

**Η τεχνητή νοημοσύνη στον  
τομέα της ενεργειακής  
φτώχειας. Πρόδρομα  
ευρήματα για την Ελλάδα.**

**Λευκοθέα Παπαδά**

Δρ. Πολιτικός Μηχανικός  
Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο  
Θεσσαλονίκης

**Artificial intelligence in  
the field of energy poverty.  
First evidence for Greece.**

**Lefkothea Papada**

Dr. Civil Engineer  
Aristotle University of  
Thessaloniki

## **Περίληψη**

Το παρόν άρθρο αποτελεί ένα σημαντικό βήμα εξέλιξης της έρευνας στον τομέα της ενεργειακής φτώχειας, εισάγοντας την τεχνητή νοημοσύνη στην ανάλυση του προβλήματος. Χαρακτηριστικά, στην Ελλάδα, το πρόβλημα επιδεινώθηκε ραγδαία την τελευταία δεκαετία, πλήττοντας ιδιαίτερα τον ορεινό πληθυσμό της χώρας. Η πολυδιάστατη φύση του φαινομένου απαιτεί πολλούς και διαφορετικούς δείκτες για τον υπολογισμό του, τόσο αντικειμενικούς όσο και υποκειμενικούς -ή και συνδυασμό αυτών- πχ. ο δείκτης 10%, η αδυναμία θέρμανσης του σπιτιού, οι καθυστερημένοι λογαριασμοί ενέργειας, κ.ά. Στο ίδιο πλαίσιο, ο προσδιορισμός συσχετίσεων μεταξύ των δεικτών με χρήση των συμβατικών μαθηματικών/στατιστικών εργαλείων δε μπορεί να αποτυπώσει την πραγματική

διάσταση του προβλήματος, καθώς αδυνατεί να λάβει υπόψη την πολυπλοκότητα των διαφορετικών ανθρώπινων αποκρίσεων στο πρόβλημα. Η αδυναμία αυτή επιχειρείται να υπερκεραστεί με τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks – ANN), για πρώτη φορά στην Ελλάδα. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, μετά από κατάλληλη «εκπαίδευση», μπορούν να προσομοιάσουν με αξιοπιστία τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου, δίνοντας πολύτιμες πληροφορίες για τη φύση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας και τη σχέση των διαφορετικών διαστάσεων της. Στο πλαίσιο αυτό, παρουσιάζονται πρόδρομα αποτελέσματα μιας εκτεταμένης ανάλυσης που αφορά στην πρόβλεψη της «αντικειμενικής» ενεργειακής φτώχειας (δείκτης 10%) βάσει «υποκειμενικών» παραμέτρων και δεικτών, με έμφαση τις ορεινές κοινωνίες της χώρας. Ενδεικτικά, από το πλήθος των υποκειμενικών δεικτών ή των ανθρώπινων συμπεριφορών και αποκρίσεων, ο δείκτης του περιορισμού άλλων στοιχειωδών αναγκών ενός νοικοκυριού προς ικανοποίηση της ανάγκης θέρμανσης φαίνεται να συσχετίζεται πιο ισχυρά με την αντικειμενική ενεργειακή φτώχεια βάσει του ευρέως διαδομένου δείκτη του 10%. Τα πρόδρομα αποτελέσματα δείχνουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη αναμένεται να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο στην κατεύθυνση κατανόησης και αντιμετώπισης της ενεργειακής φτώχειας.

## **Abstract**

The present paper is an important step to energy poverty research, introducing artificial intelligence to the analysis of the problem. Characteristically, in Greece, the problem has deteriorated rapidly during the last decade, particularly affecting the country's mountainous population. However, the multidimensional nature of the phenomenon requires many different indicators for its calculation, both objective and subjective - or a combination of them – e.g. the 10% indicator, the inability to keep home adequately warm, the arrears in energy bills, etc. In the same context, the detection of relationships between indicators with conventional mathematical/statistical tools cannot capture the true dimension of the problem as failing to take into account the complexity of different human responses to the problem. This weakness is attempted to be overcome with the use of Artificial Neural Networks (ANN), for the first time in Greece. Neural networks, after proper "training", can reliably simulate the way that human brain works, providing valuable information about the nature of the phenomenon of energy poverty and the relationship between its various dimensions. In this context, some preliminary results of an extensive analysis concerning the prediction of "objective" energy poverty (10% indicator) based on "subjective" parameters and indicators are presented, with an emphasis on mountainous societies of the country. Indicatively, within a wide range of subjective indicators or human behaviors and responses, the indicator of "Restriction of other essentials in order to meet heating needs" proves to be the main parameter affecting objective energy poverty, based on the widely used indicator of 10%. First evidence shows that artificial intelligence is expected to be a crucial tool to understand and tackle energy poverty.

## 1. Εισαγωγή

Η ενεργειακή φτώχεια συνιστά ένα από τα πλέον σοβαρά κοινωνικο-οικονομικά προβλήματα του σύγχρονου κόσμου. Στον αναπτυσσόμενο κόσμο, η ενεργειακή φτώχεια καταδικάζει πάνω 750 εκ. ανθρώπους να ζουν χωρίς πρόσβαση σε ηλεκτρική ενέργεια και πάνω από 2,5 δισ. ανθρώπους να ζουν χωρίς καθαρές εγκαταστάσεις μαγειρέματος (WEO, 2020).

Η έννοια της ενεργειακής φτώχειας διαφοροποιείται αρκετά στις χώρες του αναπτυσσόμενου κόσμου. Στην περίπτωση αυτή, δε σχετίζεται τόσο με προβλήματα προσβασιμότητας στα ενεργειακά δίκτυα, αλλά παίρνει τη διάσταση του υψηλού κόστους των υπηρεσιών αυτών, σε σχέση με το διαθέσιμο εισόδημα των νοικοκυριών. Το πρόβλημα έχει οξυνθεί στην Ευρώπη τα τελευταία χρόνια, ενώ έπληξε δριμύτατα και την Ελλάδα, υπό το καθεστώς της οικονομικής κρίσης. Μεγάλα τμήματα του πληθυσμού αδυνατούν να διατηρήσουν ένα επαρκές επίπεδο θέρμανσης στο σπίτι, αδυνατούν ή καθυστερούν να αποπληρώσουν τους λογαριασμούς ενέργειας, αναγκάζονται συχνά να περικόψουν άλλες βασικές τους ανάγκες προκειμένου να θερμανθούν (φαινόμενο «heat or eat»), ξοδεύουν ένα δυσανάλογα υψηλό μέρος του εισοδήματός τους σε δαπάνες ενέργειας ή αναγκάζονται να στραφούν σε φθηνότερα και λιγότερο αποδοτικά συστήματα θέρμανσης.

Το φαινόμενο της ενεργειακής φτώχειας έχει μελετηθεί κυρίως σε αστικές περιοχές έως σήμερα. Οι ορεινές περιοχές εξακολουθούν να αποτελούν ένα «παραμελημένο» πεδίο ενδιαφέροντος στο συγκεκριμένο τομέα, παρά το γεγονός ότι αποτελούν περιοχές ιδιαίτερα ευάλωτες στην ενεργειακή φτώχεια εξαιτίας συγκεκριμένων εγγενών χαρακτηριστικών τους, όπως οι ψυχρές κλιματικές συνθήκες, η απομόνωση, η χαμηλή οικονομική δραστηριότητα/χαμηλή παραγωγική βάση και το παλαιό κτιριακό δυναμικό τους (Katsoulakos et al., 2014; Papada and Kaliampakos, 2017). Σύμφωνα με ακόμη πιο πρόσφατα ευρήματα, τα νοικοκυριά που ζουν σε ορεινές περιοχές της Ελλάδας είναι πιο ευάλωτα στην ενεργειακή φτώχεια σε σύγκριση με τα νοικοκυριά στο επίπεδο της χώρας, κατά 89,7% (Papada and Kaliampakos, 2019). Επιπλέον, η έκταση της ενεργειακής φτώχειας στις ελληνικές ορεινές περιοχές αποτιμήθηκε ποσοτικά για πρώτη φορά από τους Papada and Kaliampakos (2017) και υπολογίστηκε στο υψηλό ποσοστό 73,5%, σύμφωνα με τον επίσημο δείκτη 10%. Στην ίδια κατεύθυνση, το 51,5% του ορεινού πληθυσμού βρέθηκε να συμπίπτει τις ενεργειακές του ανάγκες, δηλαδή καταναλώνει λιγότερη ενέργεια από την απαιτούμενη λόγω οικονομικής αδυναμίας (Papada and Kaliampakos, 2020).

Βάσει των παραπάνω και, ως ένα πολυδιάστατο φαινόμενο, η ενεργειακή φτώχεια δεν προσεγγίζεται μέσω κάποιας μοναδικής μεθόδου. Για το λόγο αυτό, το Ευρωπαϊκό Παρατηρητήριο Ενεργειακής Φτώχειας (EU Energy Poverty Observatory) συνιστά το συνδυασμό υποκειμενικών και αντικειμενικών δεικτών. Ενδεικτικά, οι κύριοι αντικειμενικοί δείκτες που προτείνει το Ευρωπαϊκό Παρατηρητήριο είναι ο δείκτης 2M «Υψηλό μερίδιο ενεργειακών δαπανών στο εισόδημα», δηλαδή το ποσοστό του πληθυσμού του οποίου το μερίδιο ενεργειακών δαπανών στο εισόδημα υπερβαίνει το διπλάσιο του εθνικού διάμεσου μεριδίου και ο δείκτης M/2 «Χαμηλή απόλυτη ενεργειακή δαπάνη», δηλαδή το ποσοστό του πληθυσμού του οποίου οι

απόλυτες ενεργειακές δαπάνες είναι χαμηλότερες από την εθνική διάμεση τιμή (EPOV, 2021).

Ωστόσο, η επικρατέστερη αντικειμενική μέθοδος μέτρησης της ενεργειακής φτώχειας είναι ο δείκτης του 10% που εισήχθη από το Ηνωμένο Βασίλειο, σύμφωνα με τον οποίο ένα νοικοκυριό θεωρείται ενεργειακά φτωχό εάν, προκειμένου να καλύψει επαρκώς τις οικιακές ενεργειακές του ανάγκες, απαιτείται να ξοδέψει πάνω από το 10% του εισοδήματος του σε ενεργειακές χρήσεις (DECC, 2015). Όμως, η δυσκολία μοντελοποίησης/υπολογισμού της απαιτούμενης ενεργειακής κατανάλωσης, όπως απαιτεί ο ορισμός, έχει αναγκάσει τη συντριπτική σχεδόν πλειονότητα της επιστημονικής κοινότητας να χρησιμοποιεί στους υπολογισμούς την πραγματοποιηθείσα (actual) κατανάλωση έναντι της απαιτούμενης (required). Κατά συνέπεια, ο λόγος ενεργειακής φτώχειας με το όριο του 10% και με χρήση της πραγματοποιηθείσας κατανάλωσης είναι αυτός που, ανεπίσημα, έχει ευρέως καθιερωθεί ως ο συμβατικός, αντικειμενικός δείκτης ενεργειακής φτώχειας σε ευρωπαϊκό επίπεδο (Roberts et al., 2015; EC, 2010).

Πέραν των αντικειμενικών δεικτών, η ενεργειακή φτώχεια προσεγγίζεται συμπληρωματικά και μέσω υποκειμενικών δεικτών, οι οποίοι αποτυπώνουν την υποκειμενική αντίληψη της ενεργειακής φτώχειας. Η υποκειμενική προσέγγιση του προβλήματος βασίζεται στην προσωπική εκτίμηση των νοικοκυριών για τις συνθήκες θερμικής άνεσης ή συνάγεται από έμμεσα δεδομένα (πχ. καθυστερημένοι λογαριασμοί). Οι ευρέως χρησιμοποιούμενοι υποκειμενικοί δείκτες σε ευρωπαϊκό επίπεδο είναι τρεις: «Αδυναμία να διατηρηθεί το σπίτι επαρκώς ζεστό» (Inability to keep home adequately warm), «Καθυστερημένοι πάγιοι λογαριασμοί» (Arrears on utility bills) και «Διαρροή στη στέγη, υγρασία σε τοίχους, πατώματα, θεμέλια ή σάπια κουφώματα» (Dwelling with a leaking roof, damp walls, floors or foundation, or rot in window frames of floor). Εντούτοις, και άλλοι υποκειμενικοί δείκτες έχουν διερευνηθεί κατά καιρούς, όπως ενδεικτικά τα «Προβλήματα υγείας λόγω κακών συνθηκών θέρμανσης» (Health Problems linked with poor heating conditions) και ο «Περιορισμός άλλων βασικών αναγκών» (Restriction of other essential Needs) από τους Papada and Kaliampakos (2016).

Οι υποκειμενικοί δείκτες είναι καθοριστικής σημασίας για την ολοκληρωμένη προσέγγιση του προβλήματος, μιας που εντοπίζουν σημαντικές εκφάνσεις του προβλήματος που δεν εντοπίζονται από τους αντικειμενικούς δείκτες. Η κατά το δυνατόν καλύτερη εκτίμηση των δεικτών, τόσο των αντικειμενικών όσο και των υποκειμενικών, καθώς και η ανάλυση των μεταξύ τους σχέσεων, μπορεί να οδηγήσει στη βαθύτερη κατανόηση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας και στην καλύτερη αντιμετώπισή του.

Δεδομένου ότι οι σχετικοί δείκτες αναφέρονται σε διαφορετικά αντικειμενικά και υποκειμενικά χαρακτηριστικά, αλλά, πολύ περισσότερο, επί της ουσίας σε διαφορετικές ανθρώπινες συμπεριφορές και αποφάσεις, είναι εξαιρετικά δύσκολο, αν όχι αδύνατο, να αποκαλυφθεί η εσωτερική σχέση των διαφορετικών μεθόδων (αντικειμενικής-υποκειμενικής μέτρησης), με τυπικά μαθηματικά εργαλεία. Σχετικές έρευνες (Papada and Kaliampakos, 2016; Papada and Kaliampakos, 2017) έχουν δείξει ότι οι απλές συσχετίσεις δε μπορούν να αποτυπώσουν τον τρόπο σύνδεσης των δεικτών. Και αυτό γιατί η απάντηση στο «πώς αντιδρά ο άνθρωπος στην οικονομική

αδυναμία για την κάλυψη των ενεργειακών αναγκών του» και «ποιοι είναι οι παράγοντες που επιδρούν σε αυτή την απόφαση» είναι προϊόν μιας πολύπλοκης διαδικασίας αποφάσεων, η οποία δε μπορεί να προκύψει από μία απλή αλγοριθμική σχέση.

### **1.1 Εισαγωγή στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα**

Η ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks - ANNs) ξεκίνησε ως μια προσπάθεια κατανόησης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και μίμησης των δυνατοτήτων αξιολόγησης που αυτός έχει. Με άλλα λόγια, στόχος των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι να είναι σε θέση να αποφασίζουν και να ενεργούν υπό συνθήκες αβεβαιότητας, ή ακόμη και να διαχειρίζονται καταστάσεις με περιορισμένη προηγούμενη εμπειρία (Benardos, 2008). Έχουν μεγάλη ομοιότητα με τον βιολογικό εγκέφαλο και, ως εκ τούτου, ένα μεγάλο μέρος της ορολογίας τους προέρχεται από τη νευροεπιστήμη.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μαθηματικά μοντέλα που αποτελούνται από διασυνδεδεμένους κόμβους επεξεργασίας (νευρώνες) με προκαθορισμένη τοπολογία (επίπεδα). Βασικό χαρακτηριστικό τους είναι η δυνατότητα μαζικής παράλληλης επεξεργασίας των ερεθισμάτων (δεδομένων) που λαμβάνουν, σε αντίθεση με τα συνήθη μοντέλα τα οποία στηρίζονται στη σειριακή εκτέλεση μαθηματικών και λογικών πράξεων (Fausett, 1994). Επιδεικνύουν μια σειρά από πλεονεκτήματα σε σχέση με άλλες μεθόδους (αριθμητικές και μη), γεγονός που τα καθιστά σημαντικά εργαλεία για την αντιμετώπιση μιας πληθώρας προβλημάτων. Η λογική τους στηρίζεται στη συλλογή δεδομένων με τη μορφή αιτίου – αποτελέσματος, τα οποία εισάγονται στο δίκτυο προκειμένου αυτό να εκπαιδευτεί. Από τη στιγμή εκείνη, το νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να «ανακαλύψει» τις συσχετίσεις που υπάρχουν στα δεδομένα και να τις «μάθει», με την κατάλληλη μεταβολή των συντελεστών βαρύτητάς του (Benardos, 2008). Έτσι, το εκπαιδευμένο δίκτυο μπορεί να γενικεύσει και να δώσει εκτιμήσεις για αβέβαιες συνθήκες ή ακόμη και για ελλιπή δεδομένα (Sietsma and Dow, 1991).

Βάσει των παραπάνω, με τη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, είναι δυνατό να εκτιμηθεί αν υπάρχουν συγκεκριμένες «τάσεις» στον τρόπο με τον οποίο αντιδρά ο άνθρωπος στο πρόβλημα της ενεργειακής φτώχειας, χωρίς να είναι γνωστές οι σχέσεις που συνδέουν τις υπ' όψιν μεταβλητές. Το συγκεκριμένο εργαλείο, των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, δεν έχει γενικώς εφαρμοστεί στον τομέα της ενεργειακής φτώχειας, εκτός ελαχίστων εξαιρέσεων που εντοπίστηκαν πρόσφατα. Ειδικότερα, οι Rajić et al. (2020) πρότειναν ένα μοντέλο πρόβλεψης της ενεργειακής ζήτησης των νοικοκυριών της Σερβίας και, ειδικότερα, δύο μεταβλητών κατανάλωσης για ηλεκτρισμό και θέρμανση βάσει 15 παραμέτρων -σε μακρο-οικονομικό όμως επίπεδο- πχ. πληθυσμός, μεταφορές, ανεργία, μέσος μισθός, βιομηχανία, κ.ά., χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο επονομαζόμενο «Endocrine NARX neural network (ENARX)» με τη χρήση του Matlab. Επίσης, πέραν των νευρωνικών δικτύων αλλά κοντά στη λογική αυτή, οι Longa et al. (2021) χρησιμοποίησαν έναν άλλον ταξινομητή (classifier) μηχανικής μάθησης και, συγκεκριμένα, ένα είδος δέντρου αποφάσεων (XGBoost / gradient boosting decision tree), προκειμένου να προβλέψει τον κίνδυνο ενεργειακής φτώχειας των νοικοκυριών στην Ολλανδία βάσει ενός

εύρους κοινωνικοοικονομικών παραμέτρων: οικονομική αξία του σπιτιού, ιδιοκτησιακό καθεστώς και ηλικία σπιτιού, μέγεθος νοικοκυριού και μέση πυκνότητα πληθυσμού. Χαρακτηριστικά, αναφέρουν ότι η μηχανική μάθηση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως ένα αποτελεσματικό μέσο για την παρακολούθηση της ενεργειακής φτώχειας και να βοηθήσει ουσιαστικά στο σχεδιασμό και την εφαρμογή κατάλληλων μέτρων πολιτικής.

Στο παρόν άρθρο, μελετάται για πρώτη φορά η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης και, ειδικότερα, των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, στον τομέα της ενεργειακής φτώχειας στην Ελλάδα, με έμφαση τις ορεινές περιοχές, δεδομένης της μεγαλύτερης έντασης και έκτασης του προβλήματος στον ορεινό κορμό της χώρας. Στο πλαίσιο αυτό, διερευνάται η δυνατότητα πρόβλεψης της «αντικειμενικής» ενεργειακής φτώχειας βάσει «υποκειμενικών» δεικτών -και ενός πλήθους διαφορετικών συνδυασμών αυτών- και παρουσιάζονται κάποια πρόδρομα αποτελέσματα.

## 2. Μεθοδολογία

Αρχικά, δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων, αποτελούμενη από δεδομένα πέντε διακριτών πρωτογενών ερευνών για την ενεργειακή φτώχεια, μία με αναφορά το σύνολο της χώρας (Ελλάδα) (Papađa and Kaliampakos, 2016), μία με αναφορά τις ορεινές περιοχές της Ελλάδας (Papađa and Kaliampakos, 2017), δύο με αναφορά την ορεινή πόλη του Μετσόβου, και μία τελευταία με αναφορά τον ορεινό οικισμό των Αγράφων (οι τρεις τελευταίες ως αντιπροσωπευτικές μελέτες περίπτωσης). Το μεγαλύτερο ποσοστό του δείγματος επιλέχθηκε να αποτελείται από νοικοκυριά που ζουν σε ορεινές περιοχές της χώρας, για τους λόγους που αναλύθηκαν στην παραπάνω Ενότητα.

Όλες οι παραπάνω έρευνες πραγματοποιήθηκαν σε επίπεδο νοικοκυριού κατά τα έτη 2016 - 2020, με τυχαία μέθοδο δειγματοληψίας και διάστημα εμπιστοσύνης 95%. Η βάση δεδομένων περιλαμβάνει στο σύνολό της 1754 σειρές δεδομένων, δηλαδή 400 νοικοκυριά που ζουν σε ολόκληρη την Ελλάδα, 400 νοικοκυριά που ζουν σε ορεινές περιοχές της χώρας, 643 νοικοκυριά που ζουν στο Μέτσοβο και 311 νοικοκυριά που ζουν στα Άγραφα. Από το ευρύ φάσμα δεδομένων, μεταξύ των οποίων η στέγαση, οι συνθήκες διαβίωσης, τα συστήματα θέρμανσης, το ενεργειακό κόστος, τα εισοδήματα κ.λπ., συγκεκριμένοι αντικειμενικοί και υποκειμενικοί δείκτες καθώς και συγκεκριμένες κοινωνικοοικονομικές παράμετροι επιλέχθηκαν για την τρέχουσα ανάλυση.

Πιο συγκεκριμένα, η ανάλυση περιελάμβανε την πρόβλεψη αντικειμενικών δεικτών με βάση υποκειμενικούς δείκτες, μέσω της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου. Ο δείκτης που επιλέχθηκε ως μεταβλητή εξόδου ήταν ο δείκτης 10% με βάση τις πραγματοποιηθείσες δαπάνες. Οι πέντε υποκειμενικοί δείκτες που επιλέχθηκαν ως μεταβλητές εισόδου ήταν (α) η αδυναμία να διατηρηθεί το σπίτι επαρκώς ζεστό (Inability to heat home), (β) οι καθυστερήσεις στους λογαριασμούς ενέργειας (Arrears in energy bills), (γ) τα προβλήματα υγρασίας / μούχλας (Damp problems), (δ) τα προβλήματα υγείας λόγω κακών συνθηκών θέρμανσης (Health problems) και (ε) ο περιορισμός άλλων βασικών αναγκών προς ικανοποίηση της ανάγκης θέρμανσης

(Restriction of other needs). Οι υποκειμενικοί δείκτες λήφθηκαν απευθείας από τις έρευνες, ενώ ο δείκτης 10% υπολογίστηκε με τη χρήση δεδομένων ενεργειακού κόστους και διαθέσιμου εισοδήματος των νοικοκυριών.

Μετά τον καθορισμό της βάσης δεδομένων, το επόμενο βήμα ήταν η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, με στόχο την πρόβλεψη του κινδύνου ενεργειακής φτώχειας βάσει διαφορετικών δεικτών. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή μηχανικής μάθησης "WEKA" (Waikato Environment for Knowledge Analysis), μια εφαρμογή που αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο Waikato της Νέας Ζηλανδίας (Frank et al., 2016). Για την τρέχουσα ανάλυση χρησιμοποιήθηκε ο ταξινομητής «Multilayer Perceptron», δηλαδή ένα νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιεί οπίσθια διάδοση (back propagation) για εκπαίδευση. Για κάθε μοντέλο που εξετάστηκε, το 70% του συνόλου των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση και το 30% για έλεγχο (test). Συνολικά, πραγματοποιήθηκαν 31 διαφορετικά τεστ με όλους τους δυνατούς συνδυασμούς υποκειμενικών δεικτών ως μεταβλητές εισόδου, δηλαδή (α) όλους τους υποκειμενικούς δείκτες με καθέναν από τους αντικειμενικούς δείκτες (β) πέντε διαφορετικούς συνδυασμούς τεσσάρων υποκειμενικών δεικτών με καθέναν από τους αντικειμενικούς δείκτες, (γ) δέκα διαφορετικούς συνδυασμούς τριών υποκειμενικών δεικτών με καθέναν από τους αντικειμενικούς δείκτες και (δ) δέκα διαφορετικούς συνδυασμούς δύο υποκειμενικών δεικτών με καθέναν από τους αντικειμενικούς δείκτες.

Προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοση των μοντέλων που εκπαιδεύτηκαν και ελέγχθηκαν, πέραν του του βαθμού ακρίβειας του μοντέλου, χρειάζεται να αξιολογηθούν και ορισμένα επιμέρους στατιστικά αποτελέσματα: "Precision", "Recall", "F-Measure" και "ROC Area". Πιο αναλυτικά, το "Precision" αναφέρεται στην αναλογία των σωστών θετικών προβλέψεων προς τις συνολικές θετικές (σωστές και λανθασμένες) προβλέψεις της κάθε κλάσης της μεταβλητής εξόδου, ενώ το "Recall" αναφέρεται στην αναλογία των σωστών θετικών προβλέψεων προς το άθροισμα των σωστών θετικών και λανθασμένων αρνητικών προβλέψεων της κλάσης. Το "F-Measure" εκφράζει τον συνδυασμό των παραπάνω ("Precision" και "Recall") και χρησιμοποιείται ως γενική μέτρηση που αντιπροσωπεύει το κόστος των ψευδών προβλέψεων (ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών). Το "ROC Area" (χαρακτηριστική περιοχή κάτω από την καμπύλη) είναι ένα άλλο μέτρο ακρίβειας, το οποίο υποδεικνύει τον βαθμό τυχαίας πρόβλεψης του μοντέλου.

Τέλος, ο πίνακας «Confusion matrix» παρουσιάζει τα ποσοστά των σωστών και εσφαλμένων προβλέψεων, με τα διαγώνια στοιχεία κάθε σειράς να αντιπροσωπεύουν τις σωστές προβλέψεις (σωστά θετικά και σωστά αρνητικά) για κάθε κλάση της μεταβλητής εξόδου. Συνολικά, η αξιολόγηση της απόδοσης ενός μοντέλου εξαρτάται από το συνδυασμό όλων των παραπάνω στοιχείων.



### 3. Αποτελέσματα

Κάποια από τα πρόδρομα αποτελέσματα της ανάλυσης παρουσιάζονται στους Πίνακες 1 και 2. Ειδικότερα, ο Πίνακας 1 παρουσιάζει τη συνολική απόδοση τριών μοντέλων νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύτηκαν και ελέγχθηκαν (παρουσιάζεται το δείγμα ελέγχου), χρησιμοποιώντας ως μεταβλητές εισόδου όλους τους διαφορετικούς συνδυασμούς υποκειμενικών δεικτών και ως μεταβλητές εξόδου τον δείκτη 10%. Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει τα Confusion matrices των εν λόγω τριών μοντέλων.

**Πίνακας 1.** Βαθμός απόδοσης τριών μοντέλων νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της ενεργειακής φτώχειας - δείκτης 10% (δείγμα ελέγχου/test set).

	<b>Μεταβλητή εισόδου</b>	<b>F- Measure</b>	<b>ROC Area</b>	<b>Class</b>	<b>Accuracy</b>
<b>Μοντ. 1</b>	Inability to heat home - Damp problems -	0,601	0,568	Ενεργ. φτωχά Μη Ενεργ. φτωχά	<b>55,89%</b>
	Restriction of other needs	0,506	0,568	(weighted avg)	
		0,562	0,568		
<b>Μοντ. 2</b>	Inability to heat home - Arrears in energy bills - Damp problems -	0,617	0,560	Ενεργ. φτωχά Μη Ενεργ. φτωχά	<b>56,67%</b>
	Restriction of other needs	0,502	0,560	(weighted avg)	
		0,569	0,560		
<b>Μοντ. 3</b>	Inability to heat home - Arrears in energy bills - Damp problems - Health problems -	0,601	0,576	Ενεργ. φτωχά. Μη Ενεργ. φτωχά	<b>56,51%</b>
	Restriction of other needs	0,522	0,576	(weighted avg)	
		0,569	0,576		

**Πίνακας 2.** Confusion Matrix τριών μοντέλων νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της ενεργειακής φτώχειας - δείκτης 10% (δείγμα ελέγχου/test set).

	<b>Μεταβλητή εισόδου</b>	<b>Confusion Matrix</b>	
<b>Μοντ. 1</b>	Inability to heat home - Damp problems -	<b>57%</b>	43%
	Restriction of other needs	45%	<b>55%</b>
<b>Μοντ. 2</b>	Inability to heat home - Arrears in energy	<b>59%</b>	41%
	bills - Damp problems - Restriction of other needs	47%	<b>53%</b>
<b>Μοντ. 3</b>	Inability to heat home - Arrears in energy	<b>56%</b>	44%
	bills - Damp problems - Health problems - Restriction of other needs	42%	<b>58%</b>

Τα διαφορετικά εξεταζόμενα μοντέλα για τον δείκτη 10% εμφανίζουν μία μέτρια προς σχετικά καλή ακρίβεια, η οποία κυμαίνεται από 55,89% έως 56,67% (Πίνακας 1). Πιο συγκεκριμένα, η χαμηλότερη ακρίβεια του μοντέλου (55,89%) εμφανίζεται στην περίπτωση του συνδυασμού “Inability to heat home - Damp problems - Restriction of other needs” ως μεταβλητές εισόδου, ενώ η υψηλότερη (56,67%) στην περίπτωση του συνδυασμού τεσσάρων υποκειμενικών δεικτών ως μεταβλητές εισόδου “Inability to heat home - Arrears in energy bills - Damp problems - Restriction of other needs”. Με άλλα λόγια, η χρήση μόνο των τριών πρώτων δεικτών, δηλ. “Inability to heat home”, “Damp problems” and “Restriction of other needs” μπορεί να προβλέψει σωστά τον δείκτη του 10% σε ποσοστό 55,89%, ενώ η προσθήκη του δείκτη “Arrears in energy bills” αυξάνει την ακρίβεια της πρόβλεψης κατά μόλις 0,8 ποσοστιαίες μονάδες. Η προσθήκη του δείκτη “Health problems” στο παραπάνω βέλτιστο μοντέλο ρίχνει την απόδοση του μοντέλου κατά 0,2 ποσοστιαίες μονάδες.

Σε κάθε περίπτωση, ο δείκτης “Restriction of other needs” φαίνεται να είναι ο βασικός υποκειμενικός δείκτης που επηρεάζει ή καθοδηγεί τη μεταβλητή εξόδου σε όλα τα εξεταζόμενα μοντέλα.

Αναφορικά με το βέλτιστο αποτέλεσμα των εξεταζόμενων μοντέλων (56,67%), το οποίο προέρχεται από το συνδυασμό “Inability to heat home - Arrears in energy bills - Damp problems - Restriction of other needs” ως μεταβλητές εισόδου, το 59% των ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών και το 53% των μη ενεργειακά φτωχών νοικοκυριών προβλέπονται σωστά από το μοντέλο, όπως προκύπτει από τα διαγώνια στοιχεία του Confusion Matrix (Πίνακας 2). Επιπλέον, οι μεταβλητές “F-Measure” και “ROC Area” για το σταθμισμένο μέσο όρο του Πίνακα 1 υπερβαίνουν το 0,5 (0,569 και 0,560, αντίστοιχα), γεγονός που σημαίνει ότι το εξεταζόμενο μοντέλο είναι ικανοποιητικό. Σημειώνεται ότι για την ανάλυση τέτοιου είδους κοινωνικού φαινομένου, ένα ποσοστό ακρίβειας του μοντέλου της τάξης του 60% θεωρείται ικανοποιητικό.

Από την ανάλυση συνάγεται ότι όταν ένα νοικοκυριό εμφανίζει ταυτόχρονα τις ακόλουθες τρεις συνθήκες: αδυναμία να διατηρήσει το σπίτι του επαρκώς ζεστό, καθυστερημένους λογαριασμούς ενέργειας και προβλήματα υγρασίας στο εσωτερικό

του σπιτιού, είναι και ενεργειακά φτωχό βάσει αντικειμενικών όρων (δείκτης 10%), σε επίπεδο ακρίβειας 56,67%, το οποίο θεωρείται ικανοποιητικό. Από την πληθώρα, λοιπόν, των ανθρώπινων συμπεριφορών και αποκρίσεων, η περικοπή άλλων στοιχειωδών αναγκών ενός νοικοκυριού προκειμένου να ικανοποιήσει την ανάγκη του σε θέρμανση είναι η βασική παράμετρος που υποδηλώνει χαρακτηριστικά ενεργειακής φτώχειας βάσει του ευρέως διαδομένου δείκτη 10% και, συνδυαζόμενη με άλλες παραμέτρους μπορεί να προβλέψει με ικανοποιητική ακρίβεια το αν ένα νοικοκυριό είναι ενεργειακά φτωχό ή όχι.

#### 4. Συμπεράσματα

Η ενεργειακή φτώχεια αποτελεί ένα από τα πλέον κρίσιμα προβλήματα της σύγχρονης εποχής, το οποίο έχει επιδεινωθεί ραγδαία στην Ελλάδα την τελευταία δεκαετία, στο έδαφος της οικονομική κρίσης. Το πρόβλημα είναι ιδιαίτερα οξυμένο στις ορεινές περιοχές της χώρας, εξαιτίας συγκεκριμένων εγγενών γεωγραφικών, αλλά και κοινωνικο-οικονομικών χαρακτηριστικών τους.

Με την παρούσα έρευνα, γίνεται μία προσπάθεια προσέγγισης του τρόπου αντίδρασης του ανθρώπου στο πρόβλημα της ενεργειακής φτώχειας, μέσω της τεχνητής νοημοσύνης και, ειδικότερα, μέσω της χρήσης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, για πρώτη φορά στην Ελλάδα. Έμφαση δόθηκε στις ορεινές περιοχές της χώρας, γι' αυτό και το δείγμα που χρησιμοποιήθηκε αφορά, στη μεγάλη του πλειονότητα, νοικοκυριά που ζουν σε ορεινές περιοχές. Το εργαλείο των νευρωνικών δικτύων επιλέχθηκε καθώς έχει αποδειχθεί ότι τα συμβατικά μαθηματικά/στατιστικά εργαλεία (γραμμικές εξισώσεις, συσχετίσεις  $\chi^2$  κλπ.) αδυνατούν να λάβουν υπόψη την πολυπλοκότητα των διαφορετικών ανθρώπινων αποκρίσεων στο πρόβλημα. Αντίθετα, τα νευρωνικά δίκτυα, μετά από κατάλληλη «εκπαίδευση», μπορούν να προσομοιάσουν με αξιοπιστία τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου, δίνοντας πολύτιμες πληροφορίες για τη φύση του φαινομένου της ενεργειακής φτώχειας και τη σχέση των διαφορετικών δεικτών που την απαρτίζουν.

Στο παρόν άρθρο παρουσιάζονται κάποια πρόδρομα αποτελέσματα από μια εκτεταμένη ανάλυση που αφορά στην πρόβλεψη της «αντικειμενικής» ενεργειακής φτώχειας βάσει «υποκειμενικών δεικτών». Τα αποτελέσματα αυτά έδειξαν ότι όταν ένα νοικοκυριό εμφανίζει ταυτόχρονα τις ακόλουθες τρεις συνθήκες: αδυναμία να διατηρήσει το σπίτι του επαρκώς ζεστό, καθυστερημένους λογαριασμούς ενέργειας και προβλήματα υγρασίας στο εσωτερικό του σπιτιού, είναι και ενεργειακά φτωχό βάσει αντικειμενικών όρων (δείκτης 10%), σε επίπεδο ακρίβειας 56,67%, το οποίο θεωρείται ικανοποιητικό για την ανάλυση τέτοιου είδους κοινωνικών φαινομένων. Επιπλέον, από το πλήθος των υποκειμενικών δεικτών ή ανθρώπινων συμπεριφορών και αποκρίσεων, ο δείκτης του περιορισμού άλλων στοιχειωδών αναγκών ενός νοικοκυριού προς ικανοποίηση της ανάγκης θέρμανσης αποδεικνύεται η βασική παράμετρος που επηρεάζει την αντικειμενική ενεργειακή φτώχεια βάσει του ευρέως διαδομένου δείκτη 10%.

Τα ευρήματα αυτά, σε συνδυασμό με τα μεταγενέστερα ευρήματα της εν λόγω μελέτης, θα πρέπει να αποτελέσουν σημείο αναφοράς, καθώς φέρνουν στο προσκήνιο

μια καινοτόμα προσέγγιση, αυτή της προσομοίωσης της ανθρώπινης συμπεριφοράς στο πρόβλημα της ενεργειακής φτώχειας. Μελλοντικά, η τεχνητή νοημοσύνη αναμένεται να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο στην κατεύθυνση κατανόησης της ενεργειακής φτώχειας και, ως εκ τούτου, στην κατεύθυνση υιοθέτησης αποτελεσματικών στρατηγικών αντιμετώπισης του προβλήματος, προσαρμοσμένων στις ανάγκες ορεινών περιοχών και μη.

## Βιβλιογραφία

- Benardos A (2008) Artificial Intelligence in Underground Development: A Study of TBM Performance. *Underground Spaces. WIT Transactions on the Built Environment*, 102, 21-32.
- DECC (Dept. for Energy and Climate Change) (2015) *Annual Fuel Poverty Statistics Report, 2015*, London, DECC.
- EC (2010) *An Energy policy for Customers*, Commission Staff Working Paper, European Commission, Brussels.
- EPOV (European Energy Poverty Observatory) (2021) *Indicators & Data* [Online]. Available: <https://www.energypoverty.eu/indicators-data>, Πρόσβαση: 14/06/2021.
- Fausett (1994) *Fundamentals of neural networks. Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice Hall International Editions.
- Frank E, Hall M.A. & Witten I.H. (2016) *The WEKA Workbench. Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Fourth Edition, Morgan Kaufmann.
- Katsoulakos N, Papada L & Kaliampakos D (2014) The problem of energy poverty in mountainous areas. *The 5th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2014*. IEEE Conference publications, 222-226.
- Longa F.D, Sweerts B & van der Zwaan B (2021) Exploring the complex origins of energy poverty in The Netherlands with machine learning. *Energy Policy*, 156, 112373.
- Papada L & Kaliampakos D (2020) Being forced to skimp on energy needs: A new look at energy poverty in Greece. *Energy Research & Social Science*, 64, 101450.
- Papada L & Kaliampakos D (2019) Development of vulnerability index for energy poverty. *Energy & Buildings*, 183, 761-771.
- 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 (2016) Measuring energy poverty in Greece. *Energy Policy*, 94, 157-165.
- Rajić M.N, Milovanović M.B, Antić D.S, Maksimović R.M, Milosavljević P.M & Pavlović D.L. (2020) Analyzing energy poverty using intelligent approach. *Energy & Environment*, 0958305X2090708.
- Roberts D, Vera-Toscano E & Phimister E (2015) Fuel poverty in the UK: Is there a difference between rural and urban areas? *Energy Policy*, 87, 216-223.
- Sietsma J & Dow J.F (1991) Creating artificial neural networks that generalize. *Neural Networks*, 4, 67-79.
- World Energy Outlook (WEO) (2020) *SDG7: Data and Projections* [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/sdg7-data-and-projections>, Πρόσβαση: 14/06/2021.

**Η παρούσα έρευνα συγχρηματοδοτείται από την Ελλάδα και την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) μέσω του Επιχειρησιακού Προγράμματος «Ανάπτυξη Ανθρώπινου Δυναμικού, Εκπαίδευση και Διά Βίου Μάθηση», στο πλαίσιο της Πράξης «Ενίσχυση Μεταδιδακτόρων ερευνητών/ερευνητριών - Β΄ Κύκλος» (MIS-5033021), που υλοποιεί το Ίδρυμα Κρατικών Υποτροφιών (ΙΚΥ).**



Ευρωπαϊκή Ένωση  
Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο

Επιχειρησιακό Πρόγραμμα  
Ανάπτυξη Ανθρώπινου Δυναμικού,  
Εκπαίδευση και Διά Βίου Μάθηση

Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

