VIII – 10.10
FIRENET – ein Pilotprojekt zur automatisierten Waldbrandfrüherkennung in Gebieten, wo klassische Systeme an ihre Grenzen stoßen

von Joris Parthier und Karl Parthier, Projektleitung FIRENET, Bundesfinale Jugend forscht 2026

Die ersten Stunden nach Ausbruch eines Waldbrands sind entscheidend, da eine frühe Entdeckung die rasche Brandausbreitung verhindern kann. Eine zentrale Herausforderung der Waldbrandfrüherkennung besteht jedoch in der flächendeckenden Überwachung großer Waldgebiete. FIRENET (Fire Incident Risk Evaluation & Networked Early Tracking) ist ein ganzheitliches System, das mithilfe von KI historische Brandereignisse analysiert und daraus die Brandwahrscheinlichkeit einzelner Waldgebiete ableitet. Besonders brandanfällige Gebiete können gezielt von mobilen Überwachungseinheiten überwacht werden, die Bildmaterial in Echtzeit erfassen und mithilfe Objekterkennungsmodell auswerten. Im Ernstfall können so zuständige Behörden frühzeitig alarmiert werden, wodurch sich die Reaktionszeit klassischer Feuermeldeketten deutlich verkürzen und auch kleinere Brände wirtschaftlich überwachen lassen. Seit diesem Sommer kommt das System testweise in Hermsdorf, Thüringen, und am Bocksberg in Niedersachsen zum Einsatz.

Einleitung

Waldbrände sind ein natürlicher ökologischer Prozess und spielen eine wesentliche Rolle in vielen Ökosystemen [21]. Im Zuge des Klimawandels stellen sie jedoch eine immer größere Herausforderung dar [28], die sich nach Prognosen des United Nations Environment Programme (UNEP) zukünftig in Häufigkeit und Ausmaß deutlich verschärfen wird [26].

Die Folgen machen sich zunehmend in Europa bemerkbar. So führten im Sommer 2025 andauernde Hitzewellen im Nordwesten Spaniens zu erheblichen Waldbränden in den Provinzen Ourense und Zamora, woraufhin der EU-Katastrophenschutz angefordert werden musste [10].

Deutschland verzeichnete im Jahr 2024 563 Waldbrände, die eine Fläche von 334 Hektar betrafen [6]. Besonders betroffen in unserer Region war unter anderem der Harz, wo ein Großbrand im September 17 Hektar Waldfläche zerstörte [5].

Trotz der zunehmenden bundesweiten Gefahr durch Waldbrände [29], ist die Waldbrandfrüherkennung stark abhängig von den einzelnen Ländern. Eine bundesweite, flächendeckende Früherkennung existiert bislang nicht und kann von bestehenden Systemen nur eingeschränkt gewährleistet werden [17].

Um zukünftige Waldbrände früh zu erkennen und die Bevölkerung rechtzeitig zu warnen, ist es da-

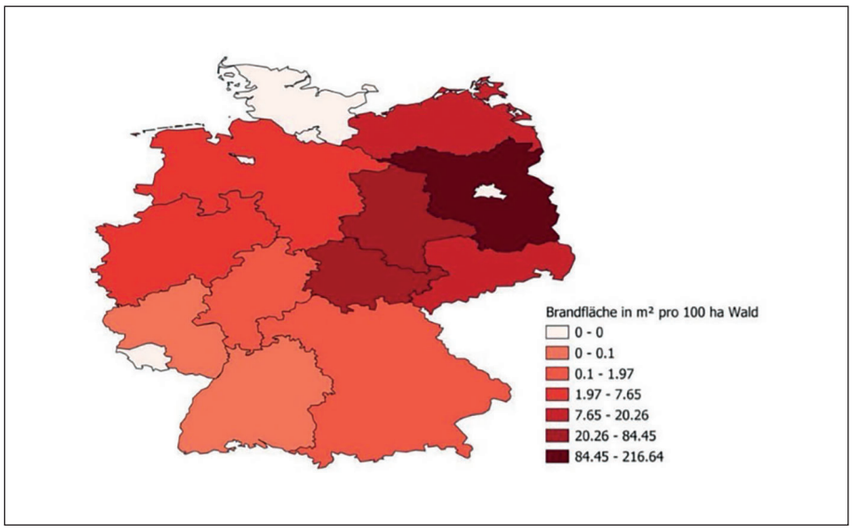


Abb. 1: Brandfläche in den verschiedenen Bundesländern (Stand 2024)
(Quelle: basierend auf [6])

her unerlässlich, die Früherkennung in Deutschland bundesweit auszubauen, auch in Regionen, die bisher kaum betroffen waren.

Motivation

Neben den angeführten jüngsten Brandereignissen waren es vor allem die persönliche Erfahrung in Spanien und die eindrucksvollen individuellen Schicksale der Betroffenen, die uns bewegten.

„Es sind bereits mehrere Häuser niedergebrannt, wir wissen nicht mehr, was wir tun sollen. Wir sind völlig wehrlos und wurden im Stich gelassen“ – Bewohnerin von Congosta, betroffenes Gebiet im Nordwesten Spaniens [16]

„Eine riesige Rauchsäule stand über dem Wald, da hatte ich es auch kapiert. Zehn Minuten blieben uns zum Packen.“ – Betroffener Waldbrand Gohrischheide [14]

„Alles war vergebens.“ – Ein Privatwaldbesitzer über den Verlust seines Waldes in Sachsen [22]

Dies regte uns an, uns grundsätzlich mit Vegetationsbränden auseinanderzusetzen. Im Gespräch mit Feuerwehrmännern erkannten wir, dass die Feuererkennung über den Notruf unzureichend ist, da den Feuerwehrmännern oft die notwendigen Informationen fehlen, um eine fundierte Entscheidung zu treffen (U. Cimolino, Vorsitzender des AK Waldbrand, persönliches Gespräch, 30.08.2025). Weshalb Feuerwehrmänner im besten Falle über gute Früherkennungssysteme verfügen sollten.

Zu diesen gehören beispielsweise die Luftüberwachung durch Drohnen beziehungsweise Flugzeuge oder intelligente Sensoren, welche über die Analyse der Umgebungsluft Brände erkennen können.

Der Nutzen dieser Systeme ist jedoch begrenzt, da sie auf Piloten angewiesen sind oder sich die Meldungen nur schwer verifizieren lassen.

Ein anderes System, das in den letzten Jahren zunehmend Anwendung findet, ist die kamerabasierte Waldbranddetektion. Im Vergleich zu den zuvor genannten Systemen bietet sie mehrere Vorteile. Zum einen können Bilddaten automatisch erfasst und ausgewertet werden, zum anderen lässt sich eine Detektion durch einen Systemoperator leicht verifizieren. Darüber hinaus liefert ein Bild dem Feuerwehrmann deutlich mehr Kontextinformationen als ein einfacher Sensor oder ein Notruf, sodass sich oft schon erste Ideen ergeben, wie ein Brand effektiv bekämpft werden kann.

Leider sind die bestehenden kamerabasierten Systeme sehr kostenaufwendig [4]. Dies macht die wirtschaftliche Überwachung von Gebieten mit kleinen, verstreuten Waldbränden wie in Thüringen unpraktisch [17] und führt in einigen Bundesländern zu teils lückenhafter Überwachung.

Unser Ziel ist es daher, ein kostengünstiges, kamerabasiertes Waldbrandfrühwarnsystem zu entwickeln, das die bestehende Früherkennung in den Bundesländern ergänzt und die Überwachung von Gebieten mit vereinzelten Brandereignissen ökonomisch möglich macht. Das System sollte eben-

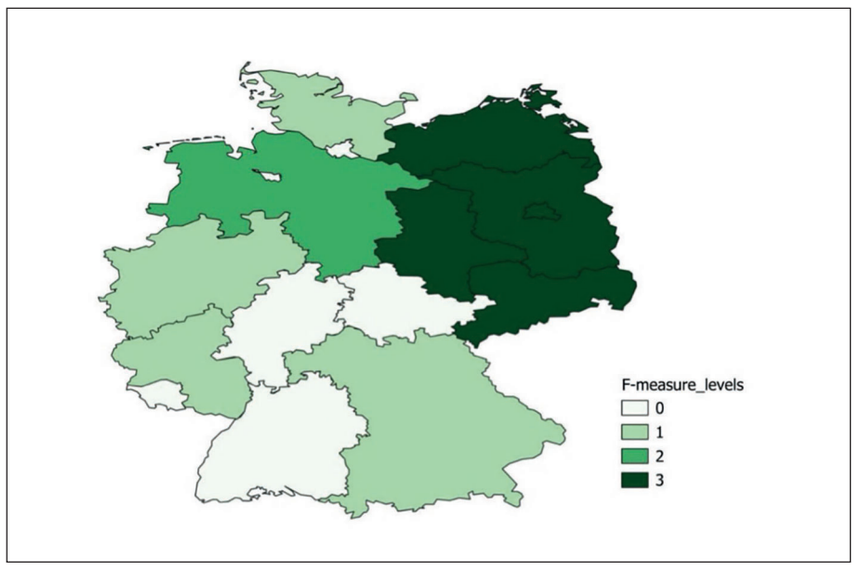


Abb. 2: Level der Früherkennung in Deutschland (Stand 2022)
(Quelle: basierend auf [7])

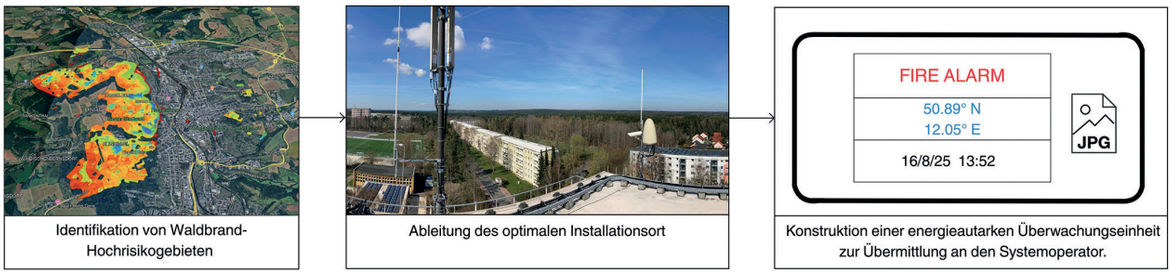


Abb. 3: Schematische Darstellung des FIRENET-Ansatzes *(Quelle: Karl Parthier)*

falls in der Lage sein, auch mit begrenzten finanziellen Ressourcen eine zuverlässige Überwachung zu gewährleisten.

In der aktuellen Phase des Projekts steht die praktische Umsetzung von FIRENET in Thüringen im Vordergrund, einem Bundesland mit vergleichsweise geringer Früherkennung [7], aber erhöhtem Waldbrandrisiko [2]. Hierzu stellen wir unseren ganzheitlichen Ansatz vor. Wir zeigen, wie Hochrisikogebiete identifiziert, geeignete Standorte abgeleitet und diese autonom überwacht werden können *(siehe Abb. 3)*.

Zudem demonstrieren wir am Beispiel Niedersachsens, wie das System die Früherkennung in Bundesländer mit bestehender Früherkennung verbessern kann.

Modellierung der Waldbrandanfälligkeit

Um Hochrisikogebiete zu identifizieren, ist es zunächst notwendig, die Waldbrandanfälligkeit zu quantifizieren. Hierzu ist es erforderlich, Beispiele von Brandereignisse und relevante Einflussgrößen zu erfassen.

Brandereignisse

Für die Brandereignisse wurden historische Daten aus den Jahren 2015 bis 2025 aus Thüringen auf Anfrage vom ThüringenForst bereitgestellt. Die Daten von 2015 bis 2023 umfassen Datum, Forstamt, Revier, Forstort, Gemeinde, Landkreis sowie die Brandfläche der einzelnen Brände. Die Daten von 2024 bis 2025 enthalten zusätzlich die Uhrzeit und XY-Koordinaten.

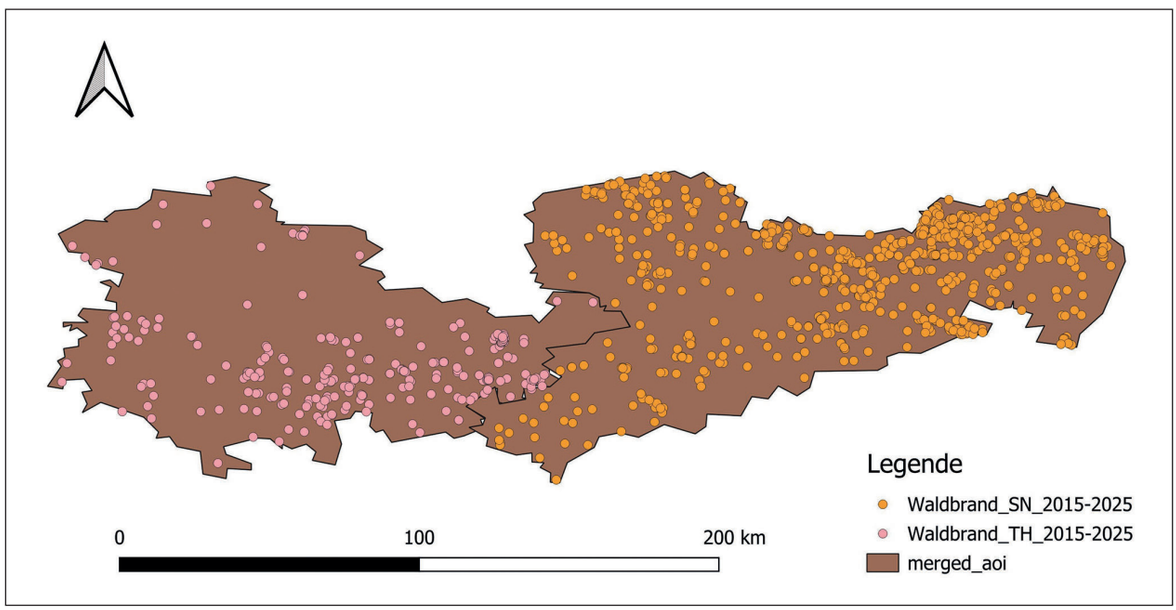


Abb. 4: Brandereignisse 2015 bis 2025: Thüringen und Sachsen *(Quelle: Joris Parthier)*

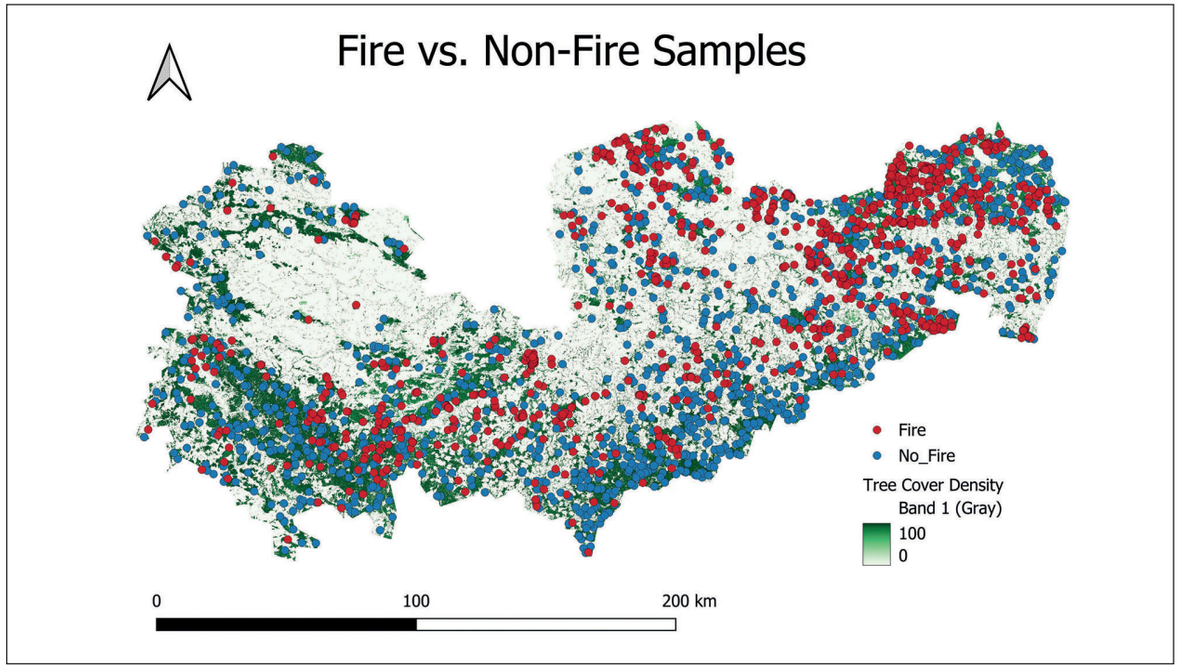


Abb. 5: Positive und negative Beispiele *(Quelle: Joris Parthier)*

Um die unterschiedlichen Angaben des Brandursprungs zu vereinheitlichen, wurde im Datensatz 2015 bis 2023 die kleinstmögliche geographische Einheit (Forstort) für einen Brand als Centroid-Koordinaten verwendet. Damit ausreichend Datenpunkte für die Modellierung vorhanden sind, wurde ein ähnlicher Datensatz auf Anfrage vom SachsenForst bereitgestellt. Der kombinierte Datensatz umfasste 1150 modellierbare Brandereignisse *(siehe Abb. 4)*.

Damit das Modell aussagekräftige Zusammenhänge erkennen kann, ist es neben den Brandereignissen auch notwendig, entsprechend viele Beispiele ohne Waldbrand zu erfassen. Dazu wurden Negativbeispiele ausgewählt, die sich innerhalb eines Waldgebiets befinden (Gebiete mit einer Baumkronendichte ≥ 50 %) und mindestens 25 m vom Ursprung eines Brands entfernt liegen. Da der Datensatz lediglich die Brandursprungskoordinaten und die Waldbrandfläche enthält, jedoch nicht die genaue georeferenzierte Brandfläche, basiert diese Heuristik auf der Annahme einer kreisförmigen Brandausbreitung. Der Durchmesser eines kreisförmigen Waldbrandes, basierend auf der mittleren Brandfläche im Datensatz (0,02 ha bzw. 200 m^2), beträgt ~ 16 m.

Zur Sicherheit wurde der Durchmesser auf das Dreifache ~ 50 m erhöht, also der Radius auf 25 m festgelegt. Die positiven und negativen Beispiele sind dargestellt in Abbildung 5.

Einflussgrößen

Die Einflussgrößen beziehen sich auf meteorologische, vegetationsbezogene, topografische sowie anthropogene Faktoren, welche die Brandanfälligkeit beeinflussen.

Anthropogene Faktoren: Sie bemessen den menschlichen Einfluss auf Waldbrände. Dieser Einfluss wurde anhand unterschiedlicher Distanzen zu menschlicher Aktivität, also Straßen, Campingplätzen oder Bahnen, ermittelt.

Topographische Faktoren: Die Topographie beschreibt die räumliche Gestalt der Erdoberfläche. Dazu zählen die Höhenlage (Elevation), Steigung und Exposition. Diese Parameter lassen sich allesamt durch ein Digital Elevation Model (DEM) berechnen. Ein frei verfügbares DEM für Deutschland ist angegeben [11]. Ergänzend liefern Indizes wie der Terrain Ruggedness Index (TRI), der Topographic Position Index (TPI) und der Topographic Wetness Index (TWI) zusätzlichen Kontext zu Geländerauigkeit, lokalen Höhenschwankungen sowie zum Wasserspeicherungsvermögen.

Kategorie	Merkmalsname	Datenquelle
Anthropogen	buildings_m	[19]
	roads_m	[19]
	railways_m	[19]
	recreation_ground_m	[19]
	residential_m	[19]
	campsites_m	[19]
Topographisch	dem	[20]
	slope	Abgeleitet aus DEM
	aspect	Abgeleitet aus DEM
	tri	Abgeleitet aus DEM
	tpi	Abgeleitet aus DEM
	twi	Abgeleitet aus DEM
Vegetation	tcd	[3]
	forest_type	[3]
	canopy_height	[15]
	dist_forest_edge	[3]
	waterways_m	[19]
	waterbodies_m	[19]
Meteorologie	surface_pressure_mean_30	[18]
	temperature_2m_mean_30	[18]
	precipitation_sum_30	[18]

Tab. 1: Im Rahmen der Studie berücksichtigte Variablen

Vegetation: Die aufgenommenen Vegetationsfaktoren umfassen die Baumkronenhöhe, die Baumkronendichte, den Waldtyp (Laub-/Nadelwald) sowie die Entfernung von Wald zu Nicht-Wald, definiert als Baumkronendichte < 50 %.

Meteorologische Faktoren: Hierbei wurden Wetterdaten wie Temperatur, Niederschlag und Luftdruck berücksichtigt. Die relevanten Werte wurden abhängig vom jeweiligen Datum des Brandereignisses über einen Monat aggregiert.

Eine Liste der verwendeten Faktoren und ihrer Datenquellen ist in Tabelle 1 angegeben.

Datenverarbeitung

Bei der weiteren Modellierung ist das Zusammenführen von Vektor- und Rasterdaten mithilfe der Software QGIS 3.40 Bratislava zentral [24].

Manche Einflussgrößen, wie die Wetterdaten und die unterschiedlichen Distanzmaße, wurden zusammen mit den Koordinaten der positiven und negativen Beispiele als Vektordaten aufgenommen. Die anderen Merkmale liegen im Rasterformat vor. Anhand der Koordinaten konnten die entsprechenden Werte der verschiedenen Rasterschichten erfasst und in einer CSV-Datei gespeichert werden. Die CSV-Datei enthielt 2.300 Datenpunkte mit den verschiedenen Merkmalswerten.

Modell-Training

Für das eigentliche Modell haben wir uns für einen Gradient-Boosted-Classifier entschieden, da dieser bei ähnlichen Modellierungsaufgaben gute Performance zeigt [1]. Der Gradient-Boosted-Classifier ist ein baumbasierter Algorithmus. Sogenannte Entscheidungsbäume sortieren Datenpunkte abhängig von den Einflussgrößen, sodass am Ende möglichst homogene Gruppen der beiden positiven und negativen Klassen entstehen. Einzelne Entscheidungsbäume neigen dazu, Daten auswendig zu lernen, statt allgemeine Muster zu erkennen („Overfitting“). Gradient-Boosted-Classifier lösen dieses Problem, indem mehrere flache Bäume sequentiell auf den Vorhersagefehlern (Residuals) der vorherigen Bäume trainiert werden [8]. Dabei wird der Bau der squentiellen Bäume durch ein mathematisches Verfahren namens „Gradient Descent“ optimiert. Es existieren verschiedene, sehr ähnliche Frameworks, die dieses

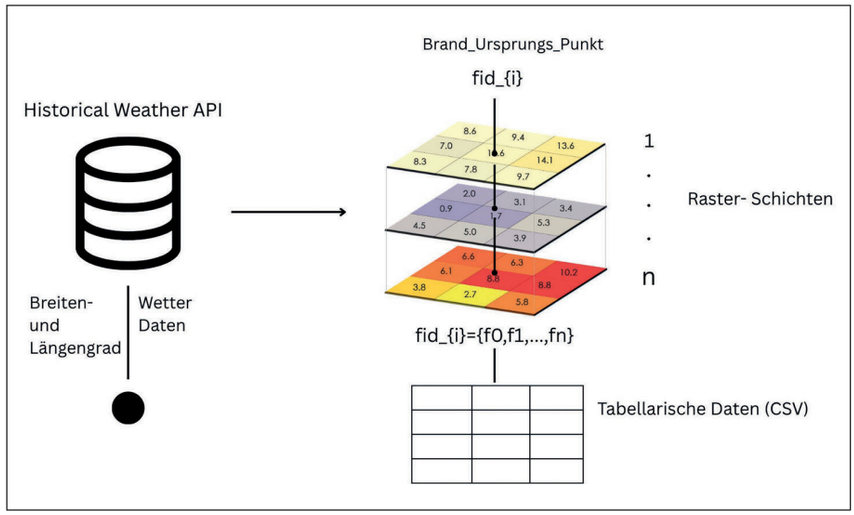


Abb. 6: Raster und Vektordaten (Quelle: Joris Parthier)

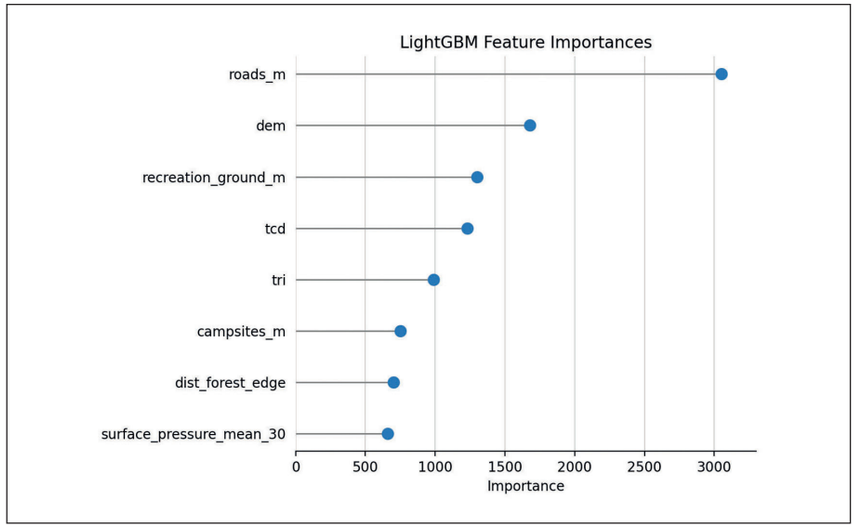


Abb. 7: Relevante Einflussgrößen zur Erkennung von Brandherden (Quelle: Karl Parthier)

Modell implementieren. Basierend auf unseren vorherigen Erfahrungen haben wir uns für die von Microsoft entwickelte LightGBM-Version entschieden [13].

Für das Training wurde der Datensatz zufällig in einen Trainingssatz mit 1.840 Datenpunkten und einen Testsatz mit 460 Datenpunkten eingeteilt. Auf dem Trainingssatz erreichte das Modell eine Accuracy von 74 %, das Modell identifiziert also die brandbetroffene Flächen in 74 von 100 Fällen richtig. Insgesamt waren die Distanz zu Straßen, die Elevation und die Distanz zu Freizeitplätzen die drei relevantesten Einflussgrößen. Die relative Relevanz der wichtigsten Größen ist in Abbildung 7 veranschaulicht.

Ableitung des optimalen Standortes

Ein Standort ist dann besonders geeignet für die Installation einer Überwachungseinheit, wenn diese relativ hoch liegt und besonders viele brandanfällige Waldflächen einsehen kann. Mittels Viewshed-Analyse, die Höhe, Standort und weitere Parameter berücksichtigt, lässt sich bestimmen, welche Flächen von einem Standort aus sichtbar sind. Ein Standort ist optimal, wenn dieser möglichst weite, anfällige Waldflächen einsehen kann:

$$\text{Standort}_{opt} = \arg\max_{\text{Standort}} \sum \text{Brandanfälligkeit}_i$$

Grundsätzlich bietet sich dafür bestehende Infrastruktur wie Sendemasten oder Aussichtstürme an. Der Deutsche Amateur-Radio-Club e. V. (DARC)

betreut deutschlandweit Sendemasten für den Amateurfunk, diese sogenannten Relaisstandorte befinden sich meist auf hohen Gebäuden, Bergen oder Türmen. Neben ihrer hervorragenden Lage verfügen sie oft schon über Strom- und Netzanschlüsse, was sie zu idealen Kandidaten für eine Ausstattung macht. Trotz dieser Voraussetzungen werden die Standorte bislang nicht flächendeckend in die Waldbrand-Frühwarnung eingebunden, obwohl Bundesländer mit einer bislang geringen Früherkennung von der Ausstattung geeigneter Standorte deutlich profitieren könnten.

Der Distrikt Thüringen (X) des DARC e.V. betreut über seine Mitglieder 25 Relaisstandorte. In einer komparativen Analyse wurden die vier geeignetsten Standorte identifiziert. Die Standorte sowie die Anfälligkeit, der mittels Viewshed überwachten Waldflächen sind in folgenden Abbildungen veranschaulicht.

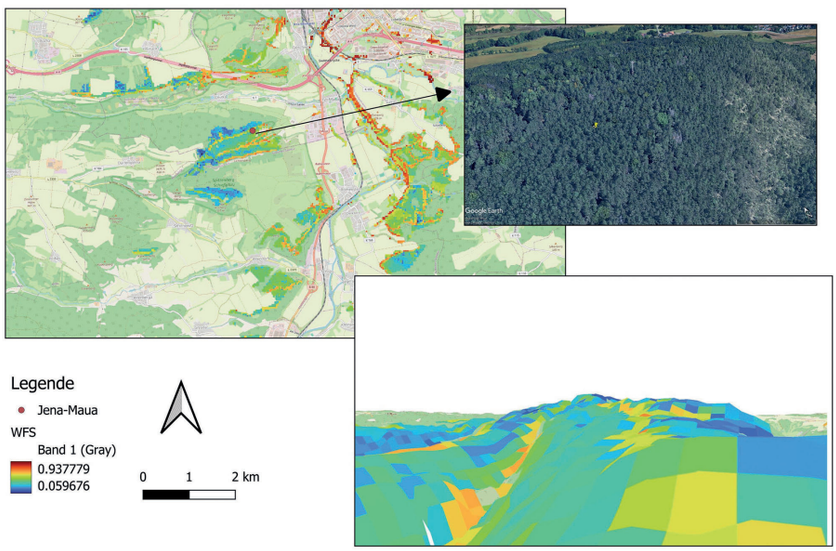


Abb. 8a: Jena-Maua
(Quelle: Joris Parthier)

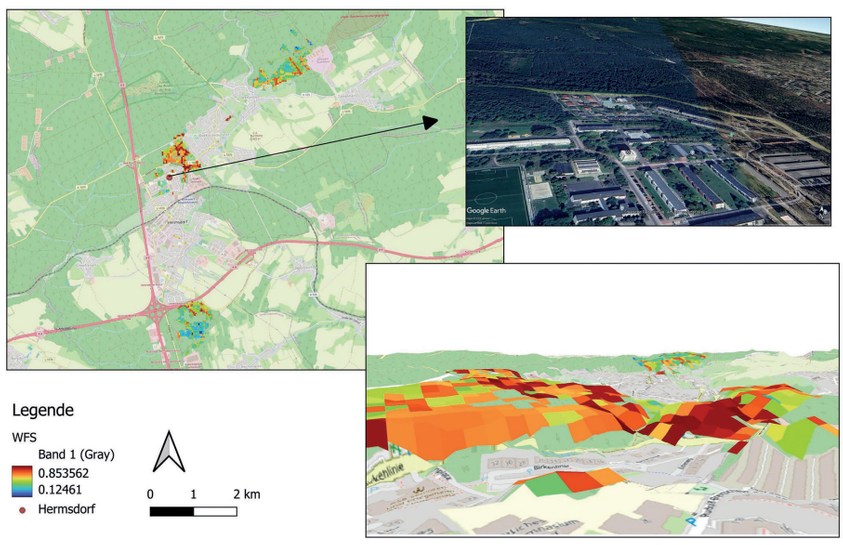


Abb. 8b: Hermsdorf
(Quelle: Joris Parthier)

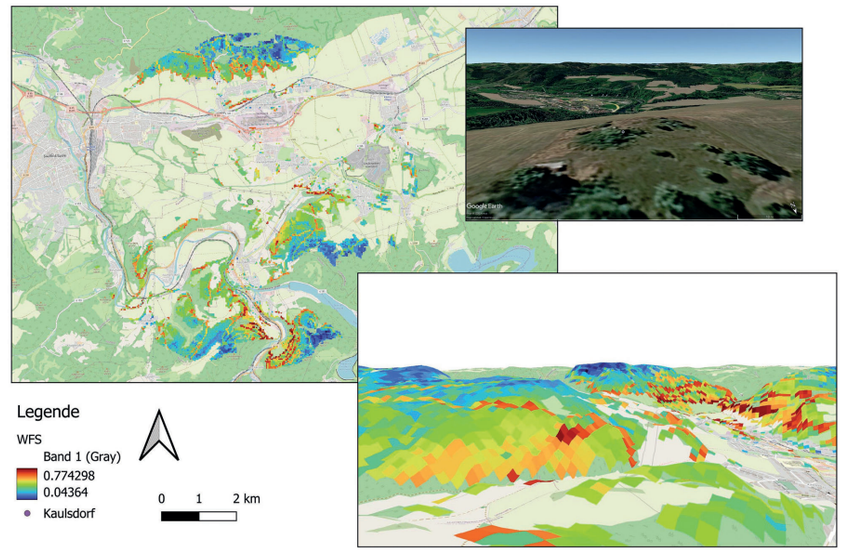


Abb. 8c: Kaulsdorf
(Quelle: Joris Parthier)

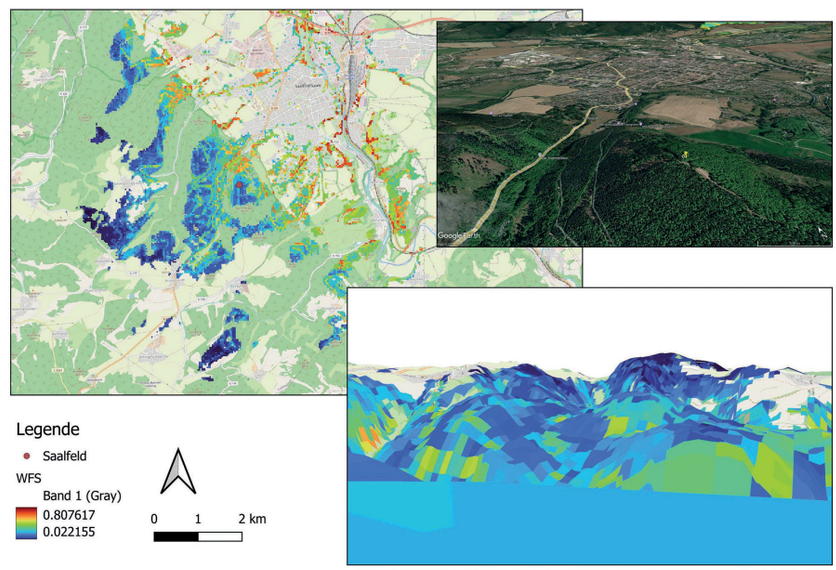


Abb. 8d: Saalfeld
(Quelle: Joris Parthier)

Überwachungseinheit

Für die Konstruktion der Einheit sowie die Planung zukünftiger Einheiten haben wir zentrale Anforderungen definiert, an denen sich der Aufbau der Einheit orientieren soll:

Funktion: Bilder müssen automatisch erfasst, ausgewertet und versendet werden können. Darüber hinaus sollte die Meldung wichtige Kontextinformationen enthalten, die bei der Einordnung des Brandes helfen (z.B. Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Windrichtung).

Kosten: Das System muss kostengünstig sein, da eine flächendeckende Früherkennung auf viele Standorte angewiesen ist und die finanziellen Mittel begrenzt sind.

Autonomie: Die Einheit muss autonom arbeiten und wartungsarm sein. Überwachungseinheiten werden häufig an schwer zugänglichen, hoch gelegenen Orten installiert, deren Erreichbarkeit zeitaufwendig ist. Ein einfacher Abbau oder Austausch ist daher kaum möglich, weshalb das System so selbstständig wie möglich konzipiert werden muss.

Benutzerfreundlichkeit: Das System muss einfach sein, damit auch Privatpersonen in der Lage sind, eine solche Einheit zu installieren.

Um die Funktion zu gewährleisten, verfügt die Überwachungseinheit über unterschiedliche Sensoren, die für die Aufnahme von Bildern und relevanten Wettervariablen verantwortlich sind.

Die Bildaufnahme erfolgt über einen HQ-Kamerasensor (4) und ein Teleobjektiv (3), dabei gewährleisten Raspberry Pi 4 (2) und 4G USB Dongle (1), dass Bilder auch an den Systemoperator übermittelt werden können, auch wenn am Standort keine Netzverbindung vorhanden ist. Neben der Bildaufnahme verfügt die Überwachungseinheit ebenfalls über Sensoren, die einer möglichen Warnmeldung mehr Kontext geben. Diese Kontextdaten, wie etwa Luftdruck, Temperatur oder Luftfeuchtigkeit, werden durch den BME280-Umweltsensor lokal erfasst. Ferner ist die Einheit mit einem MQ-2-Gassensor ausgestattet, welcher überprüft, ob sich die Einheit unmittelbar in einem Brandherd befindet beziehungsweise, ob sie möglicherweise selbst brennt. Beide Sensoren werden über Jumper-Kabel mit einem Raspberry Pi Pico verbunden. Der BME280 kommuniziert dabei über I2C mit dem Mikrocontroller, während der MQ-2-Gassensor über einen Analog-Digital-Wandler (ADC) angebunden wird. Eine Messstation beinhaltet beide Sensoren und kann unabhängig von der eigentlichen Überwachungseinheit mithilfe von Kabelbindern am Standort angebracht werden.



Abb. 9: Raspberry Pi, Kamera und 4G Dongle (Quelle: Karl Parthier)

Da die Stromversorgung am Standort nicht unnötig belastet werden soll, muss der Energiehaushalt der Einheit effizient gestaltet werden. Deshalb schaltet sich die Einheit nur in bestimmten, regelmäßigen Zeitintervallen an. Damit diese Zeitintervalle dynamisch an die Wetterlage angepasst werden können, wurde der FIRENET Fire Weather Index entworfen. Dieser orientiert sich am eigentlichen Fire Weather Index [9], reduziert diesen aber auf die Eingabevariablen Temperatur und Luftfeuchtigkeit.

$$FWI = -8{,}733 + 0{,}012 \cdot Temp^2 + 592{,}352 \cdot Hum^{-1}$$

Diese Berechnung ergibt sich aus einer multiplen Regression, welche die Temperatur als Quadratterm und die Inverse der Luftfeuchtigkeit gegen den FWI regressiert. Die zugrunde liegenden Daten der Regression wurden mittels Wetter-API am Teststandort Hermsdorf erhoben [18].

Die Einheit berechnet diesen Index täglich um 12 Uhr anhand lokal erfasster Luftfeuchtigkeits-

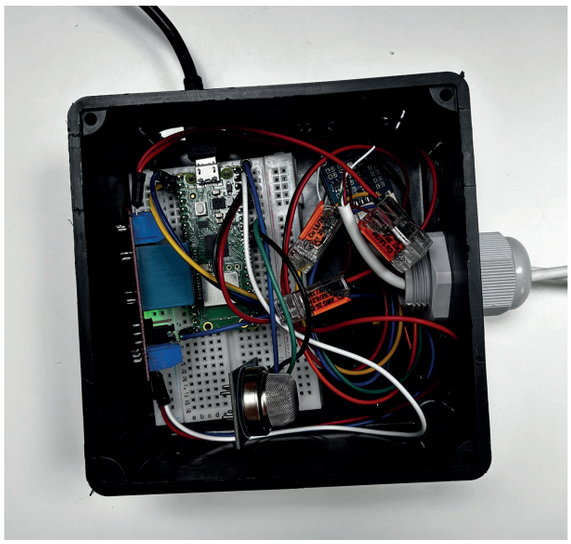


Abb. 10: Messstation von innen (Quelle: Joris Parthier)

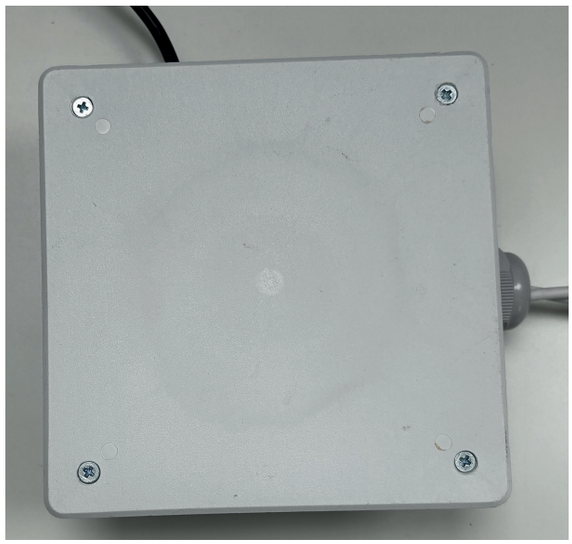


Abb. 11: Messstation von außen (Quelle: Joris Parthier)

und Temperaturdaten des BME280-Sensors und legt das Schaltintervall bis zum nächsten Tag basierend auf den Werten des FIRNET FWI fest. Diese Schaltung zwischen Batterie und Hauptcomputer wird über ein Relaymodul gesteuert.

Tab. 2: Intervalle des FIRENETS FWI

Intervall	FIRENET FWI-Bereich
35 min	unter 5,2
30 min	5,2 bis 11,2
25 min	11,2 bis 21,3
20 min	21,3 bis 38
15 min	38 bis 50
10 min	Über 50

Bildauswertung

Nachdem die Bildaufnahme mittels Flachbandkabel an den Raspberry Pi übermittelt wurde, soll das Bild ausgewertet werden. Hierfür bietet sich das Objekterkennungsmodell YOLOv8 [25] an. YOLOv8 ist ein flexibles Objekterkennungsmodell, das Koordinaten und Klassenlabels von Objekten auf einmal vorhersagt, was die Inferenzzeit erheblich verkürzt. Es ist in verschiedenen Größen verfügbar, wobei sich für die lokale Auswertung auf dem Raspberry Pi die kompakte Nano-Variante eignet.

Basierend auf selbst aufgenommenen Bildbeispielen erkannten wir, dass abhängig von der Entfernung zwei Objekterkennungsmodelle notwendig sind: eines zur Erkennung von Rauch und Feuer im nahen bis mittleren Bereich und ein weiteres, das vor allem Rauchsignaturen in größerer Entfernung erkennt.

Für die mittelnahe Objekterkennung wurde ein YOLOv8n auf dem Datensatz FASDD [27] trainiert. Dieser umfasst 95.314 Bilder von Flammen und Rauch aus unterschiedlichen Perspektiven. Das Training erfolgte auf einem High Performance Server mit zwei NVIDIA T4 GPUs über eine Dauer von 9 Stunden und 47 Minuten und erreichte einen mAP50-Wert [12] von 0.76

Das Modell für die Ferndetektion wurde auf dem Datensatz Pyro-SDIS [23] trainiert. Er umfasst 33.636 Bilder von Wildkameras, die auf Berggipfeln in Frankreich installiert sind. Bei identischen Trainingseinstellungen und Hardware-Ressourcen schloss das Training nach etwa 9 Stunden mit einem mAP50 von 0.74 ab. Wird ein Brand durch eines der Modelle detektiert, kann die Meldung über eine Mobilfunkverbindung an den Systembetreiber gesendet werden, der mögliche Fehldetektionen überprüft, sodass diese nicht zu Fehlalarmen auf Seiten der Feuerwehr führen.



Abb. 12: Bilder aus FASDD CV (basierend auf [27])



Abb. 13: Bilder aus Pyro SDIS (basierend auf [23])

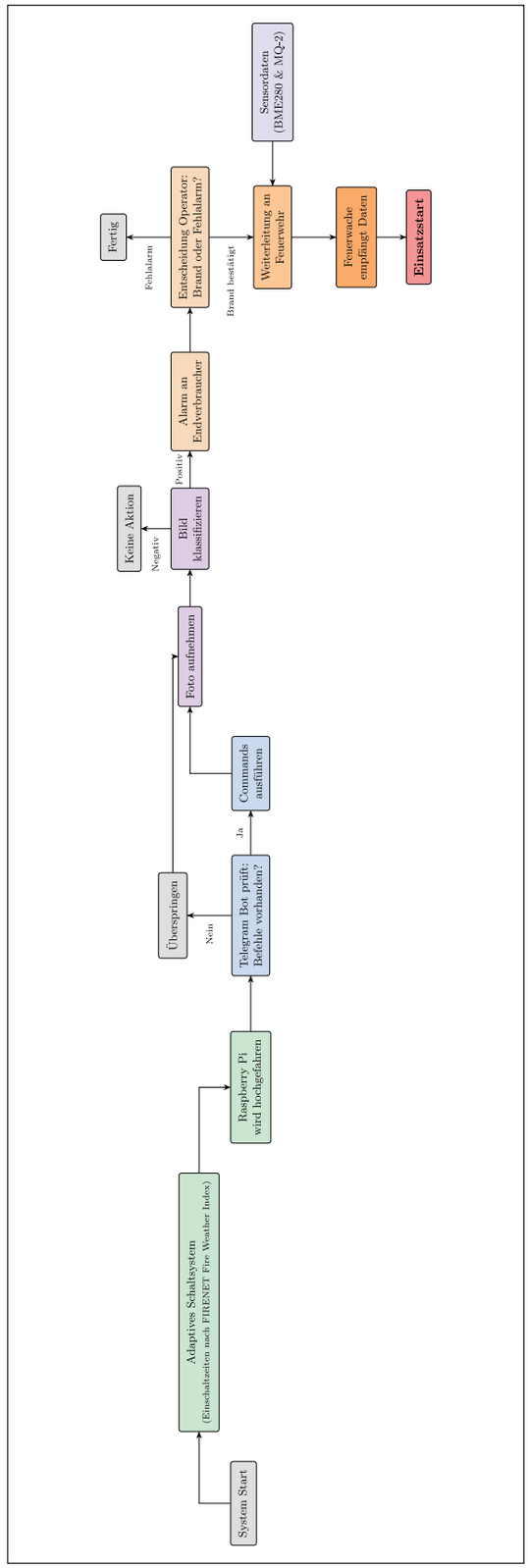
Alarmierung

Im Ereignisfall muss der Systemoperator selbstverständlich auch eine Meldung erhalten. Damit diese Meldung schnell überprüft werden kann, bietet sich eine App an. Für den Endnutzer soll das System einfach gestaltet sein und optimal in etwas eingebunden werden, das er sowieso häufig benutzt, zuverlässig funktioniert und geräteunabhängig ist, wie z.B. Messenger-Apps. Telegram bietet sich hier an, da sich automatisierte Programme leicht integrieren lassen.

Die Übertragung der Detektionsergebnisse an den Endnutzer erfolgt über die Telegram API mittels HTTPS-Protokoll. Die interne Kommunikation zwischen den Systemkomponenten wird über UART (Universal Asynchronous Receiver-Transmitter) gestellt. Dadurch kann der Großteil des Datenverkehrs lokal verarbeitet werden. Dies reduziert mögliche Störungen des Funkverkehrs, da das Bild nur im Ernstfall übertragen wird. Gleichzeitig erhöht dies die Unabhängigkeit der Einheit, da die Meldekette auch bei einem Ausfall des Servers weiterhin funktioniert. Der Workflow ist in Abbildung 14 dargestellt.

Nachdem ein Brand vom System erkannt wird, wird der Nutzer gefragt, ob diese Meldung an die nächstgelegene Feuerwache weitergeleitet werden soll. Bei Bejahung wird automatisch ein Alarmbericht an die zuständigen Behörden übermittelt.

Um den Feuerwehrkräften ausschließlich relevante Kontextinformationen bereitzustellen, wurde in Absprache mit mehreren Feuerwehrleuten ein standardisierter, automatisierter Alarmbericht entwickelt.



(Quelle: Joris Parthier)

Abb. 14: Workflow



Abb. 15a: Benutzeroberfläche (Quelle: Joris Parthier)

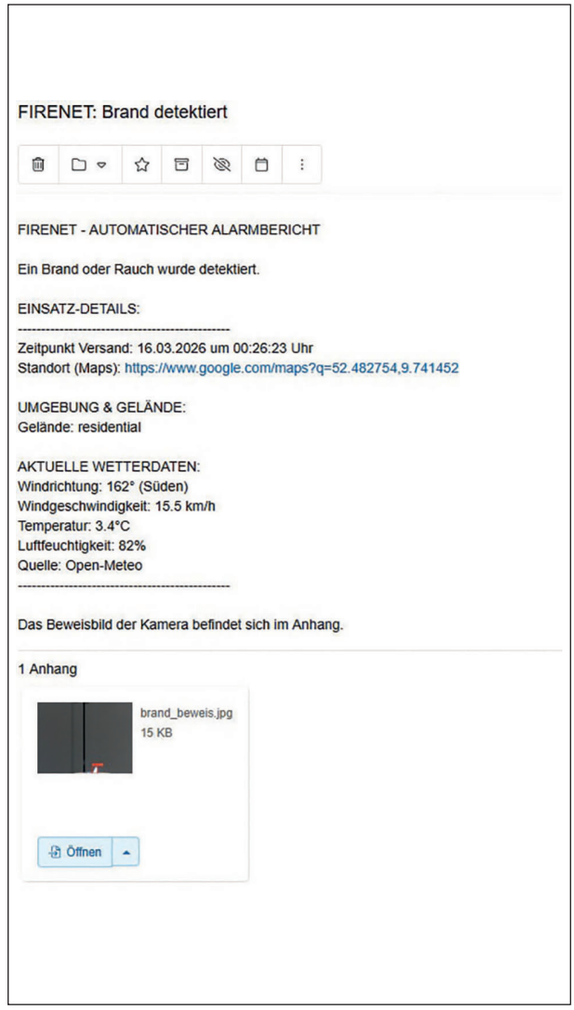


Abb. 15b: Alarmbericht (Quelle: Joris Parthier)

Standorte und Test

Nachdem mögliche Kandidatenstandpunkte ermittelt und die Hardware und Software fertiggestellt wurden, erprobten wir das System unter realen Bedingungen. In Absprache mit den Funkamateuren Stefan Biereigel (DK3SB, Leiter des VUS-Referates) und Rolf Hoffmann (DL2ARH, stellvertretender Distriktsvorsitzender des DARC-Distriktes Thüringen) startete der Testbetrieb am 16. Mai 2026 am Relaisstandort Hermsdorf.

Der Standort in Hermsdorf selbst befindet sich auf einem Hochhaus und deckt weite Teile des Thüringer Holzlandes ab; die Nähe zum Autobahnkreuz der A4 und A9 mitten im Thüringer Holzland und die angrenzenden Wohngebiete machen dieses Waldgebiet besonders geeignet, um das System zu testen.

Um die Funktionsfähigkeit von FIRENET an weiteren Funkstandorten in anderen Bundesländern und unter abweichenden topografischen Bedingungen zu überprüfen, folgte ab dem 23. Mai 2026 ein paralleler Systemtest auf dem Bocksberg in Niedersachsen (Leitung: Ronald Lösch, DF4OL).

Aufgrund der Höhenlage von ca. 727 m ü. NHN lässt sich von diesem Sendemast aus ein Großteil des Oberharzes einsehen. Die Installation der Einheit war an diesem Standort logistisch aufwendiger als in Thüringen, da die Montage direkt am Sendemast erfolgte.



Abb. 16: Installation der Einheit am Standort Hermsdorf: Joris Parthier (rechts) unterstützt von Rolf Hoffmann (links) (Quelle: Karl Parthier)

Die technische Ausstattung beider Funkstandorte war in gewissem Maße standardisiert, wichtig sind der Kontrollraum und die damit verbundene Funktechnik. Dadurch verlief die eigentliche Installation recht ähnlich: Die Einheiten wurden mit Rohrschellen an den Masten montiert, auf die anfälligen Waldgebiete ausgerichtet und an die Strom- und Netzwerkinfrastruktur der Kontrollräume angeschlossen.

Im Anschluss an die Hardwaremontage wurden die Softwarefunktionen, insbesondere die automatische Erfassung und Auswertung der Bilder, die Strom- und Netzverbindung sowie die Alarmierung im Ernstfall umfassend getestet.



Abb. 17: Montage am Sendemast Bocksberg: Befestigung der FIRENET-Einheit in der Höhe und Aufseilen des benötigten Werkzeugs (Quelle: Karl Parthier)



Abb. 18: Überwachungseinheit nach Installation am Bocksberg (Quelle: Ronald Lösch)



Abb. 19: Kontrollraum am Standort Hermsdorf: Joris Parthier testet die Systemkonfiguration (Quelle: Karl Parthier)



Abb. 20: Kontrollraum am Standort Bocksberg (Quelle: Karl Parthier)

Ausblick

Nach den erfolgreichen Pilotprojekten in Thüringen und Niedersachsen sollen nun weitere Standorte ausgestattet und ein bundesweiter Ausbau des Systems vorangetrieben werden. Hierzu haben wir Zusagen von sechs weiteren Standorten in Niedersachsen und Sachsen erhalten und bereits erfolgreiche Gespräche mit den DARC-Distrikten Sachsen-Anhalt und Brandenburg geführt.

Für einen bundesweiten Ausbau kommen schätzungsweise 30–40 Standorte in Frage, die sich nach dem gleichen Schema ausstatten lassen. Dafür würden zwischen 15.000 und 20.000 EUR benötigt, ein Bruchteil der Kosten bestehender Systeme mit etwa 75.000 EUR pro Kamera. Als Etappenziel gilt es, im nächsten Schritt die 10 geeignetsten Funkstandorte in Deutschland auszurüsten. Hierfür befinden wir uns im Gespräch mit Förderern, die dieses Ziel finanziell unterstützen wollen.

Damit dieser bundesweite Ausbau gelingen kann und perspektivisch solche Systeme europaweit zum Einsatz kommen, ist es notwendig, die Kosten der Einheit von ~ 500 EUR weiter zu reduzieren und die technischen Fähigkeiten der Einheit auszubauen. Deshalb experimentieren wir mit Systemkomponenten wie verschiedenen Kameras und Minicomputern.

Ein bundesweites FIRENET bietet darüber hinaus die Möglichkeit, erkannte und fehlklassifizierte Rauchsignaturen systematisch in einem umfangreichen Bilddatensatz zu erfassen. Dieser könnte genutzt werden, um die Raucherkennung des bestehenden Modells zu verbessern und durch Veröffentlichung einen wichtigen Beitrag zu deutschen Datensätzen zu Vegetationsbränden zu leisten, die bisher nur vereinzelt und in kleinen Datensätzen vorliegen.

Interessant ist auch, dass die Funkinfrastruktur des DARC e.V. nicht nur auf Deutschland beschränkt ist und es auch andere Amateurfunkvereine, etwa in Spanien die URE (Unión de Radioaficionados Españoles), in Amerika die ARRL (American Radio Relay League) oder in Kanada die RAC (Radio Amateurs of Canada) gibt, wodurch ein Systemausbau dort grundsätzlich möglich wäre. So könnte die Waldbrandfrüherkennung nicht nur in Deutschland, sondern auch international deutlich kosteneffizienter erweitert werden und bestehende Systeme in Ländern mit bisher geringer Früherkennung sinnvoll ergänzen.

Unterstützungsleistungen

Institut für Kartographie und Geoinformatik

Wir danken Prof. Dr. Monika Sester für die Möglichkeit, unser Praktikum am Institut für Kartographie und Geoinformatik der Leibniz Universität Hannover durchzuführen. Besonderer Dank gilt Jens Golze und Frank Thiemann für ihre Unterstützung bei der Interpretation von Geodaten.

DARC e.V.

Der DARC e.V. war maßgeblich an der Realisierung von FIRENET beteiligt. Dafür danken wir insbesondere Stefan Biereigel und Rolf Hoffmann (Thüringen), Ronald Lösch (Niedersachsen), Tors-

ten Günther (Sachsen), Alexander Weber (Sachsen-Anhalt) und Ronald Müller (Brandenburg) für ihr Interesse und ihre Initiative.

Dr. Ulrich Cimolino

Wir danken ihm herzlich für die hervorragende Unterstützung während der gesamten Projektlaufzeit. Mit seiner wertvollen Praxiserfahrung als Feuerwehrmann und seinem weitreichenden Netzwerk hat er maßgeblich zum Erfolg des Projekts beigetragen.

Simone Maier

Wir danken Simone Maier für die Geduld und Unterstützung während des Publikationsprozesses. Sie stand uns jederzeit mit ihrer Betreuung und Hilfe zur Seite.

Literaturhinweise zu Kap. VIII – 10.10:

[1] Akinci, Z.A.; Akinci, H.; Zeybek, M.: Comparison of diverse machine learning algorithms for forest fire susceptibility mapping in Antalya, Türkiye. Advances In Space Research 2024; 74: 647–667

[2] https://www.bmel-statistik.de/forst-holz/waldbrandstatistik/: 1.12.2025, BMEL-Statistik, Waldbrandstatistik (forest fire statistics in Germany)

[3] https://land.copernicus.eu/en/products/high-resolution-layer-forests-and-tree-cover: 30.11.2025, Copernicus Land Monitoring Service, High Resolution Layer – Tree Cover and Forests (HRL Tree Cover Forests)

[4] https://www.cz.de/lokales/celle-lk/kameras-spueren-waldbraende-auf-64AEE4643275D-BF276E37DAAAA.html: 30.11.2025, CZ, Kameras spüren Waldbrände auf

[5] https://www.zeit.de/gesellschaft/zeitgeschehen/2024-09/grossbrand-brocken-harz-schaden-17-hektar: 25.3.2026, DIE ZEIT, Rund 17 Hektar Wald im Nationalpark Harz durch Feuer vernichtet

[6] https://www.bmel-statistik.de/forst-holz/waldbrandstatistik: 30.11.2025, Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL), Waldbrandstatistik 2024

[7] https://www.kiwuh.de/service/wissenswertes/wissenswertes/waldbrand-frueherkennung: 15.1.2026, Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe e. V. (FNR), Wissenswertes – Waldbrand-Früherkennung

[8] Friedman, J. H.: Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. Annals of Statistics 2001; 29: 1189–1232

[9] https://cwfis.cfs.nrcan.gc.ca/background/summary/fwi: 28.3.2026, Government of Canada, Canadian Forest Fire Weather Index (FWI) System

[10] https://www.haz.de/der-norden/waldbraende-in-spanien-feuerwehr-spezialisten-aus-niedersachsen-helfen-7VJWZ4IUIZGJ5IIING2OBLABYM.html: 25.3.2026, Peer Hellerling, Waldbrände in Spanien: Feuerwehr-Spezialisten aus Niedersachsen helfen

[11] Hengl, T.; Leal Parente, L.; Krizan, J.; Bonannella, C.: Continental Europe Digital Terrain Model at 30 m Resolution Based on GEDI, ICESat-2, AW3D, GLO-30, EUDEM, MERIT DEM and Background Layers. European Digital Terrain Models (EU DTM). https://doi.org/10.5281/zenodo.4724549

[12] https://jonathan-hui.medium.com/map-mean-average-precision-for-object-detection-45c121a31173: 1.12.2025, Jonathan Hui, mAP (mean Average Precision) for Object Detection

[13] Ke, G.; Meng, Q.; Finley, T.; Wang, T.; Chen, W.; Ma, Weidong; Ye, Qiwei; Liu, T.-Y.: „LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree“. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems 2017, 3149–3157

[14] https://www.mdr.de/nachrichten/sachsen/dresden/meissen/gohrischheide-feuer-brand-schaeden-bilanz-100.html: 25.3.2026, Kathrin König, Privatwaldbesitzer in Gohrischheide: „Man kann echt die Lust verlieren“

[15] Lang, N.; Jetz, W.; Schindler, K.; Wegner, J. D.: A high-resolution canopy height model of the Earth. Nature Ecology & Evolution 2023; 7: 1778–1789

[16] https://www.reuters.com/sustainability/climate-energy/firefighters-battle-fire-whirls-northern-spain-2025-08-11: 25.3.2026, David Latona, Susana Vera und Charlie Devereux, Firefighters battle 'fire whirls' in northern Spain

[17] https://www.mdr.de/nachrichten/thueringen/waldbraende- warnsystem- automatisch-gefahr-klima-100.html: 30.11.2025, MDR, Frühwarnsysteme für Waldbrände in Thüringen laut Landesforstanstalt unnötig

[18] https://open-meteo.com/en/docs/historical-weather-api: 23.2.2026, Open-Meteo.com, Historical Weather API

[19] https://www.openstreetmap.org/#map=5/51.33/10.45: 22.2.2026, OpenStreetMap Mitwirkende, OpenStreetMap

[20] https://portal.opentopography.org/raster?opentopoID=OTSRTM: 22.2.2026, opentopogra-phy.org, Raster Dataset

[21] Pausas, J.G.; Keeley, J.E.: Wildfires as an ecosystem service. Frontiers in Ecology and the Environment 2019; 17: 289–295

[22] https://www.sbs.sachsen.de/download/Interview_Waldbrand.pdf: 25.3.2026, Josef Pietzonka, Interview zum 500 ha-Waldbrand von 2022 an der sächsisch-brandenburgischen Grenze

[23] https://huggingface.co/datasets/pyronear/pyro-sdis: 26.3.2026, PYRONEAR, pyrosdis

[24] QGIS Development Team: QGIS Geographic Information System (Version 3.40 Bratislava). Open Source Geospatial Foundation. https://qgis.org/ 25.3.2026

[25] https://docs.ultralytics.com/de/models/yolov8: 22.2.2026, Ultralytics, Ultralytics YOLO Dokumentation

[26] https://www.unep.org/news-and-stories/press-release/number-wildfires-rise-50-cent-2100-and-governments-are-not-prepared: 25.3.2026, United Nations Environment Programme, Number of wildfires to rise by 50 per cent by 2100 and governments are not prepared, experts warn

[27] Wang, M., Jiang, L., Yue, P., Yu, D.; Tuo, T.: FASDD: An Open-access 100,000-level Flame and Smoke Detection Dataset for Deep Learning in Fire Detection. Earth Syst. Sci. Data Discuss. [preprint] 2023

[28] https://www.wri.org/insights/global-trends-forest-fires: 25.3.2026, World Resources Institute, The Latest Data Confirms: Forest Fires Are Getting Worse

[29] https://www.wwf.de/2025/august/brandherd-deutschland: 25.3.2026, WWF Deutschland, WWF-Studie warnt vor eskalierenden Waldbränden durch Klimakrise und falsche Waldpolitik