησης t μαζί με την αντίστοιχη τιμή p-value, καθώς και τα στατιστικά μέτρα συγγραμμικότητας VIF και Tolerance παρουσιάζονται στον Πίνακας 18. Οι συντελεστές παλινδρόμησης κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής εκφράζουν την αλλαγή που παρατηρείται στην εξαρτημένη μεταβλητή στην περίπτωση που η ανεξάρτητη μεταβλητή αυξάνει κατά ένα και οι υπόλοιπες ανεξάρτητες μεταβλητές παραμένουν σταθερές:

Πίνακας 18: Μεταβλητές μοντέλου και αντίστοιχοι συντελεστές

Coefficients							
Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
(Constant)	2.250	0.223		10.106	0.000		
logAI	0.165	0.046	0.218	3.584	0.000	0.849	1.178
TPHS_1	0.098	0.022	0.279	4.524	0.000	0.828	1.208
TPHS_4	-0.087	0.028	-0.196	-3.145	0.002	0.809	1.237
TPHS_9	0.425	0.150	0.161	2.830	0.005	0.964	1.038
logArea	0.207	0.082	0.146	2.532	0.012	0.937	1.067
HOHS_4	0.059	0.024	0.145	2.428	0.016	0.876	1.142

Με βάση τα αποτελέσματα του μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, το βέλτιστο μοντέλο για την εκτίμησης της εξαρτημένης μεταβλητής «Annual Energy Expenses» δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική έκφραση:

$$logAEE = 2.250 + 0.098 * TPHS_1 + 0.207 * logArea + 0.425 * TPHS_9 + 0.165 * logAI - 0.087 * TPHS_4 + 0.059 * HOHS_4 \quad (26)$$

Σε πρώτο επίπεδο, οι τιμές των στατιστικών μέτρων της πολυσυγγραμικότητας, δεν υποδηλώνουν την ύπαρξη επιβλαβούς πολυσυγγραμικότητας, εφόσον οι τιμές του VIF είναι όλες κοντά στο 1 και οι τιμές Tolerance είναι όλες διακριτά μεγαλύτερες του 0.2. Επιπρόσθετα, όλες οι μεταβλητές είναι στατιστικώς σημαντικά συσχετισμένες με την εξαρτημένη μεταβλητή logAEE, καθώς για όλες τις μεταβλητές έχει προκύψει p-value < 0.05.

Ερμηνεύοντας τους συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών προκύπτει πως μεγαλύτερη επίδραση στην εξαρτημένη μεταβλητή ασκεί η ψευδομεταβλητή TPHS_9 (B=0.425), η οποία αντιστοιχεί στην επιλογή θερμοσυσσωρευτών ως κύριο σύστημα θέρμανσης, ακολουθούμενη από την μετασχηματισμένη μεταβλητή του εμβαδού της κατοικίας , logArea (B=0.207). Λιγότερο επιδραστική σε σχέση με τις υπόλοιπες ανεξάρτητες μεταβλητές εμφανίζεται η μεταβλητή που εκφράζει τις ώρες λειτουργίας του κύριου συστήματος θέρμανσης για περισσότερο από 10 ώρες ημερησίως κατά την περίοδο θέρμανσης (B=-0.087).

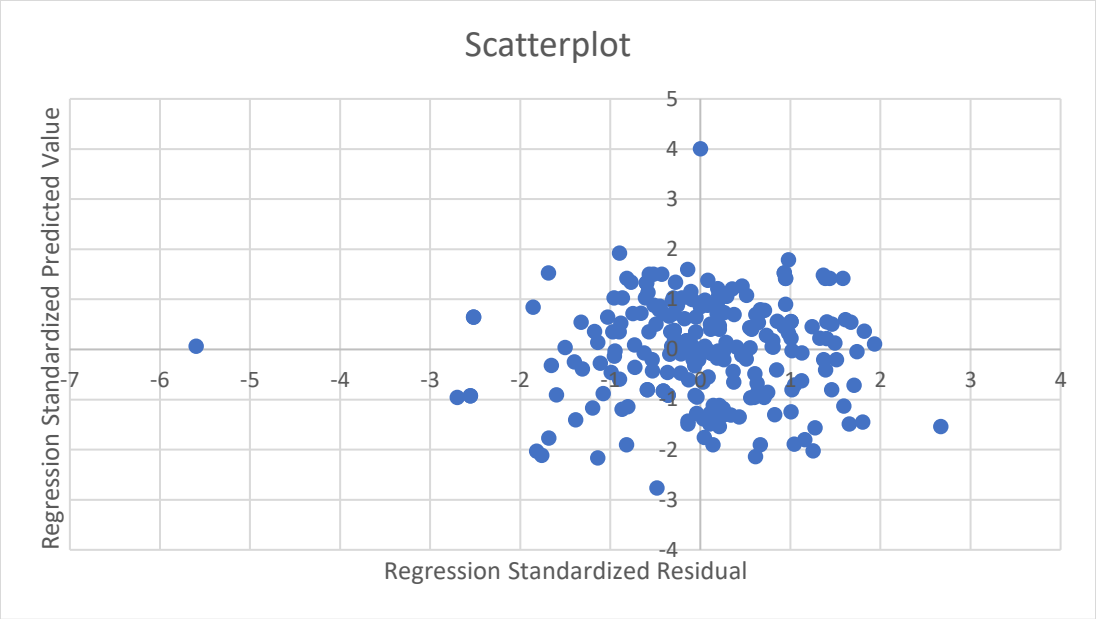
Πιο συγκεκριμένα, οι ψευδομεταβλητές TPHS_1 και TPHS_9 παρουσιάζουν θετική συσχέτιση με την μεταβλητή logAEE και άρα η επιλογή του καυστήρα πετρελαίου ή των θερμοσυσσωρευτών αντίστοιχα ως κύριου συστήματος θέρμανσης, αυξάνει τις συνολικές ετήσιες ενεργειακές δαπάνες του νοικοκυριού. Η ψευδομεταβλητή TPHS_4 παρουσιάζει αρνητική συσχέτιση με την logAEE, υποδηλώνοντας πως η επιλογή της σόμπας καυσόξυλων ή pellets ως κύριου συστήματος θέρμανσης, μειώνει τις συνολικές ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών. Η μείωση των συνολικών ενεργειακών δαπανών, λόγω της επιλογής του συγκεκριμένου συστήματος θέρμανσης προκύπτει αφενός από την εύκολη πρόσβαση των νοικοκυριών στην ξυλεία λόγω της ορεινότητας του οικισμού και αφετέρου στη διάθεση από τον ίδιο το Δήμο δωρεάν ξυλείας για την κάλυψη των αναγκών των ευάλωτων νοικοκυριών του Δήμου. Θετική συσχέτιση με την εξαρτημένη μεταβλητή παρουσιάζουν και οι μεταβλητές logArea και logAI. Η αύξηση του εισοδήματος κατά 10% συνεπάγεται και αύξηση των ετήσιων ενεργειακών δαπανών κατά 1.67%, ενώ μια αύξηση του εμβαδού της κατοικίας κατά 10% θα οδηγούσε σε μια αύξηση των αναμενόμενων ετήσιων ενεργειακών δαπανών της τάξης του 2.07%. Τέλος, η ψευδομεταβλητή HOHS_4 παρουσιάζει επίσης θετική συσχέτιση με την εξαρτημένη μεταβλητή και συνεπώς η λειτουργία του συστήματος για περισσότερο από 10 ώρες κατά μέσο όρο καθημερινά οδηγεί σε αύξηση των ετήσιων ενεργειακών δαπανών του νοικοκυριού.

Ανάλυση καταλοίπων – Έλεγχος αυτοσυσχέτισης

Περαιτέρω η καταλληλόλητα του μοντέλου εξετάζεται μέσα από την ανάλυση των καταλοίπων. Θα ελεγχθούν οι υποθέσεις της ανεξαρτησίας. ομοσκεδαστικότητας, της γραμμικότητας και της κανονικότητας των καταλοίπων.

Για την υπόθεση της ανεξαρτησίας υπολογίζεται το στατιστικό μέτρο Durbin-Watson, το οποίο για το δεδομένο μοντέλο είναι ίσο με 1.978. Η τιμή του στατιστικού είναι πολύ κοντά στο 2 και συνεπώς η υπόθεση της ανεξαρτησίας ικανοποιείται.

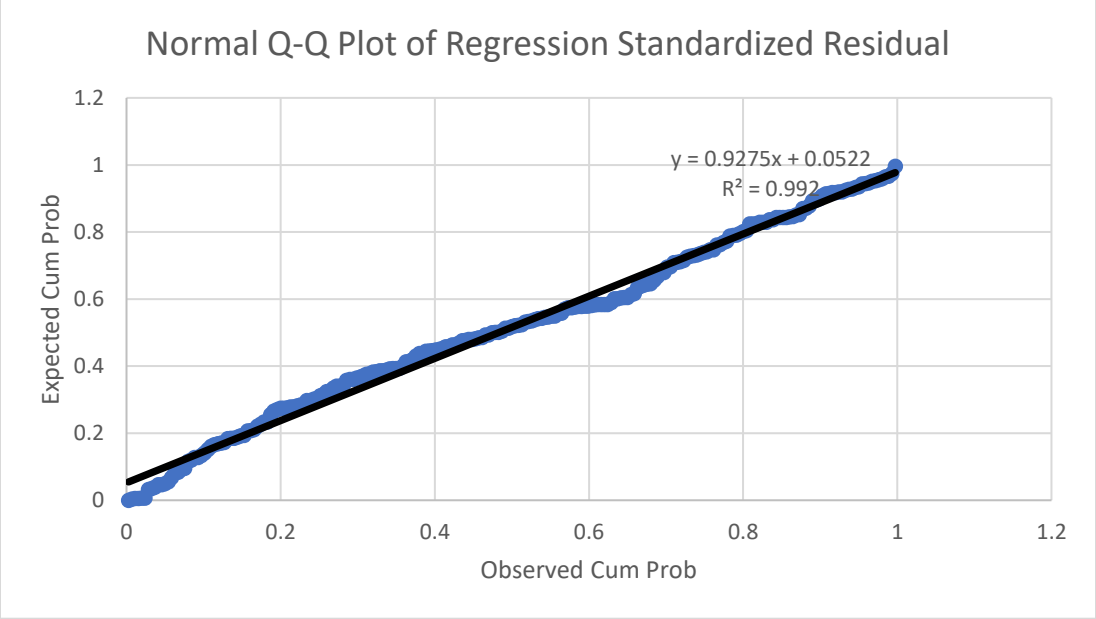
Στη συνέχεια, παρουσιάζεται Εικόνα 34 η οποία απεικονίζει το διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων.



Εικόνα 34: Διάγραμμα διασποράς των προβλεπόμενων τιμών έναντι των καταλοίπων

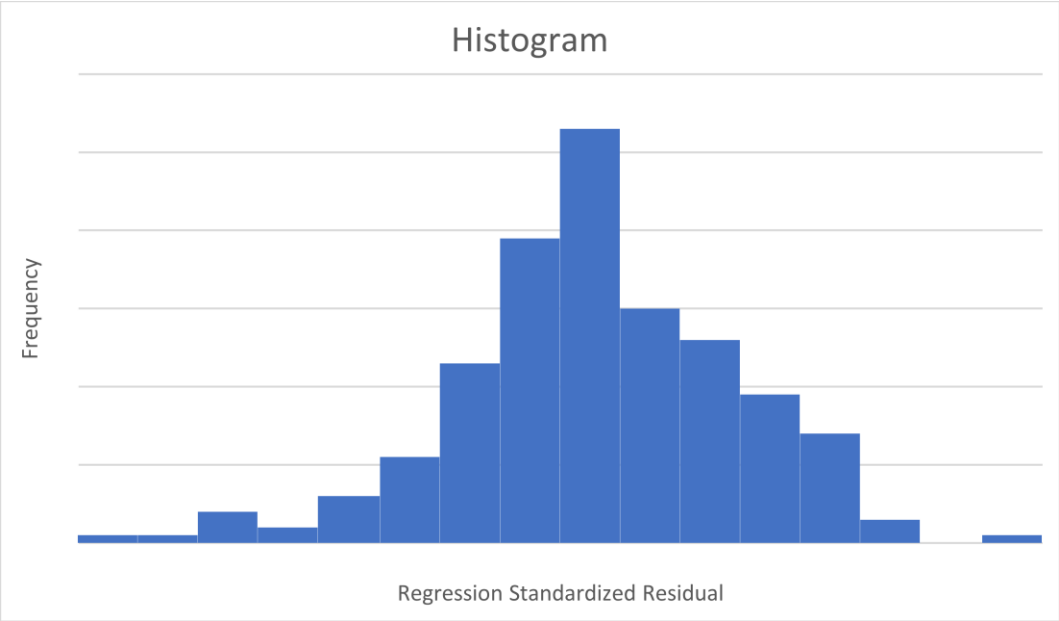
Στη συγκεκριμένη περίπτωση αναμένονται το πολύ 0.05*233≈12 σημεία εκτός του διαστήματος [-2,2]. Από το διάγραμμα προκύπτει πως μόλις 5 σημεία βρίσκονται εκτός του παραπάνω διαστήματος και έτσι συμπεραίνεται ότι ικανοποιείται και η υπόθεση της γραμμικότητας . Επιπρόσθετα, το σχετικά σταθερό κατακόρυφο εύρος των καταλοίπων καταδεικνύει ότι η υπόθεση της ομοσκεδαστικότητας για την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση δεν παραβιάζεται.

Τέλος, η Εικόνα 35 παρουσιάζει το διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων, υποδηλώνει σχεδόν τέλεια γραμμικότητα και συνεπώς την κανονικότητα των καταλοίπων.



Εικόνα 35: Διάγραμμα Q-Q των καταλοίπων

Το παραπάνω αποτυπώνεται και στο ιστόγραμμα των καταλοίπων (Εικόνα 36). Η κατανομή των καταλοίπων προσεγγίζει αρκετά την κανονική κατανομή, εμφανίζοντας μια ελαφρία θετική ασυμμετρία.



Εικόνα 36: Ιστόγραμμα των καταλοίπων

Συνολικά και οι τέσσερις υποθέσεις της γραμμικής παλινδρόμησης ικανοποιούνται.

Το μοντέλο της λογαριθμικής παλινδρόμησης μπορεί να ερμηνεύσει περίπου το 31% των μεταβολών της εξαρτημένης μεταβλητής ΑΕΕ (R^2 = 31.3 %, R^2 (adj) = 29.4%). Αντίστοιχα, το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης μπορεί να ερμηνεύσει περίπου το 36% των μεταβολών της εξαρτημένης μεταβλητής ΑΕΕ (R^2 = 35.9 %, R^2 (adj) = 33.8%). Ανάλογες μελέτες που αφορούν στην εκτίμηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, όπως των Bedir et al. (2013), (R^2=50%), Sardianou (2007), (R^2=10%), Kotsila and Polychronidou (2021) (R^2=30%), Wiesmann et al. (2011) (R^2=33%), καθώς και στην εκτίμηση της κατανάλωσης καυσίμων για θέρμανση, όπως των Meier and and Redhanz (2010) (R^2=17% για το αέριο and R^2=30% συνολικά), καταδεικνύουν ότι τα παραγόμενα αποτελέσματα βρίσκονται εντός του εύρους των δημοσιευμένων ερευνών και ως εκ τούτου κρίνονται ικανοποιητικά.

Ανάπτυξη μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης για την περίπτωση των 60 νοικοκυριών

Με βάση τα όσα περιεγράφηκαν παραπάνω, αναπτύχθηκε αντίστοιχα ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης για την περίπτωση των 60 νοικοκυριών. Για τον υπολογισμό του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή οι ετήσιες ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών και ως ανεξάρτητες μεταβλητές ο τύπος του κυρίου συστήματος θέρμανσης και οι ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης, οι οποίες εισήχθησαν στο μοντέλο με τη μορφή ψευδομεταβλητών, το ετήσιο εισόδημα λογαριθμικά μετασχηματισμένο, το εμβαδόν της κατοικίας λογαριθμικά μετασχηματισμένο, το έτος κατασκευής της κατοικίας, ο αριθμός των μελών που απαρτίζουν το νοικοκυριό, καθώς και ο αριθμός των δωματίων. Πέραν των προαναφερόμενων ανεξάρτητων μεταβλητών, που χρησιμοποιήθηκαν και στην περίπτωση των 300 νοικοκυριών, χρησιμοποιήθηκαν επίσης το εμβαδόν της κατοικίας το οποίο θερμαίνεται λογαριθμικά μετασχηματισμένο, καθώς και η μέση

θερμοκρασία της κατοικίας κατά τη διάρκεια της ημέρας. Επιλέγοντας και πάλι τη μέθοδο Stepwise για την κατασκευή του βέλτιστου μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης, προέκυψε πως οι μεταβλητές που εκφράζουν τον λέβητα πετρελαίου ως κύριο σύστημα θέρμανσης, το εισόδημα, το λογαριθμικά μετασχηματισμένο εμβαδόν της κατοικίας και οι ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης εξηγούν περίπου το 57% των μεταβολών στις συνολικές ετήσιες ενεργειακές δαπάνες (R^2 = 57.3 %, R^2 (adj) = 52.3%). Ως βασικότερος παράγοντας εμφανίζονται ο λέβητας πετρελαίου ως κύριο σύστημα θέρμανσης, ενώ ακολουθούν οι ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης και ο αριθμό των δωματίων της κατοικίας, ενώ όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές παρουσιάζουν θετική συσχέτιση με την ανεξάρτητη μεταβλητή. Η εξίσωση του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξής:

$$AEE = 693.929 + 1494{,}421 * TPHS1 + 1364.652 * HOHS3 + 583.315 * HR \quad (27)$$

Η απουσία της μεταβλητής του εισοδήματος από το παρόν μοντέλο, αναδεικνύει την αναγκαιότητα της θέρμανσης ως σημαντικό στοιχείο επιβίωσης, καθιστώντας την είδος πρώτης ανάγκης ανεξαρτήτως εισοδήματος. Αν και η επεξηγηματικότητα του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης στην περίπτωση των 60 νοικοκυριών αυξάνει, τα αποτελέσματα δε θεωρούνται απολύτως αξιόπιστα λόγω του μικρού μεγέθους του δείγματος. Οι εμπειρικοί κανόνες αναφέρουν από 10 (Halinski and Feldt 1970, Neter Wasserman and Cutner 1996) έως και 40 άτομα, ως ελάχιστο αριθμό συμμετεχόντων ανά κάθε παλινδρομούσα μεταβλητή (Nunnnally et al. 1978, Tabbachnick and Fidell 1989). Άλλοι ερευνητές προτείνουν ως ελάχιστη βάση τους 50 συμμετέχοντες προσαυξημένουν κατά τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών (Harris 1985) ή το δεκαπλάσιο των ανεξάρτητων μεταβλητών (Thorndike 1976). Οι Kerlinger and Pedhazur (1973) πρότειναν τα 100 ή τα 200 άτομα ως τον ελάχιστο αριθμό ατόμων. Μέσα από μια συγκριτική μελέτη μεταξύ διάφορων εμπειρικών κανόνων ο Green (1991) κατέληξε στο να προτείνει ως ελάχιστο αριθμό ατόμων τα 50 προσαυξημένα με το οκταπλάσιο των ανεξάρτητων μεταβλητών. Σε μελέτη των Brooks and Barcikowski (1994) αναπτύσσεται μέθοδος για τον προσδιορισμό επαρκούς μεγέθους δείγματος, η μέθοδος PEAR , η οποία προσδιορίζει το μέγεθος του δείγματος προκειμένου να μην μειωθεί πολύ ο συντελεστής προσδιορισμού παλινδρόμσης R^2, και στη συνέχεια τα αποτελέσματα της μεθόδου συγκρίθηκαν με εμπειρικούς κανόνες, με τις μεθόδους Ανάλυσης Ισχύος και άλλες μεθόδους Επικύρωσης, που αποσκοπούν στον προσδιορισμό του ελάχιστου αριθμού ατόμων για την παραγωγή ενός αξιόπιστου μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης. Το μοντέλο PEAR προτείνει 42 άτομα προκειμένου ο συντελεστής να ισούται με 50% για ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης με 2 ανεξάρτητες μεταβλητές. Η μέθοδος των Park and Dudycha (1974) προτείνει 31 παρατηρήσεις, οι Gatsonis and Sampson (1989) προτείνουν 20 παρατηρήσεις, ενώ με τους διάφορους εμπειρικούς κανόνες προτείνονται 60 (30:1), 30 (15:1) ή και 66 (50+ οκτώ επί των αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών). Τέλος, η μελέτη των Aligna and Keselman (2000) χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Monte Carlo έδωσαν ως επαρκές δείγμα στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται 8 ανεξάρτητες μεταβλητές και προκύπτει R^2 ίσο με 55% θα πρέπει να υπάρχουν τουλάχιστον 70 παρατηρήσεις για να θεωρηθεί αξιόπιστο σε επίπεδο εμπιστοσύνης 95% , ενώ εάν είναι ίσο με 45% θα πρέπει το ελάχιστο δείγμα να αποτελείται από 85 άτομα. Σε περίπτωση χρήσης 10 ανεξάρτητων μεταβλητών τα αντίστοιχα ελάχιστα δείγματα διαμορφώνονται σε 85 και 100 αντίστοιχα, ενώ καθώς αυξάνει ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων ανεξάρτητων μεταβλητών τα ελάχιστα δείγματα συνεχίζουν να αυξάνονται.

Συμπεραίνεται με βάση τα παραπάνω, ότι το μοντέλο που παράχθηκε για την περίπτωση των 60 νοικοκυριών , και στο οποίο αρχικά εισήχθησαν 9 ανεξάρτητες μεταβλητές (19 λαμβάνοντας υπόψιν τις ψευδομεταβλητές) και συμπεριελήφθησαν 4 εξ αυτών στο τελικό μοντέλο παλινδρόμησης, δεν κρίνεται απολύτως ικανό να δώσει αντιπροσωπευτικά αποτελέσματα.

Ομαδοποίηση των νοικοκυριών με βάση την συνολική ενεργειακής τους κατανάλωση

Η συσταδοποίηση της συνολικής οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης βασίζεται σε κριτήρια μεικτού τύπου, θα πρέπει να επιλεχθεί ο κατάλληλος αλγόριθμος συσταδοποίησης. Για την συσταδοποίηση μεικτών δεδομένων υπάρχουν δυο βασικές προσεγγίσεις. Η πρώτη προσέγγιση βασίζεται στην υπόθεση ότι τα δεδομένα προέρχονται από έναν πεπερασμένο αριθμό παραμετρικών, πολυμεταβλητών κατανομών. Η κατανομή στην οποία ανήκει κάθε παρατήρηση καθορίζει και την κλάση στην οποία θα ταξινομηθεί και θεωρητικά θα πρέπει όλες οι παρατηρήσεις που προέρχονται από την ίδια κατανομή να ταξινομούνται στην ίδια κλάση. Ο προσδιορισμός των κατανομών εξαρτάται κάθε φορά από τη μέθοδο που επιλέγεται. (Banerjee and Shan 2011). Η δεύτερη προσέγγιση ταξινομεί τα δεδομένα σε συστάδες χρησιμοποιώντας κάποιο στατιστικό μέτρο απόστασης, είτε αυτό αναφέρεται στην απόσταση μεταξύ των παρατηρήσεων, είτε στην απόσταση μεταξύ των παρατηρήσεων και τα κεντροειδή των κλάσεων ή κάποιο άλλο χαρακτηριστικό σημείο της κάθε κλάσης. Δεδομένου ότι η προσέγγιση αυτή αναπτύχθηκε αρχικά για συνεχή και ταξινομημένα δεδομένα, υπάρχουν οι εξής τρείς τρόποι χειρισμού των δεδομένων: α) η μετατροπή όλων των δεδομένων μεικτού τύπου σε συνεχή ή ταξινομημένα δεδομένα, β) η χρήση συγκεκριμένων στατιστικών μέτρων απόστασης για μεικτά δεδομένα και γ) ένας συνδυασμός μείωσης των διαστάσεων των δεδομένων και ταξινόμησης του μειωμένου χώρου των δεδομένων (van de Velden et al. 2018). Οι αλγόριθμοι της δεύτερης προσέγγισης συνιστούν και την απλούστερη μέθοδο συσταδοποίησης μεικτών δεδομένων (Balaji and Lavanya 2021).

Ανατρέχοντας στη σχετική βιβλιογραφία, οι Preud'homme, G., Duarte, K., Dalleau, K. et al. (2021) συνέκριναν την απόδοση τεσσάρων αλγορίθμων ταξινόμησης από την πρώτη και πέντε από την δεύτερη προσέγγιση και κατέληξαν στην υπεροχή των αλγορίθμων Kamila και LCM για την πρώτη κατηγορία και του αλγορίθμου k-prototypes για τη δεύτερη κατηγορία. Οι Akay and Yüksel (2018) προτείνουν τον αλγόριθμο k-prototypes έναντι του αλγορίθμου του στατιστικού μέτρου απόστασης του Gower – οι οποίοι ανήκουν και οι δύο στη δεύτερη προσέγγιση- έπειτα από συγκριτική εφαρμογή των αλγορίθμων σε ένα σύνολο δεδομένων μεικτού τύπου, που αφορούσε σε δεδομένα πληρωμών για διεθνείς μεταφορών.

Ο αλγόριθμος k-prototypes

Ο αλγόριθμος k-prototypes αναπτύχθηκε από τον Huang το 1997 και αποτελεί μια τεχνική συσταδοποίησης βασισμένη στον αλγόριθμο k-means, επεκτείνοντας τη χρήση του πέραν των αριθμητικών δεδομένων (Huang 1998).

Για το χειρισμό των αριθμητικών δεδομένων χρησιμοποιείται το ίδιο στατιστικό μέτρο απόστασης με τον αλγόριθμο k-means, δηλαδή η ευκλείδεια απόσταση και η συνάρτηση απόστασης έχει οριστεί ως μέτρο ομοιότητας μεταξύ δύο αντικειμένων. Αναφορικά με τις μη αριθμητικές μεταβλητές, οι διαφορετικές τιμές των μεταβλητών αυτών σημαίνουν και μείωση της ομοιότητας ενός ζεύγους παρατηρήσεων (Akay and Yüksel 2018). Δεδομένου ενός σετ δεδομένων $X = \{x_1(t), \cdots, x_n(t)\}$, το οποίο περιέχει n σύνολα παρατηρήσεων, οι οποίες εκφράζονται από m_r αριθμητικές μεταβλητές και m_s κατηγορικές μεταβλητές, ο σκοπός του αλγορίθμου είναι να βρει k συστάδες, στις οποίες η παρακάτω συνάρτηση κέρδους ελαχιστοποιείται:

$$j = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{k} p_{ij}\, d\big(x_i(t), c_j\big), \quad (28)$$

όπου $p_{ij} \in \{0,1\}$, μια δυαδική μεταβλητή η οποία υποδηλώνει την συμμετοχή ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων x_i(t) στη συστάδα c_j, c_j το κέντρο της συστάδας c_j και $d(x_i(t), c_j)$ το μέτρο ανομοιότητας το οποίο ορίζεται ως εξής:

$$d(x_i(t), c_j) = \sum_{r=1}^{m_r} \sqrt{\left(x_{ir}(t) - c_{jr}\right)^2} \quad + \gamma_j \ \sum_{t=1}^{m_t} \delta(x_{is}(t), c_{js}), \ (29)$$

όπου $x_{ir}(t)$ η τιμή της αριθμητικής μεταβλητής r και $x_{is}(t)$ η τιμή της μη αριθμητικής μεταβλητής s για το για το σύνολο δεδομένων $x_i(t)$, c_{jr} η μέση τιμή της αριθμητικής μεταβλητής r και c_{js} η μέση τιμή της αριθμητικής μεταβλητής r και του c_j. Για τις μη αριθμητικές μεταβλητές ορίζεται, δ(p, q)=0, όταν p=q και δ(p,q)=1, όταν p≠q και ως γ_j ορίζεται το βάρος για τις μη αριθμητικές μεταβλητές στην συστάδα c_j και λαμβάνει την τιμή 0 σε περίπτωση που κάποια κλάση βασίζεται αποκλειστικά σε αριθμητικά δεδομένα. Η βελτιστοποίηση της συνάρτησης κέρδους j πραγματοποιείται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας εναλλαγής των κλάσεων, κατά την οποία γίνεται προσπάθεια να προσδιοριστούν τα βέλτιστα κέντρα των κλάσεων. Τα δύο παραπάνω βήματα επαναλαμβάνονται μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση.

Πρακτικά η λειτουργία του αλγορίθμου βασίζεται σε τρεις διαδικασίες: την αρχική επιλογή των προτύπων, τον αρχικό καταμερισμό των παρατηρήσεων και τον επανακαταμερισμό τους. Η διαδικασία πραγματοποιείται με τα εξής τέσσερα βήματα:

(1) Επιλογή k αρχικών πρωτοτύπων από ένα σετ δεδομένων X.

(2) Καταμερισμός κάθε στοιχείου του X στη συστάδα, με το πρωτότυπο της οποίας παρουσιάζει τη μεγαλύτερη ομοιότητα με βάση την εξίσωση (29).

(3) Αφού όλα τα στοιχεία καταμεριστούν, επανελέγχεται η ομοιότητα τους με τα πρωτότυπα όπως έχουν οριστεί για κάθε επανάληψη. Εάν κάποιο στοιχείο, παρουσιάσει μεγαλύτερη ομοιότητα με το πρωτότυπο κάποιας άλλης κλάσης από αυτήν που έχει τοποθετηθεί, τότε το στοιχείο τοποθετείται στη σωστή κλάση και τα πρωτότυπα των δύο κλάσεων υπολογίζονται εκ νέου.

(4) Επανάληψη του βήματος 3,μέχρι να μην υπάρξει καμία αλλαγή στις κλάσεις για έναν πλήρη έλεγχο της ομοιότητας στοιχείων του X και πρωτοτύπων.

Συσταδοποίηση 300 νοικοκυριών κοινωνικής έρευνας

Η υλοποίηση της συσταδοποίησης έγινε με τη χρήση του Jupyter Notebook, σε περιβάλλον Python, και για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες: numPy, pandas, pyplot, plotnine kai KPrototypes.

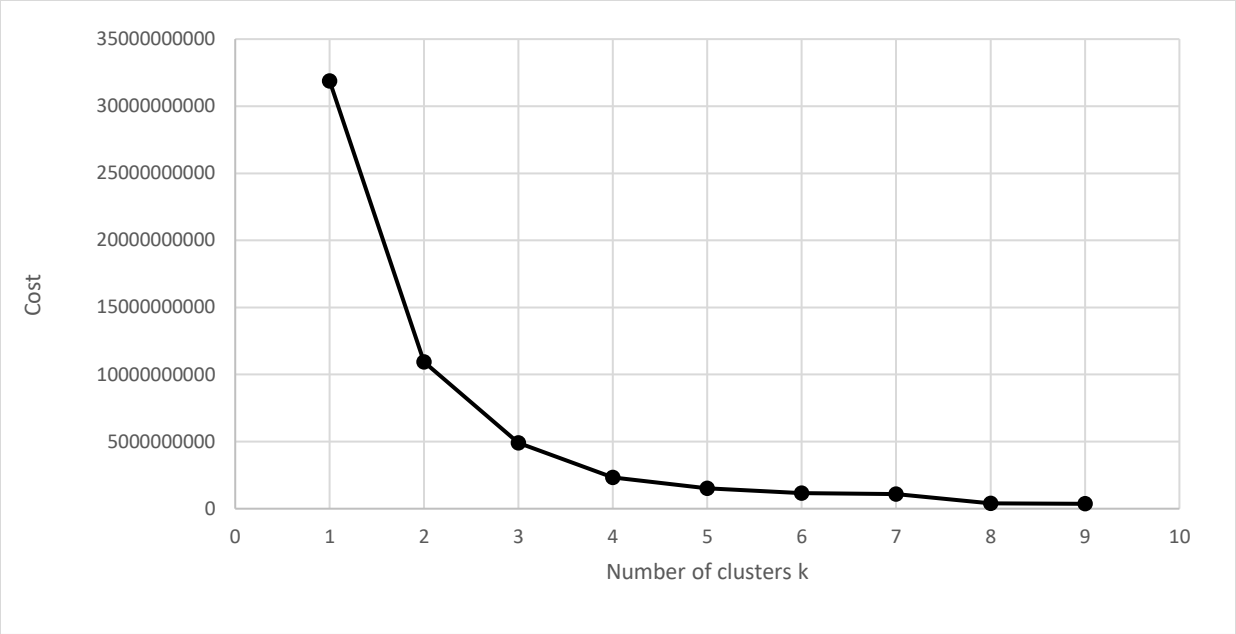
Προκειμένου να εντοπιστούν τα νοικοκυριά με παρόμοια ενεργειακή συμπεριφορά, εισήχθησαν μια σειρά από κοινωνικοοικονομικές μεταβλητές, οι οποίες παρατίθενται στον Πίνακας 19, οι οποίες επιλέχθηκαν με βάση τα όσα περιεγράφηκαν παραπάνω, με γνώμονα την πολυπαραγοντική φύση της ενεργειακής κατανάλωσης:

Πίνακας 19: Κοινωνικοοικονομικές μεταβλητές συσταδοποίησης

Μεταβλητή	**Επεξήγηση**	**Συντομογραφία**
Type of Residence	Τύπος της κατοικίας	TR
Year of House Construction	Έτος κατασκευή της κατοικίας	YHC
Area of the house	Εμβαδόν κατοικίας	AH
Number of rooms of the household	Αριθμός δωματίων στην κατοικία	HR
Type of primary heating system	Τύπος κύριου συστήματος θέρμανσης	TPHS
Number of household members	Αριθμός μελών του νοικοκυριού	HM
Annual Income	Ετήσιο εισόδημα νοικοκυριού	AI
Annual Energy Expenses	Ετήσιες ενεργειακές δαπάνες για θερμική και ηλεκτρική ενέργεια	AEE
Hours of operation of heating system	Ώρες λειτουργίας συστήματος θέρμανσης ανά ημέρα	HOHS

Στη συνέχεια απαιτείται ο προσδιορισμός του αριθμού k των κλάσεων. Για τον προσδιορισμό του βέλτιστου αριθμού των κλάσεων χρησιμοποιείται η ευρετική (heuristic) μέθοδος του αγκώνα (Elbow Method). Με βάση τη μέθοδο αυτή εκτελείται ο αλγόριθμος k-Prototypes για ένα εύρος συστάδων και για κάθε k υπολογίζεται η αντίστοιχη συνάρτηση κόστους, που αντιστοιχεί στο άθροισμα των τετραγωνικών αποστάσεων από κάθε σημείο προς το κέντρο που του έχει ανατεθεί (sum of square error - SSE) , καθώς και η διακύμανση (variance). Έπειτα, απεικονίζεται γραφικά το SSE συναρτήσει του k. Η κεντρική ιδέα βασίζεται στο ότι το SSE τείνει στο 0, όσο αυξάνεται ο αριθμός των κλάσεων k. Καθώς το k μειώνεται αρχικά απότομα και στη συνέχεια η τιμή του τείνει να σταθεροποιηθεί κοντά στο 0, σχηματίζεται ο «αγκώνας», ο οποίος βοηθά στην επιλογή του βέλτιστου αριθμού κλάσεων για τις οποίες το SSE είναι ικανοποιητικά μικρό, έτσι ώστε αν προστεθεί μια ακόμη κλάση η προσαρμογή των δεδομένων δεν θα είναι διακριτά καλύτερη. (Bholowalia and Kumar 2014)

Στο συγκεκριμένο πρόβλημα συσταδοποίησης εφαρμόστηκε η μέθοδος Elbow με εύρος αριθμού κλάσεων από 1 έως 10 (Εικόνα 37).



Εικόνα 37: Βέλτιστος αριθμός συστάδων – κλάσεων σύμφωνα με τη μέθοδο elbow

Όπως παρατηρείται στην Εικόνα 37 ο αριθμός των 4 συστάδων προσαρμόζεται αρκετά ικανοποιητικά στα δεδομένα, μιας και το SSE έχει μειωθεί σημαντικά, έχει εμφανιστεί το φαινόμενο του «αγκώνα» στο διάγραμμα και για αριθμό κλάσεων μεγαλύτερο του 4 το SSE τείνει να σταθεροποιηθεί.

Στη συνέχεια ο αλγόριθμος k-Prototypes προσαρμόστηκε στα δεδομένα. Ο αλγόριθμος υλοποιήθηκε με τα εξής ορίσματα:

- njobs=-1: Το όρισμα αυτό δηλώνει ότι χρησιμοποιούνται όλοι οι πυρήνες του επεξεργαστή για την εκτέλεση των εργασιών
- n_clusters=4: Το όρισμα αυτό αναφέρεται στον αριθμό των κλάσεων, ο οποίος καθορίζεται από το χρήστη κάθε φορά και στην προκειμένη περίπτωση προέκυψε από τη μέθοδο του αγκώνα.
- init= Huang: Το όρισμα αυτό επιλέγει μεταξύ των διαθέσιμων μεθόδων για την αρχική επιλογή των κέντρων των κλάσεων.
- random_state=0: Μέσω του ορίσματος αυτού αρχικοποιήθηκαν τα κέντρα των κλάσεων.

Πραγματοποιήθηκαν συνολικά 3 επαναλήψεις του αλγορίθμου μέχρι να προκύψει η τελική συσταδοποίηση των νοικοκυριών.

Αρχικά, παρατίθενται τα κέντρα κάθε μεταβλητής για κάθε μια από τις τέσσερις κλάσεις:

Πίνακας 20: Κέντρα κάθε μεταβλητής για κάθε μια από τις τέσσερις κλάσεις

	Cluster 1	**Cluster 2**	**Cluster 3**	**Cluster 4**
TR	Διαμέρισμα	Διαμέρισμα	Διαμέρισμα	Διαμέρισμα
YHC	1973	1972	1985	1973
AH	105	90	100	100
HR	4	4	3	4
TPHS	Λέβητας Πετρελαίου	Λέβητας Πετρελαίου	Λέβητας Πετρελαίου	Λέβητας Καυσόξυλων
HM	3	2	4	3
AI	18733	9933	31545	«Δεν γνωρίζω/Δεν απαντώ»
AEE	2953	2540	3260	2810
HOHS	>10 ώρες	>10 ώρες	>10 ώρες	>10 ώρες

Στην πρώτη κλάση ταξινομούνται 75 από τα 300 νοικοκυριά, στην δεύτερη κλάση 120 από τα 300 νοικοκυριά, στην τρίτη κλάση 44 νοικοκυριά και στην τέταρτη κλάση 64 νοικοκυριά.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι μέσες τιμές και οι συχνότητες για μια σειρά από μεταβλητές που σχετίζονται με την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών ανά κλάση:

Πίνακας 21: Μέσες τιμές και οι συχνότητες για μια σειρά από μεταβλητές που σχετίζονται με την ενεργειακή συμπεριφορά των νοικοκυριών ανά κλάση

ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ- ΣΥΧΝΟΤΗΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ					
VARIABLES	**Classes or type**	**Cluster 1**	**Cluster 2**	**Cluster 3**	**Cluster 4**
Household members	**1**	6	28	0	6
	2	22	34	4	14
	3	17	21	12	15
	4	17	17	19	18
	5	11	10	5	5
	6	2	3	3	2
Household rooms	**1**	1	2	0	6
	2	5	7	2	3
	3	14	15	3	7
	4	31	54	20	18
	5	17	35	15	18
	6	7	4	4	11
	7	0	3	0	1
Area		105	93	102	100
Income		18733	9933	31545	-
Year of house construction		1973	1972	1985	1973
Operating hours	**2 -4**	0	0	0	1
	4 -6	2	0	0	3
	6 -10	12	31	4	14
	>10	61	81	40	45
Winter Comfort		60 ΝΑΙ	70 ΝΑΙ	32 ΝΑΙ	43 ΝΑΙ
Moisture		46 ΟΧΙ	85 ΟΧΙ	32 ΟΧΙ	35 ΟΧΙ
Bill Delay		61 ΟΧΙ	107 ΟΧΙ	40 ΟΧΙ	58 ΟΧΙ
Type of Residence	**Διαμέρισμα**	35	69	27	37
	Ανεξάρτητη οικία	30	46	14	22
	Μεζονέτα	9	5	3	5
Cost elect		904	767	1212	728
Cost thermal		2048	1798	2048	2082
Total cost		2953	2540	3260	2810
Type of primary heating system	**Κεντρική Θέρμανση με πετρέλαιο**	34	49	22	23
	Κεντρική Θέρμανση με ξύλα - βιομάζα	25	37	16	23
	Τζάκι/Ενεργειακό Τζάκι	0	2	0	5
	Λέβητας αερίου	1	3	1	0
	Ξυλόσομπα	13	28	3	9
	Ηλεκτρικά σώματα	0	1	1	0
	Θερμοσυσσωρευτές	0	0	2	0
Energy poor		67 ΝΑΙ	115 ΝΑΙ	18 ΝΑΙ	-

Όπως φαίνεται και στον Πίνακας 21, στην πρώτη κλάση συγκαταλέγονται νοικοκυριά που αποτελούνται κατά κύριο λόγο από 2 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν τόσο σε διαμερίσματα, όσο και σε ανεξάρτητες κατοικίες . Το εμβαδόν της κατοικίας τους κατά μέσο όρο ανέρχεται σε 105 τ.μ. και έχει κτιστεί το 1973, ενώ διαθέτουν τα περισσότερα εξ αυτών 3 έως 5 δωμάτια. Οι ώρες λειτουργίας του κεντρικού συστήματος θέρμανσης ξεπερνούν τις 10 για την πλειοψηφία των νοικοκυριών, ενώ χρησιμοποιούν τόσο καυσόξυλα ως κύριο καύσιμο θέρμανσης (25 κεντρική θέρμανση με λέβητα καυσόξυλων, και 13 ξυλόσομπα), όσο και πετρέλαιο (34 κεντρική θέρμανση με λέβητα πετρελαίου). Το μέσο ετήσιο κόστος για ηλεκτρισμό και θέρμανση ανέρχεται σε 904 € και 2048€ αντίστοιχα, ενώ το συνολικό μέσο ετήσιο ενεργειακό κόστος διαμορφώνεται σε 2953€, τη στιγμή που το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο εισόδημα των νοικοκυριών ανέρχεται σε 18733€, με το ελάχιστο δηλωθέν εισόδημα να ανέρχεται σε 16000€ και το μέγιστο σε 21000€ . Η πλειοψηφία των νοικοκυριών δήλωσε πως αισθάνεται άνεση από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας κατά τους χειμερινούς μήνες (60 από τους 75 συμμετέχοντες) και πως δεν έρχεται αντιμέτωπη με αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών του νοικοκυριού και περισσότερες από τις μισές κατοικίες (46 από τις 75) δεν εμφανίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας. Σχεδόν το σύνολο των νοικοκυριών (67 από τα 75) χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10% (DECC, 2015).

Στη δεύτερη κλάση συγκαταλέγονται νοικοκυριά που αποτελούνται κατά κύριο λόγο από 1 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν κυρίως σε διαμερίσματα, και δευτερευόντως σε ανεξάρτητη κατοικία. Το εμβαδόν της κατοικίας τους κατά μέσο όρο ανέρχεται σε 93 τ.μ. και έχει κτιστεί το 1972, ενώ διαθέτουν τα περισσότερα εξ αυτών 4 έως 5 δωμάτια. Οι ώρες λειτουργίας του κεντρικού συστήματος θέρμανσης ξεπερνούν τις 10 ώρες για την πλειοψηφία των νοικοκυριών, ενώ χρησιμοποιούνται τόσο καυσόξυλα ως κύριο καύσιμο θέρμανσης (37 κεντρική θέρμανση με λέβητα καυσόξυλων, 2 τζάκι και 28 ξυλόσομπα), όσο και πετρέλαιο (49 κεντρική θέρμανση με λέβητα πετρελαίου). Το μέσο ετήσιο κόστος για ηλεκτρισμό και θέρμανση ανέρχεται σε 767 € και 1798€ αντίστοιχα, ενώ το συνολικό μέσο ετήσιο ενεργειακό κόστος διαμορφώνεται σε 2540€, τη στιγμή που το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο εισόδημα των νοικοκυριών ανέρχεται σε 9993€, με ελάχιστο δηλωθέν εισόδημα 5500€ και μέγιστο 12500€. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών δήλωσε πως δεν έρχεται αντιμέτωπη με αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών του νοικοκυριού και δεν εμφανίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας και περισσότεροι από τους μισούς συμμετέχοντες (70 από τους 120) νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας τους κατά τους χειμερινούς μήνες. Σχεδόν το σύνολο των νοικοκυριών (115 από τα 120 νοικοκυριά) χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10%.

Στην τρίτη κλάση συγκαταλέγονται νοικοκυριά που αποτελούνται κατά κύριο λόγο από 3 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν κυρίως σε διαμερίσματα, και δευτερευόντως σε ανεξάρτητες κατοικίες. Το εμβαδόν της κατοικίας τους κατά μέσο όρο ανέρχεται σε 102 τ.μ. και έχει κτιστεί το 1985, ενώ διαθέτουν τα περισσότερα εξ αυτών 4 έως 5 δωμάτια. Οι ώρες λειτουργίας του κεντρικού συστήματος θέρμανσης ξεπερνά τις 10 ώρες για την πλειοψηφία των νοικοκυριών, ενώ χρησιμοποιούνται τόσο καυσόξυλα ως κύριο καύσιμο θέρμανσης (16 κεντρική θέρμανση με λέβητα καυσόξυλων και 3 ξυλόσομπα), όσο και πετρέλαιο (22 κεντρική θέρμανση με λέβητα πετρελαίου), ενώ υπάρχουν και 2 νοικοκυριά που χρησιμοποιούν ηλεκτρικά θερμαντικά μέσα ως κύριο σύστημα θέρμανσης . Το μέσο ετήσιο κόστος για ηλεκτρισμό και θέρμανση ανέρχεται σε 1212€ και 2048€ αντίστοιχα, ενώ το συνολικό μέσο ετήσιο ενεργειακό κόστος διαμορφώνεται σε 2360€, τη στιγμή που το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο εισόδημα των νοικοκυριών ανέρχεται σε 31545€. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών δήλωσε πως δεν έρχεται αντιμέτωπη με αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών του νοικοκυριού και δεν εμφανίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας, ενώ ταυτόχρονα

νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας τους κατά τους χειμερινούς μήνες. Λιγότερα από τα μισά νοικοκυριά της συγκεκριμένης κλάσης χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10% (μόλις 18 από τα 44). Πρόκειται κυρίως για νοικοκυριά με μεγάλο σχετικό δηλωθέν εισόδημα, το οποίο κυμαίνεται από 27000€ έως 35000€.

Στην τέταρτη κλάση συγκαταλέγονται νοικοκυριά που αποτελούνται κατά κύριο λόγο από 3 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν κυρίως σε διαμερίσματα, και δευτερευόντως σε ανεξάρτητες κατοικίες. Το εμβαδόν της κατοικίας τους κατά μέσο όρο ανέρχεται σε 100 τ.μ. και έχει κτιστεί το 1973, ενώ διαθέτουν τα περισσότερα εξ αυτών 4 έως 5 δωμάτια. Οι ώρες λειτουργίας του κεντρικού συστήματος θέρμανσης ξεπερνούν τις 10 ώρες για την πλειοψηφία των νοικοκυριών, ενώ χρησιμοποιούνται τόσο καυσόξυλα ως κύριο καύσιμο θέρμανσης (23 κεντρική θέρμανση με λέβητα καυσόξυλων, 5 τζάκι και 9 ξυλόσομπα), όσο και πετρέλαιο (23 κεντρική θέρμανση με λέβητα πετρελαίου) . Το μέσο ετήσιο κόστος για ηλεκτρισμό και θέρμανση ανέρχεται σε 728 € και 2082€ αντίστοιχα, ενώ το συνολικό μέσο ετήσιο ενεργειακό κόστος διαμορφώνεται σε 2810€, ωστόσο μόλις 2 από τα 64 νοικοκυριά της κλάσης αυτής έδωσαν απαντήσεις σε σχέση με το μέσο ετήσιο συνολικό διαθέσιμο εισόδημα τους και συνεπώς δεν μπορούν να εξαχθούν σχετικά συμπεράσματα. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών δήλωσε πως δεν έρχεται αντιμέτωπη με αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών του νοικοκυριού και δεν εμφανίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας και περισσότεροι από τους μισούς συμμετέχοντες, ενώ ταυτόχρονα νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας τους κατά τους χειμερινούς μήνες. Δεδομένου ότι δεν υπάρχουν επαρκή διαθέσιμα εισοδηματικά στοιχεία για τα νοικοκυριά αυτής της κλάσης δεν είναι δυνατόν να εξαχθούν συμπεράσματα σε σχέση με την έκταση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας για τα νοικοκυριά της τέταρτης κλάσης.

Συνεπώς, στην τρίτη κλάση συγκαταλέγονται νοικοκυριά με περισσότερα μέλη κατά κύριο λόγο από τα νοικοκυριά των κλάσεων 2 και 1. Οι κατοικίες του είναι νεότερες κατά μέσο όρο σε σχέση με τις κατοικίες των υπόλοιπων κλάσεων. Ο αριθμός των δωματίων παραμένει σχετικά σταθερός μεταξύ των κλάσεων, καθώς και το εμβαδόν της κατοικίας, εξαιρουμένης της δεύτερης κλάση στην οποία συγκαταλέγονται μικρότερης επιφάνειας κατοικίες. Παρατηρείται άμεση σύνδεση μεταξύ εισοδήματος και ενεργειακών δαπανών. Στην τρίτη κλάση κατηγοριοποιούνται νοικοκυριά με μεγαλύτερα εισοδήματα και τα οποία δαπανούν μεγαλύτερα ποσά για να καλύψουν τις ενεργειακές τους ανάγκες, ενώ ακολουθεί η πρώτη κλάση με το αμέσως επόμενο μεγαλύτερο δηλωθέν διαθέσιμο εισόδημα και αντίστοιχα τις αμέσως επόμενες υψηλότερες ενεργειακές δαπάνες. Σε αντίθεση, τα νοικοκυριά της δεύτερης κλάσης που δηλώνουν και το μικρότερο μέσο διαθέσιμο οικογενειακό εισόδημα ανά έτος, δηλώνουν και τις μικρότερες ενεργειακές δαπάνες. Φαίνεται, λοιπόν, στην τρίτη κλάση να συμμετέχουν νοικοκυριά με σχετικά περισσότερα μέλη, μεγαλύτερα εισοδήματα, υψηλότερες ενεργειακές δαπάνες, σχετικά νεότερες κατοικίες και με περισσότερα μέλη και τα οποία επιλέγουν τόσο το πετρέλαιο, όσο και τη βιομάζα/καυσόξυλα ως κύριο καύσιμο για θέρμανση. Από την άλλη στην πρώτη κλάση κατατάσσονται νοικοκυριά με λιγότερα μέλη, με ίδιο εμβαδό κατά μέσο όρο με τα νοικοκυριά της κλάσης 3, ίδιο αριθμό δωματίων με τις κλάσεις 2 και 3 κατά μέσο όρο, μεσαία εισοδήματα και μεσαίες ενεργειακές δαπάνες, παλαιότερες κατοικίες σε σχέση με την κλάση 3, ενώ και πάλι τα νοικοκυριά επιλέγουν τόσο συστήματα πετρελαίου όσο και συστήματα βιομάζας/καυσόξυλων, ως κύριο σύστημα για τη θέρμανση τους. Τέλος, στην κλάση 2 κατατάσσονται νοικοκυριά με διακριτά χαμηλότερα εισοδήματα, τις μικρότερες ενεργειακές δαπάνες, κατοικίες μικρότερου εμβαδού σε σχέση με τις δύο προηγούμενες κλάσεις, ενώ είναι χαρακτηριστικό το γεγονός ότι η επιλογή των συστημάτων θέρμανσης καυσόξυλων/βιομάζας κυριαρχεί έναντι της επιλογής των συστημάτων θέρμανσης πετρελαίου (67 έναντι 49), σε αντίθεση με τις κλάσεις 1 και 3 όπου παρατηρείται μια σχεδόν ισομερή κατανομή μεταξύ των δύο επιλογών. Η τελευταία παρατήρηση, έρχεται σε συμφωνία με την στροφή των νοικοκυριών στη

βιομάζα για οικονομικούς λόγους, με μεγαλύτερη από τον καιρό της οικονομικής κρίσης στη χώρα και ιδιαίτερα στις ορεινές περιοχές, λόγω εύκολης πρόσβασης (Papada and Kaliampakos 2016), αλλά και τυχών παροχών από πλευράς Δήμων προς τους ευάλωτους πολίτες.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η δεύτερη κλάση, που περιέχει τα φτωχότερα νοικοκυριά, είναι η πολυπληθέστερη κλάση (40% του δείγματος), ενώ η τρίτη κλάση, που περιέχει τα συγκριτικά πλουσιότερα νοικοκυριά, είναι η μικρότερη κλάση (15% του δείγματος), φωτίζοντας για μια ακόμη φορά την οικονομική δυσχέρεια των κατοίκων των ορεινών περιοχών στην Ελλάδα, όπως έχει αναδειχθεί από μια σειρά ερευνών (Papada and Kaliampakos 2016, Karani et al. 2022)

Σε σχέση με την τέταρτη κλάση, δεδομένης της έλλειψης εισοδηματικών στοιχείων για την πλειοψηφία των νοικοκυριών, αλλά και το σημαντικό ρόλο της συγκεκριμένης μεταβλητής στο σχηματισμό των κλάσεων, όπως αναδείχθηκε παραπάνω δεν μπορούν να εξαχθούν σαφή συμπεράσματα σε σχέση με το προφίλ των νοικοκυριών που συγκαταλέγονται στην κλάση αυτή. Σε γενικές γραμμές, παρατηρείται ότι πρόκειται για νοικοκυριά που διαμένουν σε κατοικίες με όμοια χαρακτηριστικά με αυτά των κλάσεων 1 και 3 από άποψη εμβαδού κατοικίας και δωματίων. Η μέση χρονολογία ανέγερσης των κτιρίων, καθώς και ο αριθμός των μελών των νοικοκυριών της κλάσης αυτής, συμφωνούν με τα αντίστοιχα μεγέθη για τις κλάσεις 1 και 2, ενώ παρατηρείται μεγαλύτερη προτίμηση στα κεντρικά συστήματα θέρμανσης που χρησιμοποιούν βιομάζα/ καυσόξυλα έναντι των συστημάτων που λειτουργούν με πετρέλαιο (37 έναντι 23 αντίστοιχα), όπως και στην κλάση 2 . Τα νοικοκυριά της κλάσης αυτής δηλώνουν τις τρίτες κατά σειρά μεγαλύτερες ενεργειακές δαπάνες σε ετήσια βάση. Εκτιμάται, πως αν υπήρχε επάρκεια δεδομένων σε σχέση το ετήσιο διαθέσιμο συνολικό εισόδημα των νοικοκυριών, τα νοικοκυριά της κλάσης αυτής θα ενσωματώνονταν στις τρείς υπόλοιπες κλάσεις και έτσι θα προέκυπταν συνολικά τρεις κλάσεις.

Εξετάζοντας τώρα το φαινόμενο της ενεργειακής φτώχειας ανά κλάση, προκύπτει ότι τα νοικοκυριά των κλάσεων 1 και 2 είναι σχεδόν στο σύνολο τους ενεργειακά φτωχά σύμφωνα με τον αντικειμενικό δείκτη 10%, ενώ το ποσοστό των ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών της κλάσης τρία ανέρχεται σε 40% περίπου (18 από τα 44 νοικοκυριά). Αναφορικά με τα νοικοκυριά της κλάσης 4, ο αντικειμενικός δείκτης 10% δεν μπορεί να υπολογιστεί – πέραν της περίπτωσης των 2 νοικοκυριών που δήλωσαν το μέσο ετήσιο εισόδημα τους- καθώς ο δείκτης αυτός υπολογίζει το λόγο των πραγματοποιθέντων ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών προς το διαθέσιμο εισόδημα τους και κατά συνέπεια δεν μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα για την έκταση του φαινομένου μεταξύ των νοικοκυριών της κλάσης αυτής.

Επιπλέον, έχουν καταγραφεί μέσω της συγκεκριμένης έρευνας τρείς υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας και συγκεκριμένα: “Winter Comfort - Άνεση από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας κατά τους χειμερινού μήνες”, “Moisture - Υγρασία ή μούχλα σε δάπεδο, τοίχους ή/και οροφή” και “Bill Delay - Αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής λογαριασμών ενέργειας”. Όσον αφορά στον τελευταίο δείκτη “Bill Delay” παρατηρείται πως και στις τέσσερις κλάσεις τα νοικοκυριά δηλώνουν σχεδόν στο σύνολο τους πως εξοφλούν έγκαιρα τους λογαριασμούς ενέργειας. Ειδικότερα, για τις κλάσεις 1 και 2 που δηλώνουν τα μεσαία και χαμηλότερα εισοδήματα αντίστοιχα και το ποσοστό ενεργειακής φτώχειας με βάση τον δείκτη 10% υπολογίζεται σε 89% για την κλάση 1 και 96% για την κλάση 2, η επιλογή αυτή των νοικοκυριών αφενός οφείλεται στο αυστηρό καθεστώς των παρόχων ενέργειας σε σχέση με τις οφειλές και τη διακοπή παροχής των υπηρεσιών τους και αφετέρου αναδεικνύει ενδεχομένη συμπίεση λοιπών αναγκών των νοικοκυριών, προκειμένου να ανταπεξέλθουν οικονομικά στους λογαριασμούς ενέργειας.

Σε σχέση με το δείκτη "Winter Comfort", τα υψηλότερο ποσοστό θερμικής άνεσης σημειώνεται στην κλάση 1 με ποσοστό 80%, ακολουθεί η κλάση 3 με 73%, η κλάση 4 με ποσοστό 67% και τέλος το χαμηλότερο ποσοστό θερμικής άνεσης παρατηρείται στην κλάση 2 και ανέρχεται σε 58%. Το γεγονός πως σχεδόν 1 στα 2 νοικοκυριά της κλάσης 2 δε νιώθει άνετα από άποψη ζέστης κατά τους χειμερινούς μήνες, ενώ ταυτόχρονα χαρακτηρίζονται στο σύνολο τους ενεργειακά φτωχά, υποδηλώνει σε πρώτο επίπεδο την συμπίεση των ενεργειακών τους αναγκών και κατά δεύτερον τη σφοδρότητα του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας, καθώς παρά τη συμπίεση αυτή χαρακτηρίζονται σχεδόν στο σύνολο τους ενεργειακά φτωχά. Επιπλέον, τα νοικοκυριά αυτά χρησιμοποιούν συγκριτικά με τα νοικοκυριά των άλλων κλάσεων περισσότερο συστήματα θέρμανσης που χρησιμοποιούν βιομάζα, τα οποία όμως έχουν τα χαμηλότερα ποσοστά απόδοσης σε σχέση με τα υπόλοιπα χρησιμοποιούμενα συστήματα θέρμανσης. Ιδιαίτερο, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός πως ακόμη και μεταξύ των νοικοκυριών της κλάσης 3, τα οποία δηλώνουν τα μεγαλύτερα εισοδήματα, τις μεγαλύτερες ενεργειακές δαπάνες και τα οποία χαρακτηρίζονται από τα μικρότερα ποσοστά ενεργειακής φτώχειας βάσει του δείκτη 10%, σχεδόν 3 στα 10 νοικοκυριά δηλώνουν έλλειψη θερμικής άνεσης κατά τους χειμερινούς μήνες, ποσοστό μεγαλύτερο από αυτό της κλάσης 1, τα νοικοκυριά της οποίας χαρακτηρίζονται κατά 89% ενεργειακά φτωχά. Η τελευταία παρατήρηση, αναδεικνύει την πολυπλοκότητα του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας, αλλά και την συμπίεση των ενεργειακών αναγκών των νοικοκυριών ως μια σημαντική, αλλά και ταυτόχρονα «κρυφή» πτυχή του φαινομένου. Κοινή βάση και για τις τέσσερις κλάσεις αποτελεί η παλαιότητα των κύριων συστημάτων θέρμανσης στον οικισμό του Μετσόβου και άρα η μειωμένη τους απόδοση, καθώς και η παλαιότητα του οικιστικού αποθέματος του, με την πλειοψηφία των κατοικιών να έχουν κτιστεί πριν το 1980 (ΚΘΚ 1979), οπότε και δεν είχαν θεσμοθετηθεί μέτρα θερμομόνωσης κτιρίων, οδηγώντας έτσι και σε μεγαλύτερες θερμικές απώλειες.

Η έλλειψη θερμικής άνεσης, που δηλώνει ταυτόχρονα και υπολειτουργία των συστημάτων θέρμανσης, καθώς και οι δυο παραπάνω επισημάνσεις, αποτυπώνονται και στις δηλώσεις των νοικοκυριών σε σχέση με τα προβλήματα μούχλας και υγρασίας (δείκτης "Moisture") τα οποία απαντώνται σε ποσοστό 50% στα νοικοκυριά της κλάσης 4, 40% στα νοικοκυριά της κλάσης 1, 30% στα νοικοκυριά της κλάσης 2 και 27% στα νοικοκυριά της κλάσης 3. Παρά το γεγονός, πως τα νοικοκυριά της κλάσης 3 διαμένουν σε κατοικίες συγκριτικά νεότερες σε σχέση με τις υπόλοιπες κλάσεις, τα προβλήματα μούχλας και υγρασίας είναι στο ίδιο επίπεδο με τα αντίστοιχα ποσοστά των νοικοκυριών της κλάσης 2. Συνολικά, ακόμη και στις κλάσεις που παρατηρούνται τα υψηλότερα ποσοστά θερμικής άνεσης, υπάρχει ένα σημαντικό ποσοστό που δεν αισθάνεται άνετα από άποψη ζέστης τον χειμώνα, γεγονός το οποίο αποκτά ιδιαίτερη βαρύτητα λόγω της περιοχής μελέτης, η οποία είναι ορεινή και με αυξημένες ανάγκες για θέρμανση και κατά συνέπεια η θέρμανση δεν συνιστά επιλογή, αλλά στοιχείο επιβίωσης. Το εύρημα αυτό σε συνδυασμό με τα ποσοστά του δείκτη "Moisture" όπως παρουσιάστηκαν ανά κλάση, φωτίζουν τις διάφορες πτυχές του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας, οι οποίες υποβόσκουν ακόμη και σε περιπτώσεις όπου ο αντικειμενικός δείκτης 10% δεν ανιχνεύει το φαινόμενο. Το γεγονός αυτό αναδεικνύει την αναγκαιότητα χρήσης συνδυαστικά των υποκειμενικών και των αντικειμενικών δεικτών του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας για την περισσότερο ολοκληρωμένη διάγνωση του πολυδιάστατου φαινομένου. Η μέτρηση της ενεργειακής φτώχειας παρουσιάζει διάφορες δυσκολίες, καθώς συχνά απαιτεί πολλών ειδών πληροφορίες για τα νοικοκυριά (ενεργειακό κόστος, εισόδημα, κ.λ.π.). Οι διάφορες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται μέχρι στιγμής συχνά οδηγούν σε διαφορετικά αποτελέσματα, τόσο αναφορικά με την έκταση του φαινομένου της ενεργειακής ένδειας, όσο και αναφορικά με τη σύνθεση και το βιοτικό – οικονομικό επίπεδο των νοικοκυριών που θεωρούνται «ενεργειακά φτωχά».

Συσταδοποίηση 60 νοικοκυριών με έξυπνους μετρητές

Ο αλγόριθμος k-Prototypes, όπως περιεγράφηκε παραπάνω, εφαρμόστηκε και στα δεδομένα που αφορούσαν στα 60 νοικοκυριά, στα οποία τοποθετήθηκαν έξυπνοι μετρητές. Για την συσταδοποίηση των νοικοκυριών στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιήθηκαν ως μεταβλητές εισόδου όσες μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν και για τη συσταδοποίηση των 300 νοικοκυριών, καθώς επίσης και μεταβλητές που αντιστοιχούν στην εσωτερική θερμοκρασία του σπιτιού, τη θερμοκρασία του θερμοστάτη, την χρήση κουζίνας, boiler και πλυντηρίου ρούχων. Πρόκειται για παράγοντες που όπως έχουν περιγραφεί και παραπάνω, επηρεάζουν την ηλεκτρική και συνολική ενεργειακή κατανάλωση.

Εφαρμόζοντας τη μέθοδο του αγκώνα (Elbow Method) επιλέχθηκε ως βέλτιστος αριθμός κλάσεων οι 4 κλάσεις. Τα ορίσματα που εισήχθησαν στον αλγόριθμο είναι τα ίδια με αυτά της περίπτωσης των 300 νοικοκυριών και συνολικά πραγματοποιήθηκαν 3 επαναλήψεις του αλγόριθμο μέχρι να προκύψουν οι τελικές κλάσεις. Μετά την εκτέλεση του αλγορίθμου στην πρώτη και στη δεύτερη κλάση κατατάχθηκαν από 13 νοικοκυριά, στην τρίτη κλάση 19 νοικοκυριά και τέλος στην τέταρτη κλάση 10 νοικοκυριά.

Όπως παρατηρήθηκε και στην περίπτωση των 300 νοικοκυριών ο αριθμός των δωματίων της κατοικίας παραμένει σχετικά σταθερός μεταξύ των κλάσεων και κυμαίνεται κατά βάση μεταξύ των 2 και 3 δωματίων Επιπλέον, σχετικά σταθερή διατηρείται η μέση ημερησία θερμοκρασία στο εσωτερικό της κατοικίας κατά τους χειμερινούς μήνες, η οποία κυμαίνεται από 20° C έως 21°C. Οι υποκειμενικοί δείκτες ενεργειακής φτώχειας που εξετάστηκαν είναι οι τρείς δείκτες που καταγράφηκαν και για τα 300 νοικοκυριά, δηλαδή ο δείκτης "Winter Comfort - Άνεση από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας κατά τους χειμερινού μήνες", ο δείκτης "Moisture - Υγρασία ή μούχλα σε δάπεδο, τοίχους ή/και οροφή" και ο δείκτης "Bill Delay - Αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής λογαριασμών ενέργειας".

Στην κλάση 1 συγκαταλέγονται νοικοκυριά με 2 έως 6 μέλη, τα οποία διαμένουν σε κατοικίες με μέση επιφάνεια τα 111 τ.μ. και η πλειονότητα έχει κτιστεί μέσα στο διάστημα 1967-2000. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών χρησιμοποιεί κύρια συστήματα θέρμανσης που βασίζονται στη βιομάζα/καυσόξυλα και τα περισσότερα εξ αυτών χρησιμοποιούν το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 6 ώρες καθημερινά, ενώ η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια υπολογίζεται σε 40381 kWh με το αντίστοιχο ετήσιο κόστος να διαμορφώνεται σε 3476 €. Σε σχέση με το συνολικό μηνιαίο διαθέσιμο οικογενειακό τους εισόδημα τα περισσότερα εκ των νοικοκυριών δήλωσαν εισοδήματα από 600€ έως1200 €. Από τα 13 νοικοκυριά τα 7 χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10%, ενώ σε σχέση με τους υποκειμενικούς δείκτες ενεργειακής φτώχειας τα 6 από τα 13 νοικοκυριά δήλωσαν πως αδυνατούν να καλύψουν έγκαιρα τους λογαριασμούς ενέργειας, 6 νοικοκυριά δήλωσαν πως νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στην κατοικία τους κατά τους χειμερινούς μήνες και 8 νοικοκυριά δήλωσαν πως αντιμετωπίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας.

Στην κλάση 2 συγκαταλέγονται νοικοκυριά που αποτελούνται από 2 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν σε κατοικίες με μέση επιφάνεια τα 88 τ.μ. και η πλειονότητα των οποίων έχει κτιστεί μέσα στο διάστημα 1967-1990. Η πλειοψηφία των νοικοκυριών χρησιμοποιεί ως κύριο σύστημα θέρμανσης λέβητα πετρελαίου και τα μισά εξ αυτών χρησιμοποιούν το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 8 ώρες καθημερινά και τα μισά για 4-6 ώρες, ενώ η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια υπολογίζεται σε 33258 kWh με το αντίστοιχο ετήσιο κόστος να διαμορφώνεται σε 3760 €. Σε σχέση με το συνολικό μηνιαίο διαθέσιμο οικογενειακό τους εισόδημα τα περισσότερα εκ των νοικοκυριών δήλωσαν εισοδήματα από 600€ έως 1200 € και δύο νοικοκυριά εισόδημα

μεγαλύτερο των 2500€. Από τα 13 νοικοκυριά τα 7 χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10%, ενώ σε σχέση με τους υποκειμενικούς δείκτες ενεργειακής φτώχειας τα 5 από τα 13 νοικοκυριά δήλωσαν πως αδυνατούν να καλύψουν έγκαιρα τους λογαριασμούς ενέργειας, 6 νοικοκυριά δήλωσαν πως νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στην κατοικία τους κατά τους χειμερινούς μήνες και 7 νοικοκυριά δήλωσαν πως αντιμετωπίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας.

Στην κλάση 3 συγκαταλέγονται νοικοκυριά με 2 έως 4 μέλη, τα οποία διαμένουν σε κατοικίες με μέση επιφάνεια τα 98 τ.μ. και η πλειοψηφία των οποίων έχει κτιστεί μέσα στο διάστημα 1980-2000. Τα νοικοκυριά χρησιμοποιούν τόσο κύρια συστήματα θέρμανσης με καύσιμο το πετρέλαιο, όσο και συστήματα βασισμένα στη βιομάζα/καυσόξυλα και στο σύνολο τους χρησιμοποιούν το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 6 ώρες καθημερινά, ενώ η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια υπολογίζεται σε 24071 kWh με το αντίστοιχο ετήσιο κόστος να διαμορφώνεται σε 2339 €. Σε σχέση με το συνολικό μηνιαίο διαθέσιμο οικογενειακό τους εισόδημα τα περισσότερα εκ των νοικοκυριών δήλωσαν εισοδήματα από 600€ έως 1500 € και δύο νοικοκυριά εισόδημα μεγαλύτερο των 2500€. Από τα 19 νοικοκυριά τα 10 χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10%, ενώ σε σχέση με τους υποκειμενικούς δείκτες ενεργειακής φτώχειας τα 8 από τα 19 νοικοκυριά δήλωσαν πως αδυνατούν να καλύψουν έγκαιρα τους λογαριασμούς ενέργειας, 11 νοικοκυριά δήλωσαν πως νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στην κατοικία τους κατά τους χειμερινούς μήνες και 3 νοικοκυριά δήλωσαν πως αντιμετωπίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας.

Στην κλάση 4 συγκαταλέγονται νοικοκυριά με 4 έως 5 μέλη, τα οποία διαμένουν σε κατοικίες με μέση επιφάνεια τα 131 τ.μ. και η πλειονότητα των οποίων έχει κτιστεί πριν το 1966. Τα νοικοκυριά χρησιμοποιούν κατά κύριο λόγο κύρια συστήματα θέρμανσης με καύσιμο το πετρέλαιο και στο σύνολο τους χρησιμοποιούν το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 6 ώρες καθημερινά, ενώ η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια υπολογίζεται σε 48812 kWh με το αντίστοιχο ετήσιο κόστος να διαμορφώνεται σε 4719 €. Σε σχέση με το συνολικό μηνιαίο διαθέσιμο οικογενειακό τους εισόδημα τα περισσότερα εκ των νοικοκυριών δήλωσε εισοδήματα από 1200€ έως 1500 € και δύο νοικοκυριά εισόδημα μεγαλύτερο των 4719 €. Από τα 10 νοικοκυριά τα 7 χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά με βάση τον αντικειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας 10%, ενώ σε σχέση με τους υποκειμενικούς δείκτες ενεργειακής φτώχειας τα 1 από τα 10 νοικοκυριά δήλωσε πως αδυνατεί να καλύψει έγκαιρα τους λογαριασμούς ενέργειας, 6 νοικοκυριά δήλωσαν πως νιώθουν άνετα από άποψη ζέστης στην κατοικία τους κατά τους χειμερινούς μήνες και 2 νοικοκυριά δήλωσαν πως αντιμετωπίζουν προβλήματα μούχλας και υγρασίας.

Με βάση τα παραπάνω, βασικοί άξονες της ομαδοποίησης των νοικοκυριών φαίνεται να είναι το εμβαδόν της κατοικίας, το εισόδημα και η χρονολογία ανέγερσης της κατοικίας. Η τέταρτη κλάση συνίσταται από νοικοκυριά με περισσότερα μέλη από τις υπόλοιπες κλάσεις (πέραν της πρώτης κλάσης που συμπεριλαμβάνει και νοικοκυριά με 6 μέλη, αλλά ταυτόχρονα συμπεριλαμβάνει ένα εύρος νοικοκυριών από 2 έως και 6 μέλη), τα οποία διαμένουν στις μεγαλύτερές κατοικίες από άποψη εμβαδού και στις παλαιότερες από άποψη χρονολογίας ανέγερσης και δηλώνουν μεγαλύτερα εισοδήματα από τα νοικοκυριά των υπολοίπων κλάσεων (εξαιρώντας τα 4 νοικοκυριά που δηλώνουν διαθέσιμο οικογενειακό μεγαλύτερο των 2500€). Τα νοικοκυριά της κλάσης αυτής επιλέγουν πλειοψηφικά το πετρέλαιο ως κύριο καύσιμο θέρμανσης και σημειώνουν την υψηλότερη κατανάλωση ενέργειας και τις υψηλότερες ενεργειακές δαπάνες. Από την άλλη μεριά, στην πρώτη κλάση συμπεριλαμβάνονται νοικοκυριά που διαμένουν σε νεότερες ,συγκριτικά με τη τέταρτη κλάση, κατοικίες, με το αμέσως μεγαλύτερο μέσο εμβαδό και την αμέσως μεγαλύτερη μέση ενεργειακή κατανάλωση, αλλά αναντίστοιχα μικρότερες ενεργειακές δαπάνες σε σχέση με την κλάση 4, γεγονός το οποίο οφείλεται κυρίως στην πλειοψηφική επιλογή της βιομάζας/καυσόξυλων ως

κύριο καύσιμο θέρμανσης, τη στιγμή που δηλώνουν τα μικρότερα εισοδήματα σε σχέση με τις υπόλοιπες κλάσεις. Τα νοικοκυριά της κλάσης 3 διαμένουν στις νεότερες κατοικίες, οι οποίες είναι και οι τρίτες μεγαλύτερες με βάση το μέσο εμβαδόν τους. Δηλώνουν τη μικρότερη ενεργειακή κατανάλωση και τις μικρότερες ενεργειακές δαπάνες σε σχέση με τα υπόλοιπα νοικοκυριά, ενώ επιλέγουν τόσο το πετρέλαιο, όσο και καυσόξυλα/βιομάζα για την θέρμανση τους. Η μικρότερη ενεργειακή κατανάλωση σχετίζεται και με το γεγονός ότι οι κατοικίες της κλάσης αυτής έχουν κτιστεί από το 1980 και έπειτα, οπότε και τέθηκε σε ισχύ ο ΚΘΚ και θεσμοθετήθηκαν μέτρα θερμομόνωσης των κτιρίων (ΚΘΚ 1979). Τέλος, στην κλάση 2 συγκαταλέγονται νοικοκυριά που διαμένουν στις κατοικίες μικρότερου εμβαδού, τα οποία επιλέγουν πετρέλαιο ως κύριο καύσιμο για θέρμανση και σημειώνουν την τρίτη κατά σειρά μέση ετήσια ενεργειακή κατανάλωση, ενώ από άποψη ενεργειακών δαπανών έρχεται στη δεύτερη θέση, το οποίο αποδίδεται στην επιλογή του πετρελαίου ως κύριο καύσιμο. Τα εισοδήματα των νοικοκυριών αυτών κυμαίνονται κατά κύριο λόγο από 600€ έως 1200€. Επιπλέον, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός πως ενώ σχεδόν το σύνολο των νοικοκυριών των υπόλοιπων κλάσεων χρησιμοποιεί το σύστημα θέρμανσης για περισσότερες από 6 ώρες ημερησίως, περίπου τα μισά νοικοκυριά της κλάσης αυτής δήλωσαν πως χρησιμοποιούν το σύστημα θέρμανσης λιγότερες από 6 ώρες και συγκεκριμένα από 4 έως και 6 ώρες ημερησίως. Συγκρίνοντας δε τα νοικοκυριά της κλάσης αυτής με τα νοικοκυριά της κλάσης 4, συγκρίνοντας δηλαδή τα χαρακτηριστικά των νοικοκυριών των δύο κλάσεων που επιλέγουν πλειοψηφικά το πετρέλαιο, φαίνεται πως το πετρέλαιο, ως ακριβότερο καύσιμο σε σχέση με τη βιομάζα/καυσόξυλα για την περίπτωση του Μετσόβου, σε συνδυασμό με το χαμηλότερο εισόδημα οδηγεί και σε μειωμένη χρήση του συστήματος θέρμανσης. Το γεγονός αυτό αποτυπώνεται και μέσα από τον υποκειμενικό δείκτη ενεργειακής φτώχειας "Winter Comfort" , τα ποσοστά του οποίου υπολογίζονται σε 46% για την κλάση 2 και σε 60% για την κλάση 4.

Συνολικά, όπως και στη συσταδοποίηση που προέκυψε για την περίπτωση των 300 νοικοκυριών (βλέπε κλάση 3), φαίνεται πως τα νοικοκυριά τα οποία αποτελούνται από περισσότερα μέλη και δηλώνουν μεγαλύτερα εισοδήματα επιλέγουν περισσότερο το πετρέλαιο ως καύσιμο θέρμανσης και επίσης δαπανούν τα μεγαλύτερα ποσά για την κάλυψη των ενεργειακών τους αναγκών. Και στις δύο περιπτώσεις οι κλάσεις αυτές είναι οι μικρότερες πληθυσμιακά κλάσεις.

Σε σχέση με τα ποσοστά της ενεργειακής φτώχειας με βάση τον αντικειμενικό δείκτη 10% παρατηρείται πως για τις τρεις πρώτες κλάσεις περίπου το 50-60% των νοικοκυριών χαρακτηρίζονται ως ενεργειακά φτωχά σε κάθε περίπτωση (54% για τις κλάσεις 1 και 2 και 58% για την κλάση 3), ενώ για την κλάση 4 το αντίστοιχο ποσοστό φτάνει το 70%. Στην περίπτωση των 300 νοικοκυριών το φαινόμενο της ενεργειακής φτώχειας είναι σχεδόν καθολικό για τα 3 από τις 4 κλάσεις, ενώ για την αντίστοιχη κλάση της κλάσης 4 (κλάση 3) το ποσοστό των ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών μειώνεται αισθητά στο 40%, ενώ στην περίπτωση των 60 νοικοκυριών παρατηρείται η αντίστροφη τάση. Επίσης, ενώ σχεδόν το σύνολο των νοικοκυριών κάθε κλάσης για τα 300 νοικοκυριά δε δηλώνει αδυναμία έγκαιρης αποπληρωμής των λογαριασμών ενέργειας, στην περίπτωση των 60 νοικοκυριών τα αντίστοιχα ποσοστά μειώνονται σημαντικά και κυμαίνονται από 10% έως και 46%. Ταυτόχρονα, όμως, παρατηρείται και μείωση του ποσοστού που νιώθει άνετα από άποψη ζέστης στο εσωτερικό της κατοικίας με το ποσοστό αυτό να υπολογίζεται σε 46% για τις κλάσεις 1 και 2, 42% για την κλάση 3 και 60% για την κλάση 4, ενώ το αντίστοιχο εύρος για την περίπτωση των 300 νοικοκυριών από 80% έως 58%. Η αντίστροφη τάση που παρατηρείται μεταξύ των δύο υποκειμενικών δεικτών στις δύο αυτές περιπτώσεις ενδέχεται να υποδηλώνει συμπίεση των ενεργειακών αναγκών των 60 νοικοκυριών.

Πρέπει, ωστόσο, να αναφερθεί ότι σε κάθε περίπτωση το δείγμα των 60 νοικοκυριών δε μπορεί να θεωρηθεί αντιπροσωπευτικό από στατιστικής σκοπιάς για τον οικισμό του Μετσόβου, σε αντίθεση με το δείγμα των 300 νοικοκυριών.

Συμπεράσματα

Η μέση κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας των νοικοκυριών στον οικισμό του Μετσόβου ανέρχεται σε 3.700 kWh , ενώ η κατανάλωση θερμικής ενέργειας (θέρμανση χώρων και ΖΝΧ) ανέρχεται σε 30.700 kWh. Σε επίπεδο χώρας η μέση κατανάλωση ηλεκτρικής κατανάλωσης υπολογίστηκε σε 3.750 kWh και η κατανάλωση θερμικής ενέργειας υπολογίστηκε σε 10.244 kWh (Hellenic Statistical Authority 2013). Τα νοικοκυριά του Μετσόβου ακολουθούν την τάση της υπόλοιπης χώρας ως προς την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ η μέση κατανάλωση θερμικής ενέργειας εμφανίζεται σχεδόν τριπλάσια σε σχέση με το επίπεδο της χώρας, επιβεβαιώνοντας την παρατηρούμενη αύξηση των θερμικών αναγκών, λόγω της αύξησης του υψομέτρου. Η συνολική μέση ενεργειακή κατανάλωση των νοικοκυριών του Μετσόβου εμφανίζεται αυξημένη κατά 245% σε σχέση με τη μέση συνολική κατανάλωση των νοικοκυριών της χώρας, ενώ το 90% της κατανάλωσης αφορά στη θερμική ενέργεια στην περίπτωση του Μετσόβου, με το αντίστοιχο ποσοστό σε επίπεδο χώρας να διαμορφώνεται σε 73% (Hellenic Statistical Authority 2013). Οι ιδιαίτερα αυξημένες θερμικές ανάγκες των νοικοκυριών αναδεικνύονται και από το γεγονός πως το 73% των νοικοκυριών του Μετσόβου δαπανά περισσότερο από το 10% για θέρμανση, καθιστώντας τα νοικοκυριά αυτά ευάλωτα στο φαινόμενο της ενεργειακής φτώχειας. Επιπρόσθετα, 1 στα 3 νοικοκυριά βιώνουν καταστάσεις ακραίας ενεργειακής φτώχειας, δαπανώντας περισσότερο από 20% για την κάλυψη των ενεργειακών τους αναγκών. Το προφίλ ηλεκτρικής κατανάλωσης των νοικοκυριών του Μετσόβου ακολουθεί το τυπικό προφίλ κατανάλωσης σε επίπεδο Ελλάδας.

Τα τρία μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης που αναπτύχθηκαν προσδιόρισαν τους παράγοντες που διαμορφώνουν τις συνολικές ετήσιες ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών. Κοινή συνισταμένη και των τριών μοντέλων γραμμικής παλινδρόμησης που αναπτύχθηκαν είναι ο ρόλος του λέβητα πετρελαίου ως κύριο σύστημα θέρμανσης, η επιλογή του οποίου σε κάθε περίπτωση οδηγεί σε αυξημένες συνολικές ετήσιες ενεργειακές δαπάνες, καθώς και της μεταβλητής που εκφράζει τις ώρες λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης. Επιπρόσθετα, η επιφάνεια του σπιτιού συμμετέχει στην αύξηση του ενεργειακού κόστους των νοικοκυριών, μέσω της λογαριθμημένου εμβαδού της κατοικίας στην περίπτωση των 300 νοικοκυριών και μέσω του αριθμού των δωματίων της κατοικίας στην περίπτωση των 60 νοικοκυριών.

Τα μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης εξηγεί ικανοποιητικά της συσχέτιση των ετήσιων δαπανών με τις ανεξάρτητες μεταβλητές που επιλέχθηκαν δεδομένου ότι όλα τα R^2 βρίσκεται εντός του εύρους αντίστοιχων δημοσιευμένων μελετών

Η επιλογή του κυρίου συστήματος θέρμανσης και η επιφάνεια του νοικοκυριού φαίνεται να επιδρούν περισσότερο στις ενεργειακές δαπάνες. Μια αύξηση του εμβαδού της κατοικίας κατά 10% θα οδηγούσε σε μια αύξηση των αναμενόμενων ετήσιων ενεργειακών δαπανών κατά 78.81€.

Το εισόδημα φαίνεται να είναι ο λιγότερο επιδραστικός παράγοντας, με μια αύξηση του εισοδήματος, να συνεπάγεται μόλις μια μικρή αύξηση των ενεργειακών δαπανών. Στο πρώτο μοντέλο μια αύξηση του εισοδήματος κατά 1000€ θα οδηγούσε σε μια αύξηση των δαπανών κατά 20€, ενώ στο δεύτερο μοντέλο μια αύξηση του εισοδήματος κατά 10% θα οδηγούσε σε μια αύξηση των δαπανών κατά 1,67%. Ο παράγοντας του εισοδήματος δεν συμπεριλαμβάνεται στο τρίτο μοντέλο. Η μικρή ή και ανύπαρκτη συμμετοχή του εισοδήματος στη διαμόρφωση των ενεργειακών δαπανών των νοικοκυριών αναδεικνύει το γεγονός ότι σε περιοχές ορεινές, όπως το Μέτσοβο, η θέρμανση αποτελεί αναγκαίο στοιχείο επιβίωσης και όχι επιλογή.

Μέσα από τη συσταδοποίηση των νοικοκυριών αναδείχθηκε ότι υφίσταται ισχυρή σύνδεση μεταξύ εισοδήματος και ενεργειακών δαπανών, με τα νοικοκυριά που

δηλώνουν μεγαλύτερα εισοδήματα να δηλώνουν και μεγαλύτερες ενεργειακές δαπάνες. Ενδεικτικό είναι η πολυπληθέστερη κλάση είναι αυτή με τα χαμηλότερα εισοδήματα, ενώ αντίστοιχα η κλάση με τα υψηλότερα εισοδήματα είναι η μικρότερη σε μέγεθος. Η παραπάνω διαπίστωση επιβεβαιώνει την οικονομική ανισότητα μεταξύ των ορεινών και μη ορεινών περιοχών στη χώρα. Επιπρόσθετα, τα πιο φτωχά νοικοκυριά επιλέγουν κατά κύριο λόγο κύρια συστήματα θέρμανσης που βασίζονται στα καυσόξυλα, νιώθουν λιγότερο άνετα από άποψη ζέστης κατά τη διάρκεια του χειμώνα και χαρακτηρίζονται σχεδόν καθολικά ως ενεργειακά φτωχά. Ενδιαφέρον, παρουσιάζει το γεγονός ότι ακόμη και στις κλάσεις με τα μεγαλύτερα εισοδήματα τα ποσοστά των ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών παραμένουν σχετικά υψηλά (περίπου 40% των νοικοκυριών), ενώ οι υποκειμενικοί δείκτες που μετρούν τη θερμική άνεση και την υγρασία παρουσιάζουν επίσης σχετικά υψηλά ποσοστά. Η αναντιστοιχία που παρατηρείται μεταξύ δαπανών και πραγματικής ικανοποίησης των αναγκών αναδεικνύει τις υψηλές ενεργειακές απαιτήσεις των ορεινών περιοχών, που σε συνδυασμό με το παλιό οικιστικό απόθεμα, τις περιορισμένες ενέργειες ενεργειακής αναβάθμισης και την παλαιότητα των συστημάτων θέρμανσης , εντείνουν το φαινόμενο της ενεργειακής φτώχειας στις ορεινές περιοχές . Συγχρόνως, η αντίστροφη τάση που παρατηρείται μεταξύ των κλάσεων στην περίπτωση των 60 και 300 νοικοκυριών, όσον αφορά στους υποκειμενικούς δείκτες ενεργειακής φτώχειας που καταγράφουν τα προβλήματα μούχλας και υγρασίας στις κατοικίες και τη θερμική άνεση κατά τους χειμερινούς μήνες υποδηλώνουν ενδεχόμενη συμπίεση των ενεργειακών αναγκών των 60 νοικοκυριών. Διαπιστώνεται, έτσι, η σύνθετη φύση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας και η αδυναμία που μπορεί να εμφανίζει ο συμβατικός δείκτης 10% για τη μέτρηση της ενεργειακής φτώχειας και την αναγκαιότητα προσέγγισης του φαινομένου με ένα συνδυασμό αντικειμενικών και υποκειμενικών δεικτών για την βαθύτερη κατανόηση του και την κατά το δυνατόν πληρέστερη αποτύπωση του.

Συνολικά, αναδεικνύονται τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των ορεινών νοικοκυριών ως προς την κατανάλωση ενέργειας, τα οποία χαρακτηρίζονται από υψηλές θερμικές ενεργειακές απαιτήσεις. Το εμβαδόν της κατοικίας και ο τύπος θέρμανσης είναι οι βασικοί παράγοντες που διαμορφώνουν τις ενεργειακές δαπάνες των νοικοκυριών στην περίπτωση του οικισμού του Μετσόβου. Συνεπώς, η βελτίωση των υφιστάμενων κύριων συστημάτων θέρμανσης σε συνδυασμό με την ενεργειακή αναβάθμιση των κατοικιών για τη μείωση των απωλειών, θα μπορούσαν αφενός να ανακουφίσουν άμεσα τα ορεινά νοικοκυριά τα οποία πλήττονται δριμύτατα από την ενεργειακή φτώχεια και να βελτιώσουν τις συνθήκες διαβίωσης τους και αφετέρου να βελτιωθεί το ενεργειακό αποτύπωμα των κατοικιών, συμβάλλοντας στους ευρύτερους περιβαλλοντικούς στόχους που έχουν τεθεί σε εθνικό, ευρωπαϊκό και παγκόσμιο επίπεδο.

Ως εκ τούτου συμπεραίνεται ότι η αναγκαιότητα της περαιτέρω αξιοποίησης των δυνατοτήτων ενεργειακής εξοικονόμησης στον κτιριακό τομέα είναι κάτι παραπάνω από αυτονόητη, στην κατεύθυνση της βελτίωσης του περιβαλλοντικού αποτυπώματος του ενεργειακού τομέα και της μείωσης των δαπανών των νοικοκυριών για ενέργεια. Ειδικά στις ορεινές περιοχές, η μείωση της ενεργειακής ζήτησης έχει μεγάλη σημασία, διότι οι ψυχρές κλιματικές συνθήκες οδηγούν σε μεγάλη αύξηση των ενεργειακών φορτίων και εκθέτουν τους τοπικούς πληθυσμούς στην ενεργειακή φτώχεια.

Θα πρέπει εδώ να επισημανθεί πως, η Ελλάδα, αν και μια χώρα κατ' εξοχήν ορεινή, δε διαθέτει συγκεκριμένη εθνική ορεινή πολιτική. Ταυτόχρονα, μεγάλο εμπόδιο αποτελεί η εξαιρετικά περιορισμένη έρευνα σε σχέση με τις ορεινές περιοχές της χώρας, όχι μόνο ως προς τα θέματα των ενεργειακών αναγκών και της ενεργειακής φτώχειας, αλλά και ως προς μια σειρά χαρακτηριστικών των περιοχών αυτών, όπως είναι τα δημογραφικά στοιχεία και τα οικονομικά τους στοιχεία.

Η καλύτερη κατανόηση του προβλήματος της ενεργειακής φτώχειας μέσω της έρευνας σε πολλά και διαφορετικά γεωγραφικά επίπεδα, καθώς και η θέσπιση ουσιαστικής και μακροπρόθεσμης πολιτικής, αποτελούν τους βασικούς πυλώνες στην κατεύθυνση τόσο της αντιμετώπισης των ενεργειακών ζητημάτων των τοπικών κοινωνιών αλλά και της ευρύτερης ανάπτυξης των ορεινών περιοχών.

Όλα αυτά συνηγορούν στην αναγκαιότητα ύπαρξης ενεργειακής πολιτικής για τις ορεινές περιοχές με στόχο τη μείωση του ενεργειακού κόστους και τη βελτίωση των συνθηκών διαβίωσης .

Βιβλιογραφία - Αναφορές

Afaifia, M., Djiar, K. A., Bich-Ngoc, N., & Teller, J. (2021). An energy consumption model for the Algerian residential building's stock, based on a triangular approach: Geographic Information System (GIS), regression analysis and hierarchical cluster analysis. *Sustainable Cities and Society*, *74*, 103191.

Al-Ghandoor, A., & Samhouri, M. (2009). Electricity consumption in the industrial sector of Jordan: application of multivariate linear regression and adaptive neuro-fuzzy techniques. *JJMIE*, *3*(1), 69-76.

Algina, J., & Keselman, H. J. (2000). Cross-validation sample sizes. *Applied Psychological Measurement*, *24*(2), 173-179.

Ali, S. S. S., Razman, M. R., Awang, A., Asyraf, M. R. M., Ishak, M. R., Ilyas, R. A., & Lawrence, R. J. (2021). Critical determinants of household electricity consumption in a rapidly growing city. *Sustainability*, *13*(8), 4441.

Amarasinghe, K., Marino, D. L., & Manic, M. (2017, June). Deep neural networks for energy load forecasting. In *2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)* (pp. 1483-1488). IEEE.

Arabatzis, G., & Malesios, C. (2011). An econometric analysis of residential consumption of fuelwood in a mountainous prefecture of Northern Greece. *Energy policy*, *39*(12), 8088-8097.

Arabatzis, G., Kitikidou, K., Tampakis, S., & Soutsas, K. (2012). The fuelwood consumption in a rural area of Greece. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(9), 6489-6496.

Asumadu-Sarkodie, S., & Owusu, P. A. (2016). Forecasting Nigeria's energy use by 2030, an econometric approach. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, *11*(10), 990-997.

Auffhammer, M., & Wolfram, C. D. (2014). Powering up China: Income distributions and residential electricity consumption. *American Economic Review*, *104*(5), 575-80.

Azam, M., Khan, A. Q., Zaman, K., & Ahmad, M. (2015). Factors determining energy consumption: Evidence from Indonesia, Malaysia and Thailand. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *42*, 1123-1131.

Balaji, K., & Lavanya, K. (2021). Cluster analysis of mixed data based on Feature Space Instance Cluster Closeness Metric. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *215*, 104370.

Bartusch, C., Odlare, M., Wallin, F., & Wester, L. (2012). Exploring variance in residential electricity consumption: Household features and building properties. *Applied Energy*, *92*, 637-643.

Bashir, T., Haoyong, C., Tahir, M. F., & Liqiang, Z. (2022). Short term electricity load forecasting using hybrid prophet-LSTM model optimized by BPNN. *Energy Reports*, *8*, 1678-1686.

Bedir, M., Hasselaar, E., & Itard, L. (2013). Determinants of electricity consumption in Dutch dwellings. *Energy and buildings*, *58*, 194-207.

Bengio, Y. (2012). Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures. In *Neural networks: Tricks of the trade* (pp. 437-478). Springer, Berlin, Heidelberg.

Benoit, K. (2011). Linear regression models with logarithmic transformations. *London School of Economics, London*, *22*(1), 23-36.

Bholowalia, P., & Kumar, A. (2014). EBK-means: A clustering technique based on elbow method and k-means in WSN. *International Journal of Computer Applications*, *105*(9).

Bianco, V., Manca, O., & Nardini, S. (2013). Linear regression models to forecast electricity consumption in Italy. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, *8*(1), 86-93.

Bouznit, M., Pablo-Romero, M. P., & Sánchez-Braza, A. (2018). Residential electricity consumption and economic growth in Algeria. *Energies*, *11*(7), 1656.

BPIE (Buildings Performance Institute Europe) (2014). Alleviating fuel poverty in the EU. Investing in home renovation, a sustainable and inclusive solution. Brussels: BPIE.

Brillinger, D. R. (1981). Some aspects of modern population mathematics. *Canadian Journal of Statistics*, *9*(2), 173-194.

Brooks, G. P., & Barcikowski, R. S. (1994). A New Sample Size Formula for Regression.

Camara, A., Feixing, W., & Xiuqin, L. (2016). Energy consumption forecasting using seasonal ARIMA with artificial neural networks models. *International Journal of Business and Management*, *11*(5), 231.

Cambridge.

Caro, E., Juan, J., & Cara, J. (2020). Periodically correlated models for short-term electricity load forecasting. *Applied Mathematics and Computation*, *364*, 124642.

Cebula, R. J. (2012). Recent evidence on determinants of per residential customer electricity consumption in the US: 2001-2005. *Journal of Economics and Finance*, *36*(4), 925-936.

Chen, F., Qiu, H., & Zhang, J. (2022). Energy consumption and income of the poor in rural China: Inference for poverty measures. *Energy Policy*, *163*, 112865.

Chiou, Y. S., Carley, K. M., Davidson, C. I., & Johnson, M. P. (2011). A high spatial resolution residential energy model based on American Time Use Survey data and the bootstrap sampling method. *Energy and Buildings*, *43*(12), 3528-3538.

Choi, Y., Song, D., Ozaki, A., Lee, H., & Park, S. (2022). Do energy subsidies affect the indoor temperature and heating energy consumption in low-income households?. *Energy and Buildings*, *256*, 111678.

de Santoli, L., Mancini, F., & Garcia, D. A. (2019). A GIS-based model to assess electric energy consumptions and usable renewable energy potential in Lazio region at municipality scale. *Sustainable Cities and Society*, *46*, 101413.

DECC (Dept for Energy and Climate Change), 2015, Annual Fuel Poverty Statistics Report L. 2015. London: DECC

Dent, I., Craig, T., Aickelin, U., & Rodden, T. (2014, July). Variability of behaviour in electricity load profile clustering; Who does things at the same time each day?. In *Industrial Conference on Data Mining* (pp. 70-84). Springer, Cham.

Diao, L., Sun, Y., Chen, Z., & Chen, J. (2017). Modeling energy consumption in residential buildings: A bottom-up analysis based on occupant behavior pattern clustering and stochastic simulation. *Energy and Buildings*, *147*, 47-66.

Díaz-Castillo, O. D., Puerto-Lara, A. E., Sáenz-Leguizamón, J. A., & Ducón-Sosa, V. (2021). Prediction of electrical energy consumption through recurrent neural networks.

Donatos, G. S., & Mergos, G. J. (1991). Residential demand for electricity: the case of Greece. *Energy Economics*, *13*(1), 41-47.

Dong, F., Yu, B., Hua, Y., Zhang, S., & Wang, Y. (2018). A comparative analysis of residential energy consumption in urban and rural China: Determinants and regional disparities. *International journal of environmental research and public health*, *15*(11), 2507.

Draper, N. R. and Smith, H., 1998. Serial correlation in the residuals and the durbin–watson test. Applied Regression Analysis pp. 179–20

Dubey, A. K., Kumar, A., García-Díaz, V., Sharma, A. K., & Kanhaiya, K. (2021). Study and analysis of SARIMA and LSTM in forecasting time series data. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, *47*, 101474.

Eren, B. M., Taspinar, N., & Gokmenoglu, K. K. (2019). The impact of financial development and economic growth on renewable energy consumption: Empirical analysis of India. *Science of the Total Environment*, *663*, 189-197.

Eurostat, 2020a, Inability to keep home adequately warm - EU-SILC survey, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/ilc_mdes01/default/table?lang=en,(accessed on:23/12/2020)

Evola, G., Fichera, A., Gagliano, A., Marletta, L., Nocera, F., Pagano, A., & Palermo, V. (2016). Application of a mapping tool to plan energy saving at a neighborhood scale. *Energy Procedia*, *101*, 137-144.

Fichera A, Inturri G, La Greca P, Palermo V. A model for mapping the energy consumption of buildings, transport and outdoor lighting of neighbourhoods. Cities 2016; 55:49-60.

Fullerton, D. G., Bruce, N., & Gordon, S. B. (2008). Indoor air pollution from biomass fuel smoke is a major health concern in the developing world. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, *102*(9), 843-851.

Gassar, A. A. A., Yun, G. Y., & Kim, S. (2019). Data-driven approach to prediction of residential energy consumption at urban scales in London. *Energy*, *187*, 115973.

Gatsonis, C., & Sampson, A. R. (1989). Multiple correlation: exact power and sample size calculations. *Psychological bulletin*, *106*(3), 516.

Get started with the Regression Optimization API (IBM 2022 regression) Roman Vaculin, Dzung Phan, Lam Nguyen, Pavankumar Murali, Terry Heath, James Rayfield, Published 6 February 2022 Διαθέσιμο στο https://developer.ibm.com/learningpaths/get-started-regression-optimization-api/ (Πρόσβαση: 24/4/2022)

Guenoukpati, Agbassou & Salami, Adekunlé & Koffi Mawugno, Kodjo & Napo, Kossi. (2021). Short-Term Electricity Generation Forecasting Using Machine Learning Algorithms: A Case Study of the Benin Electricity Community (C.E.B). TH Wildau Engineering and Natural Sciences Proceedings. 1. 10.52825/thwildauensp.v1i.25.

Gurney, K. (2018). *An introduction to neural networks*. CRC press.

Halinski, R. S., & Feldt, L. S. (1970). The selection of variables in multiple regression analysis. *Journal of Educational Measurement*, *7*(3), 151-157.

Harris, R. J. (1985). A primer of multivariate statistics (2nd ed.). New York: Academic Press.

Hashemizadeh, Ali, Quocviet Bui, and Syed Anees Haider Zaidi. "A blend of renewable and nonrenewable energy consumption in G-7 countries: The role of disaggregate energy in human development." *Energy* 241 (2022): 122520.

Haykin S (2008) Neural networks and learning machines. Prentice Hall, New Jersey

Hedén, W. (2016). Predicting Hourly Residential Energy Consumption using Random Forest and Support Vector Regression: An Analysis of the Impact of Household Clustering on the Performance Accuracy.

Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R. G., & Horner, H. (1991). Introduction to the theory of neural computation. *Physics Today*, *44*(12), 7

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, *9*(8), 1735-1780.

Hondroyiannis, G. (2004). Estimating residential demand for electricity in Greece. *Energy Economics*, *26*(3), 319-334.

Hong, W. C., & Fan, G. F. (2019). Hybrid empirical mode decomposition with support vector regression model for short term load forecasting. *Energies*, *12*(6), 1093.

Huang, W. H. (2015). The determinants of household electricity consumption in Taiwan: Evidence from quantile regression. *Energy*, *87*, 120-133.

Huang, Z. (1998). Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values. *Data mining and knowledge discovery*, *2*(3), 283-304.

Huber, P., Gerber, M., Rumsch, A., & Paice, A. (2018). Prediction of domestic appliances usage based on electrical consumption. *Energy Informatics*, *1*(1), 265-271.

Huebner, G. M., Hamilton, I., Chalabi, Z., Shipworth, D., & Oreszczyn, T. (2015). Explaining domestic energy consumption–the comparative contribution of building factors, socio-demographics, behaviours and attitudes. *Applied energy*, *159*, 589-600.

Hussain, A., Rahman, M., & Memon, J. A. (2016). Forecasting electricity consumption in Pakistan: The way forward. *Energy Policy*, *90*, 73-80.

Iwafune, Y., & Yagita, Y. (2016). High-resolution determinant analysis of Japanese residential electricity consumption using home energy management system data. *Energy and Buildings*, *116*, 274-284.

Jain, P. K., Quamer, W., & Pamula, R. (2018, April). Electricity consumption forecasting using time series analysis. In *International Conference on Advances in Computing and Data Sciences* (pp. 327-335). Springer, Singapore.

Karani, I., Papada, L., & Kaliampakos, D. (2022). Energy poverty signs in mountainous Greek areas: the case of Agrafa. *International Journal of Sustainable Energy*, 1-26.

Katsoulakos, N. M., & Kaliampakos, D. C. (2014). What is the impact of altitude on energy demand? A step towards developing specialized energy policy for mountainous areas. *Energy Policy*, *71*, 130-138.

Katsoulakos, N. M., & Kaliampakos, D. C. (2016). Mountainous areas and decentralized energy planning: Insights from Greece. *Energy Policy*, *91*, 174-188.

Kavousian, A., Rajagopal, R., & Fischer, M. (2013). Determinants of residential electricity consumption: Using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants' behavior. *Energy*, *55*, 184-194.

Kerlinger, F. N., & Pedhazur, E. J. Multiple Regression in Behavioral Research. New York: Holt, Rinehart, and Winston, 1973.

Khan, M. A., Khan, M. Z., Zaman, K., & Naz, L. (2014). Global estimates of energy consumption and greenhouse gas emissions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *29*, 336-344.

Khashei, M., & Bijari, M. (2010). An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with applications*, *37*(1), 479-489.

Kirikkaleli, D., Güngör, H., & Adebayo, T. S. (2022). Consumption-based carbon emissions, renewable energy consumption, financial development and economic growth in Chile. *Business Strategy and the Environment*, *31*(3), 1123-1137.

Kokolakis George, 2003, Σημειώσεις Στοχαστικών Ανελίξεων, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Επιστημών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Kong W, Dong ZY, Hill DJ, Luo F, Xu Y (2018) Short-term residential load forecasting based on resident behaviour learning. IEEE Trans Power Syst 33:2016–2017. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2688178Kong W, Dong ZY, Hill DJ, Luo F, Xu Y (2018) Short-term residential load forecasting based on resident behaviour learning. IEEE Trans Power Syst 33:2016–2017. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2688178

Kong, X., Li, C., Wang, C., Zhang, Y., & Zhang, J. (2020). Short-term electrical load forecasting based on error correction using dynamic mode decomposition. *Applied Energy*, *261*, 114368.

Konica, J. A., & Hanelli, L. (2016). Forecasting next-day the electricity demand based on fuzzy logic method case for Albania. *management*, *3*(12).

Kontokosta, C. E., & Tull, C. (2017). A data-driven predictive model of city-scale energy use in buildings. *Applied energy*, *197*, 303-317.

Kotsila, D., Polychronidou, P., 2021, Determinants of household electricity consumption in Greece: a statistical analysis, Journal of Innovation and Entrepreneurship 10, 19 https://doi.org/10.1186/s13731-021-00161-9

Kouroupetroglou, P. N., & Tsoumakas, G. (2017). Machine learning techniques for short-term electric load forecasting. *Thessaloniki. Aristotle University of Thessaloniki*.

Kugiumtzis Dimitrios, 2011, Σημειώσεις στα πλαίσια του μαθήματος «Ανάλυση Δεδομένων», Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ (ΤΗΜΜΥ), Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης

MacKinnon, J. G. (1991). Critical values for cointegration tests. In *Eds.), Long-Run Economic Relationship: Readings in Cointegration*.

Marino, D. L., Amarasinghe, K., & Manic, M. (2016, October). Building energy load forecasting using deep neural networks. In *IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (pp. 7046-7051). IEEE.

Martinez, D. M., & Ebenhack, B. W. (2008). Understanding the role of energy consumption in human development through the use of saturation phenomena. *Energy Policy*, *36*(4), 1430-1435.

Martins, F., Felgueiras, C., & Smitková, M. (2018). Fossil fuel energy consumption in European countries. *Energy Procedia*, *153*, 107-111.

Masum, S., Liu, Y., & Chiverton, J. (2018, June). Multi-step time series forecasting of electric load using machine learning models. In *International conference on artificial intelligence and soft computing* (pp. 148-159). Springer, Cham.

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, *5*(4), 115-133.

McKenna, E., Krawczynski, M., & Thomson, M. (2015). Four-state domestic building occupancy model for energy demand simulations. *Energy and Buildings*, *96*, 30-39.

Meier, H., & Rehdanz, K. (2010). Determinants of residential space heating expenditures in Great Britain. *Energy Economics*, *32*(5), 949-959.

Melissa C. Lotta, Steve Pye, Paul E. Dodds (2017) "Quantifying the co-impacts of energy sector decarbonisation on outdoor air pollution in the United Kingdom" Energy Policy 101 (2017) 42–51

Moghadam, S. T., Toniolo, J., Mutani, G., & Lombardi, P. (2018). A GIS-statistical approach for assessing built environment energy use at urban scale. *Sustainable Cities and Society*, *37*, 70-84.

Motepe, S., Hasan, A. N., Twala, B., Stopforth, R., & Alajarmeh, N. (2019, August). South African Power Distribution Network Load Forecasting Using Hybrid AI Techniques: ANFIS and OP-ELM. In *2019 International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics (ACEMP) & 2019 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)* (pp. 557-562). IEEE.

Mountain areas in Europe, Analysis of mountain areas in EU Member States, acceding and other European countries. Nordregio Report 2004:1, ISBN: 91-89332-35-0, 2004

Mpawenimana, I., Pegatoquet, A., Roy, V., Rodriguez, L., & Belleudy, C. (2020, March). A comparative study of LSTM and ARIMA for energy load prediction with enhanced data preprocessing. In *2020 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)* (pp. 1-6). IEEE.

Muratori, Matteo & Roberts, Matthew & Sioshansi, Ramteen & Marano, Vincenzo & Rizzoni, Giorgio. (2013). A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand. Applied Energy. 107. 465 - 473. 10.1016/j.apenergy.2013.02.057.

Nakagami, H., Murakoshi, C., & Iwafune, Y. (2008). International comparison of household energy consumption and its indicator. *Proceedings of the 2008 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings*, *8*, 214-224.

Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Wasserman, W. (1996). Applied linear statistical models.

Nie, Hong-guang, René Kemp, Jin-hua Xu, Véronique Vasseur, and Ying Fan. "Drivers of urban and rural residential energy consumption in China from the perspectives of climate and economic effects." *Journal of Cleaner Production* 172 (2018): 2954-2963.

Nishida, K., Takeda, A., Iwata, S., Kiho, M., & Nakayama, I. (2017, October). Household energy consumption prediction by feature selection of lifestyle data. In *2017 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)* (pp. 235-240). IEEE.

Niu, S., Jia, Y., Wang, W., He, R., Hu, L., & Liu, Y. (2013). Electricity consumption and human development level: A comparative analysis based on panel data for 50 countries. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *53*, 338-347.

Nordman, R. (2011). IEA technology roadmap-energy-efficient buildings: Heating and cooling equipment.

Nouvel, R., Mastrucci, A., Leopold, U., Baume, O., Coors, V., & Eicker, U. (2015). Combining GIS-based statistical and engineering urban heat consumption models: Towards a new framework for multi-scale policy support. *Energy and Buildings*, *107*, 204-212.

Nugaliyadde, A., Somaratne, U., & Wong, K. W. (2019). Predicting electricity consumption using deep recurrent neural networks. *arXiv preprint arXiv:1909.08182*.

Nunnally, J. and Bernstein, I. (1978) Psychometric Theory. Tata McGraw-Hill Ed., New Delhi.

Oğulata, S. N., Şahin, C., & Erol, R. (2009). Neural network-based computer-aided diagnosis in classification of primary generalized epilepsy by EEG signals. *Journal of medical systems*, *33*(2), 107-112.

Orhan, U., Hekim, M., & Ozer, M. (2011). EEG signals classification using the K-means clustering and a multilayer perceptron neural network model. *Expert Systems with Applications*, *38*(10), 13475-13481.

Ota, T., Kakinaka, M., & Kotani, K. (2018). Demographic effects on residential electricity and city gas consumption in the aging society of Japan. *Energy Policy*, *115*, 503-513.

Ouedraogo, N. S. (2013). Energy consumption and human development: Evidence from a panel cointegration and error correction model. *Energy*, *63*, 28-41.

Özlem Akay & Güzin Yüksel (2018) Clustering the mixed panel dataset using Gower's distance and k-prototypes algorithms, Communications in Statistics - Simulation and Computation, 47:10, 3031-3041, DOI: 10.1080/03610918.2017.1367806

Ozturk, S., & Ozturk, F. (2018). Prediction of energy consumption of Turkey on sectoral bases by Arima model. *Energy Economics Letters*, *5*(1), 23-30.

Papada, L., & Kaliampakos, D. (2016). Developing the energy profile of mountainous areas. *Energy*, *107*, 205-214.

Papada, L., & Kaliampakos, D. (2017). Energy poverty in Greek mountainous areas: a comparative study. *Journal of Mountain Science*, *14*(6), 1229-1240.

Papada, L., & Kaliampakos, D. (2017). Energy poverty in Greek mountainous areas: a comparative study. *Journal of Mountain Science*, *14*(6), 1229-1240.

Park, C. N., & Dudycha, A. L. (1974). A cross-validation approach to sample size determination for regression models. *Journal of the American Statistical Association*, *69*(345), 214-218.

Park, J., & Yun, S. J. (2022). Social determinants of residential electricity consumption in Korea: Findings from a spatial panel model. *Energy*, *239*, 122272.

Polemis, M. L., & Dagoumas, A. S. (2013). The electricity consumption and economic growth nexus: Evidence from Greece. *Energy Policy*, *62*, 798-808.

Preud'Homme, G., Duarte, K., Dalleau, K., Lacomblez, C., Bresso, E., Smaïl-Tabbone, M., ... & Girerd, N. (2021). Head-to-head comparison of clustering methods for heterogeneous data: a simulation-driven benchmark. *Scientific reports*, *11*(1), 1-14.

Recurrent Neural Networks (IBM 2020 RNN) Διαθέσιμο στο https://www.ibm.com/cloud/learn/recurrent-neural-networks (Πρόσβαση: 24/4/2022)

Rehman, S. A. U., Cai, Y., Fazal, R., Das Walasai, G., & Mirjat, N. H. (2017). An integrated modeling approach for forecasting long-term energy demand in Pakistan. *Energies*, *10*(11), 1868.

Roy, H., Gupta, A., & Jayaraj, R. (2015). Energy consumption and human development: global perspective. *Energy consumption and human development: global perspective*, 111-131

Sachs, J., Moya, D., Giarola, S., & Hawkes, A. (2019). Clustered spatially and temporally resolved global heat and cooling energy demand in the residential sector. *Applied Energy*, *250*, 48-62.

Santamouris, M., Kapsis, K., Korres, D., Livada, I., Pavlou, C., & Assimakopoulos, M. N. (2007). On the relation between the energy and social characteristics of the residential sector. *Energy and Buildings*, *39*(8), 893-905.

Santamouris, M., Paravantis, J. A., Founda, D., Kolokotsa, D., Michalakakou, P., Papadopoulos, A. M., ... & Servou, E. (2013). Financial crisis and energy consumption: A household survey in Greece. *Energy and Buildings*, *65*, 477-487.

Sardianou, E., 2007, Estimating energy conservation patterns of Greek households. Energy Policy, 35(7), pp. 3778–3791. https://doi. org/10.1016/j.enpol.2007.01.020.

Sarkodie, S. A. (2017). Estimating Ghana's electricity consumption by 2030: An ARIMA forecast. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, *12*(10), 936-944.

Satre Meloy, A., Diakonova, M., & Grunewald, P. (2019, June). What makes you peak? Cluster analysis of household activities and electricity demand. European Council for an Energy Efficient Economy.

Shan, H., Banerjee, A. Mixed-membership naive Bayes models. *Data Min Knowl Disc* **23,** 1–62 (2011). https://doi.org/10.1007/s10618-010-0198-2

Shanmuganathan, S. (2016). Artificial neural network modelling: An introduction. In *Artificial neural network modelling* (pp. 1-14). Springer, Cham.

Sike Li, Kuishuang Feng, Mengxue Li (2017) "Identifying the main contributors of air pollution in Beijing" Journal of Cleaner Production 163 (2017) S359-S365

Songqiao, Z., & Sung-chiao, C. (1985). Physical features and economic development of China's mountain environment. *Mountain Research and Development*, 319-328.

Su, Y. W. (2019). Residential electricity demand in Taiwan: Consumption behavior and rebound effect. *Energy Policy*, *124*, 36-45.

Subasi, A., 2007. EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model. Expert Syst. Appli., 32: 1084-1093

Sulandari, W., Lee, M. H., & Rodrigues, P. C. (2020). Indonesian electricity load forecasting using singular spectrum analysis, fuzzy systems and neural networks. *Energy*, *190*, 116408.

Sun, W., Han, X., Sheng, K., & Fan, J. (2012). Geographical differences and influencing factors of rural energy consumption in Southwest Mountain areas in China: A case study of Zhaotong City. *Journal of Mountain Science*, *9*(6), 842-852.

Tabachnick, B.G. and Fidell, L.S. (1989) Using Multivariale Statistics, Harper and Row,

Temudo, M. P., Cabral, A. I., & Talhinhas, P. (2020). Urban and rural household energy consumption and deforestation patterns in Zaire province, Northern Angola: A landscape approach. *Applied Geography*, *119*, 102207.

Tennakoon D. (2008). Energy poverty: Estimating the level of energy poverty in Sri lanka. Report Submitted to Practical Action, South Asia. The World Bank (2017).

Thorndike, R. M. (1976). *Correlational procedures for research*. Wiley.

Torres, J. F., Martínez-Álvarez, F., & Troncoso, A. (2022). A deep LSTM network for the Spanish electricity consumption forecasting. *Neural Computing and Applications*, 1-13.

Ugursal, V. I. (2014). Energy consumption, associated questions and some answers. *Applied energy*, *130*, 783-792.

UN, D. (2015). World urbanization prospects: The 2014 revision. *United Nations Department of Economics and Social Affairs, Population Division: New York, NY, USA*, *41*.

van de Velden, Michel & Iodice D'Enza, Alfonso & Markos, Angelos. (2018). Distance-based clustering of mixed data.

Vance Martin, Stan Hurn, David Harris (2012),"Econometric Modelling with Time Series Specification, Estimation and Testing", Cambridge University Press

Wang, Q., Kwan, M. P., Zhou, K., Fan, J., Wang, Y., & Zhan, D. (2019). Impacts of residential energy consumption on the health burden of household air pollution: Evidence from 135 countries. *Energy policy*, *128*, 284-295.

Wang, S., Sun, S., Zhao, E., & Wang, S. (2021). Urban and rural differences with regional assessment of household energy consumption in China. *Energy*, *232*, 121091.

Wang, Z., Bui, Q., & Zhang, B. (2020). The relationship between biomass energy consumption and human development: Empirical evidence from BRICS countries. *Energy*, *194*, 116906.

Wang, Z., Bui, Q., Zhang, B., Nawarathna, C. L. K., & Mombeuil, C. (2021). The nexus between renewable energy consumption and human development in BRICS countries: The moderating role of public debt. *Renewable Energy*, *165*, 381-390.

WHO (World Health Organization) (2016). Household air pollution and health. Fact sheet N°292. Διαθέσιμο στο http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs292/en (Πρόσβαση: 24/4/2022)

Wiesmann, D., Lima Azevedo, I., Ferrão, P., Fernández, J. E., 2011, Residential electricity consumption in Portugal: findings from top-down and bottom-up models. Energy Policy, 39(5), pp. 2772–2779. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.02.047.

Wu, B. (1992). An introduction to neural networks and their applications in manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *3*(6), 391-403.

Wu, Q., Maslyuk, S., & Clulow, V. (2012). Energy consumption inequality and human development. *Energy Efficiency-A Bridge to Low Carbon Economy*, 101-116.

Yamakawa, T. (1990, July). Pattern recognition hardware system employing a fuzzy neuron. In *Proceedings of the International Conf of Fuzzy Logic and Neural Networks, Lizuka Japan* (pp. 943-948).

Yanxia Zhang, Shen Qu, Jing Zhao, Ge Zhu, Yanxu Zhang, Xi Lu, Clive E. Sabel, Haikun Wang (2018) " Quantifying regional consumptionbased health impacts attributable to ambient air pollution in China" Environment International 112 (2018) 100–106

Ye, Y., Koch, S. F., & Zhang, J. (2018). Determinants of household electricity consumption in South Africa. *Energy economics*, *75*, 120-133.

Yue Zhang, Qi Liu, and Linfeng Song. 2018. Sentence-State LSTM for Text Representation. In *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 317–327, Melbourne, Australia. Association for Computational Linguistics.

Zaman, K., bin Abdullah, A., Khan, A., bin Mohd Nasir, M. R., Hamzah, T. A. A. T., & Hussain, S. (2016). Dynamic linkages among energy consumption, environment, health and wealth in BRICS countries: green growth key to sustainable development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *56*, 1263-1271.

Zhang, Y., & Wallace, B. (2015). A sensitivity analysis of (and practitioners' guide to) convolutional neural networks for sentence classification. *arXiv preprint arXiv:1510.03820*.

Zhou, S., & Teng, F. (2013). Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data. *Energy Policy*, *61*, 394-402.

Zhu, Bing & Yang, Wenchuan & Wang, Huaxuan & Yuan, Yuan. (2018). A hybrid deep learning model for consumer credit scoring. 205-208. 10.1109/ICAIBD.2018.8396195.

Zou, B., & Luo, B. (2019). Rural household energy consumption characteristics and determinants in China. *Energy*, *182*, 814-823.

Δ. Κουτσογιάννης, και Ν. Μαμάσης, Μέτσοβο: η υδρολογική καρδιά της Ελλάδας, *Πρακτικά του Πρώτου Διεπιστημονικού Συνεδρίου του ΕΜΠ για το Μέτσοβο*, επιμέλεια Δ. Ρόκος, Μέτσοβο, 209–229, doi:10.13140/RG.2.1.2928.9205, Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ – Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 1998.

EIA,International Energy Outlook 2016 U.S. Energy Information Administration, Washington D.C, USA (2016)

EIA,International Energy Outlook 2021 U.S. Energy Information Administration, Washington D.C, USA (2021)

ΕΛΣΤΑΤ (Ελληνική Στατιστική Αρχή), (2011a), Κανονικές κατοικίες κατά περίοδο κατασκευής και τύπο κτιρίου. Σύνολο Χώρας, Περιφέρειες. http://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SAM05/2011.

ΕΛΣΤΑΤ (Ελληνική Στατιστική Αρχή), (2011b), Πίνακας αποτελεσμάτων DE FACTO Πληθυσμού – Απογραφής 2011. https://www.statistics.gr/documents/20181/1210503/FEK_defacto_rev.pdf/9c89fec2-5367-47f4-b34b-ba3a3ab38a4a

Ηνωμένα Έθνη, Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης, Διαθέσιμο στο https://unric.org/el/17-%CF%83%CF%84%CE%BF%CF%87%CE%BF%CE%B9-%CE%B2%CE%B9%CF%89%CF%83%CE%B9%CE%BC%CE%B7%CF%83-%CE%B1%CE%BD%CE%B1%CF%80%CF%84%CF%85%CE%BE%CE%B7%CF%83/ (Πρόσβαση: 24/4/2022)

Κανονισμός για τη Θερμομόνωση των Κτιρίων» (ΚΘΚ), 362/Δ` 4.7.1979

Παναγιωτόπουλος, Γ., & Κατσουλάκος, Ν. (2015). Specification of the socioeconomic dimensions of energy demand and consumption in Greece using Geographical Information Systems. *Πανελλήνια και Διεθνή Γεωγραφικά Συνέδρια, Συλλογή Πρακτικών*, 1806-1813.

Χαρίσης, Β., "Μέτσοβο", Στο: "Ελληνική Παραδοσιακή Αρχιτεκτονική. Θεσσαλία – Ήπειρος", Φιλιππίδης, Δ. (επιμ.), Εκδόσεις: Μέλισσα, Αθήνα, 1995.