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

**Ευθυμίου Βασίλειος1, Ελευθεριάδης Αναστάσιος2, Ιωσηφίδης Ευστάθιος3, Μαυρομάτης Παναγιώτης Φώτιος4, Τζελαλής Γεώργιος5**

1 Ευθυμίου Βασίλειος, [ics21035@uom.edu.gr](mailto:ics21035@uom.edu.gr)

2 Ελευθεριάδης Αναστάσιος, [ics22135@uom.edu.gr](mailto:ics22135@uom.edu.gr)

3 Ιωσηφίδης Ευστάθιος, [iis21027@uom.edu.gr](mailto:iis21027@uom.edu.gr)

4 Μαυρομάτης Παναγιώτης Φώτιος, [ics21073@uom.edu.gr](mailto:ics21073@uom.edu.gr)

5 Τζελαλής Γεώργιος, [ics21032@uom.edu.gr](mailto:ics21032@uom.edu.gr)

**Κωνσταντίνος Ε. Ψάννης**

[kpsannis@uom.edu.gr](mailto:kpsannis@uom.edu.gr)

**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 και IoT 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. Παράλληλα, μελετήθηκε και η υλοποίηση κόμβων Digital Mobile Radio και η χρήση SIoT, του Lysis. Το σύστημα έχει δοκιμαστεί και εκπαιδευτεί σε ένα πραγματικό υπαίθριο σενάριο, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του, με ποσοστό ορθής ανίχνευσης πυρκαγιάς έως και 98%. Ο συνδυασμός των δυο προσεγγίσεων συμβάλλει τα μέγιστα στην πρόβλεψη και την αντιμετώπιση των δασικών πυρκαγιών.

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

1. **Εισαγωγή**

*1.1. Πρόβλεψη πιθανοτήτων πυρκαγιάς*

Οι πυρκαγιές, είτε προέρχονται από τον άνθρωπο, είτε από φυσικά αίτια όπως ξηρασία, αέρα, κεραυνούς, βλάστηση, 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 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 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, όπως είναι η βασιζόμενη-στη-φυσική μέθοδο, η στατιστική μέθοδος και άλλες, ωστόσο, εδώ θα επικεντρωθούμε στη μέθοδο της μηχανικής μάθησης. Οι εργασίες που μελετήθηκαν, μπορούν να χωριστούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες: αυτές που χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση (ML) και επεξεργασία εικόνας και αυτές που χρησιμοποιούν αισθητήρες για την ανάλυση περιβαλλοντικών παραμέτρων.

*1.3. Μέθοδοι μηχανικής μάθησης*

Μεταξύ αυτών των μεθόδων, Artificial Neural Networks (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference 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 Support Vector Machine (SVM) για τον εντοπισμό πυρκαγιάς σε επίπεδο pixel 1,1-χλμ με ακρίβεια 75%.

Οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης (AI) 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 (YO Sayad et al., 2019).

*1.5 Χρήση ΑΙ και ΙοΤ*

Οι πρακτικές πρόληψης και μετριασμού του κινδύνου πυρκαγιάς είναι οριακές και ανεπαρκείς. Ως εκ τούτου, η έγκαιρη ανίχνευση παίζει πολύ σημαντικό ρόλο. Τελευταία, έχουν εξελιχθεί οι υβριδικές τεχνικές παρακολούθησης μέσω της χρήσης καμερών και εργαλείων AI που αντικαθιστούν εν μέρει τον ανθρώπινο παράγοντα. Τεχνικά, η ανάπτυξη ψηφιακών καμερών υψηλής απόδοσης, οι ολοένα και πιο προηγμένες τεχνολογικά τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και η χρήση αλγορίθμων ML κατέστησαν δυνατή τη δημιουργία συστημάτων πυρόσβεσης που βασίζονται εξ ολοκλήρου στην επεξεργασία εικόνας. Η χρήση τεχνικών ML επιτρέπει τον προσδιορισμό μιας κατάστασης δυνητικού κινδύνου. Επιπλέον, έχουμε διάφορες υλοποιήσεις για την παρακολούθηση της ποιότητας του αέρα. Οι περιβαλλοντικές πληροφορίες, προωθούνται από τους κόμβους στην κοινωνική πλατφόρμα IoT με την ονομασία Lysis μέσω Digital Mobile Radio (DMR), όπου θα αναλυθούν και θα συσχετιστούν μέσω ενός Recurrent Neural Network (RNN) με σκοπό την έγκαιρη ανίχνευση των εστιών πυρκαγιάς (Pettorru et al., 2023).

*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, των IoT 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, τα IoT 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.

*1.7. Δομη 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 σύγχρονης τεχνολογίας. Στην ενότητα 3 παραθέτουμε το αποτέλεσμα της έρευνας που αναδείχθηκε ως η πιο αποδοτική. Κλείνοντας, στην ενότητα 4, αναφέρονται τα συμπεράσματα που εξάγονται από τον συνδυασμό των αποτελεσμάτων της βιβλιογραφικής ανασκόπησης.

**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.

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 Jaafaria, 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 δεκαπενταετία.

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 πυρκαγιάς (0.659). 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 χρηστικότητα 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 αλγορίθμους μεταευρετικής 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 μεταευρετικής 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 μεταευρετικής 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 Ιούνιο και Οκτώβριο, 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.

*2.5. Σύστημα αισθητήρων σε κόμβο DMR σε συνδυασμό με πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης SIoT*

Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από 5 κόμβους DMR που λειτουργούν ανεξάρτητα ο ένας από τον άλλο. Κάθε κόμβος είναι εξοπλισμένος με αισθητήρες για την ανίχνευση του καπνού της δασικής πυρκαγιάς, όπως επίσης και για μέτρηση θερμοκρασίας, υγρασίας, ατμοσφαιρικής πίεσης και του δείκτη UV. Η μονάδα 4FM YSF NXDN DSTAR P25 DMR είναι η καρδιά του κόμβου πυρανίχνευσης. Ο κόμβος διαχειρίζεται τον κύριο αισθητήρα ανίχνευσης καπνού και στέλνει σήμα VHF/UHF στην πύλη DMR. Επιπλέον, ο κόμβος τροφοδοτείται με επαναφορτιζόμενες μπαταρίες συνδεδεμένες σε ελεγκτή φόρτισης και ένα ηλιακό πάνελ κατάλληλου μεγέθους. Αυτός ο κόμβος βασίζεται σε ένα Raspberry Pi Zero 2W+ και μια μονάδα μετάδοσης συμβατή με το Πρότυπο DMR (Pettorru et al., 2023). Ο αισθητήρας BME688 4-σε-1 χρησιμοποιείται για την ποιότητα αέρα (αέριο, θερμοκρασία, ατομοσαιρική πίεση, υγρασία) έχει ενημερωμένα χαρακτηριστικά ως σαρωτής αέρα που μπορεί να αντιδράσει σε πτητικές οργανικές ενώσεις (VOCs), πτητικές ενώσεις θείου (VSCs) και η παρουσία μονοξειδίου του άνθρακα και υδρογόνου για να δώσει ένα γενικό μέτρο ποιότητα αέρα για εσωτερικούς χώρους εξωτερικούς χώρους. (Pettorru et al., 2023). Ένα ηλιακό πάνελ (10W 6V 1700mA 260x140x2,5mm) με υποστήριξη USB για εργασία σε εξωτερικό χώρο, ήταν κατάλληλο μέγεθος έτσι ώστε να υποστηρίζει τις ενεργειακές ανάγκες του κόμβου σε όλη την έκταση ημέρα, φορτίζοντας τις μπαταρίες 3500mAh - 10A 18650 (Pettorru et al., 2023).

Οι κόμβοι βρίσκονται κυρίως σε κατάσταση βαθιάς αναστολής λειτουργίας για τον περιορισμό της κατανάλωσης ενέργειας. Ενεργοποιούνται κάθε 5 λεπτά για την απόκτηση δεδομένων αισθητήρων, για την επεξεργασία πακέτων και την ασύρματη μετάδοση των δεδομένων που αποκτήθηκαν. Η πύλη DMR συλλέγει πληροφορίες από όλους τους κόμβους DMR (Παράρτημα εικόνα 1α) και μεταδίδει τα δεδομένα σε μια πλατφόρμα κοινωνικής IoT (SIoT) που ονομάζεται Lysis (Παράρτημα εικόνα 1β), χρησιμοποιώντας το δίκτυο 4G LTE. Η Lysis είναι μια πλατφόρμα SIoT που πραγματοποιείται για κατανεμημένες εφαρμογές IoT που αφορούν κοινωνικά συνδεδεμένα αντικείμενα. Το χρονοδιάγραμμα ανίχνευσης παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στον προσδιορισμό της κατεύθυνσης προέλευσης του μετώπου πυρκαγιάς. Συνήθως, οι πρώτοι κόμβοι που αντιλαμβάνονται τον καπνό είναι και οι πλησιέστεροι στη φωτιά, οπότε είναι κρίσιμοι για τον προσδιορισμό της κατεύθυνσης της φωτιάς και την εφαρμογή των κατάλληλων αντιμέτρων (Pettorru et al., 2023).

Ένας αλγόριθμος τεχνητής νοημοσύνης αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της Lysis για τον προσδιορισμό των περιπτώσεων πυρκαγιάς μέσω εκπαίδευσης που πραγματοποιήθηκε στο πεδίο μέσω προσομοιώσεων πυρκαγιάς και διάδοσης καπνού. Η Lysis συλλέγει δεδομένα αισθητήρων και τα επεξεργάζεται μέσω συνεχούς σύγκρισης με προηγουμένως αποθηκευμένα δεδομένα. Οι ακραίες τιμές υποβάλλονται σε επεξεργασία για την αποφυγή ψευδώς θετικών αποτελεσμάτων και τη δημιουργία προειδοποιητικών καταστάσεων (Pettorru et al., 2023).

Το σενάριο που χρησιμοποιήθηκε για τις προκαταρκτικές δοκιμές εφαρμόστηκε στη Σαρδηνία (Ιταλία) στην ορεινή περιοχή Pixina Manna (Pettorru et al., 2023).

**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.

*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). 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. 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 1). 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 1) 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 2).

*3.3 Σύστημα αισθητήρων σε κόμβο DMR σε συνδυασμό με πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης SIoT*

Οι κόμβοι DMR εντόπισαν αύξηση των θερμοκρασιών και αύξηση των τιμών CO κατά την καύση του ξύλου. Το σύστημα επέστρεψε αμέσως τις απαντήσεις ανιχνεύοντας όχι μόνο μια αύξηση στις θερμοκρασίες λόγω της παρουσίας θερμού αέρα που προκλήθηκε από την πυρκαγιά, αλλά και αξιοσημείωτες μεταβολές της θερμοκρασίας που ανιχνεύονται από τους κόμβους DMR. Στην πραγματικότητα, οι κόμβοι που βρίσκονταν πλησιέστερα στην πηγή ήταν οι πρώτοι που εντόπισαν την αύξηση της θερμοκρασίας. Ομοίως, οι υπόλοιποι κόμβοι που βρίσκονταν πιο μακριά από την πηγή "παρατήρησαν" με καθυστέρηση μια εξωτερική πηγή θερμότητας που επηρέαζε την κανονική ημερήσια τάση της θερμοκρασίας. Όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση των κόμβων, τόσο μικρότερη είναι η αύξηση της θερμοκρασίας, Επίσης, όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση μεταξύ του μετώπου της πυρκαγιάς και του κόμβου DMR, τόσο μεγαλύτερος είναι ο χρόνος απόκρισης και τόσο μικρότερο το μέτρο της μέγιστης θερμοκρασίας που ανιχνεύεται από τη φωτιά. Μια σημαντική παρατήρηση που πρέπει να γίνει είναι ότι όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση μεταξύ της πηγής πυρκαγιάς και του κόμβου DMR, τόσο χαμηλότερη είναι η συγκέντρωση CO που ανιχνεύεται από τους κόμβους DMR λόγω της μεγαλύτερης διασποράς του ανιχνευόμενου καπνού. Τέλος, ο Πίνακας Ι συνοψίζει τον πίνακα σύγχυσης των δεδομένων που συλλέχθηκαν, ο οποίος αναδεικνύει την υψηλή ακρίβεια (δηλ. σχεδόν 98%) του RNN στην ορθή ανίχνευση δασικής πυρκαγιάς με πολύ χαμηλές τιμές ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών. Επιπλέον, το RNN ανιχνεύει σωστά την απουσία πυρκαγιάς με ποσοστό σχεδόν 99%. Η αναδρομική δομή του RNN από κοινού με την εργασία που επιτελείται από τα DMR-SVOs επιτρέπουν τον περιορισμό των περιπτώσεων αβεβαιότητας με την εφαρμογή υπερδειγματοληψίας των αποκτηθέντων δεδομένων μέσω ερωτημάτων που πραγματοποιούνται από την πλατφόρμα SIoT Lysis στους κόμβους DMR. Το RNN που αναπτύχθηκε στο περιβάλλον Lysys αφορά την ανίχνευση:

1) την ανάπτυξη πυρκαγιάς με βάση τις τιμές θερμοκρασίας και CO εισόδου. Όταν πολλαπλοί κόμβοι παρουσιάζουν απόκλιση τιμών πέραν ενός συγκεκριμένου ορίου που καθορίζεται από την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, το σύστημα κοινοποιεί την έναρξη πυρκαγιάς μέσω ειδοποιήσεων που αποστέλλονται στις αστυνομικές αρχές, την πολιτική προστασία,

2) την κατεύθυνση διάδοσης και την ταχύτητα του μετώπου πυρκαγιάς με βάση τη σειρά ανίχνευσης των κόμβων DMR.

Το σύστημα έχει δοκιμαστεί και εκπαιδευτεί σε ένα πραγματικό υπαίθριο σενάριο, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του, με ποσοστό ορθής ανίχνευσης πυρκαγιάς έως και 98%.

**4. 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. Στην βιβλιογραφία μελετήθηκε και η υλοποίηση των κόμβων DMR και η χρήση ενός SIoT, του Lysis. Το σύστημα έχει δοκιμαστεί και εκπαιδευτεί σε ένα πραγματικό υπαίθριο σενάριο, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του, με ποσοστό ορθής ανίχνευσης πυρκαγιάς έως και 98%. Ο συνδυασμός των δυο προσεγγίσεων συμβάλλει τα μέγιστα στην πρόβλεψη και την αντιμετώπιση των δασικών πυρκαγιών και πρέπει να ερευνηθεί από την πολιτική προστασία κάθε χώρας που αντιμετωπίζει συστηματικά το πρόβλημα με τις δασικές πυρκαγιές.

**5. 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.**](https://www.researchgate.net/profile/Begona-Arrue/publication/3420522_Arrue_BC_An_intelligent_system_for_false_alarm_reduction_in_infrared_forest-fire_detection_IEEE_Intelligent_Systems_and_their_Applications_153_64-73/links/5666a69708ae418a786f4e96/Arrue-BC-An-intelligent-system-for-false-alarm-reduction-in-infrared-forest-fire-detection-IEEE-Intelligent-Systems-and-their-Applications-153-64-73.pdf)

[**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.**](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/52814261/2016-_Bui_Dieu-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1655845938&Signature=eQGqgHHFa5YmPY3Oa0WVcEh7aTOGJSv4R2baacXQ5BBHLD~a4FyU9F~hWNpjVp~U7oSgp8-UCWc9cHynCd-HAMnRCiTPbkFZLiwJqHJozjV50PLQjbF4SnsoxYxt7-ocD9OI14S6ZQ1tO7NFT10OGd3eAtSZ4CdHDHaPO1HYoqDva-swi2DcsD~213oe23lxMufk8ctBKDAuXcKMI44wCzqvAyRe46~Uj~FkjTlCqLWBdu42bDCLcla9ievUIdEQglrcDC3E1eA7Qp8no~UPFBX~Q6vH-hINg3V2bwAQmojXO25BXetz6gotG2izsjztvKztnBouyrHSMHuyQvpPGA__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S034181621730190X)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816218303497)

[**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.**](https://www.mdpi.com/162544)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969717328176)

[**Hsu, W., Lee, M.L. and Zhang, J., 2002. Image mining: Trends and developments. *Journal of intelligent information systems*, *19*(1), pp.7-23.**](https://eprints.usq.edu.au/5630/1/Hsu_Lee_Zhang_JIIS_v19n1_AV.pdf)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1574954117300912)

[**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.**](https://hrcak.srce.hr/file/257417)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168192318304088)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816218305770)

[**Jang, J.S., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, *23*(3), pp.665-685.**](https://liacs.leidenuniv.nl/~nijssensgr/CI/2011/anfis.pdf)

[**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.**](https://link.springer.com/article/10.1007/s13762-017-1371-6)

[**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.**](http://www.chem.pmf.hr/_download/repository/oliveira2012%5B1%5D.pdf)

[**Pettorru, G., Fadda, M., Girau, R., Sole, M., Anedda, M. and Giusto, D., 2023, February. Using Artificial Intelligence and IoT Solution for Forest Fire Prevention. In *2023 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)* (pp. 414-418). IEEE.**](https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=10074289)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098300412003093)

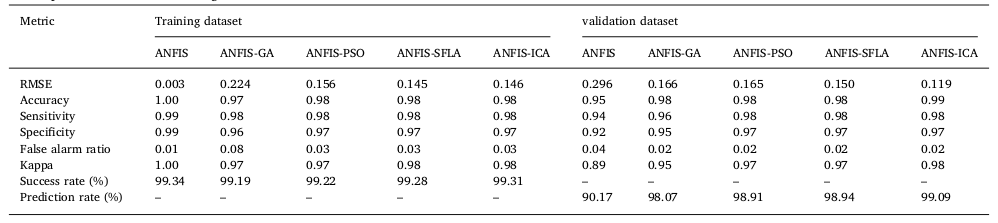
[**Rodrigues, M. and De la Riva, J., 2014. An insight into machine-learning algorithms to model human-caused wildfire occurrence. *Environmental Modelling & Software*, *57*, pp.192-201.**](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/86063688/j.envsoft.2014.03.00320220517-1-jld8nu-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1655846368&Signature=HBaujrKIfKgwFx75m1~KW-67Y6lrKUJERsH7YcFhA~OpS3uvzJHFiLCBCe71yPTk~B2lly0F-hR3Jd-RmGSDPKbxlIDe~l1dx4uWTr0mhkjnccYj45SKAeFuXPVPbqde0ncP8jNXViaDLP5KPC9cH6N3pHRw2pkc8DN5YKoNdzExM3WrJzOKKVym8RByAUQnd~usd32wBGjBHfXCgomUlc0TB5YiQkPuUdB0Zrc6ZHiwpc1UBlB1gwsAbrafaj2EMC7iTXB0q-0nGVQzFoefYNz~ntjCCUYzh87-TXbY5DHroZW6baRn7xHmcROpSP~Ai4kBHYuT-J~l8Qj50o3zkg__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0379711218303941)

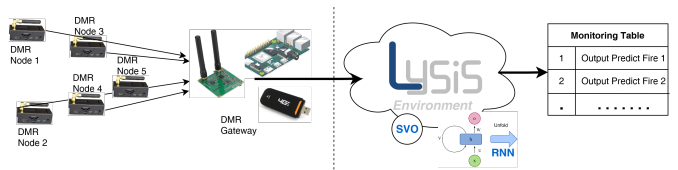
[**Tehrany, M.S., Pradhan, B. and Jebur, M.N., 2013. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of hydrology*, *504*, pp.69-79.**](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/51171725/0c9605299aec9f31e9000000-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1655846413&Signature=E8cE1fPbyB0u0bllbxEN2AucRWPleGkclYJkCGz2R7IJa4IYxjbxvz4oAPUsPgAvTcKl0gd171M3A19TSYcToihmZDoFa-zt27DX11KeIefXGgFr100C2tJOwTg0eD72umCV~YRqMij2h689TyXdABxhNWVD5~6fjULHUpH~MA9InXk11FKDSRuWf1TP2gI1qAJd7PvjSEYYHNI3k61KbRf6ruZPxdcQVQF4gqHzszAkuKIT~r295KkBXntLtOvfQKRlKjQryQAwBI-7Tj~JVw~7ZbXmnEH8jcUo78FkNkweaLhv866Fegdi1wFks4V3XV1fil1SL4mB1~1NLm0xug__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA)

[**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.**](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969717326141)

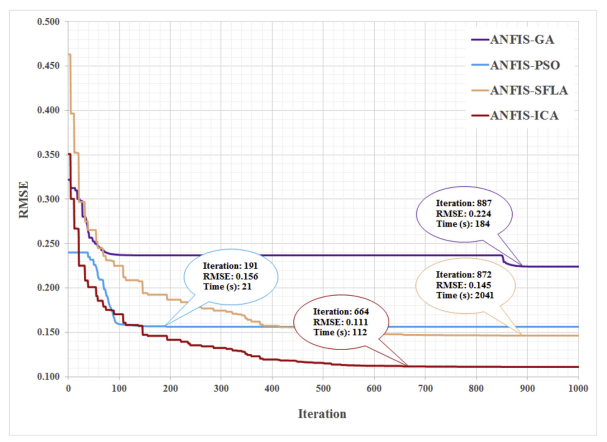
**Παράρτημα**



Πίνακας 1: Επίδοση μοντέλου στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης (Jaafari et al., 2019)



| Εικόνα 1α: Επίπεδο 1 απόκτηση, επεξεργασία και μετάδοση δεδομένων (Pettorru et al., 2023). | Εικόνα 1β: Επίπεδο 2 αποθήκευση και οπτικοποίηση δεδομένων (Pettorru et al., 2023). |
| --- | --- |



Εικόνα 2: Καμπύλη σύγκλισης της συνάρτησης καταλληλότητας (RMSE) για το υβριδικό μοντέλο. (Jaafari et al., 2019)