

# **Χρήση υβριδικών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης σε συνδυασμό με τεχνολογίες μηχανικής μάθησης και Big Data για την πρόβλεψη και αντιμετώπιση δασικών πυρκαγιών**

**Αναστάσιος Ελευθεριάδης (ics22135), Ευστάθιος Ιωσηφίδης (iis21027),  
Θεοδώρα Κατσεησβίλη (ics21092), Αποστολία-Μαρία Σοφianoπούλου (iis21118)**

## **Περίληψη:**

Οι πυρκαγιές θεωρούνται ένα από τα πιο επικίνδυνα και καταστροφικά φαινόμενα στον κόσμο, επηρεάζοντας το περιβάλλον, τον τοπικό πληθυσμό και την οικονομία. Σύγχρονες έρευνες έχουν πραγματοποιηθεί με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, της μηχανικής μάθησης και των Big Data για την δημιουργία ενός μοντέλου με στόχο την πρόβλεψη και αντιμετώπιση των πυρκαγιών. Μέχρι σήμερα έχει επιτευχθεί ποσοστό επιτυχίας στην πρόβλεψη μιας πυρκαγιάς έως και 99.09% χάρη σε έναν υβριδικό αλγόριθμο τεχνητής νοημοσύνης Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System - Imperialist Competitive Algorithm. Ωστόσο, ενώ υπάρχει ένας τόσο ακριβής αλγόριθμος, δεν αξιοποιήθηκε πλήρως από τον κρατικό μηχανισμό. Η πρότασή της ερευνητικής μας ομάδας είναι η υλοποίηση μιας εφαρμογής απευθυνόμενη σε πολίτες η οποία θα τους ενημερώνει σχετικά με τη πιθανότητα έναρξης μιας πυρκαγιάς. Οι δυνατότητες αυτής της εφαρμογής θα είναι η ενημέρωση της κατάστασης ενεργής πυρκαγιάς και η πιθανότητα εξάπλωσης στην ευρύτερη περιοχή. Τέλος, θα εμφανίζει τις πιθανές διόδους διαφυγής για την ασφαλή εκκένωση των ανθρώπων και των ζώων.

**Λέξεις κλειδιά:** τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική μάθηση, Big Data, πρόβλεψη, πυρκαγιά, αλγόριθμοι, ANFIS, ICA

## 1. Εισαγωγή

### 1.1. Πρόβλεψη πιθανοτήτων πυρκαγιάς

Οι πυρκαγιές, είτε προέρχονται από τον άνθρωπο, είτε από φυσικά αίτια όπως ξηρασία, αέρα, κεραυνούς, βλάβση, θεωρούνται ένα από τα πιο επικίνδυνα και καταστροφικά φαινόμενα στον κόσμο. Η ένταση και η συχνότητα των πυρκαγιών έχει αυξηθεί παγκοσμίως σε ανησυχητικό επίπεδο. Υπολογίζεται ότι καταστρέφουν χιλιάδες τετραγωνικά χιλιόμετρα δάσους κάθε χρόνο, επηρεάζοντας το περιβάλλον, τον τοπικό πληθυσμό, την οικονομία και την υγεία. Η πολυπλοκότητά τους έγκειται στο γεγονός ότι είναι δύσκολο να προβλεφθούν, καθώς η συμπεριφορά τους είναι διφορούμενη, πόσο μάλλον όταν πρόκειται για μεγάλες και έντονες δασικές πυρκαγιές που έχουν ήδη ξεσπάσει, καθώς συνδυάζουν σύνθετα μετεωρολογικά φαινόμενα, περίπλοκη τοπογραφία και πολύπλοκες πηγές καύσιμης ύλης (Sayad et al., 2019). Εκτός αυτών, για την ιχνηλάτηση και την πρόβλεψη της πορείας μιας πυρκαγιάς που έχει ήδη ξεσπάσει απαιτείται η συλλογή διαφόρων καιρικών παραμέτρων σε πραγματικό χρόνο (π.χ. θερμοκρασία αέρα, ταχύτητα ανέμου, υγρασία εδάφους), γεγονός δύσκολο, ειδικά όταν απαιτείται η συλλογή στοιχείων από μη προσβάσιμες και επικίνδυνες περιοχές (Sayad et al., 2019).

Η αύξηση της σοβαρότητας αντιμετώπισης των πυρκαγιών έχει τονίσει την ανάγκη για βελτιωμένη κατανόηση των αλληλεπιδράσεων και των ανατροφοδοτήσεων των διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν τις συμπεριφορές των δασικών πυρκαγιών και τα υποκείμενα χωρικά μοτίβα τους υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές καταστάσεις (Rodrigues and de la Riva, 2014, Nami et al., 2018).

Η πρόβλεψη των πιθανοτήτων πυρκαγιάς βασίζεται στην ύπαρξη διακύμανσης στη χωρική πιθανότητα εμφάνισης δασικών πυρκαγιών, δεδομένου των χαρακτηριστικών της περιοχής. Η προϋπόθεση για την επιτυχή εκτίμηση αυτής της διακύμανσης είναι ότι τα περιστατικά πυρκαγιάς συνδέονται με ένα σύνολο επεξηγηματικών μεταβλητών που είναι εφικτό να μετρηθούν. Αυτές οι μεταβλητές περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά τοπίου, κλίματος και ανθρωπογενείς παράγοντες που επηρεάζουν πότε και πού ξεσπούν πυρκαγιές (Jaafari et al., 2017a).

### 1.2. Προσεγγίσεις μοντελοποίησης δασικών πυρκαγιών

Για τη μοντελοποίηση δασικών πυρκαγιών έχουν προταθεί διάφορες προσεγγίσεις, οι οποίες μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις ομάδες: η βασιζόμενη-στη-φυσική μέθοδο, η στατιστική μέθοδο και η μέθοδος της μηχανικής μάθησης.

Η βασιζόμενη-στη-φυσική μέθοδο προσομοιώνει και προβλέπει πιθανές συμπεριφορές πυρκαγιάς μέσω ενός συνόλου μαθηματικών εξισώσεων της μηχανικής των ρευστών, της καύσης της βιομάζας και των μηχανισμών μεταφοράς θερμότητας. Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι είναι δύσκολο να

ποσοτικοποιηθεί το μέγεθος των σφαλμάτων, ενώ επιπλέον απαιτεί λεπτομερή δεδομένα, όπως θέσεις και διαστάσεις δέντρων, μάζα καύσιμης ύλης, υγρασία του εδάφους κ.α. που είναι δύσκολο να συλλεχθούν για μεγάλες περιοχές (Bui et al., 2017).

Η στατιστική μέθοδος είναι περισσότερο κατάλληλη για τη μοντελοποίηση δασικών πυρκαγιών όταν οι μελετούμενες περιοχές είναι μεγάλες, ειδικά όταν συνδυάζεται με συστήματα γεωγραφικών πληροφοριών (GIS). Ωστόσο, η ακρίβεια πρόβλεψης αυτών των μοντέλων δεν είναι πάντα ικανοποιητική, αφού το μετρήσιμο μέγεθος, η πυρκαγιά, αποτελεί ένα πολύπλοκο και μη γραμμικό φαινόμενο (Bui et al., 2017).

Λόγω της κρισιμότητας μοντελοποίησης των δασικών πυρκαγιών, τα τελευταία χρόνια έχουν διερευνηθεί διάφοροι μέθοδοι μηχανικής μάθησης και έχουν αποδειχθεί πολύ αποτελεσματικές για την πρόβλεψη των φυσικών καταστροφών και των πυρκαγιών ειδικότερα (Chen et al., 2017; Hong et al., 2018; Termeh et al., 2018).

### 1.3. Μέθοδοι μηχανικής μάθησης

Μεταξύ αυτών των μεθόδων, Artificial Neural Networks (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Interface Systems (ANFIS), Support Vector Machines (SVM), Random Forests (RF) και Classification and Regression Tree (CART) έχουν συχνά χρησιμοποιηθεί στο πλαίσιο της μοντελοποίησης πυρκαγιών και σε πολλές περιπτώσεις έχουν ξεπεράσει τις συμβατικές στατιστικές μεθόδους (Oliveira et al., 2012; Rodrigues and de la Riva, 2014; Guo et al., 2016; Bui et al., 2017).

Πιο συγκεκριμένα, έχουν χρησιμοποιηθεί neural networks (NN) για τη πρόβλεψη πυρκαγιών που προκαλούνται από τον άνθρωπο (YO Sayad et al., 2019), και έχουν συνδυαστεί με υπέρυθρους σαρωτές για τη μείωση ψευδών συναγερμών πυρκαγιάς με ακρίβεια 90% (Arrue, 2000). Επιπλέον, έχει υιοθετηθεί χωρική ομαδοποίηση (Spatial Clustering FAS-TCiD) για τον εντοπισμό σημείων πυρκαγιάς σε δορυφορικές εικόνες (Hsu et al, 2002), ενώ το 2005 δορυφορικές εικόνες από πυρκαγιές της Βόρειας Αμερικής τροφοδοτήθηκαν σε μια μία Support Vector Machine (SVM) για τον εντοπισμό πυρκαγιάς σε επίπεδο pixel 1,1-χλμ με ακρίβεια 75%.

Οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης έχουν το πλεονέκτημα ότι μπορούν να συνδυαστούν με πολλές άλλες μεθόδους για τη βελτίωση της ποιότητας του μοντέλου (Bui et al., 2017; Termeh et al., 2018), ενώ παράλληλα, για την πρόβλεψη πυρκαγιών, έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν λεπτομερή γνώση των χωρικών μοτίβων εμφάνισης πυρκαγιών (Bui et al., 2017; Termeh et al., 2018), τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως βασικοί παράμετροι εισόδου για τη διαχείριση και τη καταστολή των δασικών πυρκαγιών στο πλαίσιο του αστικού σχεδιασμού, της αγροτικής ανάπτυξης και της διατήρησης του οικοσυστήματος.

#### 1.4. Υβριδική μοντελοποίηση

Από το 2013, η υβριδική μοντελοποίηση φυσικών καταστροφών έχει λάβει αυξημένη προσοχή λόγω της πολύ ενισχυμένης προγνωστικής ακρίβειας των φυσικών φαινομένων (Tehrany et al., 2013). Ως μέθοδο συλλογής δεδομένων συχνά χρησιμοποιείται η τηλεπισκόπηση για την εξασφάλιση λήψης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο από μη προσβάσιμα και επικίνδυνα σημεία (Sayad et al., 2019). Τα Big Data υφίστανται ταχεία ανάπτυξη που υπολογίζεται σε 4TB ημερησίως και ανάγεται σε υψηλό ρυθμό παραγωγής, αποτελεσματική επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων (ΥΟ Sayad et al., 2019). Στην περίπτωση πρόβλεψης μιας πυρκαγιάς όπου μερικά δευτερόλεπτα μπορούν να σώσουν εκατοντάδες ζωές, η γρήγορη συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων είναι καίριας σημασίας. Άλλωστε, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης απαιτούν μεγάλα και ουσιώδη δεδομένα, προκειμένου να δημιουργήσουν μια βάση γνώσεων και να είναι σε θέση να ανακαλύψουν νέες καταχωρήσεις.

#### 1.5. Στόχος

Στην παρούσα βιβλιογραφία θα ασχοληθούμε με την έρευνα που πραγματοποιείται στον τομέα της επιστήμης των υπολογιστών με στόχο να ερευνήσουμε τις βέλτιστες πρακτικές και μεθόδους που έχουν βρεθεί και χρησιμοποιούνται σήμερα τόσο για την πρόβλεψη, όσο και για την αντιμετώπιση δασικών πυρκαγιών. Ειδικότερα, θα αναλύσουμε τον ρόλο των Big Data, της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη και αντιμετώπιση δασικών πυρκαγιών, εξετάζοντας τους αλγόριθμους και τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν σε κάθε έρευνα. Σκοπός μας είναι να αξιοποιήσουμε τα εργαλεία που περιγράφονται στην βιβλιογραφία τα οποία, όπως φαίνεται και από τα αποτελέσματα των ερευνών, μπορεί να φανούν εξαιρετικά χρήσιμα σε μια σύγχρονη λύση έγκαιρης προειδοποίησης των πολιτών για ξέσπασμα μιας πυρκαγιάς.

#### 1.6. Μεθοδολογία προσέγγισης του θέματος

Στην παρούσα εργασία, αναλύσαμε τα ευρήματα των πιο σύγχρονων ερευνών που σχετίζονται με το θέμα της πρόβλεψης και της αντιμετώπισης δασικών πυρκαγιών με την χρήση των Big Data, της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης. Προσπαθήσαμε να κατανοήσουμε την πολυπλοκότητα του θέματος εξετάζοντας όλους τους παράγοντες που καθιστούν την αντιμετώπισή του δύσκολη και να συγκεντρώσουμε όλα τα ικανά και αναγκαία δεδομένα που απαιτούνται, ώστε έπειτα να τα αξιοποιήσουμε συνολικά για την αντιμετώπιση του προβλήματος. Παρατηρήσαμε τα σημεία τομής των ερευνών σχετικά με το εάν τα Big Data, η μηχανική μάθηση και η τεχνητή νοημοσύνη έχουν την δυνατότητα να προβλέψουν δασικές πυρκαγιές και εάν ναι, υπό ποιες συνθήκες και προϋποθέσεις επιτυγχάνεται το καλύτερο αποτέλεσμα. Εξάγαμε τα δικά μας συμπεράσματα τα οποία και

καταγράψαμε. Τέλος, στηριχτήκαμε στα δυνατά σημεία και στις τυχόν ελλείψεις των ερευνών που εξετάσαμε, για να προτείνουμε την δική μας ιδέα.

### *1.7. Δομή και οργάνωση του άρθρου*

Στην ενότητα 2 συνοψίζουμε την έρευνα που σκιαγραφεί τις προσπάθειες που έχουν γίνει για την μοντελοποίηση των δασικών πυρκαγιών με χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Στην ενότητα 3 παραθέτουμε το αποτέλεσμα της έρευνας που αναδείχθηκε ως η πιο αποδοτική, ενώ στην ενότητα 4 παρουσιάζουμε την ιδέα της ερευνητικής μας ομάδας για μια εφαρμογή πρόβλεψης, χαρτογράφησης και ενημέρωσης των πολιτών για δασικές πυρκαγιές. Κλείνοντας, στην ενότητα 5, αναφέρονται projects συμβατά με την ιδέα που προτείνει η ερευνητική μας ομάδα, ενώ τέλος, στην ενότητα 6, αναφέρονται τα συμπεράσματα που εξάγονται από τον συνδυασμό των αποτελεσμάτων της βιβλιογραφικής ανασκόπησης και την πρακτική εφαρμογή τους μέσω της ιδέας μας.

## **2. Βιβλιογραφική επισκόπηση**

### *2.1. Από τα μοντέλα παλινδρόμησης στην υβριδική μοντελοποίηση φυσικών καταστροφών*

Από το 1990, ξεκινώντας με τη πρωτοποριακή δουλειά των Chuvieco και Congalton (1989), τα μοντέλα παλινδρόμησης χρησιμοποιούνταν ευρέως στην μοντελοποίηση των πιθανοτήτων πυρκαγιάς. Ωστόσο, πρόσφατες συγκριτικές μελέτες έχουν δείξει ότι τα παραδοσιακά μοντέλα παλινδρόμησης (π.χ. γραμμική και λογιστική παλινδρόμηση) αποτυγχάνουν να υπολογίσουν με ακρίβεια τα χωρικά μοτίβα των πιθανοτήτων πυρκαγιάς, επειδή υποθέτουν μια γραμμική σχέση μεταξύ της εκδήλωσης πυρκαγιάς και των παραγόντων που τη προκαλούν. Είναι ευρέως αποδεκτό ότι τα αίτια των δασικών πυρκαγιών ενεργούν μη γραμμικά μέσα σε ένα ευρύ φάσμα χωροχρονικών κλιμάκων και ως εκ τούτου απαιτούν μη γραμμικά μοντέλα για τον χειρισμό των πολύπλοκων διαδικασιών.

Από το 2013, η υβριδική μοντελοποίηση φυσικών καταστροφών έχει λάβει αυξημένη προσοχή λόγω της πολύ ενισχυμένης προγνωστικής ακρίβειας των φυσικών φαινομένων (Tehrany et al., 2013).

Μέχρι σήμερα έχουν μελετηθεί διάφοροι μέθοδοι υβριδικής μοντελοποίησης δασικών πυρκαγιών, ξεκινώντας με τους Bui et al. (2017), οι οποίοι έδειξαν ότι μια υβριδική μέθοδος ANFIS με PSO ήταν πιο επιτυχημένη για την πρόβλεψη δασικών πυρκαγιών από τις προηγμένες μεθόδους, και συνεχίζοντας με τους Abolfazi Jaafari, Eric K. Zennerb, Mahdi Panahic και Himan Shanabid οι οποίοι δοκίμασαν ακόμα περισσότερα μοντέλα.

## 2.2. Μια υβριδική προσέγγιση τεχνητής νοημοσύνης

Στην έρευνα των Dieu Tien Bui, Quang-Thanh Bui, Quoc-Phi Nguyen, Biswajeet Pradhan, Haleh Nampak, Phan Trong Trinh το 2017, δοκιμάστηκε η υβριδική προσέγγιση τεχνητής νοημοσύνης ονόματι Particle Swarm Optimized Neural Fuzzy (PSO-NF) για τη χωρική πρόβλεψη ευαισθησίας σε πυρκαγιές τροπικών δασών. Στην προτεινόμενη προσέγγιση, το Neural Fuzzy Inference System (NF) χρησιμοποιήθηκε για τη καθιέρωση του μοντέλου δασικής πυρκαγιάς, ενώ ο αλγόριθμος PSO υιοθετήθηκε για να διερευνήσει τις καλύτερες τιμές για τις παραμέτρους του μοντέλου. Το μοντέλο PSO-NF δοκιμάστηκε στην επαρχία Lam Dong που βρίσκεται στο Βόρειο Βιετνάμ και έχει πληγεί σοβαρά από δασικές πυρκαγιές την τελευταία δεκαετία. Το κλίμα της περιοχής επηρεάζεται από τους τροπικούς μουσώνες με μέτριες θερμοκρασίες και υψηλή υγρασία. Η δασική κάλυψη της περιοχής αποτελεί περίπου το 60% της συνολικής μελετούμενης περιοχής, ενώ η γεωργική γη και οι κατοικημένες περιοχές καλύπτουν το 28% και 6%, αντίστοιχα.

Για τη μοντελοποίηση των πυρκαγιών συλλέχθηκαν ιστορικές πυρκαγιές και δέκα παράγοντες ανάφλεξης (κλίση, όψη, υψόμετρο, χρήση γης, δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης -NDVI-, απόσταση από τον δρόμο, απόσταση από κατοικήσιμη περιοχή, θερμοκρασία, ταχύτητα ανέμου και βροχόπτωση) για την κατασκευή μιας βάσης δεδομένων γεωγραφικών πληροφοριών (GIS database) με συνολικά 540 ιστορικές τοποθεσίες πυρκαγιών του 2013, χρονιά με τη περισσότερη ξηρασία στις τελευταίες τρεις δεκαετίες. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από την επίσημη εθνική βάση δεδομένων για τις δασικές πυρκαγιές στο Βιετνάμ, από εθνικούς τοπογραφικούς χάρτες και από το Climate Forecast System Reanalysis (<https://www.ncdc.noaa.gov/>). Στη συνέχεια η βάση δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη και επικύρωση του προτεινόμενου μοντέλου. Το 70% των δασικών πυρκαγιών (378 πυρκαγιές) χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 30% για επικύρωση (162 πυρκαγιές), ενώ μιας και η μοντελοποίηση δασικών πυρκαγιών μπορεί να θεωρηθεί δυαδική ταξινόμηση, χρησιμοποιήθηκε ο ίδιος αριθμός με σημεία χωρίς πυρκαγιά.

Για την αξιολόγηση της προσαρμοστικότητας και της ικανότητας πρόβλεψης πυρκαγιάς του μοντέλου ευαισθησίας, χρησιμοποιήθηκαν στατιστικές μετρήσεις, όπως συνολικό ποσοστό επιτυχίας, θετική προγνωστική αξία, αρνητική προγνωστική αξία, ειδικότητα και ευαισθησία. Επιπρόσθετα, χρησιμοποιήθηκε η καμπύλη Receiver Operating Characteristic (ROC) και η Area Under the Curve (AUC).

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι από όλους τους παράγοντες ανάφλεξης που λήφθηκαν υπόψη, ο “Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)” έχει την υψηλότερη ικανότητα πρόβλεψης (0.659) πυρκαγιάς. Αποδείχθηκε, ακόμα, ότι το προτεινόμενο μοντέλο αποδίδει καλά, τόσο στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (AUC = 0.932) όσο και στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης (AUC = 0.916).

Μιας και η παρούσα έρευνα ήταν η πρώτη που πρότεινε το μοντέλο PSO-NF για την μοντελοποίηση πυρκαγιών σε τροπικά δάση, η χρησιμότητα του μοντέλου αξιολογήθηκε περαιτέρω μέσω συγκρίσεων με δύο προηγμένες μεθόδους μηχανικής μάθησης, τα Random Forests (RF) και τις Support Vector Machines (SVM). Τα RF επιλέχθηκαν γιατί έχουν ξεπεράσει τις συμβατικές μεθόδους για μοντελοποίηση πυρκαγιών, ενώ οι SVM διότι αποτελούν ευρέως αποδεκτή αποτελεσματική μέθοδο για μη γραμμικά και σύνθετα προβλήματα. Η σύγκριση απέδειξε ότι οι δύο προηγμένες μέθοδοι μηχανικής μάθησης έχουν υψηλή ικανότητα πρόβλεψης, ωστόσο το συνολικό ποσοστό πρόβλεψής τους είναι ελαφρώς χαμηλότερο από αυτό του PSO-NF (PSO-NF 85.8%, RF 85.2% και SVM 84.9%). Από την ανάλυση ανάγεται το συμπέρασμα πως το μοντέλο PSO-NF είναι το κατάλληλο για τη μελετούμενη περιοχή.

### *2.3. Συνδυάζοντας νευρο-ασαφή διεπαφή με αλγόριθμους μεταερευτικής βελτιστοποίησης*

Σε μια συγκριτική ανάλυση των Abolfazl Jaafari, Eric K. Zenner, Mahdi Panahi, και Himan Shahabi που έγινε το 2019, συνδυάστηκε ένα μοντέλο ANFIS με έναν αλγόριθμο μεταερευτικής βελτιστοποίησης (metaheuristic optimization algorithm). Ο ANFIS ενοποιεί τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και αρχές ασαφούς λογικής σε ένα ενιαίο πλαίσιο για την αντιμετώπιση μη γραμμικών συναρτήσεων που προβλέπουν χαοτικές χρονοσειρές και έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για την πρόβλεψη φυσικών καταστροφών (Jang, 1993, Pradhan, 2013, Jaafari et al., 2017b, 2019, Chen et al., 2019).

Στόχος της ανάλυσης ήταν να προσδιοριστεί εάν μια προσέγγιση υβριδικής μοντελοποίησης παρουσιάζει ανώτερη ακρίβεια για τη χωρική πρόβλεψη των πιθανοτήτων πυρκαγιάς συγκριτικά με το μεμονωμένο μοντέλο ANFIS και να αξιολογηθεί ποιος αλγόριθμος μεταερευτικής βελτιστοποίησης μπορεί να βελτιώσει περισσότερο τον ANFIS για τη μοντελοποίηση δασικών πυρκαγιών. Οι αλγόριθμοι που δοκιμάστηκαν ήταν οι genetic algorithm (GA), particle swarm optimization (PSO), shuffled frog leaping algorithm (SFLA) και imperialist competitive algorithm (ICA).

Για την εκπαίδευση των υβριδικών μοντέλων χρησιμοποιήθηκε μια χωρική βάση δεδομένων με 159 συμβάντα πυρκαγιάς από το Ιράν και πιο συγκεκριμένα από την περιοχή Minudasht κατά την περίοδο 2002-2014. Τα τελευταία χρόνια η περιοχή αποτελείται σε μεγαλύτερο βαθμό από δάση με πεύκα (60%) και καλλιεργήσιμη γη (26%), που είναι επιρρεπή σε φυσικές καταστροφές όπως οι πυρκαγιές. Οι φωτιές στην Minudasht κυρίως ξεσπούν μεταξύ Ιουνίου και Οκτώβριου, με περιόδους αιχμής τον Ιούλιο και τον Αύγουστο.

Τα δεδομένα της έρευνας συλλέχθηκαν από τον σένσορα MODIS στους δορυφόρους της Nasa (<https://www.earthdata.nasa.gov/learn/find-data/near-real-time/firms>), από

προηγούμενες έρευνες και από αρκετές επιτόπιες έρευνες. Δυστυχώς, λεπτομέρειες για τα ακριβή αίτια των πυρκαγιών δεν ήταν πάντα ενδελεχώς τεκμηριωμένες για κάθε καταγραφή πυρκαγιάς. Ενώ οι επιτόπιες έρευνες έδειξαν ότι πολλές πυρκαγιές πραγματοποιήθηκαν πράγματι από φυσικούς παράγοντες, κάποιες ανεπίσημες αναφορές υποδηλώνουν ότι οι μικρές φωτιές μπορεί να προκλήθηκαν από εμπρησμό, ειδικά αυτές που ξέσπασαν σε καλλιεργήσιμη γη.

Το 70% των δεδομένων που συλλέχθηκαν (111 πυρκαγιές) χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση των υβριδικών μοντέλων, ενώ το υπόλοιπο 30% (48 πυρκαγιές) χρησιμοποιήθηκε για επικύρωση. Ακόμα, καθώς η μοντελοποίηση πιθανοτήτων πυρκαγιάς αποτελεί μια εργασία δυαδικής ταξινόμησης, όπου οι δείκτες πιθανότητας ταξινομούνται σε “φωτιά” και σε “όχι-φωτιά” κλάσεις, χρησιμοποιήθηκε για δείγμα και ένα σύνολο 159 τυχαίων σημείων χωρίς πυρκαγιά από περιοχές που δεν είναι επιρρεπείς σε πυρκαγιές.

Από τα συμβάντα συλλέχτηκε ένα σύνολο προγνωστικών μεταβλητών και κάθε μεταβλητή χωρίστηκε σε κλάσεις. Για την ανάλυση χωρικής συσχέτισης χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Step-wise Weight Assessment Ratio Analysis (SWARA) για να εκχωρηθούν βάρη σε κάθε μεταβλητή. Τα βάρη υποδεικνύουν πόσο ισχυρή είναι η χωρική σχέση μεταξύ κάθε κλάσης και της εκδήλωσης πυρκαγιάς και χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των υβριδικών μοντέλων.

Αν και το μεμονωμένο μοντέλο ANFIS ξεπέρασε τα υβριδικά μοντέλα στη φάση της εκπαίδευσης με ποσοστό επιτυχίας 99.34%, η ακρίβειά του μειώθηκε σημαντικά στη φάση της επικύρωσης (ποσοστό 90.17%). Αξιοσημείωτη ήταν η απόδοση του ANFIS-ICA στην πρόβλεψη πυρκαγιών και στη χαρτογράφηση του συνόλου των δεδομένων με ποσοστό πρόβλεψης 99.09%, ενώ κατά την εκπαίδευση σημείωσε ποσοστό επιτυχίας 99.31%, δεύτερο υψηλότερο μετά τον ANFIS.

Τα μοντέλα υβριδικής νοημοσύνης που προτείνονται στην έρευνα αυτή βελτίωσαν με επιτυχία την ακρίβεια πρόβλεψης της πυρκαγιάς κατά 18% σε σύγκριση με προηγούμενες εργασίες που χρησιμοποιούσαν απλά μεμονωμένα μοντέλα στην μελέτη. Αυτή η μελέτη αποτελεί, επομένως, ένα βήμα προς τα εμπρός στον τομέα της πρόβλεψης φυσικών κινδύνων υποδεικνύοντας ότι τα υβριδικά, και ίσως πιο πολύπλοκα μοντέλα, είναι σταθερά πιο ακριβή από τα απλά μεμονωμένα μοντέλα.

#### 2.4. ANN & SVM

Πέραν των υβριδικών αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης, δοκιμασμένες είναι και πολλές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως Big Data, Remote Sensing και αλγόριθμοι Data Mining (ANN και SVM) για την πρόβλεψη δασικών πυρκαγιών.

Η έρευνα των Younes Oulad Sayad, Hajar Mousannif και Hassan Al Moatassime, συνδυάζει ακριβώς τα παραπάνω μοντέλα για να επεξεργαστεί δεδομένα που συλλέχθηκαν από εικόνες δορυφόρων μεγάλων περιοχών και να εξάγει πληροφορίες



από αυτά, ώστε να προβλέψει την εκδήλωση πυρκαγιών. Για τον σκοπό αυτό, χτίστηκε μια βάση δεδομένων με δεδομένα τηλεπισκόπησης σχετιζόμενα με την κατάσταση των καλλιεργειών (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI - ένας δείκτης της φωτοσυνθετικής δραστηριότητας μιας καλλιέργειας, θεωρείται ως ο πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος δείκτης βλάστησης), τις μετεωρολογικές συνθήκες (Land Surface Temperature - LST, αντιπροσωπεύει την ακτινοβολούμενη θερμοκρασία του εδάφους, χρησιμοποιείται για την ανίχνευση καλλιεργειών που χρειάζονται νερό) και την ένδειξη πυρκαγιάς “Θερμικές Ανωμαλίες” (“Thermal Anomalies” - δίνει άμεσες πληροφορίες για μια φωτιά που έχει ήδη ξεσπάσει) τα οποία συλλέχθηκαν από τον σένσορα MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) στους δορυφόρους της NASA - η βάση δεδομένων είναι διαθέσιμη στο GitHub: <https://github.com/ouladsayadyounes/Wildfires> -. Η επιλογή των τριών αυτών παραμέτρων έγινε γιατί επιδιώκεται κατά κύριο λόγο η πρόβλεψη δασικών πυρκαγιών που προκαλούνται φυσικά, λόγω θερμότητας ή κεραυνού.

Η μελετούμενη περιοχή αποτελείται από ζώνες που βρίσκονται στο κέντρο του Καναδά και κυρίως στη Βρετανική Κολούμπια και το Κεμπέκ λόγω της ιστορίας που έχουν με υψηλό ποσοστό πυρκαγιών και της διαθεσιμότητας πληροφοριών για τις πυρκαγιές, πληροφορίες που αποκτήθηκαν από το Καναδικό Σύστημα Πληροφοριών για Πυρκαγιές (CWFIS). Επιλέχθηκαν 386 ζώνες πυρκαγιάς μεταξύ 2013 και 2014 για τις οποίες εξήχθησαν δεδομένα τηλεπισκόπησης (NDVI, LST και Thermal Anomalies) και χωρίστηκαν σε κλάσεις “φωτιά” και “όχι-φωτιά”.

Τα αποτελέσματα του πειράματος αποδεικνύουν ότι οι επιλεχθείσες παράμετροι (NDVI, LST και Thermal Anomalies) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη πρόβλεψη εκδήλωσης μιας πυρκαγιάς, ωστόσο δεν είναι αρκετές για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκαν πολλαπλές μετρήσεις ταξινόμησης της απόδοσης για την επικύρωση του μοντέλου.

Τα μοντέλα έδειξαν υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης πυρκαγιάς (ANNs: 98.32%, SVM: 97.48%). Πιο συγκεκριμένα, το μοντέλο NN κατάφερε να προβλέψει κατά μέσο όρο τις 117 περιπτώσεις πυρκαγιάς από τις 119 συνολικές περιπτώσεις της κλάσης “φωτιά”, ενώ το μοντέλο SVM τις 116 από τις 119. Συνολικά, το μοντέλο ANN κατάφερε να προβλέψει με επιτυχία τις 214 περιπτώσεις πυρκαγιάς από τις 238, τόσο από τη κλάση “φωτιά” όσο και από τη κλάση “όχι-φωτιά”, ενώ το μοντέλο SVM κατάφερε να προβλέψει με επιτυχία τις 200 περιπτώσεις από τις 238.

Τα αποτελέσματα ήταν καλύτερα από το ποσοστό πρόβλεψης του CFFDRS (Canadian Forest Fire Danger Rating System) που είναι 95.32%. Σημαντική διαφορά, καθώς 3% μπορεί να αντιπροσωπεύει χιλιάδες εκτάρια και να κοστίσει εκατομμύρια δολάρια για να σωθούν χιλιάδες ζωές. Το CFFDRS είναι αποτελεσματικό σε περιορισμένες ζώνες στον κόσμο, ενώ το μοντέλο της παρούσας έρευνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε περιοχή του κόσμου, αρκεί να είναι διαθέσιμες οι δορυφορικές εικόνες. Επίσης, το CFFDRS προβλέπει την

εμφάνιση πυρκαγιών σε ευρείες περιοχές, ενώ το μοντέλο της έρευνας προβλέπει την εμφάνισή τους σε ακριβείς περιορισμένες ζώνες.

Οι ερευνητές ισχυρίζονται πως πρέπει να γίνει μελλοντική προσπάθεια για την ενδυνάμωση του μοντέλου με την προσθήκη καιρικών δεδομένων, καθώς ο καιρός παίζει πρωταρχικό παράγοντα στην εμφάνιση και στην εξάπλωση μιας πυρκαγιάς. Μάλιστα, τρεις παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψη είναι η θερμοκρασία του αέρα, ο άνεμος και η υγρασία του εδάφους.

## *2.5. Εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στην αντιμετώπιση πυρκαγιών και στην πυρόσβεση*

Η θετική επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη και αντιμετώπιση δασικών πυρκαγιών συνεχίζει να αποδεικνύεται και με ακόμα πιο πρόσφατες έρευνες, όπως αυτή του Dr. Hoang Ngoc Hai το 2021, κατά την οποία αποδείχθηκε πως η ενσωμάτωση σύγχρονων τεχνολογιών και προϊόντων, τα οποία δημιουργήθηκαν με την χρήση AI για την αντιμετώπιση και πρόληψη πυρκαγιών, μπορεί να φέρει σημαντικά πλεονεκτήματα στον χώρο της πυρασφάλειας. Για παράδειγμα, η AI μπορεί να αναλύσει παρελθοντικές πυρκαγιές (πρόβλεψη της πιθανής εξέλιξης της πυρκαγιάς, την υποστήριξη και την βελτίωση της αντιμετώπισης της) με σκοπό την καταπολέμηση παρόμοιων πυρκαγιών στο μέλλον. Έξυπνες μηχανές βοηθούν τους πυροσβέστες με πιο ακριβή και αποδοτικά δεδομένα, παρέχουν τρόπους ελαχιστοποίησης της καταστροφής κ.α. Έτσι, το προσωπικό λειτουργεί με λιγότερη πίεση και με πιο αυτοματοποιημένες τεχνικές ώστε να εκμηδενίζεται η ανάγκη για ανθρώπινες αποφάσεις, κάτι που τους δίνει την δυνατότητα να αυξήσουν την αποδοτικότητα τους σε επικίνδυνες καταστάσεις. Επιπλέον, οι ανεπτυγμένοι σένσορες που τοποθετούνται σε κτίρια εξαλείφουν τα ψευδή σήματα συναγερμού πιθανής πυρκαγιάς. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της προσεκτικής ανάλυσης των περιβαλλοντικών συνθηκών, των πρώιμων σημάτων και την συνολικής πιθανότητας εμφάνισης πυρκαγιάς.

Συμπέρασμα της έρευνας αποτελεί το γεγονός ότι η AI δεν μπορεί να αντικαταστήσει τους ανθρώπους παρόλο που υπάρχουν αναμφισβήτητα πλεονεκτήματα. Απαραίτητη είναι η ενσωμάτωση αυτών των προϊόντων στο ανθρώπινο δυναμικό. Για να επιτευχθεί αυτό με αποτελεσματικό τρόπο, απαιτείται η εκμάθηση και η εξοικείωση του προσωπικού πάνω στην πρακτική χρήση των προϊόντων και γενικά των καινούργιων τεχνολογιών. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με σεμινάρια και διαλέξεις από ειδικούς ή κατασκευαστές. Απαραίτητη χρήζει η συνεχής έρευνα για την ασταμάτητη αύξηση της αποδοτικότητας. Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως κάθε χώρα και κάθε κοινότητα έχει συγκεκριμένες συνθήκες και δυνατότητες οπότε είναι σημαντικό να κατανεμηθούν στρατηγικά οι πόροι πυρασφάλειας σε περιοχές που το χρειάζονται περισσότερο (πιο έντονες και περίπλοκες πυρκαγιές), αποφεύγοντας ταυτόχρονα την σπατάλη τους καθώς ο εξοπλισμός είναι συχνά αρκετά ακριβός.

### 3. Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της έρευνας των Jaafari et al, (2019) παρουσιάζονται αναλυτικά παρακάτω, ως οι πιο αποτελεσματικοί υβριδικοί αλγόριθμοι μεταξύ των υπολοίπων που αναφέρονται στην βιβλιογραφική επισκόπηση.

#### 3.1 Συσχέτιση μεταξύ ιστορικών πυρκαγιών και μεταβλητών πρόβλεψης

Η σχετική αλλαγή των βαρών SWARA σε κάθε κατηγορία κάθε μεταβλητής πρόβλεψης υποδεικνύει τα διαφορετικά επίπεδα χωρικής συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών πρόβλεψης και της εμφάνισης πυρκαγιάς. Τα αποτελέσματα αποκάλυψαν ότι τα πιο επιρρεπή σε πυρκαγιά τμήματα του τοπίου δέχονται βροχοπτώσεις  $> 700$  mm (Βάρος = 0,58), βρίσκονται σε διάσπαρτα δάση (SF) (Βάρος = 0,56), έχουν επίδραση ανέμου  $> 1,14$  (Βάρος = 0,48), και εγγύτητα σε οικισμούς 2,2–3,2 km (Βάρος = 0,47), αντίστοιχα (Παράρτημα, Πίνακας 1).

#### 3.2 Απόδοση μοντέλου

Οι φάσεις εκπαίδευσης και επικύρωσης της διαδικασίας μοντελοποίησης καθόρισαν τη σχέση μεταξύ των εισροών (προγνωστικές μεταβλητές και ιστορικές πυρκαγιές) και του αποτελέσματος (πιθανότητα μελλοντικής πυρκαγιάς) (Παράρτημα, Εικόνες 1 και 2). Η τιμή των αντικειμενικών συναρτήσεων (δηλαδή, RMSE) που κυμαίνονταν από 0,003 (ANFIS) έως 0,224 (ANFIS-GA) στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και από 0,119 (ANFIS-ICA) έως 0,296 (ANFIS) στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης αποκάλυψε μια ασυμμετρία στην απόδοση του ενιαίου μοντέλου ANFIS (Πίνακας 3). Ενώ στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης αυτό το μοντέλο έδειξε την καλύτερη απόδοση, τα αποτελέσματα για το σύνολο δεδομένων επικύρωσης αποκάλυψαν μια σημαντική μείωση της απόδοσης, υποδεικνύοντας ένα πρόβλημα υπερπροσαρμογής του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης στο στάδιο εκμάθησης του προτύπου πυρκαγιάς. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της απόδοσης χρησιμοποιώντας άλλες μετρήσεις επιβεβαίωσαν περαιτέρω την υπερπροσαρμογή του ενιαίου μοντέλου ANFIS (Παράρτημα, Πίνακας 2). Αντίθετα, τα υβριδικά μοντέλα απέδωσαν αρκετά καλά και στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, επιδεικνύοντας μια επιτυχημένη τελειοποίηση των παραμέτρων ANFIS χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους βελτιστοποίησης.

Ως παγκόσμιες μετρήσεις απόδοσης, το ποσοστό επιτυχίας και το ποσοστό πρόβλεψης (Παράρτημα, Πίνακας 2) έδειξαν επίσης το πρόβλημα υπερπροσαρμογής του μεμονωμένου μοντέλου ANFIS. Ενώ αυτό το μοντέλο πέτυχε την υψηλότερη απόδοση εκπαίδευσης (ποσοστό επιτυχίας = 99,34%), η απόδοση επικύρωσης (ποσοστό πρόβλεψης = 90,17%) του μοντέλου μειώθηκε σημαντικά σε σύγκριση με τα υβριδικά μοντέλα. Τα διάφορα υβριδικά μοντέλα διέφεραν ελάχιστα στις επιδόσεις τους, με ποσοστά επιτυχίας μεταξύ 99,2% και 99,3% και ποσοστά

πρόβλεψης μεταξύ 98,1% και 99,1%, υποδηλώνοντας υψηλή απόδοση μοντέλου για την πρόβλεψη μελλοντικών πυρκαγιών. Όσον αφορά την ταχύτητα σύγκλισης, το ANFIS-PSO βρέθηκε να αποδίδει μια βέλτιστη συγκλίνουσα λύση ( $RMSE = 0,156$ ) με τις λιγότερες επαναλήψεις (επαναλήψεις = 191, χρόνος = 21 s), ακολουθούμενη από ANFIS-ICA, ANFIS-GA και ANFIS -SFLA, αντίστοιχα (Παράρτημα, Εικόνα 1).

### 3.3 Χάρτες πιθανότητας πυρκαγιάς

Τα τελικά αποτελέσματα της εφαρμογής του ANFIS και των τεσσάρων υβριδικών του μοντέλων ήταν πέντε χάρτες πιθανοτήτων (Παράρτημα, Εικόνα 3) που επαναταξινομήθηκαν για να απεικονίσουν πολύ χαμηλά, χαμηλά, μέτρια, υψηλά και πολύ υψηλά επίπεδα πιθανότητας πυρκαγιάς σε όλη την περιοχή μελέτης (Παράρτημα, Εικόνα 2). Μια σύγκριση της κατανομής των επιπέδων πιθανότητας πυρκαγιάς δείχνει ότι η σχετική κατάταξη της πιθανότητας εμφάνισης της πυρκαγιάς εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη χρησιμοποιούμενη προσέγγιση μοντελοποίησης (Παράρτημα, Εικόνα 3). Για παράδειγμα, ενώ οι ζώνες υψηλής και πολύ υψηλής πιθανότητας εκδήλωσης πυρκαγιάς καλύπτουν το 31,9–46,8% και το 4,1–5,4% των χαρτών που παρήγαγαν τα υβριδικά μοντέλα, αυτές οι ζώνες περιλαμβάνουν το 5,8% και το 1,1% του χάρτη ANFIS, αντίστοιχα. Η ανάλυση αξιοπιστίας χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της πυκνότητας της πυρκαγιάς αποκάλυψε περαιτέρω ότι τα επίπεδα πιθανότητας που ορίζονται από το ενιαίο μοντέλο ANFIS διαφωνούσαν επίσης με τα ιστορικά γεγονότα πυρκαγιάς (Παράρτημα, Εικόνα 4). Ενώ καμία από τις ιστορικές πυρκαγιές δεν εντοπίστηκε στο πολύ υψηλό επίπεδο πιθανότητας εκδήλωσης πυρκαγιάς (πυκνότητα πυρκαγιάς = 0), 152 από τις 159 ιστορικές πυρκαγιές σημειώθηκαν εντός του μέτριου επιπέδου που έδειξε τιμή πυκνότητας πυρκαγιάς 1,92.

#### 4. Ιδέα της ερευνητικής ομάδας

Το ενθαρρυντικό νούμερο του 99,09% στα δεδομένα επικύρωσης του υβριδικού αλγορίθμου ANFIS-ICA (Jaafri et al., 2019), μας επιτρέπει να χρησιμοποιήσουμε την τεχνολογία αυτή για την ασφάλεια του γενικού πληθυσμού στις περιπτώσεις πυρκαγιών. Πιο συγκεκριμένα, η ερευνητική μας ομάδα, έχει αναλύσει και σχεδιάσει μια εφαρμογή που θα αποτελείται από δύο ενότητες. Η πρώτη ενότητα αφορά την περίπτωση της πρόβλεψης πυρκαγιάς και η δεύτερη ενότητα αφορά την περίπτωση χαρτογράφησης ενεργής πυρκαγιάς.

Στην πρόβλεψη μιας πυρκαγιάς, ο χρήστης της εφαρμογής θα μπορεί να προβάλει στον χάρτη τις περιοχές με τα σημεία υψηλού κινδύνου ώστε να αποφεύγει την μετακίνησή του σε αυτές (Παράρτημα, οθόνη 1 και οθόνη 2).

Στην κατάσταση της ενεργής πυρκαγιάς, όπου υπάρχουν περισσότερες επιλογές, ο χρήστης θα μπορεί να ενημερώνεται για την περιοχή όπου υπάρχει κάποια ενεργή πυρκαγιά. Στον χάρτη θα εμφανίζονται οι καιρικές συνθήκες που επικρατούν, καθώς και θα εμφανίζεται χρωματικά η πιθανή κατεύθυνση της ενεργής πυρκαγιάς (Παράρτημα, οθόνη 3). Την πιο σημαντική λειτουργία αποτελεί ο υπολογισμός και η εμφάνιση της ασφαλούς διαδρομής απομάκρυνσης από την περιοχή που υπάρχει πιθανότητα να περάσει η ενεργή πυρκαγιά (Παράρτημα, οθόνη 4). Με τον τρόπο αυτό, αποφεύγεται ο συνωστισμός και ο πανικός τόσο από τους κατοίκους όσο και από τις αρμόδιες αρχές που είναι επιφορτισμένες για την εκκένωση της περιοχής.

Τέλος, μια επιλογή που θα υφίσταται, είναι η προσφορά και η ζήτηση βοήθειας (Παράρτημα, οθόνη 5). Κάτοικοι της περιοχής που μπορούν να προσφέρουν στέγη, φαγητό, νερό κλπ., μπορούν να το δηλώσουν, ενώ οι πυρόπληκτοι, μπορούν να αναζητήσουν βοήθεια. Η κοινωνική αλληλεγγύη είναι σημαντική σε τέτοιες συνθήκες.

Ως μελλοντική λειτουργία στην εφαρμογή, εξετάζεται η δήλωση πυρκαγιάς από τον ίδιο την χρήστη, ώστε να γίνει έγκαιρη προειδοποίηση και ενημέρωση του χάρτη. Γι' αυτό απαιτούνται δικλείδες ασφαλείας αποφυγής ψευδών δηλώσεων. Μια ακόμα μελλοντική λειτουργία αποτελεί η ασφαλής απομάκρυνση ζώων, είτε μεμονωμένων άγριων ζώων, είτε οργανωμένων κοπαδιών.

#### 5. Συζήτηση

Στην μελέτη των Jaafri et al. (2019), δοκιμάστηκαν αρκετά υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν τον ANFIS με μεταερευνητικούς αλγορίθμους. Οι προγνωστικές τους ικανότητες συγκρίθηκαν με το μεμονωμένο μοντέλο ANFIS για να εκτιμηθούν οι χωρικά σαφείς πιθανότητες πυρκαγιάς σε ένα τοπικό επιρρεπές σε πυρκαγιές. Παρόλο που το ANFIS είναι το κορυφαίο μοντέλο, οι αλγόριθμοι μεταερευνητικής βελτιστοποίησης αναβάθμισαν την προγνωστική ικανότητά του. Αν και το υβριδικό

μοντέλο ANFIS - ICA, όπως αποδείχθηκε, είναι το μοντέλο με την καλύτερη προγνωστική ικανότητα, δεν υπάρχει πλήρης αξιοποίησή του.

Όσο ερευνούσαμε την βιβλιογραφία, αναζητήσαμε projects που εφαρμόζουν τη θεωρία στην πράξη, ωστόσο δεν βρήκαμε κάποιο που να συνδυάζει μαζί την προβλεψη, την χαρτογράφηση και την ενημέρωση των πολιτών σε πραγματικό χρόνο.

Κατά τη διάρκεια της έρευνας μας συναντήσαμε τρία projects τα οποία δραστηριοποιούνται στην ανίχνευση και στην παρακολούθηση πυρκαγιών. Πιο συγκεκριμένα, πρόσφατα η Vodafone εγκατέστησε στο δάσος της Πάρνηθας θερμικές κάμερες μεγάλων αποστάσεων, κάμερες διπλού φάσματος και ειδικές Super Starlight κάμερες παρακολούθησης σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού. Το σύστημα αυτό σε ενδεχόμενο ανίχνευσης φωτιάς ή καπνού ενεργοποιεί αυτόματα συναγερμό και ειδοποιεί τις αρχές. Ακόμα ένα project είναι αυτό της NASA, η οποία χρησιμοποιεί τον σένσορα MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) στους δορυφόρους της για να παρακολουθεί ενεργές πυρκαγιές σε παγκόσμιο επίπεδο. Τέλος, το project EMXsys προβλέπει την πιθανή συμπεριφορά μιας ενεργής πυρκαγιάς με σκοπό την ανάπτυξη αποτελεσματικής και αποδοτικής στρατηγικής αντιμετώπισης της.

Ωστόσο, αν και το καθένα project επιτελεί μοναδικό και σπουδαίο έργο, η πληροφορία δεν φτάνει στους άμεσα ενδιαφερόμενους, που είναι οι κάτοικοι της περιοχής παρατήρησης. Πιστεύουμε πως μια συνεργατική προσπάθεια μεταξύ των τριών projects που αναφέρθηκαν, καθώς και οποιουδήποτε άλλου ενδιαφερόμενου φορέα, και της δικής μας πρότασης, θα είχε τεράστιο αντίκτυπο σε πολλούς τομείς της κοινωνίας. Η υποστήριξη μιας τέτοιας ιδέας από τον κρατικό μηχανισμό θα προετοίμαζε τόσο τις αρμόδιες αρχές όσο και τους καθημερινούς, άμεσα επηρεαζόμενους, πολίτες στην λήψη κατάλληλων μέτρων και αποφάσεων σε περίπτωση πρόβλεψης ή ξεσπάσματος πυρκαγιάς.

Σημαντικό είναι να αναφερθεί πως η εφαρμογή της ιδέας μας μπορεί να πάρει παγκόσμια διάσταση. Είναι γεγονός πως κάθε χρόνο ένας υψηλός αριθμός χωρών υποφέρει από δασικές πυρκαγιές που φέρουν καταστροφικά αποτελέσματα. Αυτό καθιστά ακόμα σημαντικότερη την προοπτική της συνεργασίας καθώς η κλίμακα του προβλήματος που αντιμετωπίζεται είναι τεράστια. Επομένως, γίνεται ξεκάθαρη η ανάγκη για περαιτέρω έρευνα και υλοποίηση της πρότασης μας.

## 6. Συμπεράσματα

Οι δασικές πυρκαγιές αποτελούν έναν από τους πιο επικίνδυνους φυσικούς κινδύνους με καταστροφικά αποτελέσματα στην κοινωνία και το περιβάλλον. Είναι πολύπλοκες διαδικασίες που απαιτούν προηγμένες ποσοτικές προσεγγίσεις για την αποκάλυψη των υποκείμενων προτύπων τους και την αποσαφήνιση των διαδικασιών που οδηγούν αυτά τα μοτίβα. Ωστόσο, η πρόβλεψη φυσικών κινδύνων με μία μόνο μέθοδο μπορεί να μην έχει επιστημονική ευρωστία, επειδή οι αλλαγές στο μοντέλο ή/και στα δεδομένα μπορούν να δημιουργήσουν πολύ διαφορετικά αποτελέσματα. Σε άλλους τομείς της επιστήμης, οι ερευνητές συχνά αντιμετωπίζουν τέτοια προβλήματα



χρησιμοποιώντας υβριδικά μοντέλα, τα οποία είναι ικανά να παράγουν πιο ακριβή αποτελέσματα. Η χρήση υβριδικών μοντέλων μπορεί να επιτύχει ανώτερη απόδοση σε πιο αποδοτικό υπολογιστικό χρόνο.

Από την βιβλιογραφία που συγκεντρώσαμε, το υβριδικό μοντέλο ANFIS - ICA είχε τα καλύτερα αποτελέσματα με ποσοστό επιτυχίας 99.09% στην πρόβλεψη πυρκαγιών και στη χαρτογράφηση του συνόλου των δεδομένων. Επομένως, οδηγηθήκαμε στην ιδέα μιας εφαρμογής η οποία, αξιοποιώντας το παραπάνω μοντέλο, θα έχει ως βασικές λειτουργίες την πρόβλεψη πυρκαγιών και την χαρτογράφηση ενεργών πυρκαγιών με σκοπό την άμεση ενημέρωση και προετοιμασία των αρμόδιων φορέων και των καθημερινών πολιτών για την αποφυγή συνωστισμού, απωλειών και γενικά καταστροφικών αποτελεσμάτων ως προς την κοινωνία. Υπάρχει μεγάλο περιθώριο επέκτασης των λειτουργιών της εφαρμογής μας, το οποίο και βρίσκεται υπό μελέτη από την ομάδα μας.

Λόγω της μεγάλης έκτασης ενός τέτοιου προβλήματος και της παγκόσμιας εμβέλειας του, ερευνήθηκαν και άλλα projects στον τομέα των δασικών πυρκαγιών, κι εφόσον δεν βρέθηκε κάτι το οποίο να αντιμετωπίζει το πρόβλημα με έναν σαφή και πλήρη τρόπο, θεωρήθηκε πως η πρόταση της ομάδας μας θα μπορούσε να υλοποιηθεί συνεργατικά με άλλα projects και κατάλληλους ιδιωτικούς ή κρατικούς φορείς.

Τελικά, γίνεται σαφές από την έρευνα που διεξήγαμε πως υπάρχει ρεαλιστική προοπτική υλοποίησης της ιδέας μας, καθώς τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά ως προς τις λειτουργίες που θέλουμε να υλοποιήσουμε. Όπως προαναφέρθηκε, ήδη υπάρχουν ομάδες και οργανισμοί που δραστηριοποιούνται μέσω πολλών projects στον τομέα αυτό και θα μπορούσε να υπάρξει συνεργασία για περαιτέρω έρευνα και προσπάθειες υλοποίησης.

## 7. Βιβλιογραφία

Arrue, B.C., Ollero, A. and De Dios, J.M., 2000. An intelligent system for false alarm reduction in infrared forest-fire detection. *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, 15(3), pp.64-73.

Bui, D.T., Bui, Q.T., Nguyen, Q.P., Pradhan, B., Nampak, H. and Trinh, P.T., 2017. A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. *Agricultural and forest meteorology*, 233, pp.32-44.

Chen, W., Panahi, M. and Pourghasemi, H.R., 2017. Performance evaluation of GIS-based new ensemble data mining techniques of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with genetic algorithm (GA), differential evolution (DE), and particle swarm optimization (PSO) for landslide spatial modelling. *Catena*, 157, pp.310-324.

Chen, W., Panahi, M., Tsangaratos, P., Shahabi, H., Ilia, I., Panahi, S., Li, S., Jaafari, A. and Ahmad, B.B., 2019. Applying population-based evolutionary algorithms and a neuro-fuzzy system for modeling landslide susceptibility. *Catena*, 172, pp.212-231.

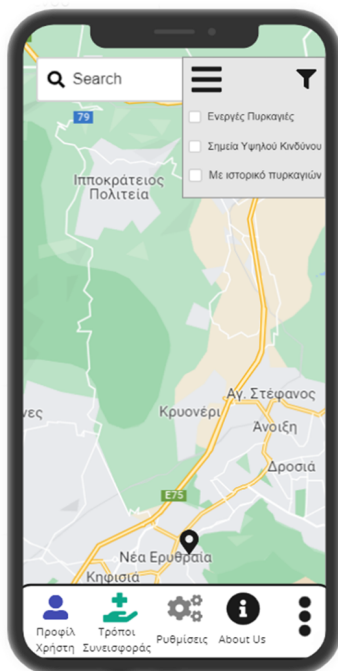
Guo, F., Zhang, L., Jin, S., Tigabu, M., Su, Z. and Wang, W., 2016. Modeling anthropogenic fire occurrence in the boreal forest of China using logistic regression and random forests. *Forests*, 7(11), p.250.

Hong, H., Panahi, M., Shirzadi, A., Ma, T., Liu, J., Zhu, A.X., Chen, W., Kougias, I. and Kazakis, N., 2018. Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. *Science of the total Environment*, 621, pp.1124-1141.

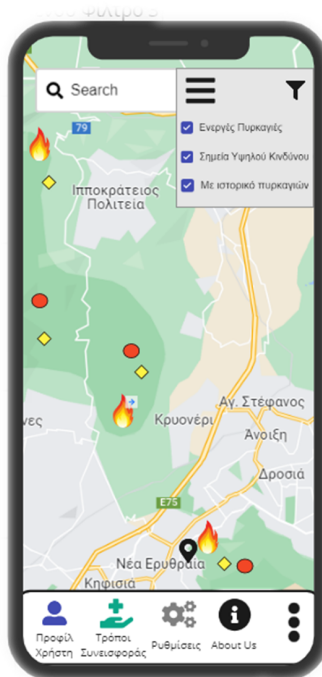
- Hsu, W., Lee, M.L. and Zhang, J., 2002. Image mining: Trends and developments. *Journal of intelligent information systems*, 19(1), pp.7-23.
- Jaafari, A., Gholami, D.M. and Zenner, E.K., 2017. A Bayesian modeling of wildfire probability in the Zagros Mountains, Iran. *Ecological informatics*, 39, pp.32-44.
- Jaafari, A., Rezaeian, J. and Omrani, M.S.O., 2017. Spatial prediction of slope failures in support of forestry operations safety. *Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering*, 38(1), pp.107-118.
- Jaafari, A., Zenner, E.K., Panahi, M. and Shahabi, H., 2019. Hybrid artificial intelligence models based on a neuro-fuzzy system and metaheuristic optimization algorithms for spatial prediction of wildfire probability. *Agricultural and forest meteorology*, 266, pp.198-207.
- Jaafari, A., Panahi, M., Pham, B.T., Shahabi, H., Bui, D.T., Rezaie, F. and Lee, S., 2019. Meta optimization of an adaptive neuro-fuzzy inference system with grey wolf optimizer and biogeography-based optimization algorithms for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, 175, pp.430-445.
- Jang, J.S., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), pp.665-685.
- Nami, M.H., Jaafari, A., Fallah, M. and Nabiuni, S., 2018. Spatial prediction of wildfire probability in the Hyrcanian ecoregion using evidential belief function model and GIS. *International journal of environmental science and technology*, 15(2), pp.373-384.
- Oliveira, S., Oehler, F., San-Miguel-Ayanz, J., Camia, A. and Pereira, J.M., 2012. Modeling spatial patterns of fire occurrence in Mediterranean Europe using Multiple Regression and Random Forest. *Forest Ecology and Management*, 275, pp.117-129.
- Pradhan, B., 2013. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, pp.350-365.
- Rodrigues, M. and De la Riva, J., 2014. An insight into machine-learning algorithms to model human-caused wildfire occurrence. *Environmental Modelling & Software*, 57, pp.192-201.
- Sayad, Y.O., Mousannif, H. and Al Moatassime, H., 2019. Predictive modeling of wildfires: A new dataset and machine learning approach. *Fire safety journal*, 104, pp.130-146.
- Tehrany, M.S., Pradhan, B. and Jebur, M.N., 2013. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of hydrology*, 504, pp.69-79.
- Termeh, S.V.R., Kornejady, A., Pourghasemi, H.R. and Keesstra, S., 2018. Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro fuzzy inference system and metaheuristic algorithms. *Science of the Total Environment*, 615, pp.438-451.



## 8. Παράρτημα



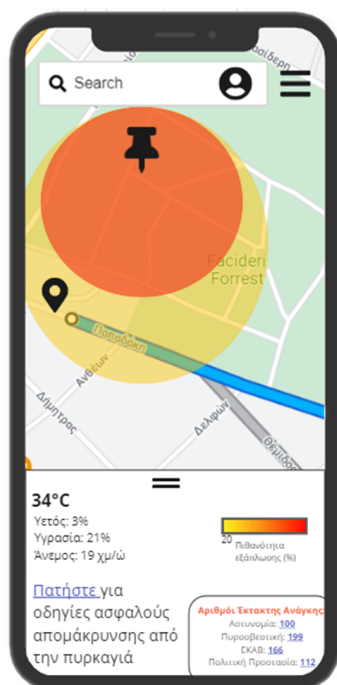
ΟΘΟΝΗ 1



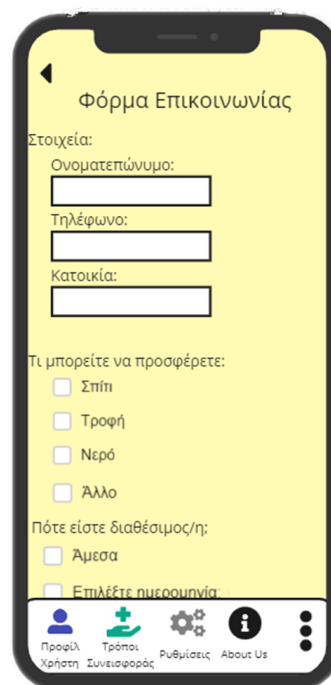
ΟΘΟΝΗ 2



ΟΘΟΝΗ 3



ΟΘΟΝΗ 4



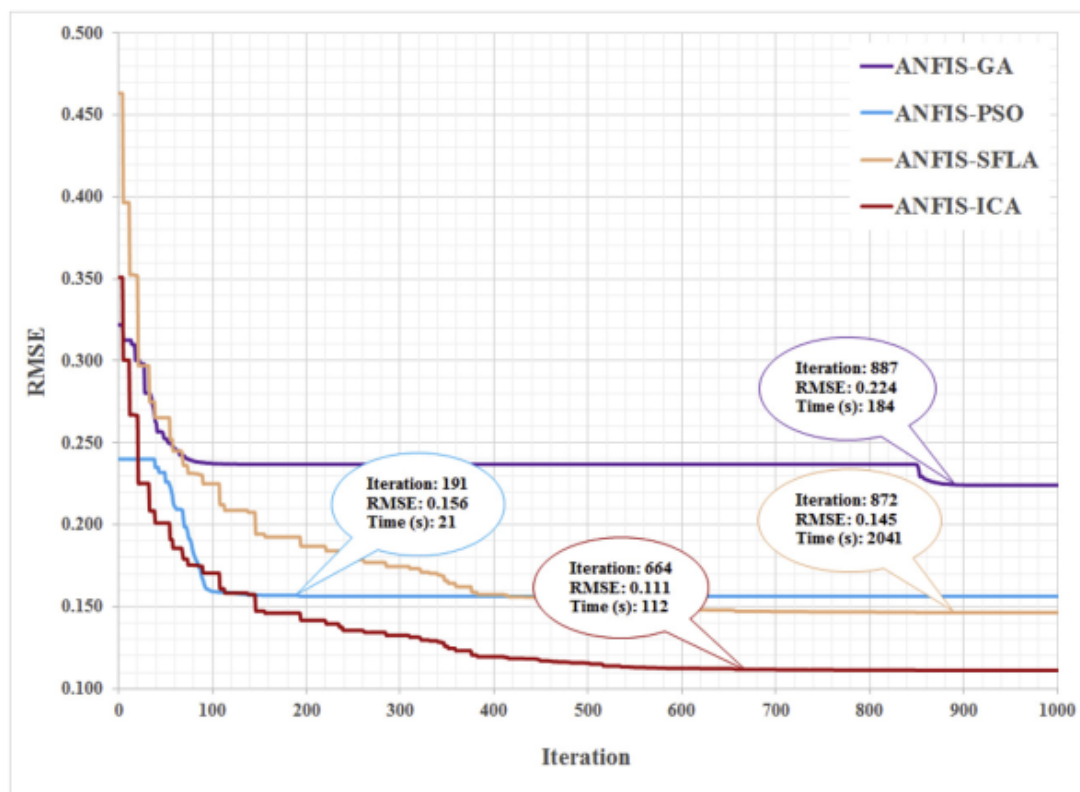
ΟΘΟΝΗ 5

| Variable                      | Class     | % of pixels | % of fires | Weight |
|-------------------------------|-----------|-------------|------------|--------|
| Slope angle                   | 0-5       | 32          | 17         | 0.11   |
|                               | 5-15      | 24          | 21         | 0.19   |
|                               | 15-30     | 37          | 47         | 0.29   |
|                               | > 30      | 8           | 14         | 0.40   |
| Aspect                        | E         | 19          | 13         | 0.06   |
|                               | N         | 12          | 14         | 0.12   |
|                               | NE        | 8           | 8          | 0.09   |
|                               | E         | 5           | 12         | 0.20   |
|                               | SE        | 6           | 5          | 0.09   |
|                               | S         | 8           | 9          | 0.11   |
|                               | SW        | 8           | 15         | 0.18   |
|                               | W         | 12          | 13         | 0.10   |
| Altitude (m)                  | < 500     | 27          | 9          | 0.05   |
|                               | 500-1000  | 31          | 45         | 0.23   |
|                               | 1000-1500 | 31          | 38         | 0.19   |
|                               | 1500-2000 | 10          | 6          | 0.10   |
|                               | > 2000    | 1           | 2          | 0.44   |
| Temperature (°C)              | < 15      | 2           | 1          | 0.10   |
|                               | 15-16     | 23          | 13         | 0.16   |
|                               | 16-17     | 38          | 58         | 0.44   |
|                               | 17-18     | 29          | 28         | 0.29   |
|                               | > 18      | 8           | 0          | 0.01   |
| Rainfall (mm)                 | < 500     | 5           | 1          | 0.06   |
|                               | 500-600   | 12          | 3          | 0.07   |
|                               | 600-700   | 49          | 41         | 0.29   |
|                               | > 700     | 34          | 55         | 0.58   |
| Wind effect                   | 0.75-0.95 | 42          | 36         | 0.25   |
|                               | 0.95-1.14 | 37          | 32         | 0.27   |
|                               | > 1.14    | 21          | 32         | 0.48   |
| NDVI                          | < 0.1     | 1           | 1          | 0.32   |
|                               | 0.1-0.4   | 42          | 10         | 0.05   |
|                               | 0.4-0.5   | 26          | 29         | 0.23   |
|                               | > 0.5     | 31          | 61         | 0.40   |
| Land use                      | BF        | 12          | 0          | 0.00   |
|                               | DF        | 60          | 97         | 0.42   |
|                               | SF        | 1           | 3          | 0.56   |
|                               | BRMF      | 6           | 0          | 0.00   |
|                               | RF        | 20          | 0          | 0.00   |
|                               | GR        | 0           | 0          | 0.00   |
|                               | MR        | 0           | 0          | 0.00   |
|                               | WCF       | 0           | 0          | 0.00   |
|                               | WS        | 1           | 0          | 0.00   |
|                               | U         | 1           | 0          | 0.00   |
| Proximity to rivers (m)       | < 150     | 7           | 2          | 0.13   |
|                               | 150-300   | 6           | 5          | 0.17   |
|                               | 300-450   | 6           | 10         | 0.26   |
|                               | 450-600   | 6           | 3          | 0.15   |
|                               | > 600     | 75          | 86         | 0.29   |
| Proximity to roads (m)        | < 150     | 22          | 6          | 0.08   |
|                               | 150-300   | 14          | 12         | 0.20   |
|                               | 300-450   | 11          | 5          | 0.13   |
|                               | 450-600   | 8           | 6          | 0.19   |
|                               | > 600     | 45          | 71         | 0.41   |
| Proximity to settlements (km) | < 1.2     | 31          | 12         | 0.08   |
|                               | 1.2-2.2   | 32          | 38         | 0.26   |
|                               | 2.2-3.2   | 16          | 33         | 0.47   |
|                               | > 3.2     | 21          | 18         | 0.19   |

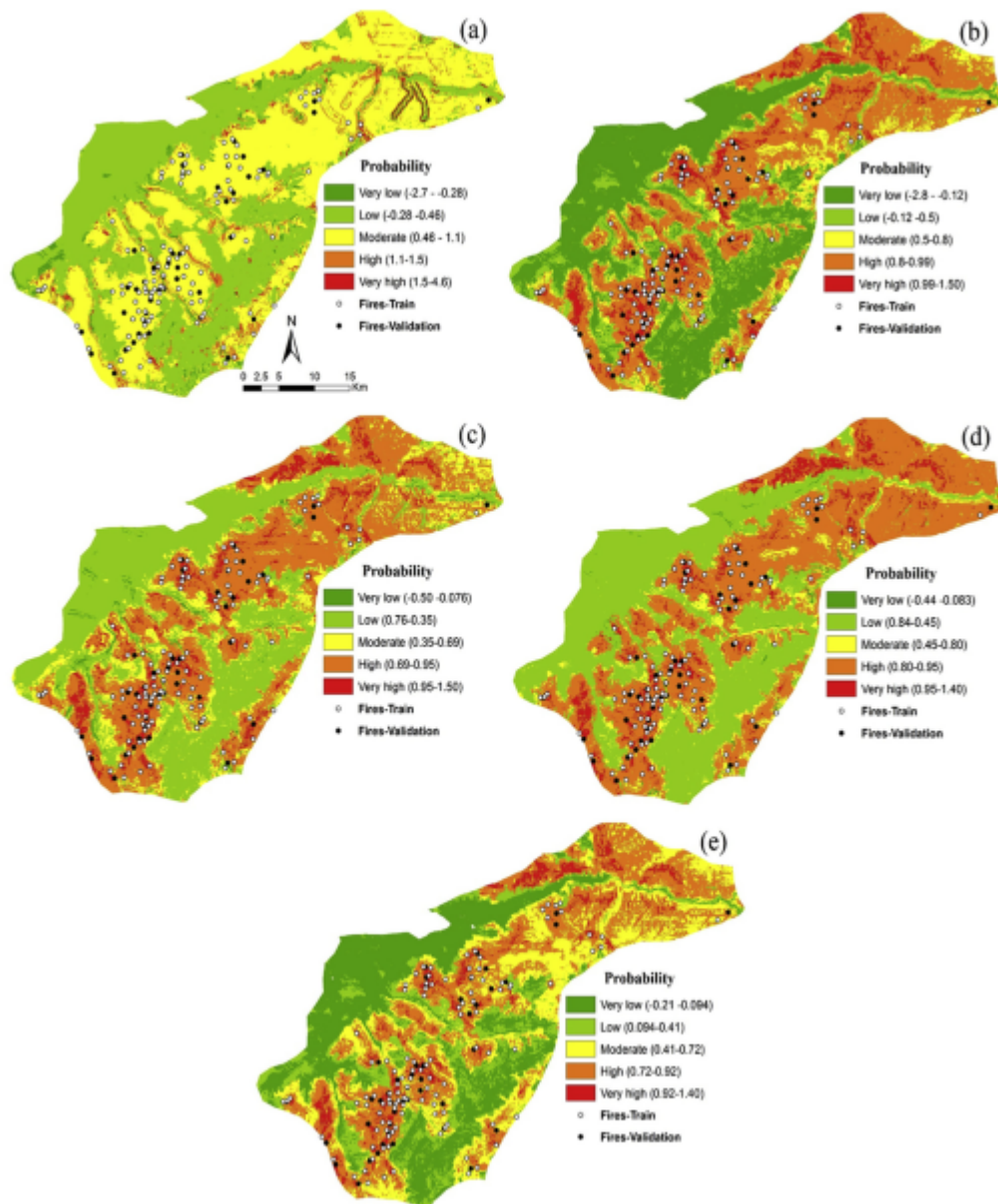
Πίνακας 1: Χωρική σχέση μεταξύ κάθε μεταβλητής πρόβλεψης και των πυρκαγιών που εξάγονται από τη μέθοδο SWARA. (Jaafari et al., 2019)

| Metric              | Training dataset |          |           |            |           | validation dataset |          |           |            |           |
|---------------------|------------------|----------|-----------|------------|-----------|--------------------|----------|-----------|------------|-----------|
|                     | ANFIS            | ANFIS-GA | ANFIS-PSO | ANFIS-SFLA | ANFIS-ICA | ANFIS              | ANFIS-GA | ANFIS-PSO | ANFIS-SFLA | ANFIS-ICA |
| RMSE                | 0.003            | 0.224    | 0.156     | 0.145      | 0.146     | 0.296              | 0.166    | 0.165     | 0.150      | 0.119     |
| Accuracy            | 1.00             | 0.97     | 0.98      | 0.98       | 0.98      | 0.95               | 0.98     | 0.98      | 0.98       | 0.99      |
| Sensitivity         | 0.99             | 0.98     | 0.98      | 0.98       | 0.98      | 0.94               | 0.96     | 0.98      | 0.98       | 0.98      |
| Specificity         | 0.99             | 0.96     | 0.97      | 0.97       | 0.97      | 0.92               | 0.95     | 0.97      | 0.97       | 0.97      |
| False alarm ratio   | 0.01             | 0.08     | 0.03      | 0.03       | 0.03      | 0.04               | 0.02     | 0.02      | 0.02       | 0.02      |
| Kappa               | 1.00             | 0.97     | 0.97      | 0.98       | 0.98      | 0.89               | 0.95     | 0.97      | 0.97       | 0.98      |
| Success rate (%)    | 99.34            | 99.19    | 99.22     | 99.28      | 99.31     | –                  | –        | –         | –          | –         |
| Prediction rate (%) | –                | –        | –         | –          | –         | 90.17              | 98.07    | 98.91     | 98.94      | 99.09     |

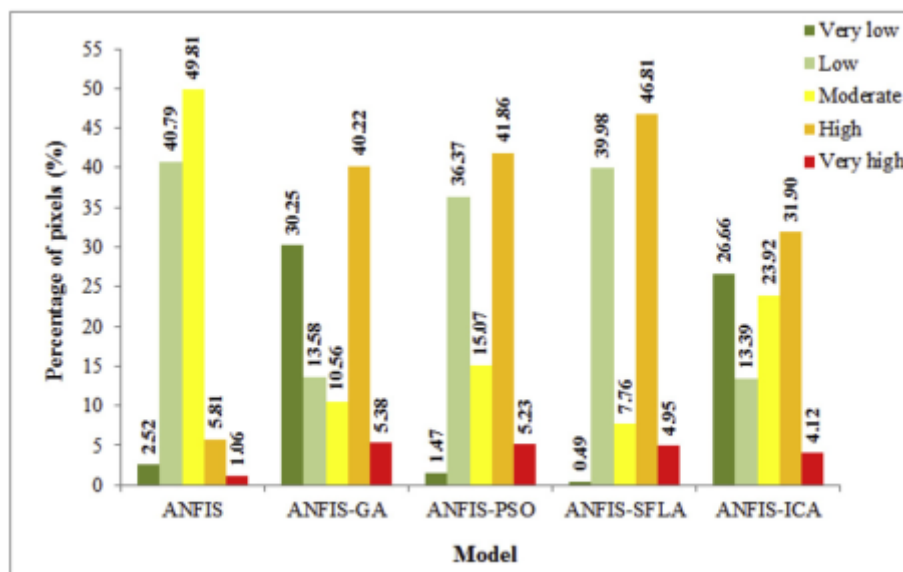
Πίνακας 2: Επίδοση μοντέλου στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης (Jaafari et al., 2019)



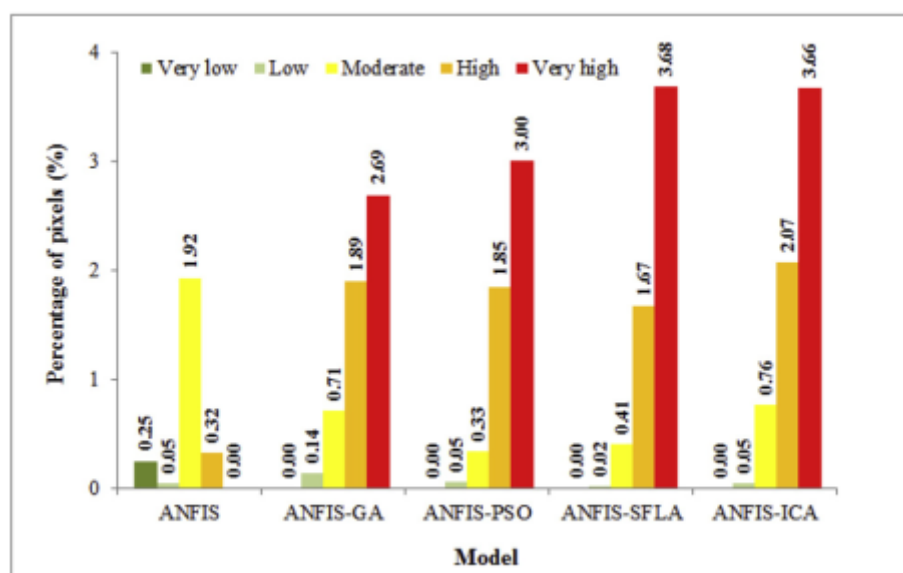
Εικόνα 1: Καμπύλη σύγκλισης της συνάρτησης καταλληλότητας (RMSE) για το υβριδικό μοντέλο. (Jaafari et al., 2019)



Εικόνα 2: Χάρτες κατανομής της πιθανότητας πυρκαγιάς a) ANFIS, b) ANFIS-GA, c) ANFIS-PSO, d) ANFIS-SFLA, e) ANFIS-ICA. (Jaafari et al., 2019)



Εικόνα 3: Κατανομή των επιπέδων πιθανότητας στους πέντε χάρτες πιθανότητας πυρκαγιάς. (Jaafari et al., 2019)



Εικόνα 4: Κατανομή της πυκνότητας πυρκαγιάς στα πέντε επίπεδα πιθανότητας πυρκαγιάς. (Jaafari et al., 2019)