

# **FIRENET**

Fire Incident Risk Evaluation & Networked Early Tracking

## **Geo- und Raumwissenschaften**

Karl Jasper Parthier  
Joris Richard Parthier

Kaiser-Wilhelm- und Ratsgymnasium  
In Zusammenarbeit mit der Leibniz Universität Hannover  
Institut für Kartographie und Geoinformatik

**Projektbetreuer:**  
Dr. Ulrich Cimolino  
Dr. Lutz Wiehlmann

28. März 2026

## **Kurzfassung**

Die ersten Stunden eines Waldbrandes sind entscheidend für die erfolgreiche Waldbrandbekämpfung, da eine frühe Entdeckung verhindern kann, dass sich das Feuer außer Kontrolle entwickelt. Eine zentrale Herausforderung der Waldbrandfrüherkennung besteht jedoch in der flächendeckenden Überwachung von Waldgebieten. FIRENET (Fire Incident Risk Evaluation & Networked Early Tracking) ist ein ganzheitliches System, das mithilfe intelligenter Algorithmen Hochrisikogebiete identifiziert, optimale Installationsstandorte ableitet und durch eine Überwachungseinheit autonom überwacht. Im Ereignisfall kann eine Warnung über eine Messenger-App an den Systemoperator gesendet werden, der die Meldung überprüft und an die lokalen Behörden weiterleitet. So kann die Reaktionszeit traditioneller Feuermeldekettens verkürzt und die bundesweite Früherkennung verbessert werden. Am 24. April 2026 wird das System zum ersten Mal in Thüringen zum Einsatz kommen.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Motivation</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Modellierung der Waldbrandanfälligkeit</b>	<b>4</b>
3.1	Brandereignisse . . . . .	4
3.2	Einflussgrößen . . . . .	5
3.3	Datenverarbeitung . . . . .	6
3.4	Modell-Training . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Ableitung des optimalen Standortes</b>	<b>7</b>
<b>5</b>	<b>Überwachungseinheit</b>	<b>8</b>
5.1	Anforderungen . . . . .	8
5.2	Funktionsweise . . . . .	9
5.3	Sensoren . . . . .	9
5.4	Adaptives Schaltsystem . . . . .	9
5.5	Bildauswertung . . . . .	10
5.6	Gehäuse und Stromversorgung . . . . .	11
<b>6</b>	<b>Alarmierung</b>	<b>12</b>
<b>7</b>	<b>Verbreitung FIRENET</b>	<b>13</b>
7.1	Gemeinde . . . . .	13
7.2	Privatpersonen . . . . .	13
7.3	DARC e.V. . . . .	13
7.4	Publikation . . . . .	13
<b>8</b>	<b>Ausblick</b>	<b>14</b>
<b>9</b>	<b>Unterstützungsleistungen</b>	<b>14</b>

# 1 Einleitung

Waldbrände sind ein natürlicher ökologischer Prozess und spielen eine wesentliche Rolle in vielen Ökosystemen [25]. Im Zuge des Klimawandels stellen sie jedoch eine immer größere Herausforderung dar [32], die sich nach Prognosen des United Nations Environment Programme (UNEP) zukünftig in Häufigkeit und Ausmaß deutlich verschärfen wird [30].

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 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].



Abbildung 1: Großbrand Harz September 2024

Trotz der zunehmenden bundesweiten Gefahr durch Waldbrände [33], 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 [18].

Um zukünftige Waldbrände früh zu erkennen und die Bevölkerung rechtzeitig zu warnen, ist es daher unerlässlich, die Früherkennung in Deutschland bundesweit auszubauen, auch in Regionen, die bisher kaum betroffen waren.

## 2 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 [26]

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 kamera-basierte 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 [18] 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 vereinzelt Brandereignissen ökonomisch möglich macht. Das System sollte auch in der Lage sein, in Ländern ohne bestehende Infrastruktur und mit begrenzten finanziellen Ressourcen eine zuverlässige Überwachung zu gewährleisten.

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



Abbildung 2: Schematische Darstellung des FIRENET-Ansatzes

### 3 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.

#### 3.1 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.

Um die unterschiedlichen Angaben des Brandursprunges 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 (Abb. 3).

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 (Baumkronendichte  $\leq 50\%$ ) und mindestens 25 m vom Ursprung eines Brandes entfernt liegen. Da der Datensatz lediglich die Brandursprungskoordinaten und die Waldbrandfläche enthält, basiert diese Heuristik auf der Annahme einer kreisförmigen Brandausbreitung. Der Durchmesser eines kreisförmigen Waldbrandes, basierend auf der mittleren Brandfläche (0,02 ha bzw. 200 m<sup>2</sup>), beträgt  $\sim 16$  m. Zur Sicherheit wurde der Durchmesser auf das Dreifache  $\sim 50$  m erhöht, also der Radius auf 25 m festgelegt. Die positiven und negativen Beispiele sind dargestellt in Abbildung 4.

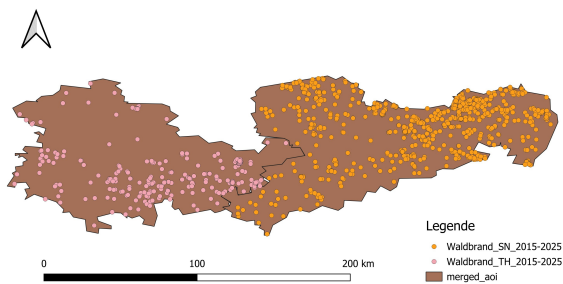


Abbildung 3: Brandereignisse 2015 bis 2025: Thüringen und Sachsen

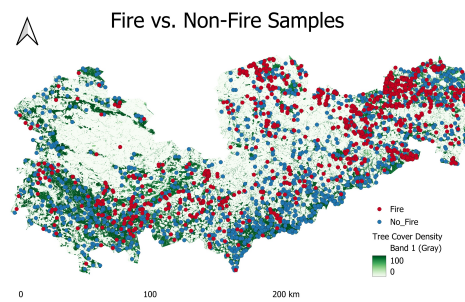


Abbildung 4: Positive und negative Beispiele

### 3.2 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 Geländeraueigkeit, lokalen Höhenschwankungen sowie zum Wasserspeichervermögen.

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

**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.

Kategorie	Merkmalsname	Datenquelle
Anthropogen	buildings_m	[20]
	roads_m	[20]
	railways_m	[20]
	recreation_ground_m	[20]
	residential_m	[20]
	campsites_m	[20]
Topographisch	dem	[21]
	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	[20]
	waterbodies_m	[20]
Meteorologie	surface_pressure_mean_30	[19]
	temperature_2m_mean_30	[19]
	precipitation_sum_30	[19]

Tabelle 1: Im Rahmen der Studie berücksichtigte Variablen

### 3.3 Datenverarbeitung

Bei der weiteren Modellierung ist das Zusammenführen von Vektor- und Rasterdaten mithilfe der Software QGIS 3.40 Bratislava zentral [28].

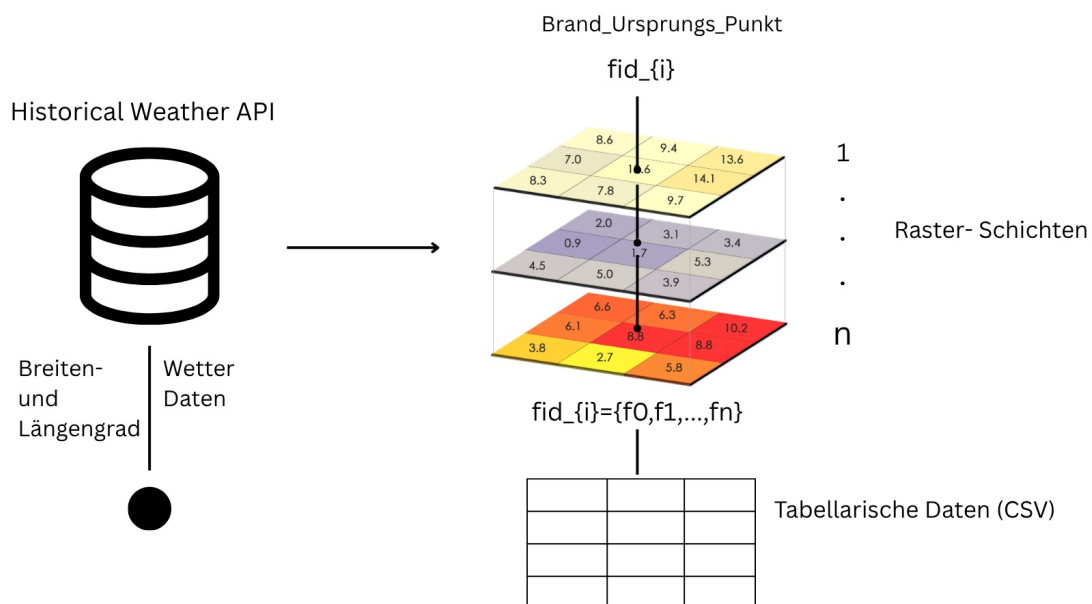


Abbildung 5: Raster und Vektordaten

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.

### 3.4 Modell-Training

Für das eigentliche Modell haben wir uns für einen Gradient-Boosted-Classifer entschieden, da dieser bei ähnlichen Modellierungsaufgaben gute Performance zeigt [1]. Der Gradient-Boosted-Classifer ist ein baumbasierter Algorithmus. Einzelne Entscheidungsbäume neigen dazu, Daten auswendig zu lernen, was zu Overfitting führen kann. Gradient-Boosted-Classifier lösen dieses Problem, indem mehrere Bäume sequentiell auf den Vorhersagefehlern (Residuals) der vorherigen Bäume trainiert werden [8]. Dabei wird der Bau der sequentiellen Bäume durch ein Art von Gradient Descent optimiert. Eine detaillierte Erläuterung von Gradient-Boosted-Classifiers findet sich im angeführten Artikel von Masui [17]. Es existieren verschiedene, sehr ähnliche Frameworks, die dieses 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 Trainingsatz mit 1.840 Datenpunkten und einen Testsatz mit 460 Datenpunkten eingeteilt. Auf dem Trainingsatz erreichte das Modell eine Accuracy von 74%. Insgesamt waren die Distanz zu Straßen, die Elevation und die Distanz zu Freizeitplätzen die drei relevantesten Einflussgrößen. Die relative Relevanz der wichtigsten Fröhen und weitere Performance-Metriken sind in Abbildung 6 veranschaulicht.

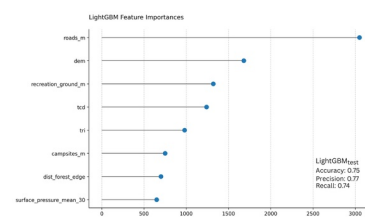


Abbildung 6: Auswertung des Modelles

## 4 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 optimaler Standort ergibt sich als:

$$\text{Standort}_{\text{opt}} = \arg \max_{\text{Standort}} \sum_{i \in \text{sichtbare Pixel}} \text{Brandanfälligkeit}_i \quad (1)$$

In Thüringen bietet es sich an, bereits bestehende Infrastruktur zu verwenden, wie zum Beispiel Sendemasten oder Aussichtstürme.

DARC e.V. (Deutscher Amateur-Radio-Club) ist der größte Zusammenschluss von Funkamateuren in Deutschland. Seine Mitglieder betreuen Sendemasten für den Amateurfunk, diese sogenannten Relaisstandorte befinden sich meist hohen Gebäude, Bergen oder Türme und damit optimal für die Installation von unseren Einheiten. 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 Abbildung 7 veranschaulicht.

Unter Absprache mit Stefan Biereigel (DK3SB) Leiter des VUS Referates des DARC Distriktes Thüringen wird es uns möglich sein, FIRENET an der Relaisstadt Hermsdorf ab dem 24. April 2026 unter realen Bedingungen zu testen. Die Überwachung der weiteren drei Standorte ist in Planung.

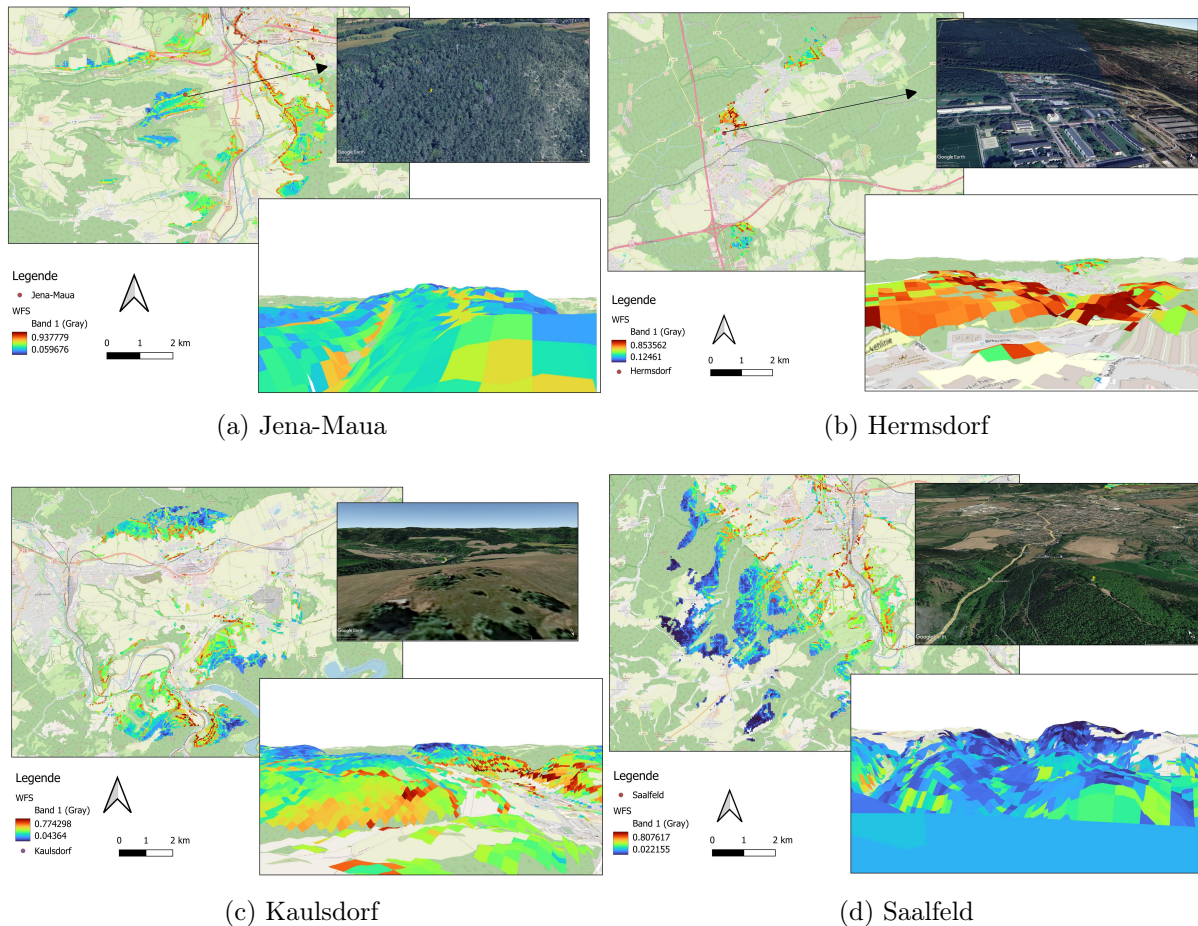


Abbildung 7: Optimale Standorte in Thüringen

## 5 Überwachungseinheit

### 5.1 Anforderungen

Für die aktuelle 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.

**Energieversorgung:** Die Einheit muss energieautark arbeiten, da an vielen Standorten keine zuverlässige Stromversorgung verfügbar ist.

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

## 5.2 Funktionsweise

In Anlehnung an die vorher formulierten Anforderungen wurde FIRENET entwickelt (Abb. 8):

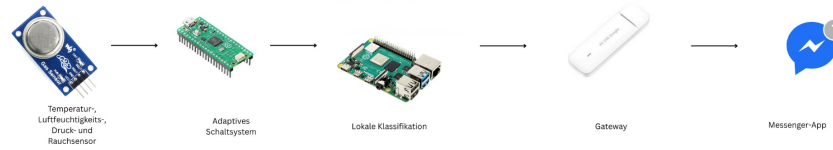


Abbildung 8: Funktionsweise des FIRENET Systems

## 5.3 Sensoren

Die Überwachungseinheit verfügt 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.

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.

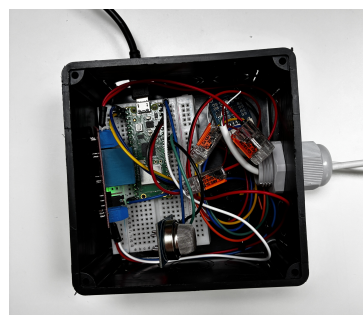
Ferner ist die Einheit mit einem MQ-2-Gassensor ausgestattet, welcher überprüft, ob sich die Einheit unmittelbar in einem Brandherd befindet beziehungsweise ob sie möglicherweise selbst brennt.

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.

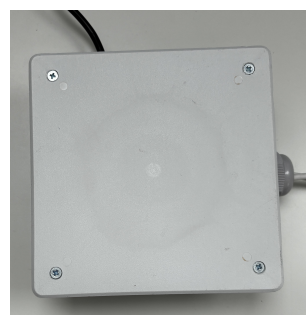
Eine Messstation beinhaltet beide Sensoren und kann unabhängig von der eigentlichen Überwachungseinheit mithilfe von Kabelbindern am Standort angebracht werden.



Abbildung 9: Raspberry Pi, Kamera und 4G Dongle



(a) Messstation von innen



(b) Messstation von außen

Abbildung 10: Messstation

## 5.4 Adaptives Schaltsystem

Da die Stromversorgung durch das Solarmodul begrenzt ist, 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.

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

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 [19].

Die Einheit berechnet diesen Index täglich um 12:00 Uhr anhand lokal erfasster Luftfeuchtigkeits- und Temperaturdaten des BME280-Sensors und legt das Schaltintervall bis zum nächsten Tag basierend auf den Werten des FIRENET FWI fest. Diese Schaltung zwischen Batterie und Hauptcomputer wird über ein Relaymodul gesteuert.

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 38,0
15 min	38,0 bis 50,0
10 min	über 50,0

Abbildung 11: Intervalle des FIRENETs FWI

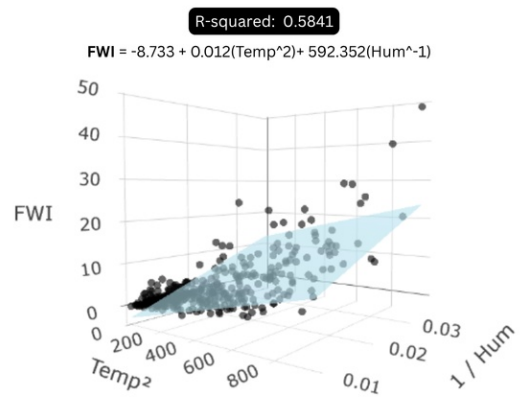
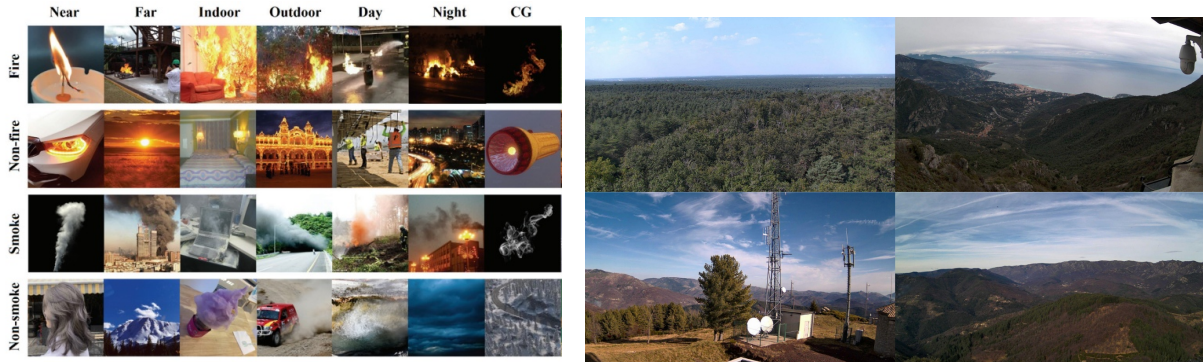


Abbildung 12: Multiplen Regression FIRENET FWI

## 5.5 Bildauswertung

Nachdem die Bildaufnahme mittels Flachbandkabel an den Raspberry Pi übermittelt wurde, soll das Bild ausgewertet werden. Hierfür bietet sich das Objekterkennungsmodell YOLOv8 [29] 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 (siehe Video [24]) und ein weiteres, das vor allem Rauchsignaturen in größerer Entfernung erkennt (siehe Video [23]).



(a) FASDD CV (95.314 Bilder, Positivbeispiele 56.115, Negativbeispiele 39.199)

(b) Pyro SDIS (33.636 Bilder, Positivbeispiele 28.103, Negativbeispiele 5.533)

Abbildung 13: Datensätze für die Bildauswertung

Für die mittelnaher Objekterkennung wurde ein YOLOv8n auf dem Datensatz FASDD[31] trainiert. Dieser umfasst 95.314 Bilder von Flammen und Rauch aus unterschiedlichen Perspektiven. Das Training erfolgte über 80 Epochen mit der Batchgröße 32 sowie einheitliche Bildskalierung von  $640 \times 640$  Pixel. Als Optimizer wurde Stochastic Gradient Descent verwendet und die Variabilität der Trainingsdaten wurde durch Datenaugmentation erhöht. Der Rechenvorgang selbst 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[27] 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.

## 5.6 Gehäuse und Stromversorgung

Die Hauptstromversorgung der Einheit erfolgt über ein 100-Watt-Solarmodul. Für den Fall, dass dies nicht ausreicht, verfügt die Einheit zusätzlich über zwei Akkus mit jeweils 10mAh und 26.800mAh. Damit das System auch in der Praxis funktioniert, ist es notwendig, alle Systemkomponenten in einem wasserfesten Gehäuse unterzubringen. Um einen möglichst einfachen Nachbau zu ermöglichen, setzen wir auf frei verfügbare Gehäuse. Wobei wir für die Überwachungseinheit einen Verteilerkasten und für die Messstation einen Abzweigkasten verwenden, welche beide in jedem Baumarkt erhältlich sind.

Um die Detektion durch die Kamera zu ermöglichen, muss ein 44 mm großes Loch in den Verteilerkasten gebohrt werden. Auch für die Messstation müssen entsprechende Bohrungen vorgenommen werden, wobei die Größe der Löcher von den verwendeten Kabeln abhängt (vgl. Abbildung 14).



Abbildung 14: Überwachungseinheit mit Gehäusebohrungen für Kamera und Kabeldurchführungen

## 6 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 nicht nur die Kosten für eine externe SIM-Karte, sondern erhöht auch die Unabhängigkeit der lokalen Einheit. Gleichzeitig wird der Nutzen einer externen Servereinheit weitgehend obsolet, da keine zentrale Infrastruktur für die Datenverarbeitung erforderlich ist. Der Workflow ist in Abbildung 15 dargestellt.

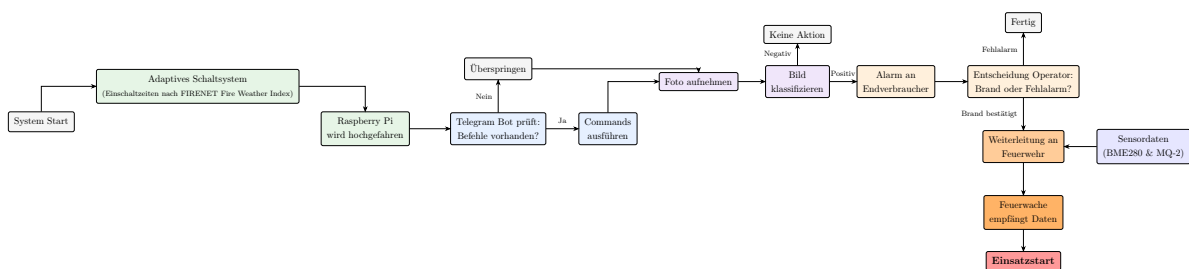


Abbildung 15: Workflow

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.



(a) Benutzeroberfläche



(b) Alarmbericht

Abbildung 16: FIRENET Bot und Automatisierter Alarmbericht

## 7 Verbreitung FIRENET

### 7.1 Gemeinde

Wir stehen in Kontakt mit der Stadt Suhl und der Gemeinde Bad Tabarz, inwiefern es möglich ist, das FIRENET auf den von den Gemeinden betreuten Gebäuden auf den Bergen Schneekopf (978 m) und Großer Inselsberg (916 m) zu installieren. Weitere Gemeinden sind denkbar.

### 7.2 Privatpersonen

Neben den Gemeinden setzen wir bei der Verbreitung von FIRENET auch auf Privatpersonen. Hierzu haben wir bereits zwei Anfragen von Privatwaldbesitzern aus Sachsen-Anhalt und einem Aussichtsturbetreiber erhalten. Um die Umsetzung von FIRENET durch Privatpersonen zu erleichtern, haben wir eine Website entworfen, die Hilfestellungen bietet [22].

### 7.3 DARC e.V.

Der DARC unterstützt uns nicht nur in Thüringen, sondern hat uns versichert, dass ein großes Interesse an der bundesweiten Ausbreitung des FIRENETs durch die Infrastruktur des DARC besteht. Zusagen konnten wir über Thüringen hinaus aus Sachsen und Sachsen-Anhalt erhalten. Mit den anderen stehen wir im Kontakt.

### 7.4 Publikation

Zur weiteren Unterstützung der bundesweiten Verbreitung hat der Verlag ecomed Sicherheit angefragt, in der jährlichen Veröffentlichung einen Beitrag im HB Brandschutz sowie im Großen Feuerwehr-Handbuch zu veröffentlichen. Wir hoffen, dass diese Veröffentlichungen dazu beitragen, interessierte Zielgruppen (z. B. Privatförster, Feuerwehren) zu erreichen und die Verbreitung des Systems voranzutreiben.

## 8 Ausblick

Nach dem erfolgreichen Pilotprojekt in Thüringen am 24. April 2026 sollen die weiteren drei Standorte in Thüringen ausgestattet und der bundesweite Ausbau des Systems vorangetrieben werden. Hierzu haben wir bereits erfolgreich Gespräche mit den DARC-Distrikten Sachsen und Sachsen-Anhalt geführt. Finanziell soll der bundesweite Ausbau durch die Förderinitiative der Sparkasse Hannover geleistet werden, die bereits großes Interesse bekundet hat.

Damit dieser bundesweite Ausbau gelingen kann und perspektivisch solche Systeme auch in Entwicklungsländern funktionieren, ist es notwendig, die Kosten der Einheit weiter von 450€ auf 200€ zu reduzieren. Deshalb experimentieren wir mit günstigeren Systemkomponenten, etwa ohne Teleobjektiv, mit einer günstigeren Kamera sowie einem preiswerteren Raspberry Pi.

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 Rauchererkennung 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. Aktuell haben wir dazu ein Citizen-Science-Projekt gestartet, das Bürger dazu anhält, Videosequenzen von Rauchentwicklungen aus der Entfernung (Osterfeuer, Lagerfeuer etc.) zu teilen [22].

Mit FIRENET hoffen wir, ein Beispiel dafür zu geben, wie die kamerabasierte Früherkennung in Bundesländern mit wenig Früherkennung sowie als ergänzender Teil in Bundesländern mit bestehender Früherkennung verbessert werden kann.

## 9 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 (Thüringen), Torsten Günther (Sachsen) und Alexander Weber (Sachsen-Anhalt) 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.

### **Dr. Lutz Wiehlmann**

Er stand uns jederzeit mit seiner Betreuung und Ideen zur Seite. Selbst in den Ferien oder an Wochenenden war er für uns erreichbar.

## Literatur

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

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

<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)

<https://www.cz.de/lokales/celle-lk/kameras-spuren-waldbraende-auf-64AEE4643275DBF276E37DAAA.html>: 30.11.2025, CZ, Kameras spüren Waldbrände auf

<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

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

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

Friedman, Jerome H.: Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics* 2001; 29: 1189–1232

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

<https://www.haz.de/der-norden/waldbraende-in-spanien-feuerwehr-spezialisten-aus-niedersachsen-helfen-7VJWZ4IUIZGJ5IIING20BLABYM.html>: 25.3.2026, Peer Hellerling, Waldbrände in Spanien: Feuerwehr-Spezialisten aus Niedersachsen helfen

Hengl, Tomislav, Leal Parente, Leandro, Krizan, Josip und Bonannella, Carmelo: Continental Europe Digital Terrain Model at 30 m Resolution Based on GEDI, ICESat-2, AW3D, GLO-30, EUEM, MERIT DEM and Background Layers. European Digital Terrain Models (EU DTM). <https://doi.org/10.5281/zenodo.4724549>

<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

Ke, Guolin, Meng, Qi, Finley, Thomas, Wang, Taifeng, Chen, Wei, Ma, Weidong, Ye, Qiwei und Liu, Tie-Yan: „LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree“. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems* 2017, 3149–3157

<https://www.mdr.de/nachrichten/sachsen/dresden/meissen/gohrischheide-feuerbrand-schaeden-bilanz-100.html>: 25.3.2026, Kathrin König, Privatwaldbesitzer in Gohrischheide: "Man kann echt die Lust verlieren"

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

<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

<https://medium.com/data-science/all-you-need-to-know-about-gradient-boosting-algorithm-part-2-classification-d3ed8f56541e>: 27.3.2026, Tomonori Masui, All You Need to Know about Gradient Boosting Algorithm — Part 2. Classification

<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

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

<https://www.openstreetmap.org/#map=5/51.33/10.45>: 22.2.2026, OpenStreetMap Mitwirkende, OpenStreetMap

<https://portal.opentopography.org/raster?opentopoID=OTSRTM>: 22.2.2026, opentopography.org, Raster Dataset

<https://firenet-ai.github.io/>: 15.1.2026, Joris Parthier, FIRENET: Fire Incident Risk Evaluation & Networked Early Tracking

<https://www.youtube.com/watch?v=CL2PnGmow1M>: 26.3.2026, Karl Jasper Parthier, FIRENET-v1: Real Time Wildfire Smoke Detection

<https://youtu.be/oskoFEGmqa0>: 14.1.2026, Karl Jasper Parthier, FIRENET: Out-of-Sample-Test auf realen Eigenaufnahmen

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

[https://www.sbs.sachsen.de/download/Interview\\_Waldbrand.pdf](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

<https://huggingface.co/datasets/pyronear/pyro-sdis>: 26.3.2026, PYRONEAR, pyro-sdis

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

<https://docs.ultralytics.com/de/models/yolov8>: 22.2.2026, Ultralytics, Ultralytics YOLO Dokumentation

<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

Wang, M., Jiang, L., Yue, P., Yu, D. und 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

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

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