

Schlussbericht vom 28.08.2023

zu IGF-Vorhaben Nr. 22118 N

Thema

UAV-basierten Thermographie für die automatische Überwachung von Nah- und Fernwärmenetzen

Berichtszeitraum

01.01.2022 bis 31.05.2023

Forschungsvereinigung

Fernwärme

Forschungseinrichtung(en)

Forschungseinrichtung 1: Fernwärme-Forschungsinstitut in Hannover e. V. – FFI

Forschungseinrichtung 2: Leibniz Universität Hannover, Institut für Photogrammetrie und Geoinformation – IPI

Gefördert durch:

Präambel

Das Forschungsvorhaben (IGF-Vorhaben Nr. 22118 N) wurde von dem Fernwärme Forschungsinstitut in Hannover e.V. (FFI, Forschungseinrichtung 1) und dem Institut für Photogrammetrie und GeoInformation der Leibniz Universität Hannover (IPI, Forschungseinrichtung 2) als Gemeinschaftsarbeit beantragt. Der bewilligte Bearbeitungszeitraum läuft vom 01.01.2022 bis zum 31.05.2023.

Das Forschungsvorhaben schließt an das IGF-Vorhaben 19768 N an, um noch offene Fragen hinsichtlich der noch zu hohen Anzahl von Fehlalarmen, z.B. aufgrund der Lagegenauigkeit oder für das Wärmenetz nicht relevante Thermalbildausschnitte, zu reduzieren und das komplizierte Auswerten der vielen Daten zu vereinfachen. Ziel ist eine standardisierte Praxistauglichkeit insbesondere für KMUs.

Auf Basis des Vorgängerprojektes haben die beiden Forschungseinrichtungen weiterhin erfolgreich zusammengearbeitet. Die bei der Beantragung gesteckten Ziele für das Anschlussprojekt wurden innerhalb des Berichtszeitraums erreicht. Darüber hinaus konnten weitere Fragestellungen für künftige Forschungsaufgaben aufgezeigt werden.

Inhalt

Symbolverzeichnis.....	5
1. Rahmenbedingungen.....	7
1.1. Stand der Forschung und Entwicklung.....	7
1.2. Aufgabenstellung des Vorhabens.....	8
2. Durchgeführte Arbeit und Ergebnisse.....	10
2.1. Projektkoordination (FFI, AP 1).....	10
2.2. Geometrisch hochgenaue Ableitung von Thermalorthophotos (IPI, AP 2).....	10
2.2.1. Stand der Forschung und Entwicklung.....	11
2.2.2. Grundlegende Methodik.....	13
2.2.2.1. Phasenkongruenz.....	13
2.2.2.2. Bündelausgleichung.....	16
2.2.3. Ansatz in dieser Studie.....	18
2.2.3.1. Multimodale Bildzuordnung.....	18
2.2.3.2. Gemeinsame Bündelausgleichung.....	20
2.2.4. Experimente und Ergebnisse.....	22
2.2.5. Ergebnis.....	32
2.3. Zuverlässige Detektion von Hot spots (IPI, AP 3).....	33
2.3.1. Stand der Technik.....	34
2.3.2. Detektion thermaler Anomalien.....	34
2.3.2.1. Überblick.....	34
2.3.3. Lokalisierung thermischer Anomalien.....	36
2.3.3.1. Salienganalyse gemäß Itti et al. (1998).....	36
2.3.3.2. Salienganalyse.....	37
2.3.3.3. Fusion der Saliengkarten mittels Dempster-Shafer Theorie.....	40
2.3.3.4. Klassifikation thermaler Anomalien.....	43
2.3.3.5. Merkmalsextraktion.....	43
2.3.3.6. Random Forest Klassifikation.....	46
2.3.4. Experimente und Ergebnisse.....	46
2.3.4.1. Objectives.....	46
2.3.4.2. Datenerfassung und Software.....	46
2.3.4.3. Erfassung der thermalen Anomalien.....	47
2.3.4.4. Klassifikation thermischer Anomalien.....	49
2.3.5. Schlußfolgerungen.....	52

2.4. Validierung (FFI / IPI, AP 4).....	53
2.5. Praxiseinführung / Geschäftsmodell (FFI / IPI, AP5).....	69
3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit.....	79
4. Wissenschaftlich-technischer und wirtschaftlicher Nutzen.....	79
5. Fortschreibung zum Ergebnistransfer.....	80
6. Zusammenfassung und Ausblick.....	82
7. Literaturverzeichnis.....	83

Symbolverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
AGL	Above ground level
AP	Arbeitspaket
AZ	Asbestzementrohrleitung
BA	Bündelausgleichung
BO	Bildorientierung
CHT	Circular Hough Transform
CNN	Convolutional Neural Networks
DHS	District Heating System
DSM	Digitale Oberflächenmodell
DST	Dempster-Shafer-Evidenztheorie
DVO	Durchführungsverordnung
EHD	Edge Histogram Descriptor
EVU	Energieversorgungsunternehmen
EU	Europäische Union
FE	Forschungseinrichtung
FFI	Fernwärme Forschungsinstitut in Hannover e.V
FNR	Falsch-Negativ-Rate
FPR	Falsch-Positiv-Rate
GCPs	Bodenkontrollpunkte
GSD	Ground Sample Distance
GIS	Geografisches Informationssystem
GNSS	Globales Navigationssatellitensystem
IMU	Inertiale Messeinheit
INS	Intertial navigation system
IPI	Institut für Photogrammetrie und GeoInformation der Universität Hannover
JBA	Joint bundle adjustment

KMR	Kunststoffmantelverbundrohr
KMU	Kleine und mittlere Unternehmen
LiDAR	Light Detection and Ranging
OSO	Operational Safety Objectives
PDRA	Predefined Risk Assessment
PIIFD	Partial Intensity Invariant Feature Descriptor
PK	Phasenkongruenz
POI	Point of Interest
RANSAC	Random sample consensus
RF	Random Forest
RMS	Root Mean Square
RTK	Real-time kinematic positioning
SAIL	Specific Assurance Integrity Level
SIFT	skaleninvariante Merkmalstransformation
SMILER	Saliency Model Implementation Library for Experimental Research
SMOTE	Synthetic Minority Oversampling Technique
SORA	Specific Operational Risk Assessment
SVM	Support Vector Machines
TIR	Thermal Infrared
TPR	True-Positive-Rate
UAV	Unbemannte Luftfahrzeug
VLOS	Visual Line of Sight
VTOL	Vertikal Take-Off and Landing

1. Rahmenbedingungen

1.1. Stand der Forschung und Entwicklung

In dem Vorgängerprojekt „Drohnengestützte Thermographie als Basis der Asset- und Instandhaltungsstrategie von Fern- und Nahwärmenetzen“ (Heipke & Tödter 2020) haben die Antragsteller ein drohnengestütztes Messsystem zur automatischen Thermalkartierung von Wärmeversorgungsgebieten entwickelt (Sledz et al. 2018) und erfolgreich eingesetzt (Sledz et al. 2020). Dieses System besteht aus einem Farbbild- und einem Thermalsensor, deren Informationsgehalte sich gegenseitig stützen. So liefert die optische Kamera Bilder mit einer um den Faktor 5 höheren Auflösung. Es konnte gezeigt werden, dass die photogrammetrische Vorverarbeitung zu Thermalorthophotos die Überlagerung mit digitalen Daten zur Lage der Wärmeleitungen (GIS-Daten) mit der geforderten Genauigkeit erlaubt, was eine Eingrenzung der zu untersuchenden Bildbereiche ermöglicht. Allerdings sind Auflösung und Lagegenauigkeit der Bilder aufgrund der verwendeten relativ kostengünstigen Sensorik begrenzt. Daher reicht die geometrische Genauigkeit und die Detailerkennbarkeit der Thermalorthophotos nur dann für die weitere Auswertung aus, wenn zu der für die Orthoprojektion notwendigen Ableitung der 3D-Oberfläche die Bilder der Farbbildkamera verwendet werden, wie sich in dem Projekt gezeigt hat. Dieses Vorgehen bedingt neben einer zeitlichen Synchronisation eine genaue geometrische Kalibrierung der beiden Sensoren zueinander und nachfolgend eine gemeinsame Verarbeitung der Farb- und Thermalbilder im Zuge der Bildorientierung. Für die Aufgabe, die Bilder der beiden Sensoren geeignet automatisch so miteinander zu verbinden, dass die für die nachfolgende Auswertung notwendige geometrische Positions- und Lagegenauigkeit der Thermalorthophotos erreicht werden kann, existieren erste Ansätze (Mehlretter et al. 2018). Die Aufgabe ist insgesamt jedoch nicht zufriedenstellend gelöst.

Weiterhin wurde eine Methodik zur automatischen Detektion von „Hot spots“ (lokal wärmere Gebiete) in den Thermalorthophotos entwickelt. Dabei werden nach Überlagerung der GIS-Daten mit den Orthophotos nur die Bereiche in der Nähe der Wärmeleitungen inspiziert. Diese Methodik liefert aus zwei Gründen allerdings noch eine zu große Menge von Fehlalarmen: (a) die geometrische Lage der Orthophotos ist noch zu gering (s.o.), und (b) Hot spots mit Bezug zur Wärmeleitung (potentielle Leckagen) und Fehlalarme, die z.B. von Straßenlaternen oder Kanaldeckeln herrühren können, haben in den Thermalbildern eine sehr ähnliche Signatur. Eine automatische Trennung allein aufgrund der Thermalinformation erscheint mit der notwendigen Zuverlässigkeit kaum möglich. Ein weiteres Ergebnis der bisherigen Untersuchungen war, dass trotz der vielen Flugkampagnen keine tatsächlichen Leckagen aufgenommen werden konnten. Als Ergebnis ist davon auszugehen, dass die für eine automatische Klassifikation der Hot spots notwendigen Trainingsdaten nur in sehr geringem Umfang zur Verfügung stehen werden, was einen Einfluss auf die Auswahl verwendbarer Klassifikationsalgorithmen hat. Visuelle Voruntersuchungen haben jedoch gezeigt, dass eine Einbeziehung der Farbbilder auch hier zu einem deutlich besseren Erfolg führen dürfte: einerseits kann Höheninformation, die aus den stereoskopisch aufgenommenen Farbbildern abgeleitet werden kann, nach erfolgter gegenseitiger Kalibrierung der Sensoren (s.o.) zur Erkennung bestimmter Fehlalarme (z.B. von Straßenlaternen, Autos) genutzt werden. Andererseits sind Leckagen zwar typischerweise in den Thermalbildern, nicht aber in den Farbbildern als Objekte erkennbar. Als Konsequenz kann eine gemeinsame Objekterkennung durchgeführt werden, die Hot spots nur dann weiter

berücksichtigt, wenn am gleichen Ort im Farbborthophoto kein Objekt erkennbar ist. Dazu können ähnlich wie in (Zhong et al. 2019) so genannte saliency maps genutzt werden.

Seitens der Betreiber von Fernwärme ist eine Zustandsaufnahme bestehender Wärmetrassen aufgrund des zunehmenden Bestands und der Alterung von besonderer Bedeutung. Leider gibt es hier kein standardisiertes Vorgehen.

1.2. Aufgabenstellung des Vorhabens

Das Forschungsvorhaben gliedert sich in folgende sieben Arbeitspakete (AP):

AP 1: Projektkoordination (FFI)

In diesem Arbeitspaket 1 (AP 1) wird neben der Betreuung des Projektbegleitenden Ausschuss die gesamte Projektkoordination zur Integration der Fernwärmebranche und Übertragung der Erkenntnisse ins Regelwerk bearbeitet und obliegt somit dem FFI mit seinen Mitgliedsunternehmen.

AP 2: Geometrisch hochgenaue Ableitung von Thermalorthophotos (IPI)

Zur Steigerung der Lagegenauigkeit der Sensoren untereinander und der Orthophotos relativ zu den GIS-Daten ist eine gemeinsame Auswertung der optischen und der Thermaldaten notwendig. Dazu bestehen grundsätzlich zwei Möglichkeiten: (a) Systemkalibrierung inkl. zeitlicher Synchronisation der Aufnahmesensoren sowie nachfolgende simultane photogrammetrische Ausgleichung mittels multimodaler Bildzuordnung; (b) nachträgliche Anpassung der Einzelauswertungen, die jedoch weniger genau ist. Daher soll in dem Projekt der erste Weg eingeschlagen werden. Synchronisation und Kalibrierung erfolgen mittels in Parallelprojekten am IPI erarbeiteten Methoden (Unger et al. 2017, Bureik et al. 2019), die multimodale Bildzuordnung wird auf der Grundlage der Arbeiten von Mehlretter (Mehlretter et al. 2018) entwickelt.

AP 3: Zuverlässige Detektion von Hot spots mit Bezug zu Leckagen des Wärmenetzes (IPI)

Die wesentliche Herausforderung ist wie beschrieben die Reduktion der Fehlalarme. Dazu sollen in diesem Projekt folgende Zusatzinformationen genutzt werden: (a) Höheninformationen aus GIS-Daten, etwa zur Lokalisierung von Gebäuden, deren Grundrisse sowohl in Katasterkarten als auch in digitalen Vektordaten der Energieversorger verzeichnet sind, (b) Höheninformation aus der stereoskopischen Auswertung der Farbbilder zur Lokalisierung weiterer Objekte wie Personen, Straßenlaternen, Autos und Müllcontainern. Teilweise existieren entsprechende Algorithmen, diese sind geeignet anzupassen und zu evaluieren. Diese Höheninformationen erlauben es, bewegliche Objekte auch ohne Mehrfach-Befliegung zu erkennen und zu eliminieren.

Der entscheidende Schritt zur Erreichung des gesteckten Ziels dieses APs besteht in der überwachten Klassifikation der verbleibenden Hot spots. Dabei sind mindestens die Klassen „Bezug zur Leckage“ und „kein Bezug zur Leckage“ zu unterscheiden. Nach bisherigen Untersuchungen sind dazu die gemeinsame Klassifikation der optischen und Thermalbilder erfolgversprechend. Dazu müssen die Bilder hochgenau zueinander ausgerichtet sein (s. AP 2). Die Kernhypothese der Klassifikation lautet dabei in Übereinstimmung mit dem Ansatz von Zhong (Zhong et al. 2019), dass Bereiche mit Leckagen zwar im Thermalorthophoto, nicht aber im Farbbild als Objekte erkennbar sind. Im Vergleich zu anderen Bildklassifikationsaufgaben ist

die Anzahl an Beispieldaten stark begrenzt. Als Klassifikator ist daher das Verfahren der Support Vector Machines (SVM) vorgesehen, das im Gegensatz z.B. zu Convolutional Neural Networks (CNN)-basierten Methoden des maschinellen Lernens mit relativ wenigen Trainingsdaten auskommt. Daneben werden für die Trainingsdaten nicht nur die Informationen aus dem Orthophoto, sondern die entsprechenden Bereiche aus allen sich überlappenden Thermalbildern verwendet, was die Anzahl der Trainingsdaten deutlich erhöht. Dieses Vorgehen hat zudem den Vorteil, dass damit verschiedene Winkel zwischen Wärmeemissions- und Aufnahme-richtung berücksichtigt werden können. Eine weitere Herausforderung stellt die sehr ungleiche Verteilung der verschiedenen Klassen an Hot spots dar: typischerweise existieren deutlich mehr Fehlalarmstellen als tatsächliche Leckagen. Diese statistisch ungünstigen Randbedingungen werden bei der Anpassung der SVM entsprechend des Ansatzes von Patel (Patel 2020) berücksichtigt; mit diesem Ansatz wurden am Institut gute Erfahrungen gemacht.

AP 4: Validierung (FFI, IPI)

Die inhaltlichen Arbeiten werden mit Hilfe geeigneter Feldtests bei Betreibern von Mitgliedsunternehmen der FE 1 (Forschungseinrichtung 1: FFI) unter unterschiedlichen Bedingungen in Absprache mit den kooperierenden Praxispartnern (PA) durchgeführt. Die jeweiligen Ergebnisse fließen in die Weiterentwicklung der Methodik und der Algorithmen ein und verbessern so das Endergebnis des Projekts. In Kooperation mit Fernwärmebetreibern wird eine fundierte Datenbasis zur Evaluierung der entwickelten Methoden mit der aus dem Vorgängervorhaben beschafften Hardware erzeugt, inkl. Beispielen für echte Leckagen in verschiedenen Schadensstufen (Katalogisierung). FE 1 wird Testauswertungen mit der vom FE 2 (Forschungseinrichtung 2: IPI) erstellten Softwarelösung durchführen, um eventuelle Schwachstellen zu erkennen (technische Schwäche, operationelle Schwächen, Schwächen in der Bedienung) und Verbesserungsvorschläge zu erarbeiten, die dann durch FE 2 umgesetzt werden.

AP 5: Praxiseinführung / Geschäftsmodell (FFI / IPI)

Zur Entwicklung von Strategien zur Markteinführung werden Fragen untersucht, ob die Thermographiemessung als Service angeboten werden sollte oder als Gesamtpaket mit Bewertung des Zustandes des Fernwärmenetzes mit Bezug auf Betriebsparameter und Gebrauchsdauer. Ferner ist ein Monitoring-Konzept zu erarbeiten hinsichtlich der Frage: Wie oft soll ein Wärmenetz sinnvollerweise befliegen werden, um teure Folgeschäden möglichst frühzeitig zu erkennen. Zu berücksichtigen sind dabei der rechtliche Rahmen für die Befliegungen sowie Aspekte der Bürgerbeteiligung zur Erhöhung der Akzeptanz der Maßnahmen.

AP 6: Darlegung, Gesamtauswertung der Ergebnisse und Erstellung des Schlussberichts (FFI, IPI)

Die Auswertung der Ergebnisse erfolgt projektbegleitend. Die Vorstellung der Ergebnisse soll durch Präsentationen auf den PA-Sitzungen und durch Veröffentlichungen in fachlichen Zeitschriften und Tagungsbänden stattfinden. Am Ende des Projektes wird eine abschließende Bewertung der Ergebnisse zusammen mit dem PA durchgeführt und dann der Schlussbericht angefertigt.

2. Durchgeführte Arbeit und Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die durchgeführte Arbeit und die erzielten Ergebnisse der Forschungseinrichtungen zusammengefasst. Um die Ergebnisse zu vergleichen werden in folgenden Abschnitten das Vorgängerprojekt (IGF-Vorhaben 19768 N) als Projekt „Drohne 1“, und das Anschlussprojekt (IGF-Vorhaben 22118 N) als Projekt „Drohne 2“ bezeichnet.

2.1. Projektkoordination (FFI, AP 1)

Seit dem 31.12.2020 gelten die neue EU-Vorschriften, DVO (EU) 2019/947 und DVO (EU) 2019/945, für den Betrieb von unbemanntes Luftfahrzeugsystem (UAS) (Nds 2023). Infolgedessen wurden in diesem Arbeitspaket zunächst die rechtlichen Rahmenbedingungen für die geplante Thermalbefliegung bearbeitet.

Nach der neuen Verordnung unterteilt die Nutzung von UAS in erlaubnisfreien Betrieb (offene Kategorie) und erlaubnispflichtigen Betrieb (spezielle und zulassungspflichtige Kategorie, sowie Betrieb in Geozone). Um die im Forschungsprojekt vorgesehenen Thermalbefliegung durchzuführen, wurde eine Betriebserlaubnis von den Landesluftfahrtbehörden Niedersachsen benötigt. Dabei wurde ein eigenes Betriebshandbuch (ConOps) für die Thermalbefliegung entwickelt, siehe im Anhang. Das Handbuch besteht aus zwei Teilen. Im ersten Teil sind der geplante UAS-Betrieb sowie das eingesetzte UAS detailliert beschrieben, im zweiten Teil wurde die Risiken am Boden und in der Luft bewertet und entsprechende Maßnahme nach „Specific Operational Risk Assessment“ (SORA) ermittelt. Dadurch sollte ein möglichst geringer Risikolevel (SAIL) erreicht werden. Nach der Beantragung wurde eine Betriebserlaubnis für die vorgesehene Thermalbefliegung im Zeitraum vom 27.10.2022 bis 31.10.2023 erhalten.

2.2. Geometrisch hochgenaue Ableitung von Thermalorthophotos (IPI, AP 2)

Dieses Arbeitspaket befasst sich mit der Frage, wie die geometrische Genauigkeit der rekonstruierten Szene aus thermischen Infrarotbildern (TIR-Bildern) und die relative Positionsgenauigkeit zwischen optischen und TIR-Bildern erhöht werden kann. Dazu gibt es prinzipiell zwei Möglichkeiten: (a) eine Systemkalibrierung mit zeitlicher Synchronisation der Aufnahmesensoren; (b) ein anschließender simultaner photogrammetrischer Abgleich mittels multimodaler Bildzuordnung.

Dieses Arbeitspaket schlägt eine Szenendarstellung mit optischen und TIR-Orthomosaiken vor. Jedes Pixel des Orthomosaikbildes muss in beiden Bildtypen denselben Objektpunkt darstellen. Nachdem die äußere Orientierung beider Bildtypen festgelegt wurde, werden die Bilddaten auf das 3D-Modell projiziert, das ausschließlich aus optischen Bildern rekonstruiert wurde, um Orthomosaikbilder zu erzeugen. In der Photogrammetrie werden Objektpunkte und Bildposen (äußere Orientierungen) in der Regel mit Hilfe der Bündelausgleichung (BA) ermittelt (Förstner & Wrobel 2016). Die BA erfordert Verknüpfungspunkte, d. h. Positionen innerhalb der Überlappungsbereiche benachbarter Bilder. Der multimodale Abgleich von Verknüpfungspunkten gleicht mittels gemeinsamer Bündelausgleichung (Joint bundle adjustment, JBA) optische und TIR-Bilder ab. Da optische und TIR-Bilder Szenen unterschiedlich abbilden, ist es schwierig, multimodale Verknüpfungspunkte zu bestimmen. Dies liegt an den Unterschieden zwischen optischen und TIR-Kameras sowie an Sensoreigenschaften wie Pixelabstand, Sensorgroße und Brennweite. Beim multimodalen

Frequenzbereichsabweichung wird die Phasenkongruenz (PC) verwendet. Kovési (Kovési 1999) schlug eine PC-Bildtransformation vor. Die JBA fasst TIR- und optische Bilder in einem einzigen Block zusammen, was eine vollständige Analyse der beobachteten Szene ermöglicht und die geometrische Genauigkeit der rekonstruierten Szenen verbessert, wie im Experiment gezeigt wurde.

2.2.1. Stand der Forschung und Entwicklung

Derzeit werden Flüge zur Aufnahme von Wärmebildern aus der Luft in der Regel mit Flugzeugen oder Hubschraubern durchgeführt. Bei der Flugvorbereitung ist eine permanente Wetterbeobachtung des Fluggebietes notwendig, um den Flug unter optimalen Aufnahmebedingungen wie Lufttemperatur, Windverhältnisse, Wolken und Tageszeit durchführen zu können. Aufgrund dieser Bedingungen ist der Einsatz der Thermografie aus der Luft begrenzt und erfordert einen hohen Planungsaufwand. Darüber hinaus sind Thermalflüge mit dem Flugzeug, insbesondere für kleine Gebiete, wirtschaftlich unrentabel. In diesem Zusammenhang ist der Einsatz eines unbemannten Luftfahrzeugs (UAV) zur Aufnahme von Wärmebildern eine vielversprechende Lösung. Eine UAV-Plattform zeichnet sich im Vergleich zu Thermikflügen mit einem bemannten Flugzeug durch hohe Flexibilität und geringe Kosten aus und liefert Messungen mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung. UAVs werden daher zunehmend zur Bildaufnahme bei der photogrammetrischen 3D-Datenerfassung von Objekten eingesetzt (Colomina & Molina 2014, Unger et al. 2014, Maset et al. 2017).

TIR-Bilder und optische Bilder erfassen unterschiedliche Teile des elektromagnetischen Spektrums und bilden die Szene daher unterschiedlich ab. Optische Bilder bieten eine höhere räumliche Auflösung und mehr Details als TIR-Bilder. TIR-Bilder haben einen schlechteren Kontrast und mehr Rauschen als optische Bilder. TIR-Bildern fehlen aufgrund dieser Unterschiede Texturen und Details. Wärmekapazität, Emissionsgrad und Materialübergang wirken sich ebenfalls auf Wärmebilder aus.

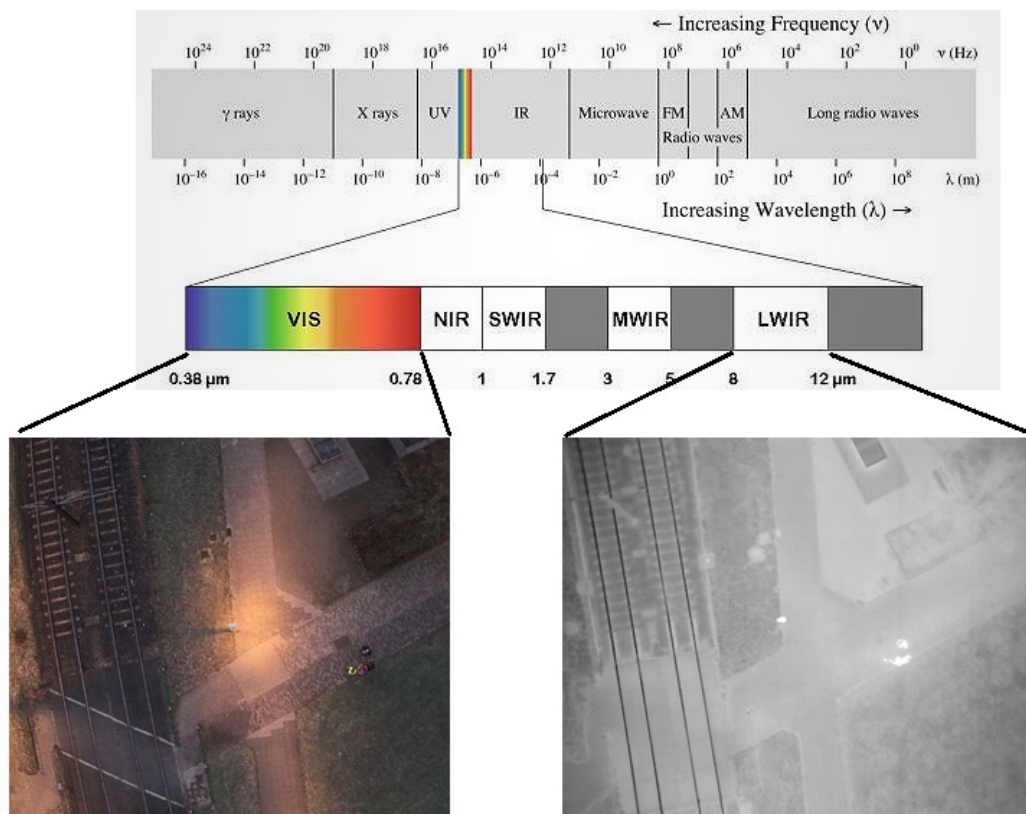


Abbildung 2-1 Elektromagnetisches Spektrum mit Beispielen von Bildern, die in verschiedenen Spektralbereichen aufgenommen wurden: optisches Bild links, TIR-Bild rechts

Mehrere Arbeiten schlagen vor, Wärmebildkameras mit anderen Sensoren zu kombinieren, um ihre geringe räumliche Auflösung und den geringen Kontrast zu überwinden. Hoegner et al. (2016) erstellen eine genaue 3D-Punktwolke aus Time-of-Flight-Tiefenbildern und TIR-Bildern zur Szenensegmentierung und Personenerkennung. Wang et al. (2020) verwenden ein hybrides Light Detection And Ranging (LiDAR)-System zur schnellen Messung thermischer Daten und dreidimensionaler Geometrien von Gebäuden, was eine "virtuelle" Darstellung der Energie- und Umweltleistung ermöglicht.

Die Ko-Registrierung von optischen und TIR-Kamerabildern kann die Genauigkeit und Dichte der 3D-Punktwolke verbessern (Hoechner et al. 2014). Maset et al. (2017) zeigen, dass kommerzielle Bildverarbeitungssoftware TIR-Bildsequenzen von einem UAV automatisch ausrichten und 3D-Punktwolken ohne GNSS- oder INS-Daten (GNSS: Globales Navigationssatellitensystem; INS: Inertial navigation system) erzeugen kann. So kombiniert das 3D-Modell die hohe Auflösung und geometrische Genauigkeit von RGB-Bildern mit den thermischen Informationen von TIR-Bildern.

Die multimodale Analyse wird eingesetzt, um eine Verbindung zwischen den beiden Arten von Bildern herzustellen. Eine Voraussetzung für die multimodale Analyse ist es, dass die beiden Modalitäten durch eine gemeinsame Darstellung ausgedrückt werden. Der multimodale Bildabgleich ist in der medizinischen Bildgebung, der Fernerkundung, der Photogrammetrie und der Computer Vision unerlässlich. Dabei geht es um die Suche und den Abgleich von Inhalten aus zwei oder mehr Bildern mit erheblichen Modalitätsunterschieden im Erscheinungsbild. In

den letzten Jahrzehnten wurden viele Methoden vorgeschlagen, um die Unterschiede zwischen den Modalitäten multimodaler Bilder zu verringern. Jiang et al. (2021) geben einen detaillierten Überblick über den multimodalen Abgleich. Medizinische Bildgebung (Mani & Arivazhagan 2013) und Fernerkundung (Ghassemian 2016) werden in eigenen Kapiteln behandelt. Die Registrierung von optischen und TIR-Bildern in der Arbeit von Jiang et al. (2021) ist der wichtigste Teil dieser Studie. Beim multimodalen Abgleich wird die merkmalsbasierte Technik zur Merkmalerkennung, -beschreibung und zum Abgleich verwendet. Sie erstellt Merkmalskorrespondenzen zwischen extrahierten Merkmalsätzen, um Flexibilität gegenüber Beleuchtungs- und geometrischen Änderungen zu gewährleisten.

Hrkać et al. (2007) untersuchten, wie Infrarot- und optische Bildpaare aus leicht unterschiedlichen Blickwinkeln desselben Gebäudes registriert werden können. Die Ecken sind in beiden Bildern am stabilsten. Aufgrund der großen Unterschiede bei der Auflösung und dem Erscheinungsbild von Bildsensoren schlugen Du et al. (2018) einen skaleninvarianten Partial Intensity Invariant Feature Descriptor (PIIFD) für die Beschreibung und den Abgleich von Eckmerkmalen vor, der schnell und genau ist. Mouats und Aouf (2013) schlugen einen frequenzbasierten Ecken- und Kantendetektor und einen Edge Histogram Descriptor (EHD) vor, um Korrespondenzen zwischen optischen und Infrarotbildern zu berechnen. Cui und Zhong [15] schlugen vor, Ecken aus Phasenkongruenzbildern mit Hilfe extremer Momente zu extrahieren und sie mit Log-Gabor-Filtern zu beschreiben. Nach dem Abgleich wurden die Deskriptoren verglichen, um verlässliche Punktkorrespondenzen zu finden, die mit dem RANDOM SAMPLE Consensus-Ansatz (Fischler & Bolles 1981) überprüft wurden. Zeng et al. (2019) extrahierten Kanten mit Hilfe des morphologischen Gradientenansatzes und verwendeten dann den C_SIFT-Detektor, eine von Lowe (2004) vorgeschlagene Anpassung der skaleninvarianten Merkmalstransformation (SIFT), auf Kantenkarten für die Suche nach eindeutigen Punkten und BRIEF (Calonder et al. 2010) für die Beschreibung, was zu einem skalen- und orientierungsinvarianten Abgleich und einer morphologischen Gradientenbeschreibung führte.

2.2.2. Grundlegende Methodik

2.2.2.1. Phasenkongruenz

Die Raum-Frequenz-Transformation ist eine Repräsentation von Bildern, bei der ein Bild in Form von Betrag und Phase beschrieben wird. Wegen der größeren Invarianz der Phase gegenüber Rauschen und geringem Kontrast ist diese Transformation eine geeignete Technik für die TIR-Bildverarbeitung. Die Verwendung der Gabor-Transformation (Gabor 1946) als lokaler Ansatz, der die lokale Gabor-Phase liefert, ist für die Bildrekonstruktion geeignet.

Kovesi (1999) entwickelte die Bildtransformation Phasenkongruenz (PK). Sie basiert auf dem lokalen Energiemodell und bildet das Verhalten eines Bildes im Frequenzbereich ab. Die Transformation ist invariant gegenüber Helligkeits- und Kontraständerungen und kann zur Identifizierung und Lokalisierung von Kanten und Ecken verwendet werden (Kovesi 2003). Morrone und Owens (1987) haben gezeigt, dass die PK mit der Art und Weise übereinstimmt, wie Menschen die Eigenschaften von Bildern visuell wahrnehmen. Um das Berechnungsmodell der Phasenkongruenz zu verbessern, nutzte Kovesi (1999) log-Gabor-Wavelets. Im Frequenzbereich wird die log-Gabor-Funktion einer bestimmten Frequenz und Orientierung mit $G(\omega)$ bezeichnet und wie folgt definiert

$$G(\omega, \theta) = \exp \left(\frac{-\left(\log \frac{\omega}{\omega_0}\right)^2}{2 \cdot \left(\log \frac{\sigma_\omega}{\omega_0}\right)^2} \right) \cdot \exp \left(\frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2 \sigma_\theta^2} \right) \quad (2-1)$$

wobei ω_0 die zentrale Frequenz, σ_ω der zugehörige Breitenparameter, θ_0 die zentrale Orientierung und σ_θ der Breitenparameter der Orientierung ist. $I(x, y)$ bezeichnet ein Bildsignal. Die Ergebnisse der Faltung mit log Gabor-Wavelets können als Vektor betrachtet werden, wie in Gleichung (2-2) gezeigt.

$$[E_{no}(x, y), O_{no}(x, y)] = [I(x, y) * M_{no}^e, I(x, y) * M_{no}^o] \quad (2-2)$$

wobei und M_{no}^e und M_{no}^o die geraden und ungeraden Gabor-Wavelets von Maßstab n und Orientierung o bezeichnen. Dann können die Amplitudenkomponente $A_{no}(x, y)$ und die Phasenkomponente $\varphi_{no}(x, y)$ definiert werden als

$$A_{no}(x, y) = \sqrt{(E_{no}(x, y))^2 + (O_{no}(x, y))^2} \quad (2-3)$$

$$\varphi_{no}(x, y) = \arctan 2(E_{no}(x, y), O_{no}(x, y)) \quad (2-4)$$

Folglich kann die PK-Transformation in verschiedenen Maßstäben und Orientierungen berechnet werden zu

$$PC(x, y) = \frac{\sum_o \left(W_o(x, y) \left(\sum_n \sqrt{(E_{no}(x, y))^2 + (O_{no}(x, y))^2} - T_o \right) \right)}{\sum_o \sum_n A_{no}(x, y) + \varepsilon} \quad (2-5)$$

In Gleichung (2-5) ist $A_{no}(x, y)$ die Amplitude des transformierten Signals bei einem gegebenen Maßstab und einer gegebenen Orientierung und wird wie in Gleichung (2-3) dargestellt berechnet. ε in Gleichung (2-5) ist ein kleiner Wert, der verwendet wird, um eine Division durch Null zu verhindern, er wird gemäß (Kovesi 1999) auf 0,01 gesetzt. Der optimale Wert von ε wird durch die Genauigkeit bestimmt, mit der Faltungen und andere Operationen an dem Signal durchgeführt werden können; er wird nicht durch das Signal selbst bestimmt. Die Auswirkungen des Rauschens können durch die Verwendung großer ε -Werte verringert werden.

Ein Problem der PK ist ihre Reaktion auf Rauschen. In der Nähe von Stufenkanten ist die PK nur an der Stelle der Kante hoch. Außerhalb der Stufe werden die durch Rauschen verursachten Schwankungen im Vergleich zum umgebenden Signal, das ebenfalls Rauschen ist, als groß angesehen. Dies geschieht unabhängig davon, wie ruhig die Umgebung ist. Die obere Grenze für den Einfluss des Rauschens auf die Gesamtamplituden der Wavelet-

Antworten wird durch die Summe der geschätzten Rauschantworten über alle Wavelet-Skalen, T_o in Gleichung (2-5) gebildet.

Die Anwendung einer Sigmoidfunktion auf den Wert der Filterantwort, wie in Gleichung (2-6) angegeben, kann verwendet werden, um die Gewichtungsfunktion von PK zu erstellen. c_o ist der Grenzwert der Filterantwort für eine bestimmte Orientierung o , unterhalb dessen Phasenkongruenzwerte bestraft werden, und g_o ist der Verstärkungsfaktor für eine bestimmte Orientierung o , der die Stärke des Grenzwerts reguliert. $s_o(x)$ in Gleichung (2-6) ist ein Maß der Filterantwort, das aufgrund der Normierung durch die Anzahl der Maßstäbe N zwischen 0 und 1 variiert. $A_{max}(x, y)$ ist die Amplitude des Filterpaares mit maximaler Antwort bei x und y , und ε wird verwendet, um eine Division durch Null in Gleichung (2-7) zu vermeiden.

$$W_o(x) = \frac{1}{1 + \exp(g_o \cdot (c_o - s_o(x, y)))} \quad (2-6)$$

$$s_o(x) = \frac{1}{N} \left(\frac{\sum_n A_n(x, y)}{A_{max}(x, y) + \varepsilon} \right) \quad (2-7)$$

Nach dieser kurzen Beschreibung der PK wird nun ihre Anwendung für die hier vorliegende Anwendung beschrieben. Die ursprüngliche Implementierung von (Kovesi 1999) empfahl die Verwendung von 4 Maßstäben (Skalen) und 6 Orientierungen basierend auf Log-Gabor-Filtern. Die Rauschschwelle, der Parameter T_o in Gleichung (2-5), wird anhand des Medianwerts der Summe der Amplitudenantworten aller Skalen berechnet. Der Cut-Off-Wert der Gewichtungsfunktion, Parameter c in Gleichung (2-6), wird auf 0,5 festgelegt.

Viele Anwendungen, wie Stereo-Matching, Bewegungsverfolgung und Bildregistrierung, erfordern eine genaue Erkennung von sogenannten "Ecken" in Bildsequenzen, z.B. (Harris & Stephens 1988). Kovesi entwickelte einen neuen für PK geeigneten Ecken- und Kantendetektor (Kovesi 2003). Zur Ableitung von Ecken- und Kanteninformationen verwendet dieser Operator die primären Momente der Phasenkongruenzinformationen. Er schlägt vor, unter Verwendung von Gleichung (2-5) die Phasenkongruenz in jeder Orientierung separat zu berechnen, dann werden die Momente der Phasenkongruenz berechnet und die Variation der Momente als Funktion der Orientierung untersucht. Die primäre Achse, die der Achse entspricht, um die das Moment minimiert ist, zeigt die Orientierung des Merkmals an. Die Größe des maximalen Moments, das dem Moment um eine Achse senkrecht zur Hauptachse entspricht, zeigt die Bedeutung des Merkmals an und kann als Kante kategorisiert werden. Wenn das minimale Moment ebenso groß ist, bedeutet dies, dass der Merkmalspunkt eine starke 2D-Komponente hat und als Ecke einzustufen ist.

Für jeden Punkt im Bild werden drei verschiedene Komponenten berechnet, wie in den Gleichungen (2-8), (2-9) und (2-10) dargestellt.

$$a = \sum_{\theta} (PC(\theta) \cos(\theta))^2 \quad (2-8)$$

$$b = 2 \sum_{\theta} PC(\theta) \cos(\theta) PC(\theta) \sin(\theta) \quad (2-9)$$

$$c = \sum_{\theta} (PC(\theta) \sin(\theta))^2 \quad (2-10)$$

wobei sich $PC(\theta)$ auf den Phasenkongruenzwert bezieht, der bei der Orientierung θ bestimmt wurde, und die Summe über die diskrete Menge der verwendeten Orientierungen (in der Regel sechs) gebildet wird. Der Winkel der Hauptachse Φ (Gleichung 2-11) ist gegeben durch

$$\Phi = \frac{1}{2} \operatorname{atan2} \left(\frac{b}{\sqrt{b^2 + (a-c)^2}}, \frac{a-c}{\sqrt{b^2 + (a-c)^2}} \right) \quad (2-11)$$

Das maximale und das minimale Moment, M bzw. m , sind gegeben durch, s. auch Abb. 2-2

$$M = \frac{1}{2} \left(c + a + \sqrt{b^2 + (a-c)^2} \right) \quad (2-12)$$

$$m = \frac{1}{2} \left(c + a - \sqrt{b^2 + (a-c)^2} \right) \quad (2-13)$$

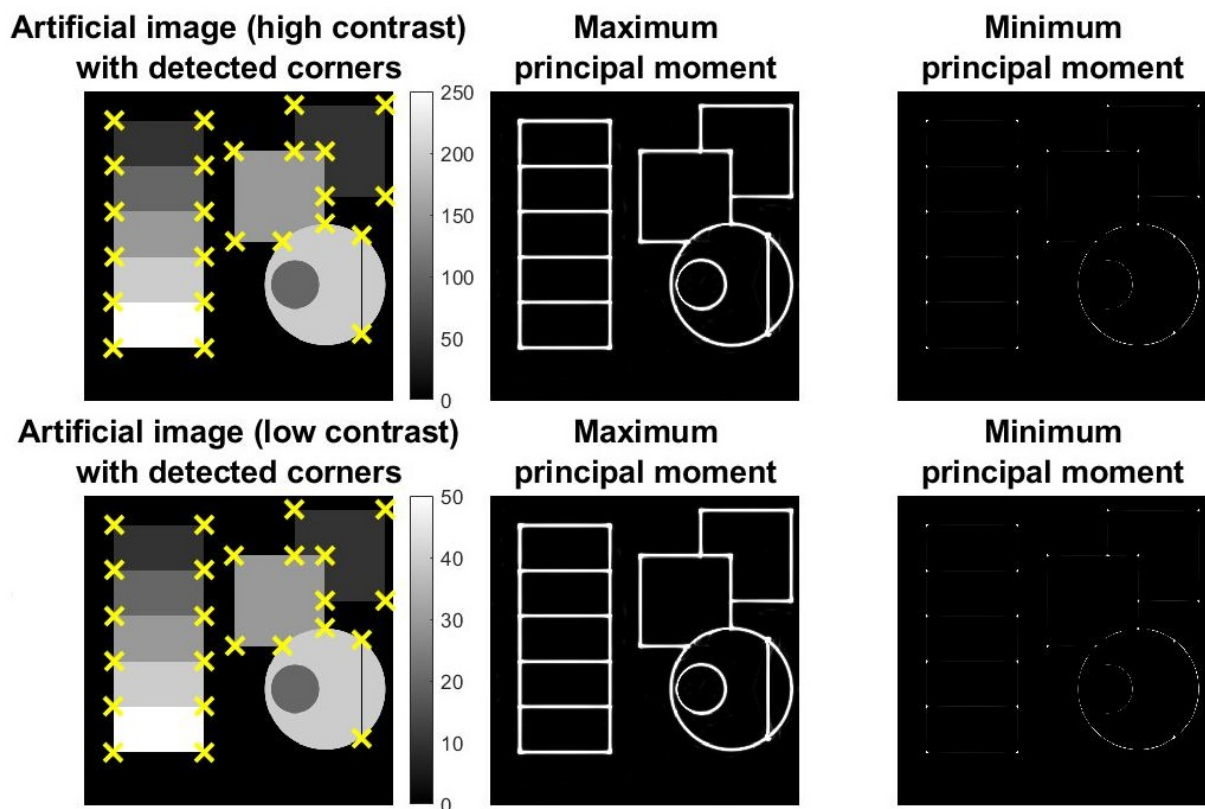


Abbildung 2-2 Maximale und minimale Momente eines künstlichen Bildes: die obere Reihe zeigt ein Beispiel eines Bildes mit hohem Kontrast und seinen Momenten in der zweiten und dritten Spalte; die untere Reihe zeigt ein Beispiel eines Bildes mit niedrigem Kontrast und seinen Momenten

2.2.2.2. Bündelausgleichung

Ein photogrammetrisches Standardverfahren, das als Bündelausgleichung (BA) bekannt ist, wird verwendet, um den Parameter der äußeren Bildorientierung (BO) und die

Objektkoordinaten von Verknüpfungspunkten aus der Beobachtung zu schätzen, die im Bildraum gemessen werden. Die grafische Darstellung der BA ist in Abbildung 2-3 zu sehen. Der Prozess der Bündelausgleichung beinhaltet häufig die Integration der Daten verschiedener Sensoren, wie z. B. der von GNSS/IMU, sowie zusätzlicher Informationen, wie z. B. 3D-Koordinaten von Bodenkontrollpunkten (GCPs).

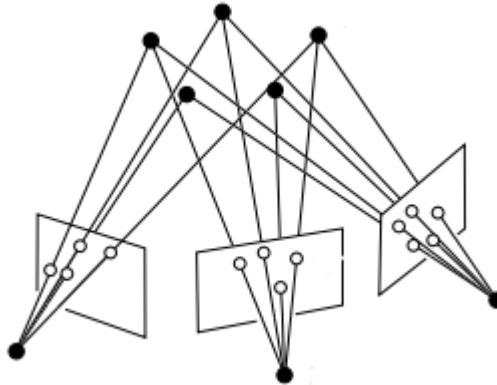


Abbildung 2-3 Ein Bündelblock (Förstner & Wrobel 2016)

Auf der Grundlage nichtlinearer Beziehungen zwischen Beobachtungen und Unbekannten erfordert die Schätzung der Bilder in einem Block durch BO eine iterative Lösung. Die BA nutzt die zugrundeliegenden nichtlinearen funktionalen Beziehungen (Gl. 2-15) zur iterativen Schätzung der Unbekannten unter der Annahme, dass die Bedingungen des Gauß-Markov-Modells (Gl. 2-14) erfüllt sind (Förstner & Wrobel 2016).

$$l + v = F(x) + a \quad (2-14)$$

Die bekannten Kollinearitätsgleichungen liefern das mathematische Modell, das die Bildkoordinaten (u, v) mit den Parametern der inneren und äußeren Orientierung und mit den Objektkoordinaten X, Y und Z verknüpft (Gl. 2-15).

$$\begin{aligned} u &= u_0 - c \frac{r_{11}(X - X_0) + r_{21}(Y - Y_0) + r_{31}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \\ v &= v_0 - c \frac{r_{12}(X - X_0) + r_{22}(Y - Y_0) + r_{32}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \end{aligned} \quad (2-15)$$

Die BO eines Bildes wird durch die Koordinaten X_0, Y_0, Z_0 des Projektionszentrums sowie durch die Elemente r_{ij} einer Rotationsmatrix definiert, die von den drei Rotationswinkeln ω, φ und κ abhängig ist. Die Kamerakonstante c und die Koordinaten des Hauptpunktes u_0 und v_0 werden als Parameter für die innere Orientierung bezeichnet.

Die in die BA einfließenden Beobachtungen sind:

- $l_{tp} = (u, v)_{tp}$ Bildkoordinaten der Verknüpfungspunkte
- $l_{cp} = (u, v)_{cp}$ Bildkoordinaten von Kontrollpunkten oder Bodenkontrollpunkten

- $l_{gcp} = (X, Y, Z)_{gcp}$ direkte Beobachtung der Objektkoordinaten eines GCP
- $l_{eo} = (X_0, Y_0, Z_0, \omega, \varphi, \kappa)$ direkte Beobachtung der BO von Bildern.

Diese Beobachtungen werden zur Schätzung der folgenden Unbekannten verwendet:

- $x_{eo} = (X_0, Y_0, Z_0, \omega, \varphi, \kappa)$ Parameter der BO für jedes Bild
- $x_{tp} = (X, Y, Z)_{tp}$ Objektraumkoordinaten jedes Verknüpfungspunktes
- $x_{gcp} = (X, Y, Z)_{gcp}$ Objektraumkoordinaten jedes GCP

2.2.3. Ansatz in dieser Studie

In der photogrammetrischen Verarbeitung steht hier die multimodale Bildzuordnung im Mittelpunkt, da für dieses Thema keine Standardlösung existiert. Unter Berücksichtigung des vorrangigen Ziels der Darstellung einer Szene sowohl im optischen als auch im TIR-Spektralbereich wird eine mehrstufige Verarbeitungsphase vorgeschlagen. Die Erzeugung von Orthomosaikbildern beider Bildtypen erfolgt durch Projektion der Bilddaten auf das 3D-Modell, das ausschließlich aus den optischen Bildern rekonstruiert wurde, nachdem die äußere Orientierung beider Bildtypen festgelegt wurde.

Eine Voraussetzung zur Nutzung der BA sind Verknüpfungspunkte (tie points), d. h. Korrespondenzen von Positionen innerhalb der Überlappungsbereiche benachbarter Bilder. Ziel des multimodalen Tie-Point-Matching ist die Berechnung von Punktkorrespondenzen zwischen einem optischen und einem TIR-Bild. Mit Hilfe der Phasenkongruenz (PK), s.o., wird der multimodale Abgleich im Frequenzbereich durchgeführt. Mit den Korrespondenzen aus dem multimodalen Tie-Point-Matching ist es möglich, die äußere Orientierung von optischen und TIR-Bildern im selben Block mit Hilfe der gemeinsamen Bündelgleichung (Joint Bundle Adjustment, JBA) zu schätzen. Die JBA hat zwei Vorteile: Sie ermöglicht die Zusammenführung von TIR- und optischen Bildern in einem einzigen Block, was eine umfassende Analyse der beobachteten Szene ermöglicht, und sie verbessert die geometrische Genauigkeit einer rekonstruierten Szene, wie im experimentellen Teil gezeigt wird. Im Anschluss an JBA wird ein 3D-Modell erstellt, für das nur die optischen Bilder verwendet werden. Danach werden die TIR-Bilder mit Hilfe dieses 3D-Modell orthoprojiziert.

2.2.3.1. Multimodale Bildzuordnung

Im Folgenden wird die in dieser Studie angewandte Methode zur multimodalen Bildzuordnung vorgestellt. Wegen des großen Modalitätsunterschieds zwischen den beiden Bildtypen liefern herkömmliche Algorithmen keine brauchbaren Ergebnisse. In dieser Studie wird vorgeschlagen, die Phasenkongruenz (PK) als gemeinsamer Repräsentation für beide Bildmodalitäten zu verwenden. Phasenkongruenzwerte sind normierte Größen ohne Einheiten. Wenn die Momente der PK auf die Anzahl der Orientierungen normiert werden, variieren sie ebenfalls zwischen 0 und 1. Folglich können die minimalen und maximalen Phasenkongruenzmomente verwendet werden, um zu bestimmen, ob es sich um einen wesentlichen Rand und/oder Eckpunkt handelt. Der in dieser Studie vorgeschlagene Ansatz zur Erkennung von Kanten orientiert sich an der von Canny entwickelten Kantendetektionstechnik mittels Hystereseschwellwerten (Canny 1986); im Gegensatz zu Canny nutzt die vorgeschlagene Methode die maximalen Momente M (Gl. (2-12)) und den Winkel der Hauptachse Φ (Gl. (2-11)) anstelle der Bildgradientenamplitude und der Gradientenwinkel.

Die gefundenen Kanten werden mittels Edge Histogram Descriptor (EHD) (Mouats & Aouf 2013) beschrieben. Das grundlegende Konzept von EHD ist in Abbildung 2-4 dargestellt und funktioniert wie folgt: Aus der Kantenkarte wird ein Bereich von $N \times N$ Pixeln extrahiert, der auf einen Point of Interest (POI) zentriert ist. Lokale räumliche Maxima aus den maximalen und minimalen Momenten der PK, siehe Gleichungen (2-12) und (2-13), werden als POIs betrachtet. Lokale Kantenhistogramme werden für jeden Bildausschnitt erstellt, der in $4 \times 4 = 16$ Unterregionen unterteilt ist. Die fünf untersuchten Kantenarten sind horizontal, vertikal, 45° diagonal, 135° diagonal und isotrop (Kante ohne Orientierung). Dementsprechend gibt es vier Richtungshistogramm-Bins und ein Nicht-Richtungs-Bin. Der letzte Bereich entspricht den Stellen, an denen es keine Kanten gibt. Um die oben genannten Kantenausrichtungen zu erkennen, werden fünf Filter verwendet, wie in Abbildung 2-4 dargestellt. Jedes Pixel in jeder Teilregion trägt zum Histogramm bei, und der Filter mit der höchsten Reaktion wird ausgewählt, um für die entsprechende Bin zu stimmen. Anschließend wird der Histogrammvektor mit 80 Bins ($4 \times 4 \times 5$) normalisiert. Der Deskriptor stellt schließlich die räumliche Verteilung der Kanten der Region dar. In dieser Studie werden die Merkmalsvektoren auf POIs mit Hilfe des EHD-Ansatzes berechnet. Alle lokalen Maxima der minimalen Momente m (Gl. (2-13)), die mit Ecken verbunden sind, und alle lokalen Maxima der maximalen Momente M (Gl. (2-12)), die mit Kanten verbunden sind, werden einem POI zugeordnet.

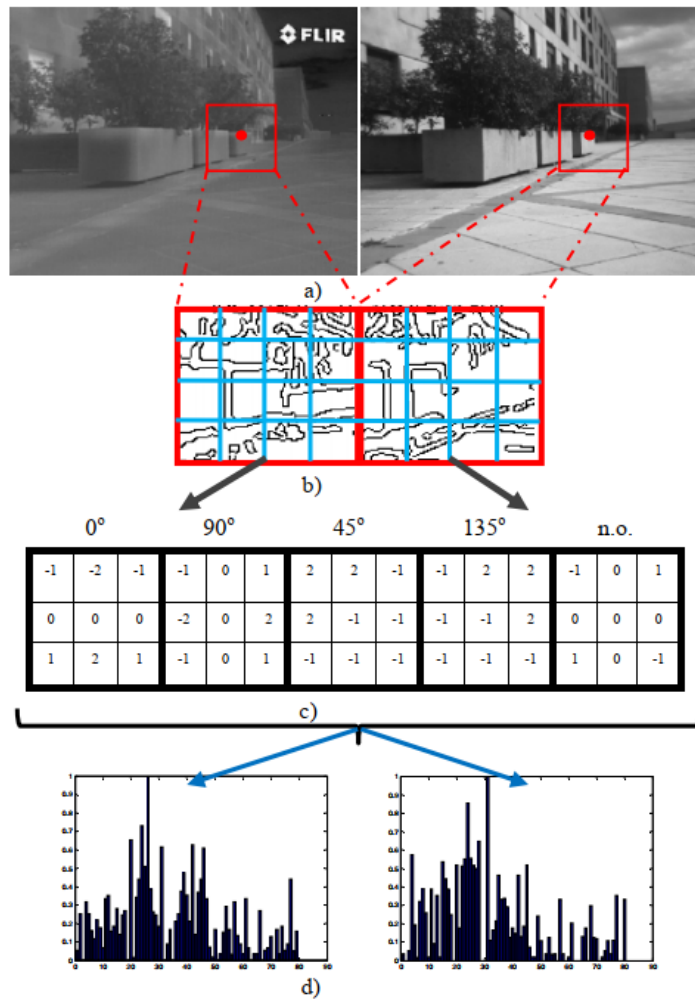


Abbildung 2-4 EHD-Extraktion (Mouats & Aouf 2013): a) ein Paar von TIR-Bildern (links) und optischen Bildern (rechts); b) Kantenkarten; c) fünf spezielle Filter; d) der Deskriptor des TIR-Bildes (links) und der Deskriptor des optischen Bildes (rechts)

Der Kosinusabstand (Gl. 2-16), der üblicherweise beim Vergleich von Wavelet-basierten Deskriptoren verwendet wird, dient als Ähnlichkeitsmaß für die Zuordnung. Jeder Deskriptor im optischen Bild ($D_{\square}^{OP}$) an einer bestimmten Stelle (x_i^{OP}, y_i^{OP}) wird mit allen Deskriptoren ($D_{\square}^{TIR}$) im TIR-Bild innerhalb eines kreisförmigen Bereichs mit Zentrum (x_i^{TIR}, y_i^{TIR}) und Radius c_r (Gl. 2-17) verglichen. Eine ausführliche Diskussion und Erläuterung zum Suchradius c_r findet sich im folgenden Kapitel 2.2.3.2.

$$dist(D_k^{TIR}, D_n^{OP}) = 1 - \frac{\sum_j d_j^{TIR} d_j^{OP}}{\sqrt{\sum_j (d_j^{TIR})^2 \sum_j (d_j^{OP})^2}} \quad (2-16)$$

wobei (D_k^{TIR}, D_n^{OP}) die Deskriptoren der zu vergleichenden POIs sind, während die Indizes k und n die entsprechenden POIs bezeichnen. Das Merkmal im TIR-Bild mit minimalem Abstand zu einem bestimmten Merkmal im optischen Bild wird als potenzielle Übereinstimmung

ausgewählt. Dann wird ein Schwellwert verwendet, um die stärksten Übereinstimmungen zu berücksichtigen.

2.2.3.2. Gemeinsame Bündelausgleichung

In der gemeinsamen Bündelausgleichung werden die optischen und TIR-Bilder im Block über Verknüpfungspunkte verbunden, die mit PK- und EHD-Methoden extrahiert werden. Weiterhin werden mehrere Annahmen getroffen:

- Die inneren Orientierungen der beiden Kamertypen sind aus einer Kamerakalibrierung bekannt.
- Optische und TIR-Kamera werden gemeinsam auf einem UAV betrieben und starr miteinander verschraubt. Eine Stereokalibrierung stellt die geometrische Beziehung zwischen der optischen und der TIR-Kamera her; die Bilderfassung wird synchronisiert.
- Eine Standard-Bündelausgleichung wird zuerst für jeden Bildtyp separat durchgeführt, was zu 3D-Modellen für den optischen bzw. den thermischen Block führt. Somit sind die äußere Orientierung und insbesondere die relativen Drehungen zwischen den einzelnen Bildtypen im Block verfügbar. Es ist zu beachten, dass die Verknüpfungspunkte dieser separaten Bündel nicht für die multimodale Bildzuordnung verwendet werden können, da keine gemeinsamen Punkte zwischen den Bildtypen extrahiert wurden.

Ein vereinfachtes Diagramm der vorgeschlagenen Technik ist in Abbildung 2-5 dargestellt. Die vorgeschlagene Technik kann in drei Hauptteile unterteilt werden, die in den folgenden Abschnitten erläutert werden.

Zunächst werden multimodale Korrespondenzen zwischen Stereopaaren hergestellt, die in der ersten Stufe verwendet werden. In Abbildung 2-5 sind diese Korrespondenzen durch einen roten Link gekennzeichnet. Der Maßstabsunterschied zwischen optischen und TIR-Bildern wird durch die Verwendung einer unterschiedlichen Fenstergröße für die Merkmalsextraktion während der EHD-Phase berücksichtigt. Es wird eine begrenzte Suchregion im TIR-Bild bestimmt, in der sich für jeden POI x_{op} aus dem optischen Bild übereinstimmende Kandidaten befinden, wie in Abbildung 2-6 dargestellt. Die Suchregion wird definiert, indem x_{op} mit dem entsprechenden Punkt X im Objektraum verbunden wird, der durch die Lokalisierung des Schnittpunkts des Strahls durch x_{op} und des 3D-Modells definiert ist, das allein aus der photogrammetrischen Verarbeitung der optischen Bilder abgeleitet wurde. Nach der Berechnung der 3D-Koordinaten wird der Punkt X in die Bildebene des TIR-Bildes projiziert, um x_{tir} zu berechnen und die Suchregion mit dem Radius c_r zu definieren. Eine kurze Darstellung des Verfahrens ist in Abbildung 2-6 zu sehen, während der Suchraum c_r in Gleichung 2-17 definiert ist. Die Größe des Suchbereichs für einen Punkt in einem TIR-Bild basiert auf drei Komponenten, wie bereits im vorherigen Abschnitt erwähnt. Die mathematische Formulierung wird durch Gleichung 2-17 dargestellt, die Folgendes umfasst: b ist die Basislänge im Bildraum, Z_p ist die Flughöhe über dem Boden und ΔZ steht für die Höhenvariation oder Höhenunsicherheit.

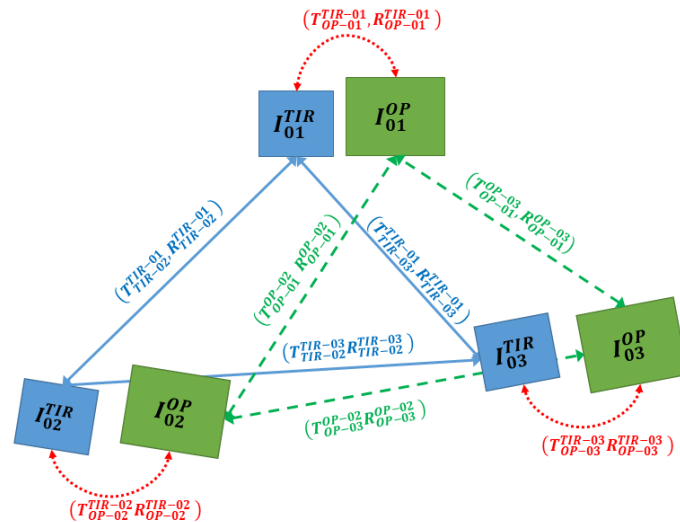


Abbildung 2-5 Festlegung von Verknüpfungspunkten: blaue Blöcke: TIR-Bilder; grüne Blöcke: optische Bilder; rote Linien: multimodale Beziehungen, grüne und blaue Linien: Beziehungen zwischen einzelnen Modalitäten; Beziehungen besteht aus relativer Rotation (R) und Translation (T) (unterer Index: Quelle, oberer Index: Ziel)

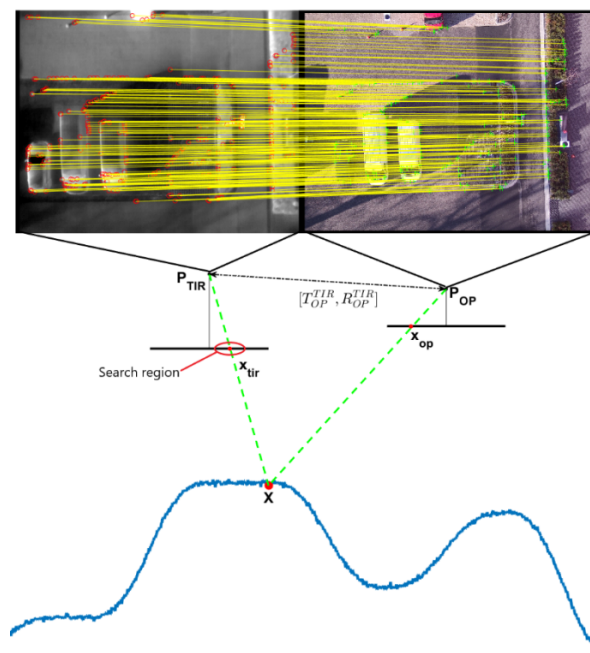


Abbildung 2-6 Bildzuordnung: linkes Bild - TIR, rechtes Bild – optisch; P: Projektionszentrum; x: Verknüpfungspunkt im Bildraum; X: 3D-Punkt im Objektraum; blaue Linie: 3D-Szene; $[T_{OP}^{TIR}, R_{OP}^{TIR}]$: aus Stereokalibrierung abgeleitete Translation und Rotation

$$c_r \approx b \cdot \frac{\Delta Z}{Z_p} \quad (2-17)$$

Der zweite Teil der Ermittlung der Verknüpfungspunkte besteht aus einer Punktübereinstimmung auf der Grundlage von PK und EHD, und zwar für jeden Bildtyp

getrennt. In Abbildung 2-5 sind diese Korrespondenzen für optische Bilder grün und für TIR-Bilder blau dargestellt. Einer der wichtigsten zu berücksichtigenden Faktoren ist, dass es sich bei den POIs um dieselben handelt wie in der Phase, in der es um multimodale Korrespondenzen ging, um die Möglichkeit zu schaffen, multimodale Mehrstrahlpunkte über den gesamten Bildblock zu erzeugen.

Um die Ähnlichkeit von Merkmalen berechnen, wird wieder die Kosinusdistanz (Gl. 2-16) verwendet, zur Ausreißerelimination wird der bekannte RANSAC Algorithmus (Fischler & Bolles 1981) eingesetzt.

Multimodale Punktübereinstimmungen werden in der dritten und letzten Phase unter Verwendung von drei Punktmengen verfolgt: optische Punktmenge (Teil der zweiten Phase), TIR-Punktmenge (Teil der zweiten Phase) und aus Stereokorrespondenzen abgeleitete Punktmenge (erste Phase). Im Kontext dieser Studie bezieht sich der Begriff "Punktverfolgung" auf den Prozess der Lokalisierung von Punkttupeln in mehreren Bildern in einem Bildblock, und die verfolgten multimodalen Verknüpfungspunkte werden in Verbindung mit den Verknüpfungspunkten der einzelnen Modalitäten als Beobachtungen in der JBA verwendet.

2.2.4. Experimente und Ergebnisse

In diesem Projekt wurde ein DJI2 M200 UAV verwendet, ein vertikal startender und landender (VTOL) Quadrocopter, der mit GNSS-Empfänger, inertialer Messeinheit (IMU) und Barometer ausgestattet ist. Als Kamerasystem kam das DJI Zenmuse XT2 zum Einsatz. Das kardanis stabilisierte Dual-Sensor-Design kombiniert eine radiometrische Wärmebildkamera von FLIR und eine optische CMOS-Kamera, um Wärme- und visuelle Bilddaten zu erfassen. Der ungekühlte FLIR-Wärmebildsensor hat eine Auflösung von 640x512 Pixeln, während die optische Kamera über einen 12MP-Sensor mit 3000x4000 Pixeln Sensorauflösung verfügt. Die DJI Zenmuse XT2 wird mit zwei Micro SD-Karten für die Speicherung von optischen und thermischen Daten geliefert. Tabelle 1 zeigt den detaillierten Parametersatz für jeden Sensortyp, der in der DJI Zenmuse XT2 eingebaut ist.

Tabelle 2-1: DJI XT2 Kameraparameter

PARAMETER	OPTICAL KAMERA	IR KAMERA
SENSORGRÖSSE	4000x3000	640x512
PIXELGRÖSSE	1.56 μm	17 μm
WELLENGESCHWINDIGKEIT	Visible	7.5-13.5 μm
FOKUSABSTAND	8 mm	13 mm
APERTUR	$f/2.8$	$f/1.25$
GESICHTSFELD	57.12°(H)x42.44°(V)	45°(H)x37°(V)

Es wurde eine geometrische Kalibrierung des optischen und des Infrarot (IR)-Sensors durchgeführt, um die Lösung (a), s.o., zu bewerten. Das Festlegen der Parameter für die interne Orientierung einer Kamera wird als "Kamerakalibrierung" bezeichnet. Im Vergleich zur Kalibrierung einer optischen Kamera ist die Herstellung einer Zieltafel für eine IR-Kamera mit hohem Wärmekontrast schwierig. Um TIR-Bilder mit hohem thermischem Kontrast zu erzeugen,

wurde eine Aluminiumplatte mit schwarzen Quadraten hergestellt. Die Platte blieb während des gesamten Kalibrierungsverfahrens unbewegt und nach oben gedreht, damit das kalte Abbild des Himmels auf dem Metallteil der Platte aufgezeichnet werden konnte. Wie in Abbildung 2-7 zu sehen ist, konnte durch die Verwendung von dunkler Farbe, die das Emissionsvermögen der Platte erhöht, ein effektiver Wärmeunterschied erzielt werden.

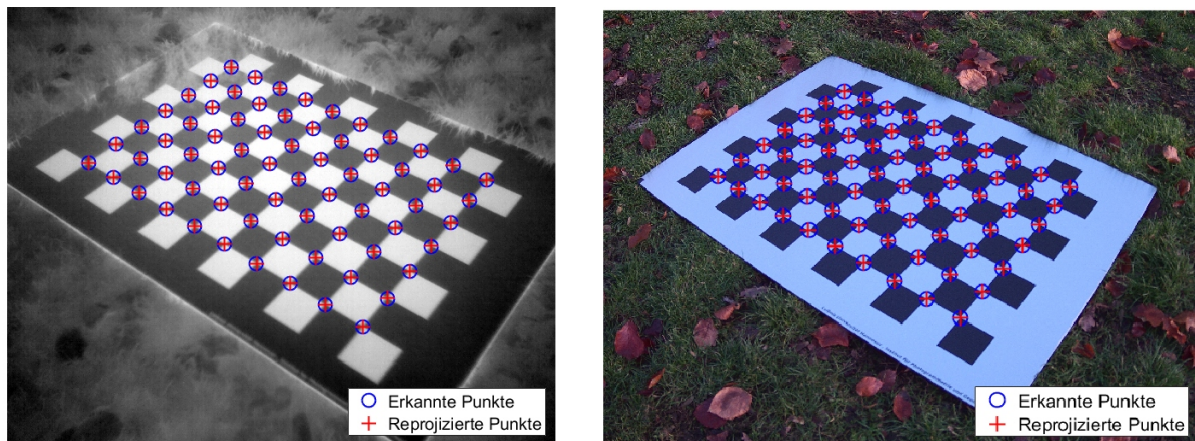


Abbildung 2-7: DJI Zenmuse XT2 Bilder des Kalibrierungstestfeldes. Links: TIR-Bild, rechts: optisches Bild. Beide Bilder enthalten erkannte Ecken, die als Eingabe für die Kalibrierung dienen.

Für eine numerische Bewertung der vorgeschlagenen Methode im Zusammenhang mit multimodalem Bildabgleich und JBA wurde eine UAV-Befliegung mit in der Szene platzierten GCPs durchgeführt. Ausgehend von einer Pixelgröße von $17 \mu\text{m}$ und einer Brennweite von 13 mm wurde die Flughöhe auf 30 Meter über dem Boden festgelegt. Daraus ergab sich eine GSD von 3,9 cm für die TIR-Bilder, während die entsprechende GSD der optischen Bilder 0,71 cm betrug. Die Überlappung in Flugrichtung betrug 80 % und 80 % zwischen den Aufnahmen. Insgesamt wurden 152 Bildpaare, bestehend aus den optischen und den TIR-Bildern, im Flug mit 10 Streifen aufgenommen, wie in Abbildung 2-8 dargestellt. Die Beispiele für die sechs GPCs (weiße Tafeln mit schwarzem Kreis) sind in Abbildung 2-9 zu sehen, die auch das Untersuchungsgebiet zeigt. Die GCP-Messungen wurden mit RTK-GNSS-Geräten durchgeführt. Die schwarzen Kreise sind auf den optischen Bildern deutlich zu erkennen. Andererseits verändert die schwarze Farbe den Emissionsgrad der Platte, was zu einem Kontrast bei der Kreiserkennung in den TIR-Bildern führt. Die Beobachtung der GCP im Bildraum, die als Zentrumsmessung dient, erfolgte automatisch durch Anwendung einer kantenbasierten Ellipsenschätzungsmethode.

Nach der detaillierten Beschreibung der PK-Konstruktion liegt der Schwerpunkt im Folgenden auf der Demonstration der PK-Anwendung für die multimodale Bildzuordnung. Die ursprüngliche Implementierung von Kovesi empfahl die Verwendung von vier Frequenzen (Skalen) und sechs Orientierungen für die Filterbank, basierend auf log-Gabor-Wavelets. Die Rauschschwelle, Parameter T_o , siehe Gleichung (2-5), wird anhand des Medianwerts der Summe der Amplitudenantworten aller Skalen berechnet. Der Grenzwert der Gewichtungsfunktion, Parameter c , siehe Gleichung (2-6), wird auf 0,5 festgelegt.

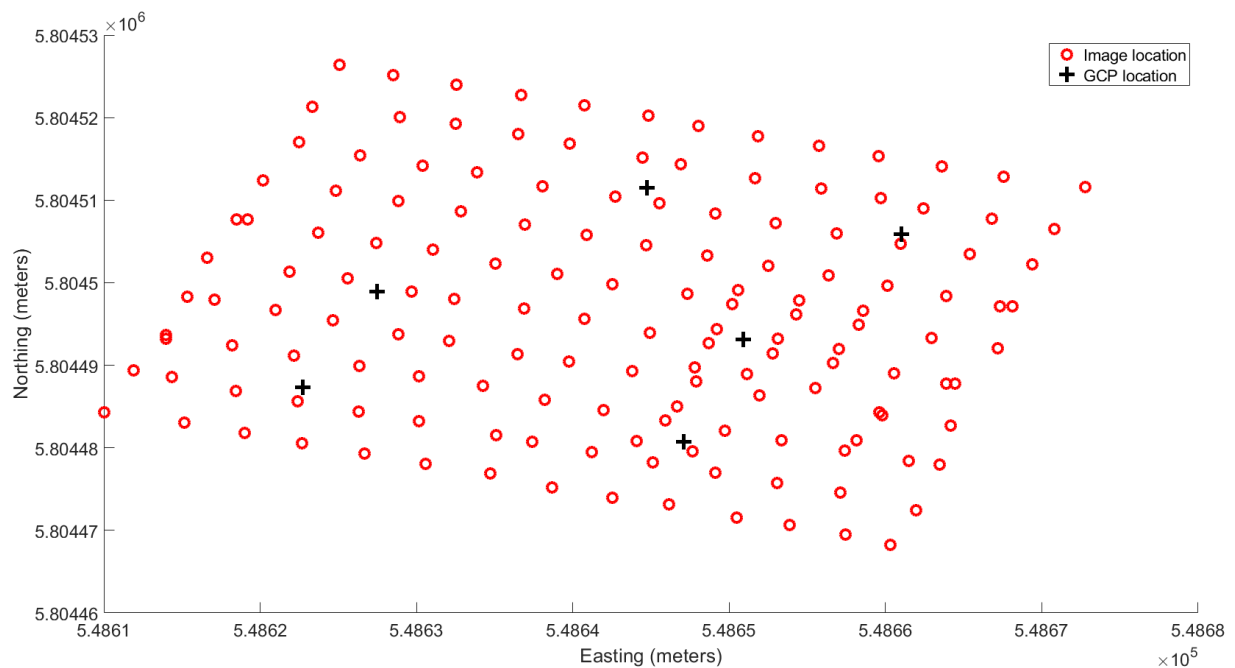


Abbildung 2-8 Lage der Projektionszentren der optischen Bilder, gemessen durch das GNSS des UAVs in Verbindung mit der Lage der GCPs (schwarze Kreuze)



Abbildung 2-9 Optisches Orthomosaik des untersuchten Gebiets mit den durch rote Kreise markierten GCPs

Abbildung 2-10 zeigt in der ersten Spalte Testbilder im sichtbaren und im IR-Spektrum derselben Szene; die PK beider Bilder ist in der zweiten Spalte dargestellt, während die dritte Spalte vergrößerte Regionen zeigt, die in der ersten Spalte durch rote Rechtecke gekennzeichnet sind. Für das TIR-Bild hat die PK praktisch jede signifikante Kante erhalten und

den Großteil des Rauschens aus einheitlichen Bereichen entfernt. Für das optische Bild ist die Situation in Bezug auf die Objektkanten ähnlich; allerdings enthält die PK auch viele Details, insbesondere die Texturdarstellung; diese Details sind mit hohen Frequenzen im Bild verbunden. Die Verwendung der Standard-PK-Parameter führt dazu, dass der Darstellungsunterschied zwischen zwei PK immer noch erheblich ist, was zum Teil auf die unterschiedliche GSD der beiden Sensoren zurückzuführen ist. Abbildung 2-11 zeigt die Ergebnisse für bestimmte Filterbankeinstellungen für die PK-Berechnung, wobei die GSD-Differenz teilweise kompensiert wurde: Für die PK des TIR-Bildes wurden die Standardparameter verwendet, d. h. vier Skalen mit einer Startfrequenz von drei Pixeln. Für die PK des sichtbaren Bildes wurden fünf Skalen mit einer Startfrequenz von 10 Pixeln verwendet. Wie in der dritten Spalte von Abbildung 2-11 zu sehen ist, hat die PK des sichtbaren Bildes viel weniger hochfrequente Komponenten und ähnelt der PK des TIR-Bildes wesentlich mehr. Daraus ergibt sich, dass die Lücke in der Modalitätsdarstellung durch eine optimale Auswahl der PK-Berechnungseinstellungen für jeden Bildtyp verringert werden kann.

Die multimodale Bildzuordnung basiert auf der EHD (siehe Kapitel 2.2.3.1 und der Kosinus-Distanz (Gl. 2-16), gefolgt von RANSAC. Die Endergebnisse sind in Abbildung 2-12 dargestellt: Jeder entsprechende Punkt wurde einer Kante oder einer Ecke zugeordnet. Da die GSD der Kameras aufgrund von Unterschieden bei Brennweite und Pixelgröße variiert, ist daher eine skaleninvariante Zuordnung erforderlich, die durch unterschiedliche Fenstergrößen für die EHD-Extraktion erreicht wird. Für die TIR-Bilder wird ein 48x48-Pixel-Fenster verwendet, die EHD der sichtbaren Bilder wird dagegen aus einem 240x240-Pixel-Fenster extrahiert. Dieses Verhältnis der EHD-Fenstergrößen wurde auf der Grundlage des GSD-Verhältnisses festgelegt.

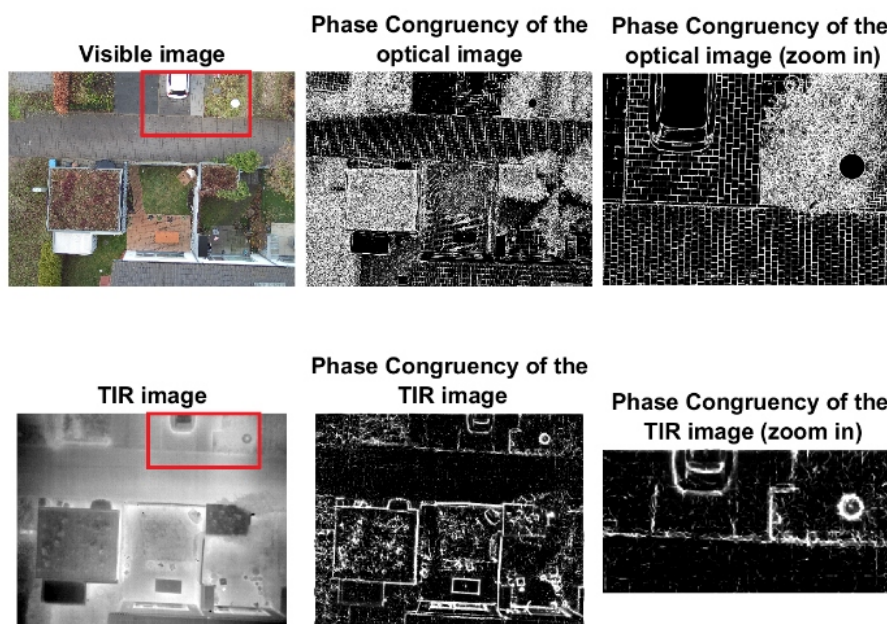


Abbildung 2-10 Phasenkongruenz von TIR- und sichtbaren Bildern mit Standardparametern

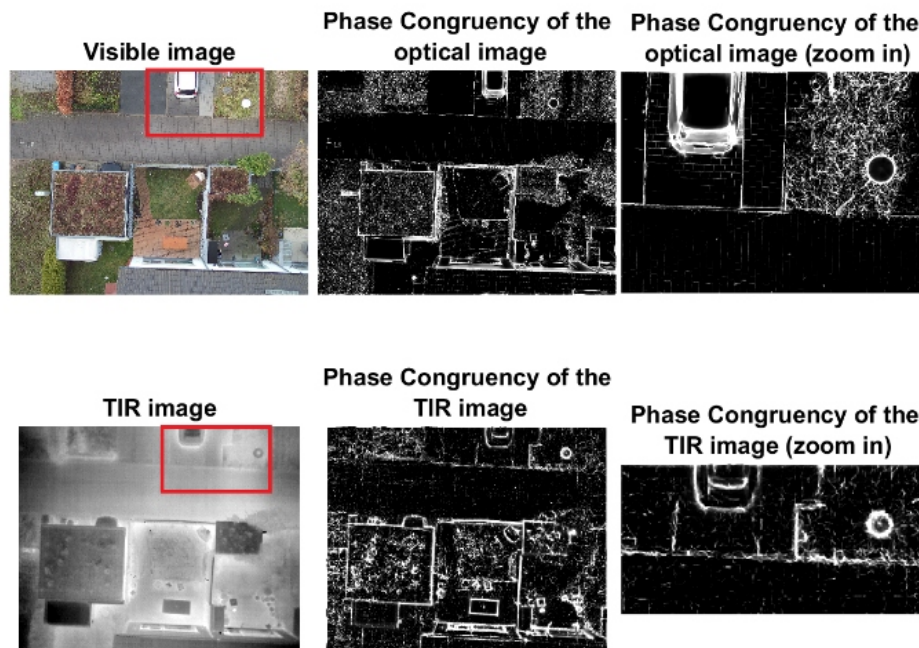


Abbildung 2-11 Phasenkongruenz von TIR- und sichtbaren Bildern mit optimierten Parametern

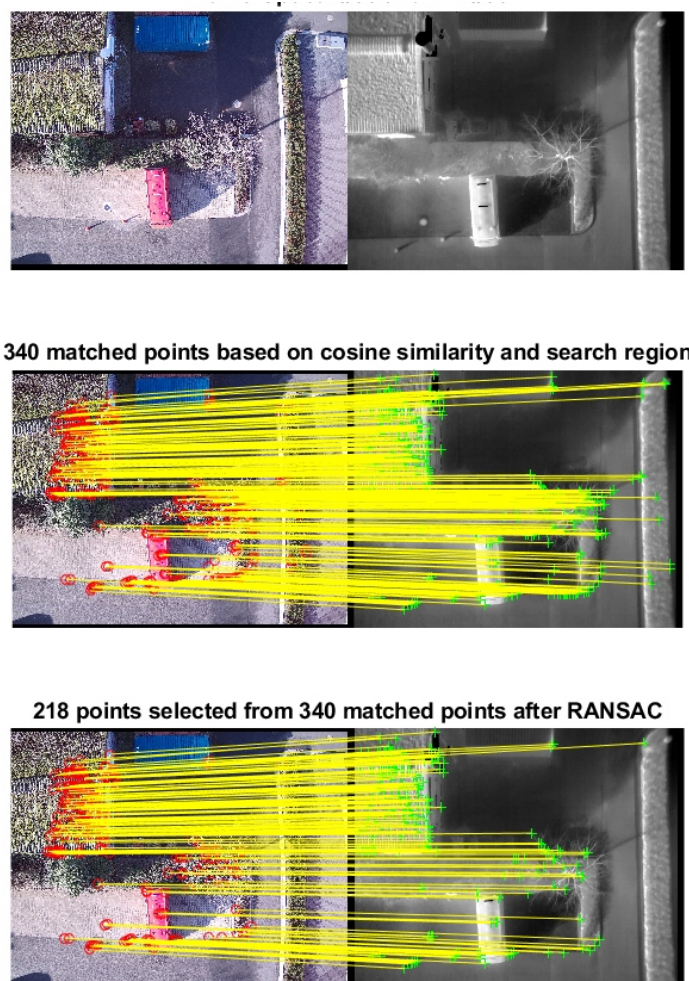


Abbildung 2-12 Bildzuordnung der Verknüpfungspunkte - Beispiel mit multimodalen Bildern (optische Bilder in der linken Spalte, TIR-Bilder in der rechten Spalte)

In der abschließenden Phase der Bildzuordnung wird eine Tupelbildung über die drei Gruppen von Verknüpfungspunkten durchgeführt. Insgesamt wurden in den Bildern ca. 111.000 Verknüpfungspunkte gefunden, von denen ca. 93.500 Punkte ausschließlich in den optischen Bildern, ca. 7.500 Punkte nur in den TIR-Bildern und ca. 10.000 Punkte in beiden Bildtypen vorkamen. In der JBA werden nur diejenigen Verknüpfungspunkte verwendet, die in beiden Bildmodalitäten vorkommen. Abbildung 2-13 zeigt ein Histogramm als Funktion der Projektionsstrahlen pro Objektpunkt. Auch wenn Punktkorrespondenzen, die zum Stereopaar mit nur zwei Projektionsstrahlen gehören, für die überwiegende Mehrheit der Tupel verantwortlich sind, gibt es dennoch eine ausreichende Anzahl von Punkten, die mehr als zwei Projektionsstrahlen haben, um einen geometrisch stabilen Block bilden zu können.

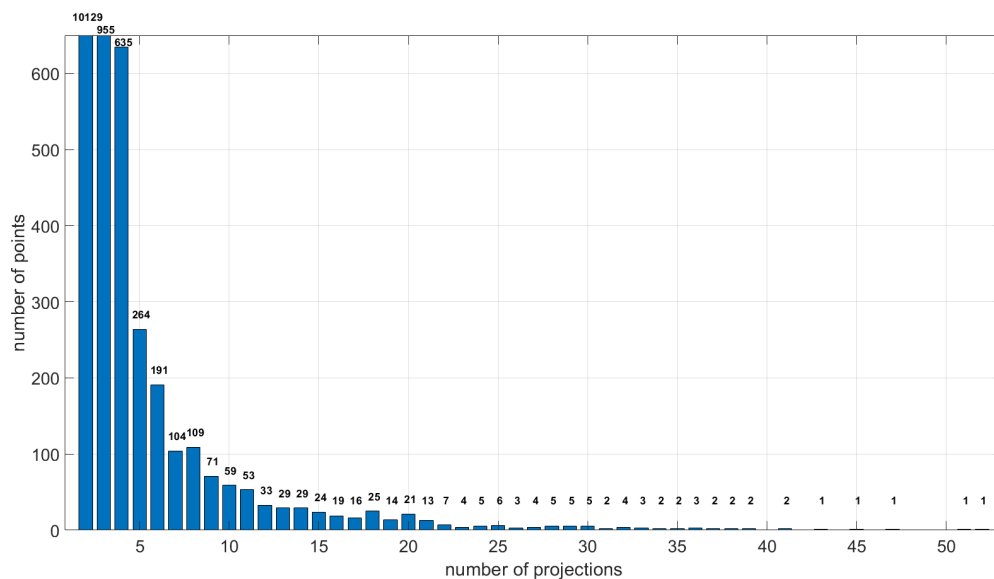


Abbildung 2-13 Histogramm der Anzahl an Verknüpfungspunkten in Abhängigkeit von der Anzahl der Projektionsstrahlen

Im nächsten Abschnitt werden die Ergebnisse der JBA vorgestellt. Um die vorgeschlagene Methode zu bewerten, wurden zahlreiche Experimente durchgeführt. In jedem dieser Experimente lagen als Beobachtungen für die BA die Bildkoordinaten aller zugehörigen Ankerpunkte, die Bildkoordinaten der sechs GCPs, die automatisch auf der Grundlage der Ellipsenschätzung gemessen wurden, und 3D-Koordinaten für die GCPs, die mit Hilfe eines RTK-GNSS-Systems gewonnen wurden, vor; jedem Beobachtungstyp wurde eine Standardabweichungen zugewiesen (s. Tabelle 2-2), Korrelationen wurden nicht berücksichtigt.

Zusätzlich wurden Positionsbeobachtungen von Projektionszentren der Bilder aus den GNSS-Messungen des UAVs gewonnen. Es wurden nur die Beobachtungen für Projektionszentren verwendet, Informationen über die Orientierungswinkel lagen nicht vor. Die Software Agisoft Metashape wurde für die photogrammetrische Verarbeitung verwendet.

Tabelle 2-2: In der BA verwendete Standardabweichungen der verschiedenen Beobachtungstypen

Typ	σ_{tp} [pix]	σ_{cp} [pix]	σ_{gcp} [cm]	σ_{eo-loc} [m]	σ_{eo-ori} [deg]
Wert	0.3	0.5	1	10	NA

Um die Auswirkungen der JBA besser zu verstehen, wurde eine Reihe von Experimenten durchgeführt. Jede BA wird nach einer Reihe von Kriterien bewertet: dem Fehler in den angepassten GCP-Koordinaten, der als Durchschnittswert in Zentimetern (cm) ausgedrückt wird; den Root Mean Square (RMS)-Werten der Bindungspunkt-Residuen im Bildraum; und den RMS-Werten der GCP-Rückprojektionsfehler im Bildraum, die als Durchschnittswert in Pixeln und in Mikrometern (μm) ausgedrückt werden.

Individuelle BAs für jede Bildmodalität (Experimente #1.1 und #1.2) dienen als Basis für den nachfolgenden Vergleich. Die Ergebnisse der beiden Experimente, die in der ersten und zweiten Spalte von Tabelle 2-3 dargestellt sind, zeigen, dass eine Subpixel-Genauigkeit für den Reprojektionsfehlern der GCPs erreicht wurde. Bemerkenswert ist, dass für $RMSE_{tir}$ mit einem Wert von 0,73 Pixeln im Vergleich zu $RMSE_{op}$ mit 1,29 Pixeln ein besseres Ergebnis erzielt wurde. In metrischen Einheiten sieht das Ergebnis allerdings anders aus: für die optischen Bilder wird eine höhere Genauigkeit erreicht als für die TIR-Bilder (1,31 cm gegenüber 3,26 cm). Die detailliertere Darstellung der Textur der beobachteten Szene und vor allem die kleinere GSD der optischen Bilder sind zwei Faktoren, die zu diesem Unterschied beitragen.

Tabelle 2-3 BA-Ergebnisse von optischen und TIR-Bildern, die getrennt verarbeitet wurden

	BA MIT OPTISCHEN BILDERN	BA MIT TIR- BILDERN
EXPERIMENT NR.	1.1	1.2
Err_{gcp} [cm]	1.31	3.26
$RMSE_{gcp-op}$ [pix]	0.79	---
$RMSE_{gcp-op}$ [μm]	1.45	---
$RMSE_{gcp-tir}$ [pix]	---	0.69
$RMSE_{gcp-tir}$ [μm]	---	11.65
$RMSE_{op}$ [pix]	1.29	---
$RMSE_{tir}$ [pix]	---	0.73

Das Experiment Nr. 2 (Tabelle 2-4), wurde durchgeführt, um die Leistungsfähigkeit der JBA zu bewerten. Während der JBA wurden beide Arten von Bildern verwendet, und die Bildbeobachtungen der GCPs dienen als Verknüpfungspunkte zwischen den verschiedenen Bildmodalitäten. Jeder GCP wurde in den optischen Bildern im Durchschnitt 36,3 mal beobachtet, und – wegen tlw. unterschiedlicher Abdeckung – 22,2 mal in den TIR-Bildern, was insgesamt $(36,3+22,2) \times 6$, d.h. etwa 350 multimodalen Verknüpfungspunkten im Bildraum entspricht. Die Experimente 2.1 bis 2.5 (Tabelle 2-4) sind die Ergebnisse der JBA unter

Verwendung von Verknüpfungspunkten aus der multimodalen Bildzuordnung und Bildkoordinaten von GCPs zur Verknüpfung. In jedem Experiment wurde auch untersucht, welchen Einfluss die Mindestanzahl der Projektionsstrahlen der multimodalen Verknüpfungspunkte (in Tabelle 2-4 mit P_{min} bezeichnet) auf die Ergebnisse der BA-Bewertung hat. Wie in Tabelle 2-4 zu sehen ist, ist es nicht überraschend, dass die Anzahl der multimodalen Verknüpfungspunkte (N_{mm}) abnimmt, wenn mehr Projektionsstrahlen pro Punkt ausgewählt werden.

Es ist sinnvoll, die Metriken, die sich auf die in Tabelle 2-4 gezeigten Ergebnisse beziehen, zu trennen, um eine möglichst vollständige Analyse durchführen zu können. Aus der Perspektive von Err_{gcp} ist es offensichtlich, dass die GCP-Genauigkeit im Objektraum mit dem Ergebnis der BA unter Verwendung von rein optischen Bildern übereinstimmt; infolgedessen haben sich die Ergebnisse der BA unter Verwendung von Thermalbildern im Basisexperiment erheblich verbessert. Die Verbesserung ist mit einem fast doppelt so hohen Faktor verbunden (1,35 cm gegenüber 3,26 cm). Ein solches Ergebnis ist als Erfolg zu werten. Andererseits führt eine Verringerung der Unsicherheit der BO zu Verbesserungen für die TIR-Bilder in allen anderen Metriken, die mit den Reprojektionsfehlern zusammenhängen. Die Erklärung für dieses Phänomen liegt in der Tatsache, dass die durch einzelne BA geschätzten BO bereits so genau wie möglich sind (siehe Tabelle 2-3), was sich indirekt an den niedrigen Werten der Reprojektionsfehler ablesen lässt.

Im Gegensatz zum Experiment 2.1, in dem nur GCP-Bildbeobachtungen als multimodale Verknüpfungspunkte verwendet wurden, führt die Einbeziehung von multimodalen Verknüpfungspunkten in der JBA zu einer Verringerung von Err_{gcp} , $RMSE_{gcp-op}$ und $RMSE_{gcp-tir}$, wie Experiment 2.2 in Tabelle 2-4 zeigt. Dies wird deutlich, wenn man die Ergebnisse der ersten und zweiten Spalte in Tabelle 2-4 vergleicht. Es gibt keine merkliche Veränderung durch den Ausschluss der multimodalen Verknüpfungspunkte, die eine niedrige Anzahl als Projektionen (P_{min}) haben.

Tabelle 2-4 JBA-Ergebnisse ($\sigma_{eo-loc}=1[m]$, $\sigma_{eo-ori}=1[^\circ]$)

EXPERIMENT NR.	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5
P_{min}	---	2	3	4	5
N_{mm}	0	12866	2737	1782	1147
$Err_{gcp}[cm]$	1.32	1.30	1.34	1.33	1.33
$RMSE_{gcp-op}[pix]$	0.83	0.81	0.86	0.83	0.83
$RMSE_{gcp-op}[\mu m]$	1.54	1.49	1.59	1.54	1.54
$RMSE_{gcp-tir}[pix]$	2.14	2.02	3.72	2.13	2.14
$RMSE_{gcp-tir}[\mu m]$	36.40	34.31	63.17	36.23	36.38
$RMSE_{op}[pix]$	1.26	1.26	1.26	1.26	1.26
$RMSE_{tir}[pix]$	0.80	0.78	0.83	0.80	0.80

Als Nächstes wird die Genauigkeit der Orthomosaik qualitativ untersucht. Dazu wurden die GCPs den Orthomosaiken überlagert, Abbildung 2-14 zeigt, dass die GCPs, die als rotes "x" dargestellt sind, in beiden Orthomosaikbildern an denselben Positionen platziert sind.

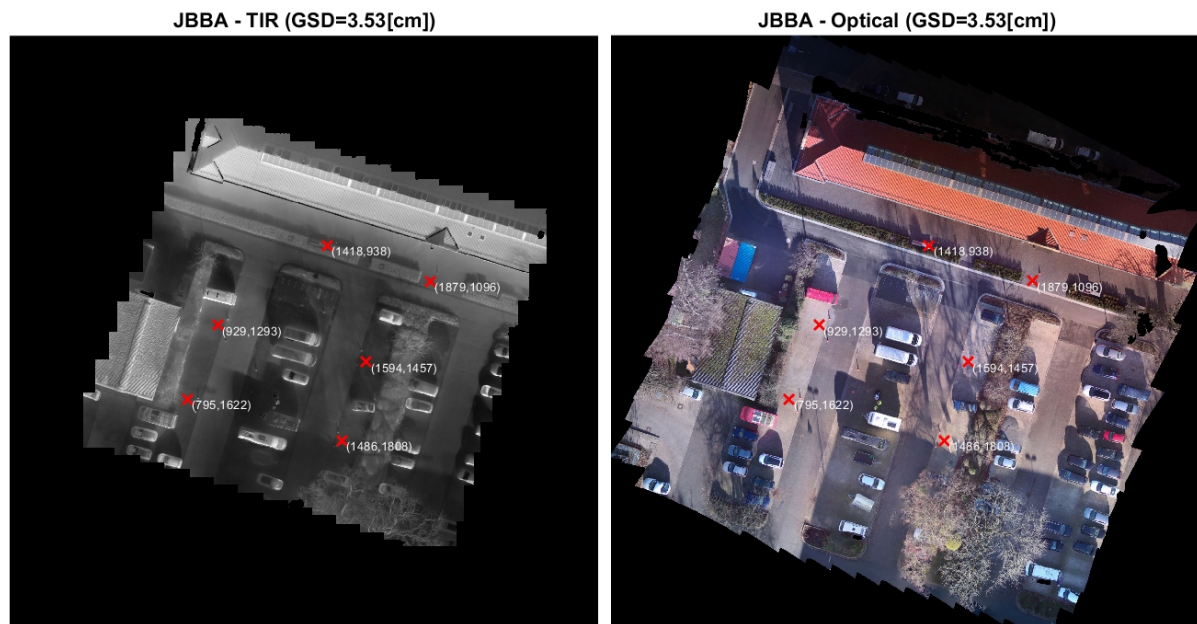


Abbildung 2-14 Orthomosaik im optischen und IR-Band und GCP-Platzierungen

Für eine quantitative Bewertung werden die GCP-Positionen in den Orthomosaikbildern automatisch mittels eines Kreisdetektors gemessen. Verwendet wurde eine auf der Circular Hough Transform (CHT) (Atherton & Kerbyson 2001) basierende Technik, Zentrum und Radius werden zur Darstellung eines Kreises verwendet. Ein Fehler wird als Verschiebung zwischen den CHT- und RTK-GNSS-Messungen berechnet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 2-15 sowohl visuell als auch numerisch dargestellt. Jeder der sechs GCPs, die in der Szene beobachtet wurden, wird durch eine der Spalten in Abbildung 2-15 dargestellt. Ein grünes "x" markiert die von CHT geschätzte Lage des Kreismittelpunkts, während ein rotes "x" die von RTK GNSS ermittelten GCPs darstellt. Der geschätzte Umfang des Kreises wird durch die grün gepunktete Linie dargestellt. Es folgt die Darstellung der Zeilen in Abbildung 2-15:

- In der ersten Zeile ist ein Beispiel für ein TIR-Orthomosaikbild mit einer GSD von 3,5 cm dargestellt. Dieses Orthomosaikbild wurde als Ergebnis der JBA erstellt.
- Ein Beispiel für ein optisches Orthomosaikbild mit einer GSD von 3,5 cm ist in der zweiten Reihe zu sehen; dieses Bild wurde ebenfalls als Ergebnis der JBA erstellt.
- Die dritte Reihe zeigt ein Beispiel für ein TIR-Orthomosaikbild mit einer GSD von 3,5 cm. Dieses Bild wurde als Ergebnis der BA unter ausschließlicher Verwendung der TIR-Bilder erstellt.
- Das Beispiel eines optischen Orthomosaikbildes mit einer GSD von 3,5 cm ist in der vierten Zeile dargestellt. Dieses Bild wurde als Ergebnis der BA unter ausschließlicher Verwendung der optischen Bilder erstellt. Obwohl die tatsächliche GSD des optischen Bildes 0,7 cm beträgt, wurde das Orthomosaikbild in diesem Beispiel zum Vergleich mit einer geringeren GSD erstellt, um der GSD der TIR-Bilder ähnlich zu sein.

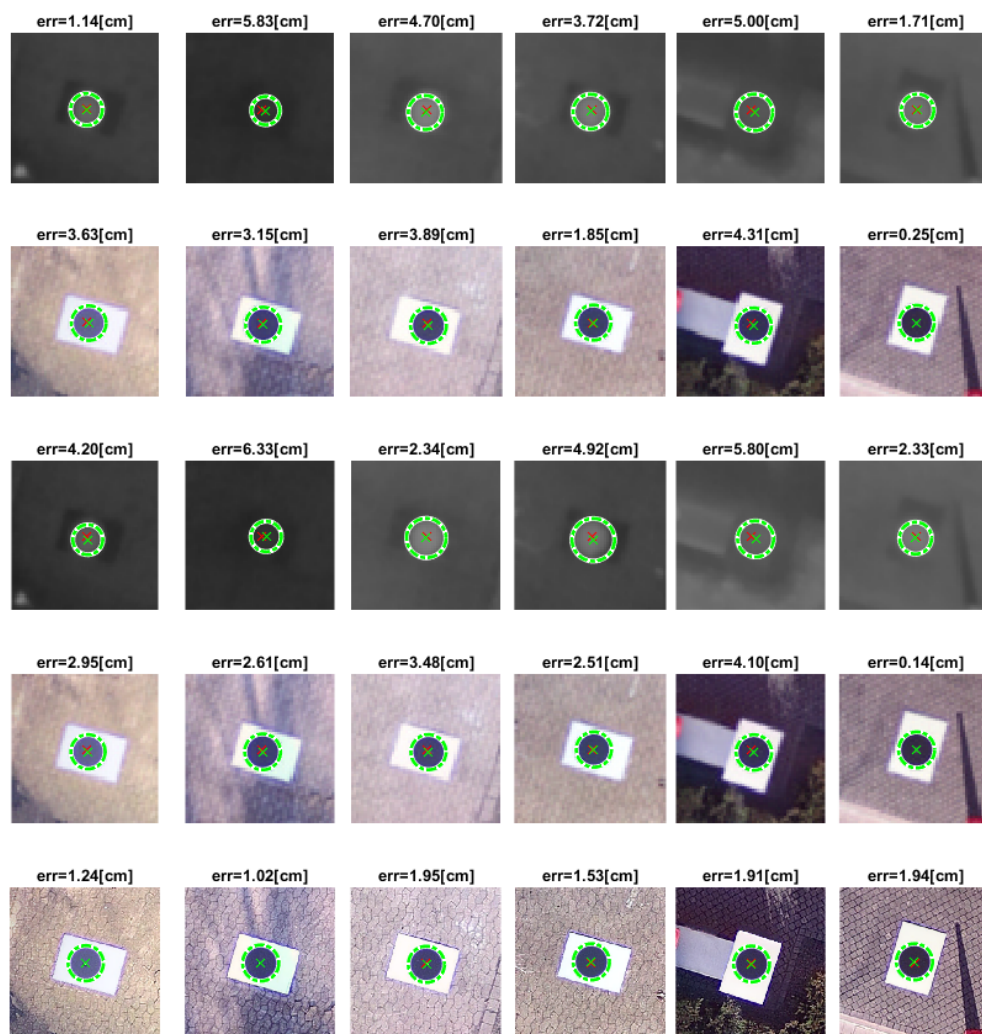


Abbildung 2-15 GCP-Messungen in Orthomosaikbildern durch CHT (grünes x) und RTK GNSS (rotes x): Details s. Text

In der fünften Zeile ist das Beispiel eines optischen Orthomosaikbildes mit einer GSD von 0,7 cm zu sehen; dieses Bild wurde als Ergebnis der BA unter ausschließlicher Verwendung der optischen Bilder als Input erstellt.

Während Abbildung 2-15 in erster Linie als Beispiel dienen soll, zeigt Abbildung 2-16 den durchschnittlichen Fehler, der sich aus der Erstellung der einzelnen Orthomosaik ergibt, die für die Zwecke dieser Studie durchgeführt wurden. Wenn die Ergebnisse der JBA und der BA nur mit den TIR-Bildern verglichen werden, ist ersichtlich, dass die Fehler im Zusammenhang mit den GCPs bei der JBA deutlich geringer sind. Es scheint, dass die Ergebnisse für das optische Orthomosaikbild mit der gleichen GSD vergleichbar sind (2,85 cm gegenüber 2,63 cm). Daneben bestätigt sich, dass das Ergebnis einer Single-BA mit optischen Bildern mit einer GSD von 0,7 cm alle anderen Methoden übertrifft. Das Erreichen eines niedrigeren durchschnittlichen Fehlers der JBA, der bei 3,68 cm liegt, im Gegensatz zu 4,32 cm bei der Single-BA mit den TIR-Bildern allein, kann als Erfolg angesehen werden.

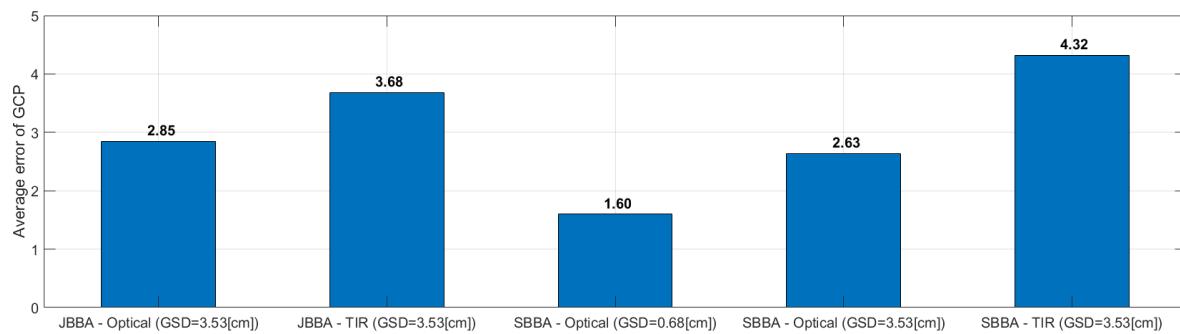


Abbildung 2-16 Durchschnittliche GCP-Fehler in Abhängigkeit von der BA-Methode, wobei SBBA für BA mit Einzelbildtyp steht

Tabelle 2-5 zeigt die verschiedenen Verschiebungen in Pixeln für jeden der GCPs. Auf der Grundlage dieser Ergebnisse kann eine durchschnittliche Subpixel-Registrierungsgenauigkeit von 0,87 Pixel erreicht werden.

Tabelle 2-5 GCP-Verschiebungsfehler im optischen und TIR-Orthomosaikbild auf der Grundlage der JBA

GCP #	#1	#2	#3	#4	#5	#6	MITTEL
FEHLER [PIX]	0.88	0.98	1.21	1.42	0.23	0.48	0.87

2.2.5. Ergebnis

Es zeigt sich, dass die JBA eine bessere Genauigkeit in Bezug auf den 3D-Fehler der GCPs bietet als die BA, die nur mit TIR-Bildern durchgeführt wird. Die 3D-Fehler der in der JBA verwendeten GCPs liegen im gleichen Bereich wie die 3D-Fehler der GCPs, die in der BA mit optischen Bildern verwendet werden. Die Tatsache, dass es im Vergleich zur BA nur mit TIR-Bildern eine bemerkenswerte Verbesserung gibt, kann als großer Erfolg angesehen.

2.3. Zuverlässige Detektion von Hot spots (IPI, AP 3)

Der Hintergrund dieser Studie ist die Erkennung von Leckagen in unterirdischen Fernwärmesystemen (district heating systems, DHS). Solche Leckagen erzeugen heiße Bereiche unter der Oberfläche und möglicherweise so genannte thermische Anomalien an der Oberfläche, die normalerweise im sichtbaren Spektrum von oben nicht erkannt werden können. Im Zusammenhang mit der Erkennung von Leckagen geht es darum, Bereiche mit unregelmäßigen Temperaturen (thermische Anomalien) zu identifizieren, die von ihrer Umgebung abweichen. Obwohl kalte Flecken auch als thermische Anomalien betrachtet werden können, konzentriert sich diese Studie ausschließlich auf die Erkennung von Hot Spots als thermische Anomalien.

Diese Studie basiert auf der Annahme, dass ein so genannter Hot Spot (eine Gruppe von Pixeln) in einem Thermalinfrarot-Bild (TIR)-Bild) eine höheren Durchschnittstemperatur besitzt als der umgebende Bereich, man spricht auch von „Salienz“. Andererseits sollte sich der Bildbereich im optischen Bild nicht herausheben, wenn die Ursache für den Hotspot im Untergrund liegt.

Die primäre Herausforderung dieses Arbeitspakets besteht darin, die Anzahl der Fehlalarme bei der Erkennung von thermischen Anomalien während der Bewertung von DHS zu reduzieren. Das Vorhandensein einer Vielzahl von heißen Objekten in unmittelbarer Nähe von DHS, wie z. B. Schächte, Straßenlaternen, Autos und andere, ist die Hauptursache für die hohe Anzahl von Fehlalarmen, die dort auftreten.

Die Hypothese, der hier nachgegangen wird (siehe Abbildung 2-17 zur Veranschaulichung) lautet daher, dass ein Hot Spot, der nur im TIR-Bild als auffälliger Bereich erscheint und im optischen Bild nicht auffällig ist, eine thermische Anomalie darstellt.

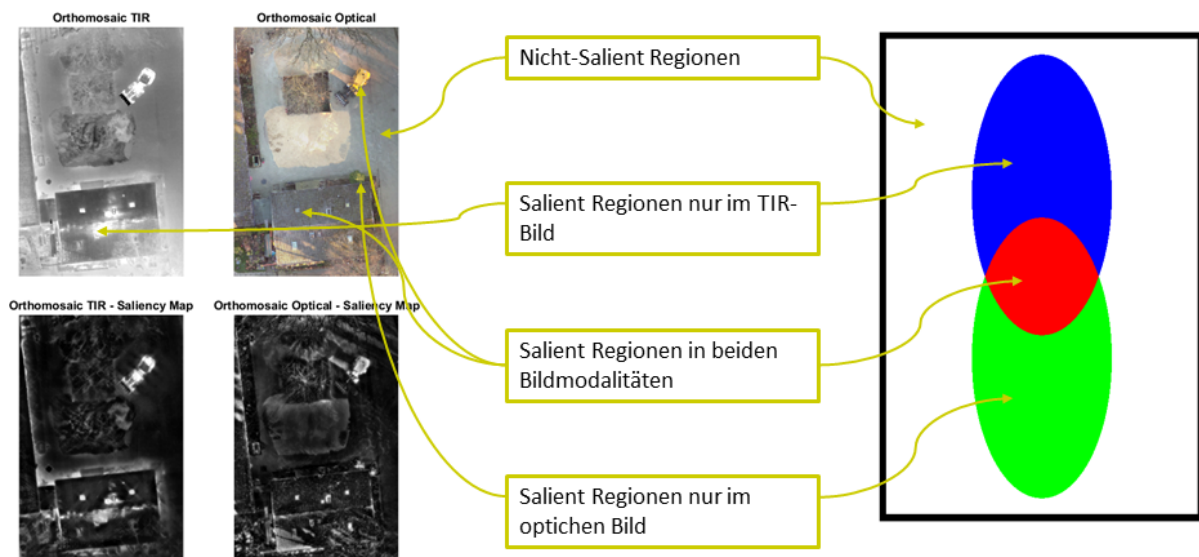


Abbildung 2-17 Illustration der Arbeitshypothese. Das obere linke Bild zeigt das TIR-Orthomosaik, während das untere linke Bild die Salienzkarte darstellt. Das obere rechte Bild zeigt das optische Orthomosaik, während das untere rechte Bild die Salienzkarte darstellt.

2.3.1. Stand der Technik

Unterirdische Leckagen können prinzipiell durch thermische Infrarot-Bildgebung (TIR) aus der Luft erkannt werden. Die UAV-gestützte Thermografie ermöglicht eine schnelle Reaktion bei der Erkennung und Lokalisierung thermischer Anomalien und ist im Vergleich zur bemannten Flugthermografie relativ kostengünstig. Ein gemeinsames Problem der Flugzeug- und der UAV-gestützten Thermografie ist, dass neben Leckagen auch eine Reihe anderer Objekte lokale Temperaturmaxima aufweisen. Beispiele hierfür sind kürzlich geparkte Autos, Schornsteine auf einem Dach, Fußgänger oder Straßenlampen. Daher ist bei der Verwendung von TIR-Bildern die Wahrscheinlichkeit von Fehlalarmen recht hoch.

Erste Methoden zur großflächigen Überwachung durch bemannte Flugthermografie wurden bereits vor vielen Jahrzehnten untersucht, z. B. von (Ljungberg und Rosengren 1988) und (Axelsson 1988). Friman et al. (2014) stellen ein System zur automatischen Analyse von TIR-Bildern vor, um Lecks in DHS-Rohren zu finden. Leckagen werden durch die Auswahl der wärmsten, im Bereich von 0,005% bis 0,5%, aller Pixel über dem Rohr lokalisiert. Wie die Autoren vorschlagen, besteht eine Möglichkeit die Zahl der Fehlalarme zu minimieren darin, Leckagekandidaten in unmittelbarer Nähe von Gebäuden auszuschließen, die etwa 20 % aller Fehlalarme ausmachen. Auch Berg et al. (2014) befassen sich mit dem Problem der Verringerung der Fehlalarmrate bei potenziellen Leckagen in Fernwärmenetzen, die in TIR-Bildern aus der Luft erkannt werden.

Zhong et al. (2019) stellen eine auf Erkennungsmerkmalen basierende Methode zur Erkennung von DHS-Leckagen vor; zur Verbesserung der Leckageziele wird eine Infrarot-Erkennungskarte erstellt, während der Standort der Pipeline aus einem geografischen Informationssystem (GIS) stammt. Eine lokale Salienzkarte zeigt kleine Bildregionen, die sich von ihren lokalen Nachbarn unterscheiden, wobei Intensitäts- und Orientierungsmerkmale in die Salienzanalyse einbezogen werden.

Die Forscher haben verschiedene Theorien oder Methoden zur Beschreibung und Erstellung von Salienzkarten für unterschiedliche Anwendungen verwendet. Salienzmodelle analysieren die Unterscheidbarkeit von Bildregionen in Bezug auf ihre lokale Nachbarschaft (Sledz et al. 2020). Das erste rechnerische Salienzmodell wurde von Itti et al. (1998) entwickelt. Weitere Arbeiten zu Salienzkarten finden sich in (Harel et al. 2006, Bruce & Tsotsos 2005, Qi et al. 2013).

In dieser Studie wird das Modell von Itti et al. (1998) verwendet. Dafür gibt es zwei Gründe. Zum einen kann das ursprüngliche Modell problemlos geändert werden, um den Zweck der Erkennung von Hot Spots zu erfüllen. Zum anderen bietet es den Vorteil, dass die Größe des zu erfassenden Bereichs durch die Wahl der Skalen im Zentrum und in der Umgebung des Modells gesteuert werden kann. In den folgenden Abschnitten wird dieses ausführlicher erläutert. Darüber hinaus zeigt die aktuelle Studie, wie die Kombination von TIR- und optischen Bilddaten in Form ihrer Salienzkarten zur Erkennung thermischer Anomalien genutzt werden kann.

2.3.2. Detektion thermaler Anomalien

2.3.2.1. Überblick

In diesem Kapitel wird eine Methode zur Erkennung von thermischen Anomalien auf der Grundlage der Salienzanalyse mit TIR- und optischen Bildern als Informationsquellen

vorgestellt und analysiert. Vor der Erörterung der Details der Methode werden grundlegende Begriffe und Annahmen vorgestellt:

- Hot Spot-Region (zusammenhängende Gruppe von Pixeln) in einem TIR-Bild, die eine höhere Durchschnittstemperatur aufweist als der umgebende Bereich.
- Cold Spot-Region (zusammenhängende Gruppe von Pixeln) in einem TIR-Bild, die eine niedrigere Durchschnittstemperatur aufweist als die Umgebung.
- Auffälliger (salienter) Bereich - ein bestimmter Teil eines Bildes, der ein Objekt oder einen Bereich darstellen kann, der sich von seiner Umgebung abhebt. Nach dieser Definition sind Hot und Cold Spots auffällige Regionen.
- Thermische Anomalie - eine Hot Spot, der nur im TIR-Bild und nicht im optischen Bild als salienter Bereich auftritt.

Die entwickelte Methode, die in Abbildung 2-18 dargestellt ist, besteht aus drei Hauptkomponenten:

- Photogrammetrische Verarbeitung, s. Kapitel 2.2.
- Lokalisierung der thermischen Anomalie - dieser Schritt besteht aus einer Berechnung der Auffälligkeit und einer pixelbasierten Klassifizierung. Die Salienzkarten werden aus den Bildern abgeleitet und anschließend in den Objektraum projiziert. Das Ergebnis dieses Schrittes sind Regionen mit thermischen Unregelmäßigkeiten, die weiter untersucht werden müssen. Details werden in Abschnitt 2.3.3 vorgestellt und analysiert.
- Klassifizierung thermischer Anomalien - dieser Schritt umfasst eine binäre, regionenbasierte Klassifizierung der thermischen Unregelmäßigkeiten aus dem vorangegangenen Schritt, wobei auch Höheninformation verwendet wird. Der Hauptzweck dieses letzten Schrittes ist die Verringerung von Fehlalarmen.

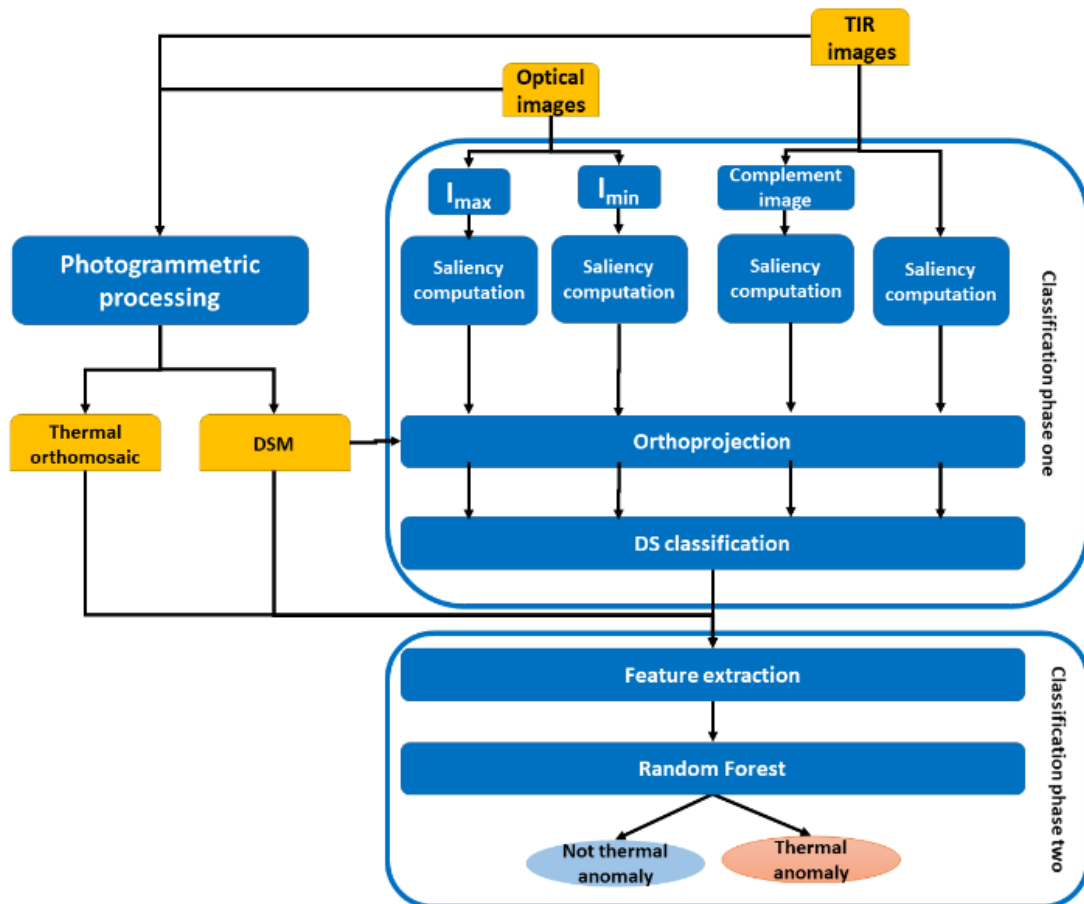


Abbildung 2-18 Methodenübersicht (Details siehe Text)

2.3.3. Lokalisierung thermischer Anomalien

2.3.3.1. Salienzanalyse gemäß Itti et al. (1998)

Die Salienzanalyse hebt Regionen in einem Bild hervor, die sich von ihrer Nachbarregion abheben. Eine Salienzkarte ist das Ergebnis einer Bildtransformation, die jedem Pixel in einem Bild einen Wert zuweist, der auf dem Grad beruht, in dem das Pixel im Verhältnis zu seiner Umgebung variiert.

Das Modell zur Berechnung einer Salienzkarte bezieht sich auf die so genannte "Feature-Integrationstheorie", die die visuellen Suchstrategien des Menschen beschreibt. Mehrere räumliche Orte konkurrieren in jeder Karte um die Aufmerksamkeit, und nur Orte, die sich lokal von ihrer Umgebung abheben, werden beachtet. Die Berechnung besteht aus einer Reihe von Schritten: (i) Merkmalsdarstellung in Form von Bildpyramiden aus Farbe, Intensität und Orientierung (erhalten durch Gabor-Filter mit unterschiedlichen Orientierungswinkeln); (ii) eine Zentrum-Umgebung-Differenz zwischen den Pyramideneinträgen, (iii) skalenübergreifende Addition und Normalisierung für die Erstellung der endgültigen Salienzkarte.

Neun räumliche Skalen, $\sigma \in [0, \dots, 8]$, werden durch schrittweise Tiefpassfilterung und Unterabtastung des Eingangsbildes erzeugt, was zu horizontalen und vertikalen Bildverkleinerungsfaktoren führt, die von 1:1 (Skala Null, $\sigma=0$) bis 1:256 (Skala Acht, $\sigma=8$) in acht Oktaven reichen. Jedes Merkmal wird durch eine Reihe von Zentrum-Umgebung-Differenzen berechnet. Die Zentrum-Umgebung-Differenz $\ominus$ wird durch Interpolation des Bildes

im Maßstab s auf den feineren Maßstab c , dargestellt durch $I^c(s)$ in Gl. (2-18), und anschließende Subtraktion der Bilder berechnet. Das Zentrum ist ein Pixel im Maßstab c , $c \in \{2, 3, 4\}$, und die Umgebung ist das entsprechende Pixel im Maßstab $s = c + \delta$, mit $\delta \in \{3, 4\}$. Die Verwendung mehrerer Skalen nicht nur für c , sondern auch für s führt zu echten Multiskalenmerkmalen, indem unterschiedliche Größenverhältnisse zwischen dem Zentrum und der Umgebung einbezogen werden.

$$I(c, s) = I^c(s) \quad (2-18)$$

Eine Herausforderung bei der Integration der verschiedenen Merkmalskarten von Farbe, Intensität und Orientierung besteht darin, dass sie nicht vergleichbare Modalitäten mit unterschiedlichem Dynamikbereich darstellen. Darüber hinaus können auffällige Regionen, die nur in einigen wenigen Karten stark ausgeprägt sind, durch Rauschen oder durch weniger auffällige Regionen in den übrigen Karten verdeckt werden und somit verloren gehen. Um dieses Problem zu lösen, verwenden Itti et al. einen Kartennormalisierungsoperator $N(\cdot)$, der durch Gleichung (2-19) beschrieben wird. Ein solcher Operator fördert Karten, in denen es eine kleine Anzahl hoher Spitzenwerte gibt, während er Karten dämpft, die mehrere vergleichbare Antworten enthalten.

$$N(I_{map}) = \langle I_{map} \rangle_0^M \cdot (M - \bar{m})^2 = \left[\frac{I_{map} - \min(I_{map})}{\max(I_{map}) - \min(I_{map})} \cdot M \right] \cdot (M - \bar{m})^2 \quad (2-19)$$

$\langle I_{map} \rangle_0^M$ steht für die Normalisierung der Werte zwischen $[\min(I_{map}), \max(I_{map})]$ der Karte auf einen festen Bereich von $[0, \dots, M]$, um modalitätsabhängige Amplitudenunterschiede zu eliminieren (ohne Verlust der Allgemeingültigkeit kann M auf 1 gesetzt werden). $\bar{m}$ ist der Durchschnitt aller lokalen Maxima in einer 3*3-Pixel-Nachbarschaft.

Die Merkmalskarten für Farbe, Intensität und Orientierung werden zu drei Ergebnissen (von Itti et al. (1998) als "conspicuity maps" bezeichnet) im Maßstab $\sigma = 4$ kombiniert. Sie werden durch skalenübergreifende Addition erhalten, die aus einer Herunterskalierung oder Hochskalierung jeder Karte auf die Skala 4 und einer punkweisen Addition besteht. Am Ende wird die Salienzkarte als Durchschnitt der normalisierten Eingangsgrößen berechnet.

2.3.3.2. Salienzanalyse

Da es sich bei den TIR-Bildern um Einkanalbilder handelt, wird die Salienzkarte hier ausschließlich auf der Grundlage von Intensitäts- und Orientierungsmerkmalen bestimmt; Farbmerkmale werden nicht verwendet. Weiter besteht der Zweck der Salienzanalyse in dieser Arbeit darin, Hot Spots zu finden. Hot Spots sind durch eine höhere Temperatur gekennzeichnet und erscheinen daher heller als ihre Umgebung. Die in Gl. (2-18) dargestellte Skalendifferenz-Operation verwendet jedoch absolute Differenzen, um auf positive (helle) und negative (dunkle) Veränderungen reagieren zu können. Um nur helle Regionen zu erkennen, wird die Gleichung wie in Gl. (2-20) dargestellt modifiziert und ein Schwellenwert th_{diff} eingeführt. Um nur helle Bereiche zu extrahieren, wird der Wert für th_{diff} auf 0 gesetzt (wenn th_{diff} auf minus unendlich gesetzt wird, sind die Gleichungen (2-18) und (2-20) identisch).

Abbildung 2-19 zeigt die Auswirkung von th_{diff} während der Salienzberechnung. Das Bild in der Mitte zeigt die Salienzkarte über dem Eingangsbild mit $th_{diff} = -\infty$, was mit der ursprünglichen

Methode kompatibel ist. Es ist zu erkennen, dass neben der heißen Straßenlaterne, die durch rote Kreise hervorgehoben ist, auch die kalten Mülltonnen, die durch gelbe Kreise hervorgehoben sind, hervorstechen. Wenn jedoch $th_{diff}=0$ ist (siehe Abbildung 2-19, rechtes Bild), sind die Mülltonnen nicht mehr auffällig. Andererseits ist die Oberfläche unter den Mülltonnen heißer und wird folglich als auffällig erkannt.

$$I(c,s)=\left| \max \left(I(c)-I^c(s), th_{diff} \right) \right| \quad (2-20)$$

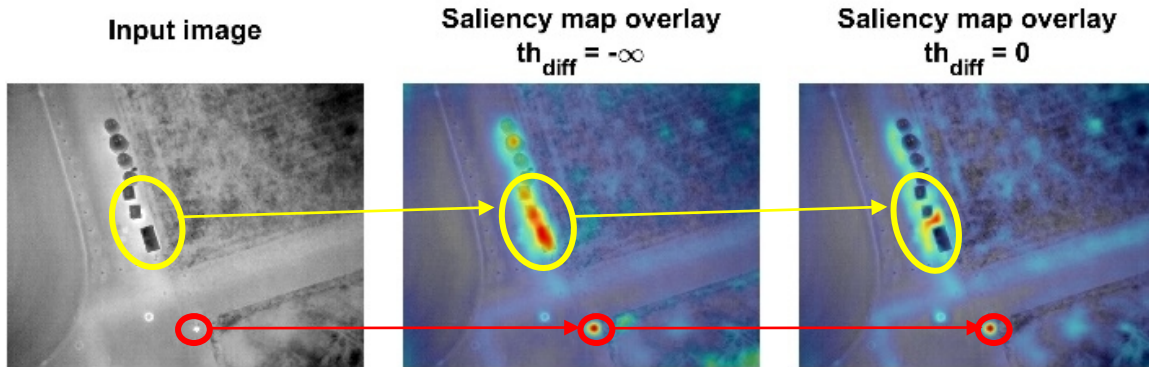


Abbildung 2-19 Einfluss von th_{diff} auf die Saliencyberechnung. Die in der mittleren und rechten Abbildung gezeigte Überlagerung der Saliencykarte hat folgende Bedeutung: keine Farbe steht für Null-Saliency, blaue Farbe und ihre Farbtonvariation für schwache Saliency, rote Farbe und ihre Variation für hohe Saliency

Eine weitere Erweiterung der ursprünglichen Methode betrifft die Normalisierung: Der ursprüngliche Ansatz versucht, eine Region zu identifizieren, die am ehesten die Aufmerksamkeit auf sich zieht, und zwar im Hinblick auf ihre Bedeutung im Verhältnis zu anderen Objekten in einer Szene. Dies geschieht durch Normalisierung der Karte, d. h. durch Vergleich des globalen Maximums M der gesamten Karte mit dem Durchschnitt aller lokalen Maxima $\bar{m}$. Ist der Unterschied signifikant, sticht M hervor und trägt bei der anschließenden Kombination mit anderen Karten am meisten zum endgültigen Saliency-Ergebnis bei. Wenn der Unterschied vernachlässigbar ist, enthält die Karte keine Besonderheiten und trägt daher nur geringfügig zum endgültigen Saliency-Ergebnis bei.

Im Gegensatz dazu ist es Ziel dieser Studie, auch kleinere Temperaturunterschiede zu erhalten, die in der Regel kleine lokale Spitzen in den Karten darstellen. Dieses Ziel kann erreicht werden, indem der anfängliche Normalisierungsbereich von $\left[\min(I_{map}), \max(I_{map}) \right]$ auf $\left[pr(I_{map}, p_{min}), pr(I_{map}, p_{max}) \right]$ eingeschränkt wird, wobei pr für Perzentil steht und p_{max} und p_{min} die Perzentilwerte der I_{map} sind. Während die Verwendung von p_{max} unter 100 dazu dient, lokale Spitzenwerte zu betonen, führt die Verwendung von p_{min} über 0 zur Unterdrückung von Rauschen. Abbildung 2-20 veranschaulicht den Einfluss der verschiedenen Grenzwerte bei der Normalisierung (die Bedeutung der Farben ist dieselbe wie in Abbildung 2-19). Es ist zu beachten, dass für die in Abbildung 2-20 gezeigten Ergebnisse th_{diff} auf Null gesetzt ist. Das obere linke Bild ist das Eingabebild mit vier heißen Objekten: die Personengruppe (oben, in der Mitte), der quadratische Schacht (oben, links), der runde Schacht (Mitte) und ein Hot Spot (Mitte, rechts), der durch die DHS verursacht wurde. Das obere rechte Bild zeigt das Ergebnis der Verwendung von $N(\cdot)$, wie es von Itti et al. (1998) vorgeschlagen wurde: nur die Gruppe von

Personen ist auffällig ist, die restlichen heißen Stellen nicht. Die linke untere Abbildung zeigt das Ergebnis für $p_{max}=99\%$: alle vier Objekte sind auffällig. Das rechte Bild in der unteren Reihe zeigt das Ergebnis, wenn zusätzlich $p_{min} = 1\%$ gesetzt wird. Alle vier Objekte sind immer noch auffällig und das Ergebnis enthält weniger Rauschen, was sich in weniger bläulichen Effekten der Überlagerung zeigt. Es ist zu beachten, dass die Salienzkarte sehr empfindlich auf die Wahl von p_{max} reagiert. Typischerweise kann eine Änderung von p_{max} um 1 Prozent zu einer signifikanten Veränderung führen. Die Wahl von p_{min} ist dagegen weit weniger kritisch.

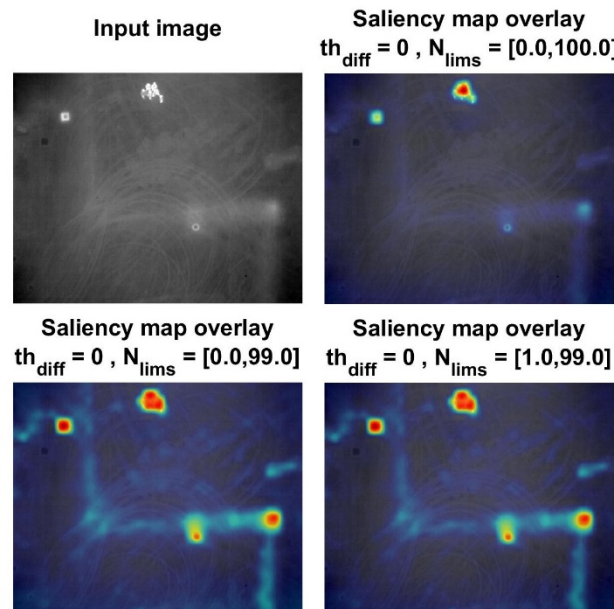


Abbildung 2-20 Auswirkung der Normalisierungsgrenzen auf die Salienzberechnung (zur Bedeutung der Farben siehe Bildunterschrift in Abbildung 2-19)

In dieser Studie wurde festgestellt, dass optische Bilder auch unter dem Gesichtspunkt der Salienzanalyse anders betrachtet werden sollten als im ursprünglichen Ansatz. Ittis Ansatz behandelt alle drei Arten von Merkmalen (Farbe, Intensität und Ausrichtung) auf dieselbe Weise. Dies hat zur Folge, dass, wenn eines der Merkmale die höchste Aufmerksamkeit erreicht, z. B. die Farbe, die anderen unterdrückt werden. Abbildung 2-21 zeigt das Beispiel der Szene, in der zwei Autos beobachtet werden. Wenn die Farbmerkmale verwendet werden, wie im mittleren Bild von Abbildung 2-21 zu sehen, hat das rote Auto den höchsten Wert, so dass das graue Auto nicht als auffällig angesehen wird. Unser Ziel ist es jedoch, beide Autos als auffällige Objekte zu betrachten. Um dieses Problem zu lösen, schlägt diese Studie die Verwendung der maximalen und minimalen Intensität über alle drei Farbkanäle vor, I_{max} und I_{min} , wie in Gl. (2-21) und (2-22) gezeigt. I_{max} ist für die Erkennung von hellen Regionen zuständig, während I_{min} für die Identifizierung von dunklen Regionen verantwortlich ist. Das rechte Bild in Abbildung 2-21 zeigt den Effekt, wenn I_{max} verwendet wird: beide Autos sind auf die gleiche Weise salient.

$$I_{max}(x, y) = \max_{c \in [Red, Blue, Green]} I_{op}(x, y, c) \quad (2-21)$$

$$I_{min}(x, y) = \overline{\min_{c \in \{Red, Blue, Green\}} I_{op}(x, y, c)} \quad (2-22)$$

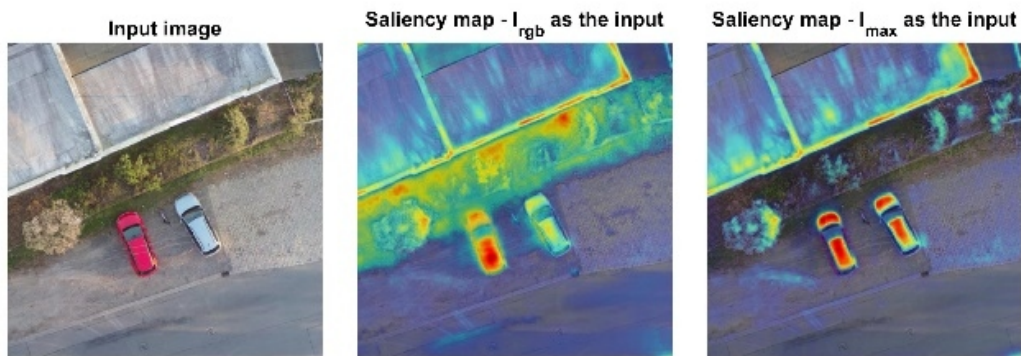


Abbildung 2-21 Vergleich der Wirkung der verschiedenen Eingabearten auf der Salienzkarte.
Zur Bedeutung der Farben siehe Bildunterschrift von Fehler: Verweis nicht gefunden

wobei (x, y) die Bildkoordinaten sind und $()^-$ für den Komplementoperator steht. Das Komplement eines Bildes wird durch Subtraktion der Pixelwerte vom maximal möglichen Wert berechnet.

2.3.3.3. Fusion der Salienzkarten mittels Dempster-Shafer Theorie

Wie schon erwähnt, wird in dieser Studie angenommen, dass eine thermische Anomalie ein heißer Punkt ist, der nur im TIR-Bild auffällig ist, während ein optisches Bild an der Stelle keine Auffälligkeit aufweist. Dagegen wird eine Region, die in beiden Bildmodalitäten auffällig ist, als echter physischer Körper interpretiert, der Wärme abstrahlt. Daher wird diese Region nicht als thermische Anomalie betrachtet. Die Lokalisierung thermischer Anomalien wird als Klassifizierungsproblem definiert, das die Salienzkarte als primäre Informationsquelle nutzt. Die Klassifizierung beruht auf einer Fusion von Informationsquellen auf der Grundlage der Dempster-Shafer-Theorie (DST) (Chawla et al. 2002, Shafer 1976). DST ist eine Erweiterung der probabilistischen Schätzung, die ungenaues und partielles Wissen sowie Datenkonflikte integriert. Die abgeleitete Salienzkarte, die ein Produkt der modifizierten Version des Salienz-Modells von (Itti et al. 1998) ist, wird als Belief-Funktion im Sinne der DST betrachtet. In dieser Studie werden N Klassen verwendet, die sich gegenseitig ausschließen und durch C_i mit $1 \leq i \leq N$ bezeichnet werden:

$$\Theta = \{C_1, C_2, \dots, C_N\} \quad (2-23)$$

mit Θ , dem so genannten Unterscheidungsrahmen (hier $N = 4$). Θ wird beschrieben durch:

- C_a - Klasse, die Kandidaten für eine thermische Anomalie darstellt.
- C_h - Klasse, die Hot Spots darstellt.
- C_c - Klasse, die Cold Spots darstellt.
- C_b - Klasse, die einen thermischen Hintergrund darstellt.

Zur Erkennung thermischer Anomalien werden drei Informationsquellen genutzt:

- S_{hot} - eine Informationsquelle, die "heiße" Temperaturen repräsentiert, beschrieben durch die Belief-Funktion $P_h = SM_{TIR}$, wobei SM_{TIR} die Salienzkarte des TIR-Orthomosaiks ist.
- S_{cold} - eine Informationsquelle, die "kalte" Temperaturen repräsentiert, beschrieben durch die Belief-Funktion $P_c = SM_{TIR}$, wobei SM_{TIR} die Salienzkarte des Komplements des TIR-Orthomosaiks ist. SM_{TIR} wird aus dem Komplement des TIR-Bildes berechnet, wobei die 14-Bit-Bildaufösung berücksichtigt wird.

$$I_{TIR} = (2^{14} - 1) - I_{TIR} \quad (2-24)$$

- S_o - eine Informationsquelle, die auffällige Regionen des optischen Orthomosaiks darstellt. Sie wird durch die in Gl. (2-25) angegebene Belief-Funktion beschrieben.

$$P_o = \max(SM_{max}, SM_{min}) \quad (2-25)$$

wobei SM_{max} und SM_{min} sind:

- SM_{max} - eine Salienzkarte, die helle Regionen im optischen Orthomosaik darstellt, die aus I_{max} berechnet wird
- SM_{min} - eine Salienzkarte, die dunkle Regionen im optischen Orthomosaik darstellt und aus dem I_{min} berechnet wird.

Tabelle 2-6 zeigt alle Teilmengen von 2^θ und ihre Wahrscheinlichkeitsmassen. Die Zuordnung der Belief-Funktionen für jede Teilmenge der 2^θ wird wie folgt begründet:

- Hohe Werte von P_o sind ein Hinweis auf eine auffällige Region im optischen Bild. Eine solche Region kann heiß sein (z. B. ein Schacht, der in Abbildung 2-22 mit 2 gekennzeichnet ist), kalt (z. B. Mülltonnen, die in Abbildung 2-22 mit 4 gekennzeichnet sind) oder ein Teil des thermischen Hintergrunds (z. B. eine Straßenmarkierung, die die gleiche Temperatur wie die Umgebung hat und in Abbildung 2-22 mit 3 gekennzeichnet ist). Daher wird P_o als die Wahrscheinlichkeitsmasse der Vereinigung von C_h , C_c und C_b zugeordnet. Niedrige Werte von P_o liefern Hinweise auf einen thermischen Hintergrund oder eine thermische Anomalie. Daher wird $(1 - P_o)$ als die Wahrscheinlichkeitsmasse der Vereinigung von C_a und C_b zugewiesen. Wie aus dem Zähler der kombinierten Wahrscheinlichkeitsmasse von C_b in Tabelle 2-6 ersichtlich ist, liefert S_o keinen Hinweis für die Entscheidung über den thermischen Hintergrund.
- Hohe Werte von P_c sind ein Hinweis auf eine kalte Region (z. B. Mülltonnen, die in Abbildung 2-22 mit 4 markiert sind), daher wird P_c C_c zugeordnet. Niedrige Werte von P_c sind ein Hinweis auf einen thermischen Hintergrund, einen Hot Spot oder eine thermische Anomalie. Dann wird $(1 - P_c)$ als Wahrscheinlichkeitsmasse der Vereinigung von C_a , C_h und C_b zugeordnet.
- Hohe Werte von P_h sind ein Hinweis auf eine heiße Region, die von einem Hot Spot (einem Schacht, der in Abbildung 2-22 mit 2 gekennzeichnet ist) oder einer thermischen Anomalie (Wärmesignatur, die in Abbildung 2-22 mit 1 gekennzeichnet ist) stammen kann. Daher wird P_h als die Wahrscheinlichkeitsmasse der Vereinigung

von C_h und C_a angegeben. Niedrige Werte von P_h deuten auf einen thermischen Hintergrund oder eine kalte Region hin, daher wird $(1 - P_h)$ als Wahrscheinlichkeit für die Vereinigung von C_c und C_b zugewiesen.

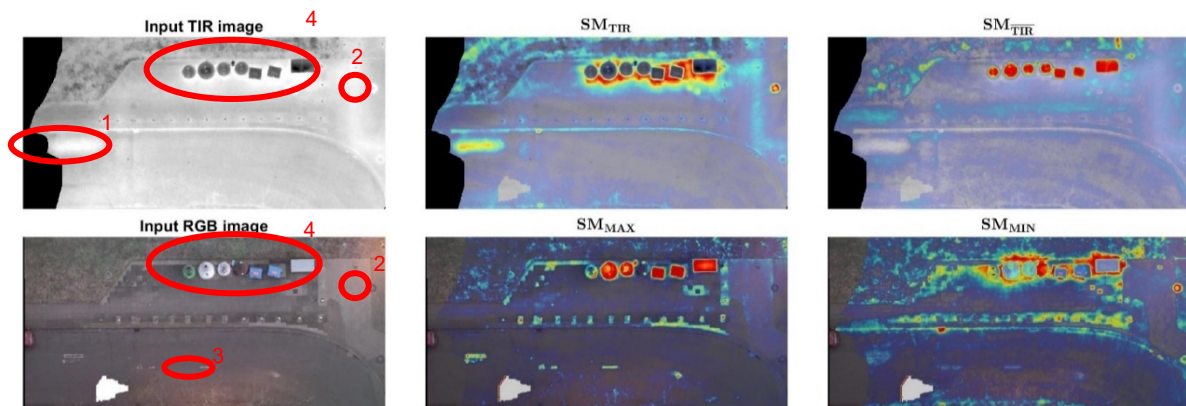


Abbildung 2-22 Beispiele für Salienzkarten (zur Bedeutung der Farben siehe Bildunterschrift von Abbildung 2-19)

Tabelle 2-6 Wahrscheinlichkeitsmassen von $A \in 2^\Theta$

Element von 2^Θ	Quelle	S_{hot}	S_{cold}	S_o	Kombinierte Wahrscheinlichkeitsmasse $m(A)$
C_a		0	0	0	$\frac{P_h(1-P_c)(1-P_o)}{1-(P_h P_c + (1-P_h)P_c(1-P_o))}$
C_h		0	0	0	$\frac{P_h(1-P_c)P_o}{1-(P_h P_c + (1-P_h)P_c(1-P_o))}$
C_c		0	P_c	0	$\frac{(1-P_h)P_c P_o}{1-(P_h P_c + (1-P_h)P_c(1-P_o))}$
C_b		0	0	0	$\frac{(1-P_h)(1-P_c)}{1-(P_h P_c + (1-P_h)P_c(1-P_o))}$
$C_a \cup C_h$		P_h	0	0	0
$C_a \cup C_c$		0	0	0	0
$C_a \cup C_b$		0	0	$(1-P_o)$	0
$C_h \cup C_c$		0	0	0	0
$C_h \cup C_b$		0	0	0	0
$C_c \cup C_b$		$(1-P_h)$	0	0	0
$C_a \cup C_h \cup C_c$		0	0	0	0
$C_a \cup C_h \cup C_b$		0	$(1-P_c)$	0	0
$C_a \cup C_c \cup C_b$		0	0	0	0
$C_h \cup C_c \cup C_b$		0	0	P_o	0
$C_a \cup C_h \cup C_c \cup C_b$		0	0	0	0

Eine Klassifizierung erfordert eine binäre Entscheidungsregel für nur eine Klasse C_i aus Gl. (2-23), was eine Abbildung vom Zustandsraum 2^Θ zurück nach Θ impliziert. In der Literatur wurde dafür eine Reihe verschiedener Funktionen definiert. Die gebräuchlichste Abbildungsfunktion ist in (Gl. (2-26)) angegeben, s. auch (Shafer 1976).

$$D = \arg \max_{A \in \Theta} (sp(A)) \quad (2-26)$$

Diese Abbildung definiert die Klasse C_i (ein Zustand $A \in \Theta$) als diejenigen Klasse, die die höchste Wahrscheinlichkeitsmasse hat. Im Wesentlichen bedeutet dies, dass die Wahrscheinlichkeitsmassen, die den Zuständen zugeordnet werden, die Unwissenheit widerspiegeln, vernachlässigt werden. In (Le Hégarat-Masclé et al. 1997) wird Gl. (2-26) erweitert, indem der Ablehnungszustand (rejection state) berücksichtigt wird. Gleichung (2-28) bedeutet, dass die Entscheidung abgelehnt wird, wenn die Wahrscheinlichkeitsmasse, die der Komplementmenge ($\bar{A}$) zugeordnet ist, größer ist als die Wahrscheinlichkeitsmasse, die der Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeitsmasse (einem Zustand $A \in \Theta$) zugeordnet ist.

$$sp(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2-27)$$

$$D = \begin{cases} \arg \max_{A \in \Theta} (sp(A)), & \forall sp(A) > sp(\bar{A}) \\ rejection, & otherwise \end{cases} \quad (2-28)$$

Nach der Klassifizierung pro Pixel werden Zusammenhangskomponenten der Klasse C_a erzeugt, die als Kandidatenregionen für thermische Anomalien gelten. Regionen mit einer Fläche von weniger als 100 Pixeln werden verworfen, da empirisch festgestellt wurde, dass sie zu klein sind, um genügend Details zu liefern, insbesondere in Bezug auf ihre Umgebung.

2.3.3.4. Klassifikation thermaler Anomalien

Während die erste Klassifizierungsphase als Erkennungs- und Lokalisierungsphase angesehen werden kann, deren Hauptziel darin besteht, keine thermischen Anomalien zu übersehen, ist die zweite Klassifizierungsphase wichtig, um die Zahl der Fehllarme zu verringern. Wir definieren das Problem als eine binäre Klassifikation, die nur zwischen thermischen Anomalien und normalen Temperaturschwankungen unterscheidet. Im Vergleich zur ersten Phase werden die Kandidaten für thermische Anomalien nun als Regionen und nicht als einzelne Pixel betrachtet. Jeder Kandidat für eine thermische Anomalie, der in der ersten Klassifizierungsphase erkannt wird, wird durch eine Reihe von Merkmalen charakterisiert, die aus verschiedenen Informationsquellen extrahiert werden. Die Informationsquellen für die zweite Klassifizierungsphase sind die Klassifizierungsergebnisse der ersten Phase, das TIR-Orthomosaik (jetzt mit Temperaturwerten) und das digitale Oberflächenmodell (DSM). Das DSM kommt ins Spiel, um Informationen über Höhenunterschiede zu liefern, die auf Personen oder Autos und damit auf Fehllarme hindeuten können, oder über Höhengsprünge, z. B. an den Umrissen eines Gebäudes, wo das Temperatursignal eine Mischung aus (mindestens) zwei Oberflächen ist und damit unzuverlässig.

2.3.3.5. Merkmalsextraktion

Während moderne Deep-Learning-Methoden die für die Klassifizierung zu verwendenden Merkmale lernen, benötigen solche Ansätze eine große Menge an Trainingsdaten, die in unserem Fall nicht verfügbar sind. Daher werden in dieser Arbeit die Merkmale auf klassische Weise definiert. Regionale Merkmale werden für jeden in der vorherigen Phase entdeckten thermischen Anomaliekandidaten und seine Umgebung berechnet. Der umgebende Bereich wird durch morphologische Filterung wie folgt berechnet:

$$surr = (obj \otimes se_1) \wedge \overline{(obj \otimes se_2)} \quad (2-29)$$

wobei obj ein binäres Bild eines einzelnen Kandidaten für eine thermische Anomalie ist, $\otimes$ die morphologische Dilatation, $\wedge$ für die binäre "und"-Operation steht und $()^-$ für das binäre Komplement. se_1 und se_2 sind kreisförmige Strukturierungselemente mit $r_1 = 1.5 \cdot r_{min}$ und $r_2 = 3 \cdot r_{min}$. Die Verwendung von se_2 stellt sicher, dass es keine Überschneidung zwischen dem Objekt und seiner Umgebung gibt. Die Umgebung kann somit als ein, möglicherweise deformierter, Ring betrachtet werden. Die Umgebung wird dann in 8 Segmente unterteilt. Beispiele für die Fläche der Umgebung und die sich daraus ergebenden Segmente sind in Abbildung 2-23 in den unteren linken und rechten Teilbildern gelb dargestellt.

Die folgende Gruppe von Merkmalen ist so definiert, dass sich ein Kandidat für eine thermische Anomalie, der durch seinen durchschnittlichen Temperaturwert t_{obj} charakterisiert ist, von seiner Umgebung abhebt, die durch den Vektor t_{surr} der durchschnittlichen Temperaturen der umgebenden Segmente gekennzeichnet ist. Die verwendeten Merkmale sind $t_{diff-max}$,

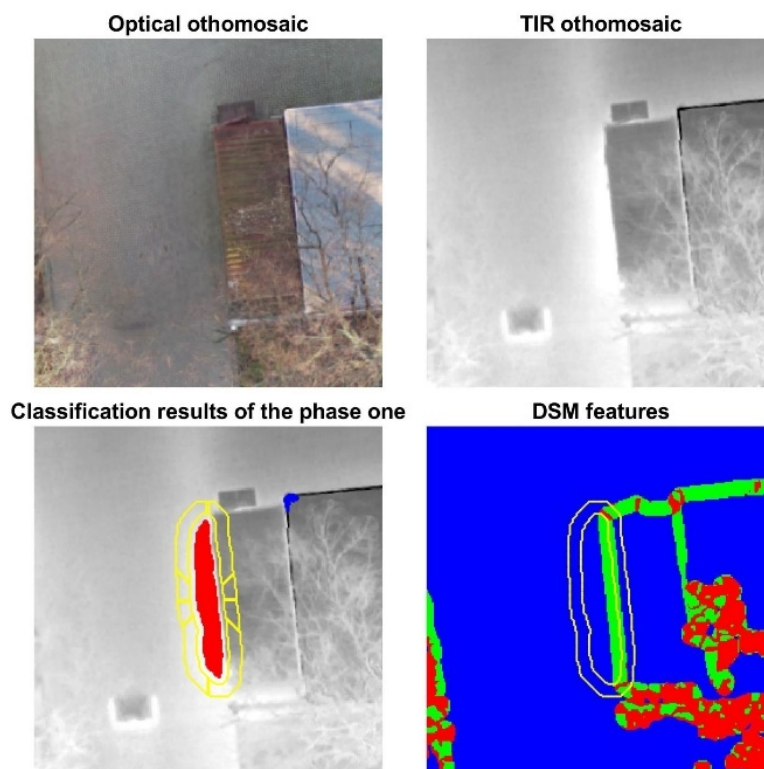


Abbildung 2-23 Merkmalsauswahl - Beispiel für einen Fehlalarm: Kandidat für eine thermische Anomalie in der Nähe eines Gebäudes. Das Bild unten rechts zeigt die Beschreibung der Höhenvariationen: Flächenregionen sind blau, Linienregionen grün und Punktregionen rot markiert

$t_{diff-min}$ und $t_{diff-dsm}$ $t_{diff-max}$ steht für die maximale Temperaturdifferenz zwischen dem Gebiet des thermischen Anomaliekandidaten und seiner Umgebung und wird durch Gl. (2-30) beschrieben. $t_{diff-min}$ steht für die minimale Temperaturdifferenz zwischen dem Gebiet und seiner Umgebung und wird durch Gl. (2-31) beschrieben. $t_{diff-dsm}$ beschreibt die Temperaturdifferenz zwischen dem Kandidaten für eine thermische Anomalie und dem umgebenden Segment, für das der DSM-Wert ($dsm_{surr}(j)$) am nächsten an der durchschnittlichen Höhe des Kandidatengebiets für eine thermische Anomalie (dsm_{obj}) liegt. Die Formulierung dieses Merkmals ist in Gl. (2-32) dargestellt. Dieses Merkmal unterstützt die Tatsache, dass der Temperaturunterschied so weit wie möglich auf derselben Höhe gemessen werden sollte, da es wenig sinnvoll ist, den Temperaturunterschied zwischen z. B. der Bodenoberfläche und dem Dach eines Gebäudes zu berücksichtigen.

$$t_{diff-max} = t_{obj} - t_{surr}(i), \text{ where } i = \underset{j \in [0,1,...,7]}{\operatorname{argmin}} (t_{surr}(j)) \quad (2-30)$$

$$t_{diff-min} = t_{obj} - t_{surr}(i), \text{ where } i = \underset{j \in [0,1,...,7]}{\operatorname{argmax}} (t_{surr}(j)) \quad (2-31)$$

$$t_{diff-dsm} = t_{obj} - t_{surr}(i), \text{ where } i = \underset{j \in [0,1,...,7]}{\operatorname{argmin}} |dsm_{surr}(j) - dsm_{obj}| \quad (2-32)$$

Wie bereits erwähnt, können Fehlalarme durch kalte Körper der Klasse C_c neben einer Oberfläche mit durchschnittlicher Temperatur (also wärmer als der kalte Körper) ausgelöst

werden. Um solche Fehlalarme zu identifizieren, wird der Abstand zwischen dem Kandidaten für eine thermische Anomalie und dem nächstgelegenen kalten Objekt ausgewertet. Zunächst wird für jedes Pixel des Kandidaten der Abstand x zum nächstgelegenen Pixel, das zu einem kalten Objekt gehört, berechnet. Um die Abstände zu normalisieren, wird anschließend die Sigmoidfunktion (siehe Gl. (2-33)) auf alle x angewendet. Bei der Sigmoidfunktion ist a die Steigung und b der Wert von x , bei dem die Funktion einen Wert von 0,5 hat. Um kleineren x -Werten ein höheres Gewicht zu geben, wird ein Wert $a < 0$ gewählt. Schließlich wird das Merkmal ($d_{cold-obj}$), das die Nähe des Kandidaten für eine thermische Anomalie zu einer kalten Region widerspiegelt, als Durchschnitt der Werte $f(x)$ für alle zu dem Kandidaten gehörenden Pixel berechnet.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-b)}} \quad (2-33)$$

Im Idealfall ist eine thermische Anomalie nur von einer einheitlichen Temperaturumgebung umgeben, die von DST als thermischer Hintergrund C_b definiert werden sollte. Es gibt jedoch Fälle, in denen andere Klassen in der Umgebung des Kandidaten für eine thermische Anomalie auftreten. Die pixelweise Klassenverteilung (h_{class}) der Umgebung der Kandidatenregion, dargestellt als normalisiertes Histogramm, liefert eine solche Information und wird daher als weiteres Merkmal definiert (hierbei wird die Umgebung als Ganzes und nicht als eine Reihe von Segmenten betrachtet).

Die letzte Informationsquelle, die zur Extraktion von Merkmalen verwendet wird, ist das DSM. Wie bereits erwähnt, können Temperaturunterschiede zwischen Gebieten, die zu unterschiedlichen Höhen gehören, Fehlalarme auslösen. Daher müssen die Kandidaten für thermische Anomalien in einer Ebene liegen. Das definierte Merkmal charakterisiert die vom DST entdeckten Kandidaten für thermische Anomalien im Hinblick auf die Höhenvariationen des Kandidatengebiets und seiner Umgebung. Um diese Variationen zu beschreiben, werden Punkt-, Linien- und Flächenregionen aus dem DSM nach Förstner (1994) berechnet. Anschließend wird die Anzahl der zu jedem Regionstyp gehörenden Pixel im Kandidatengebiet bzw. in dessen Umgebung, die in Form von normalisierten Histogrammen $h_{dsm-obj}$ und $h_{dsm-surr}$ vorliegen, als Merkmal für die Klassifizierung herangezogen.

Tabelle 2-7 Merkmalsvektor

Merkmals	$t_{diff-max}$	$t_{diff-min}$	$t_{diff-dsm}$	$d_{cold-obj}$	$h_{class-surr}$	$h_{dsm-obj}$	$h_{dsm-surr}$
Anzahl	1	1	1	1	4	3	3

2.3.3.6. Random Forest Klassifikation

Zur Unterscheidung zwischen thermischen Anomalien und typischen Temperaturschwankungen wird der RF-Klassifikator eingesetzt. Der Datensatz besteht aus Kandidaten für thermische Anomalien. Jedem dieser Kandidaten wurde manuell ein Label zugewiesen, das angibt, ob es sich um eine thermische Anomalie oder eine normale Temperaturschwankung handelt.

2.3.4. Experimente und Ergebnisse

2.3.4.1. Objectives

Dieses Kapitel enthält die Ergebnisse der experimentellen Untersuchungen. Im Einzelnen werden die Auswirkungen der Parameter des Salienzmodells und ihre Beziehung zu den TIR- und optischen Bildern, der Einfluss der verschiedenen Trainingsmethoden für das überwachte Lernen der zweiten Phase und der Einfluss der Temperatur der Kandidaten für thermische Anomalien auf die Ergebnisse der Klassifizierung untersucht.

2.3.4.2. Datenerfassung und Software

Die Bilddaten wurden mit einem DJI M200 UAV erfasst, einem senkrecht startenden und landenden (VTOL) Quadcopter, der mit einem GNSS-Empfänger, einer Inertialmesseinheit (IMU) und einem Barometer ausgestattet ist. Als Kamerasystem kam das XT2 DJI Zenmuse zum Einsatz. Dabei handelt sich um ein kardanisch stabilisiertes Kamerasystem, das eine Dual-Sensor-Konstruktion aus einer Thermalkamera von FLIR und einer optischen CMOS-Kamera fest miteinander verbindet.

Insgesamt wurden 11 Flüge in verschiedenen Regionen in Hannover durchgeführt. Die Flugplanung basierte auf der TIR-Kamera, da diese eine größere GSD aufweist. Ausgehend von einer Pixelgröße von 17 μm und einer Brennweite von 13 mm wurde die Flughöhe auf 40 Meter über dem Boden festgelegt, was zu einer GSD von 5,2 cm für die TIR-Bilder führte (die entsprechende GSD der optischen Kamera betrug 0,95 cm).

Leider konnte trotz intensiver Bemühungen keine echte DHS-Leckage aufgenommen werden. Daher wurde beschlossen, sich auf die Erkennung aller verfügbaren thermischen Anomalien im aktuellen Datensatz zu konzentrieren.

Die Saliency Model Implementation Library for Experimental Research (SMILER) von Wloka et al. (2018) ist ein Softwarepaket, das einen offenen, standardisierten und erweiterbaren Rahmen für rechnerische Salienz-Modelle bietet. Dieses Softwarepaket wurde in allen relevanten Teilen dieser Studie zur Berechnung der Salienzkarte verwendet und diente als Ausgangspunkt für die erforderlichen Modifikationen. Eine strenge photogrammetrische Verarbeitung der Bilder wurde mit Agisoft Metashape durchgeführt, einschließlich GNSS-Messungen für die Position der Bildprojektionszentren. Tabelle 2-8 zeigt Informationen zu den durchgeführten Flügen.

Tabelle 2-8 Angaben zu den 11 photogrammetrischen Flügen

	OPTICAL	TIR
ANZAHL STREIFEN PRO FLUG	5.6	5.6
ANZAHL BILDER PRO FLUG	272.6	272.6
ANZAHL DER BILDER PRO STREIFEN	36	36
ANZAHL DER VERBINDUNGSPUNKTE PRO BILD	3074	771
EFFEKTIVWERT DES REPROJEKTIONSFEHLERS (PIX)	1.03	0.57
EFFEKTIVWERT DES REPROJEKTIONSFEHLERS (μm)	1.9	9.8
DÜNNE WOLKE (10^3) [# PUNKTE]	152.6	63.7
DICHTE WOLKE (10^6) [# PUNKTE]	48.5	2.9
FLÄCHENABDECKUNG (M^2)	12092	9335

2.3.4.3. Erfassung der thermalen Anomalien

Die Größe des durch die Saliency-Analyse erkannten Bereichs hängt von der Zentrum-Umgebung-Differenz (s. Gleichung 2-18). im Saliency-Modell ab. Die Werte für c und s beeinflussen die Größe der erkennbaren Regionen. Hier wird $c \in \{2, 3, 4\}$ gewählt, $s = c + \delta$ gewählt wird, mit $\delta \in \{3, 4\}$. Die Größe des beobachtbaren Objekts kann durch unterschiedliche Wahl der Skalen, des Zentrums und der Umrandungen verändert werden. Bewegt man sich weiter oben in der Pyramide und wählt die mittlere Skala, wie in Abbildung 2-24 zu sehen ist, werden größere Einheiten stärker hervorgehoben, während kleinere ihre Hervorhebung verlieren. Wird die mittlere Skala vergrößert, ist es möglich, wie in Abbildung 2-25 zu erkennen (bei Vergrößerung des Bereichs, der in Abbildung 2-33 mit einem roten Quadrat gekennzeichnet ist), dass die Straßenlaterne vollständig hervorgehoben wird. Andererseits werden mit zunehmender Größe des Zentrums z. B. die Straßenbahnschienen in Abbildung 2-34, die als Beispiel für ein sehr kleines Objekt dienen, weniger auffällig.

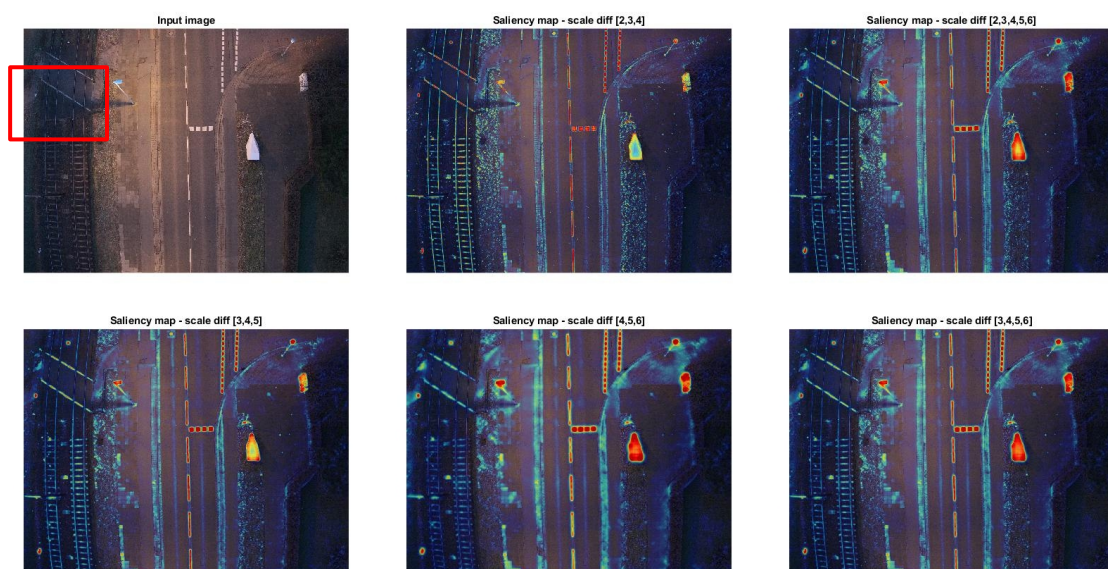


Abbildung 2-24 Saliencykarte für verschiedene zentrale Skalen

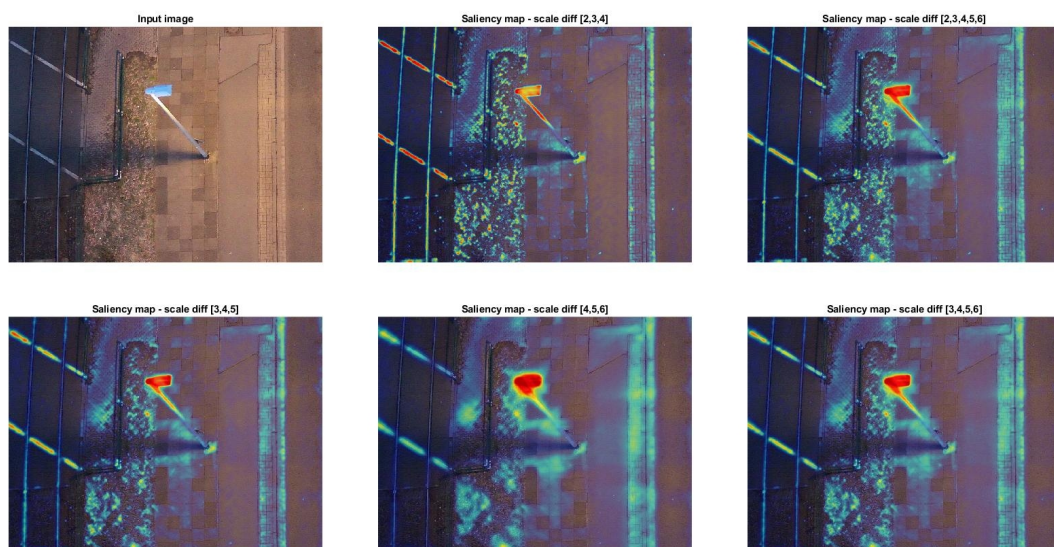


Abbildung 2-25 Saliencykarte für verschiedene zentrale Skalen - vergrößert

Durch die Wahl eines größeren Wertes für c werden größere Objekte hervorgehoben, während kleine Objekte nicht mehr hervorgehoben werden. In der aktuellen Studie wurden für die TIR-Bilder, die eine Auflösung von 512x640 Pixeln haben, wurden die Erkennungsskalen $c \in \{1, 2, 3, 4\}$ und $\delta \in \{3, 4\}$ gewählt. Für die optischen Bilder mit einer Auflösung von 3000x4000 Pixeln werden die Werte $c \in \{3, 4, 5, 6\}$ und $\delta \in \{3, 4\}$ gewählt. Die Wahl der größeren Werte von " c " bei der Berechnung der Salienzkarte für die optischen Bilder im Vergleich zu den TIR-Bildern beruht auf der Tatsache, dass die optische Kamera eine niedrigere GSD hat (0,7 gegenüber 3,5 cm).

Im Folgenden wird eine qualitative Analyse der Ergebnisse vorgestellt. Abbildung 2-26 und Abbildung 2-27 zeigen Beispiele für die Ergebnisse der Klassifizierung mittels DST. Die Abbildungen sind folgendermaßen aufgebaut: links ist ein Teil eines optischen Orthomosaiks zu sehen, der entsprechende Teil des TIR-Orthomosaiks wird in der Mitte gezeigt, die Klassifizierungsergebnisse werden als Überlagerung auf dem TIR-Orthomosaik rechts dargestellt. Die Klassifizierungsergebnisse sind durch folgende Farben gekennzeichnet: Kandidaten für thermische Anomalien C_a sind in rot dargestellt, C_a kleiner als 100 Pixel in magenta, Cold Spots C_c in blau, Hot Spots C_h in gelb; der thermische Hintergrund C_b ist nicht farbig dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die thermischen Anomalien (markiert durch die rot gestrichelte Linie) korrekt identifiziert werden. Kalte Objekte wie die Mülltonnen (markiert durch die blau gestrichelte Linie) in Abbildung 2-26 oder die Autodächer in Abbildung 2-27 werden ebenfalls korrekt als C_c identifiziert. Heiße Gegenstände wie der Schacht (gelb gestrichelt) in Abbildung 2-26 und die Motorhauben der Autos in Abbildung 2-27 werden korrekt als C_h eingestuft. Bereiche ohne größere Temperaturschwankungen werden als thermischer Hintergrund C_b klassifiziert.

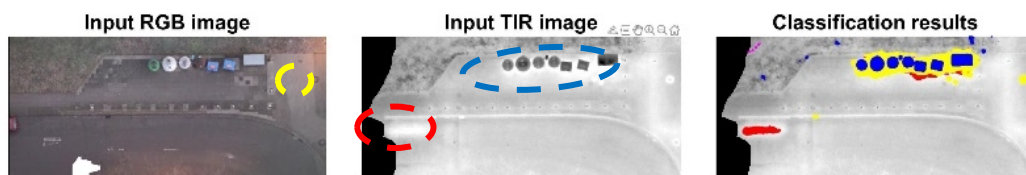


Abbildung 2-26 Ergebnisse der Lokalisierung thermischer Anomalien - Beispiel 1. C_a ist in rot, C_c in blau, C_h in gelb dargestellt; der thermische Hintergrund C_b ist überhaupt nicht farbig dargestellt

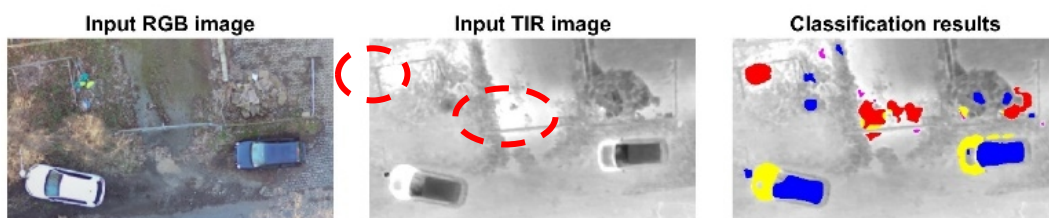


Abbildung 2-27 Ergebnisse der Lokalisierung thermischer Anomalien - Beispiel 2. Die Farbüberlagerung ist dieselbe wie in Abbildung 2-26 beschrieben

Die Bewertung der Klassifizierung von DST erfolgte manuell: Jede Zuordnung von C_a zu einer Gruppe von Pixeln wurde anhand des TIR und des optischen Bildes visuell überprüft. Da nur

thermische Anomalien von Interesse sind, wurden nur die Ergebnisse für C_a validiert, die übrigen Teile der Bilder wurden nur auf nicht entdeckte thermische Anomalien geprüft. Insgesamt sind die Ergebnisse zufriedenstellend: in den 850 detektierten thermischen Anomaliekandidaten wurden 57 von 58 echten thermischen Anomalien gefunden, was zu einem Recall von 98% und einer Präzision von 7% für die Klasse der thermischen Anomalien führt. Die niedrige Präzision entspricht den Erwartungen und unterstreicht die Notwendigkeit des folgenden Klassifizierungsteils, um Fehlalarme zu eliminieren.

2.3.4.4. Klassifikation thermischer Anomalien

Während das Ziel des Lokalisierungsschritts darin besteht, potenzielle Kandidaten für das Vorhandensein einer thermischen Anomalie zu identifizieren, ist der Klassifizierungsschritt von wesentlicher Bedeutung, um die Anzahl der durch die potenziellen Kandidaten für thermische Anomalien erzeugten Fehlalarme weiter zu reduzieren. Hier werden die Kandidaten für die thermische Anomalie nun als Regionen und nicht als einzelne Pixel betrachtet. Jeder Kandidat wird durch mehrere Merkmale beschrieben, die aus dem Ergebnisse der Lokalisierung, dem TIR-Orthomosaik und dem digitale Oberflächenmodell (DSM) gewonnen werden.

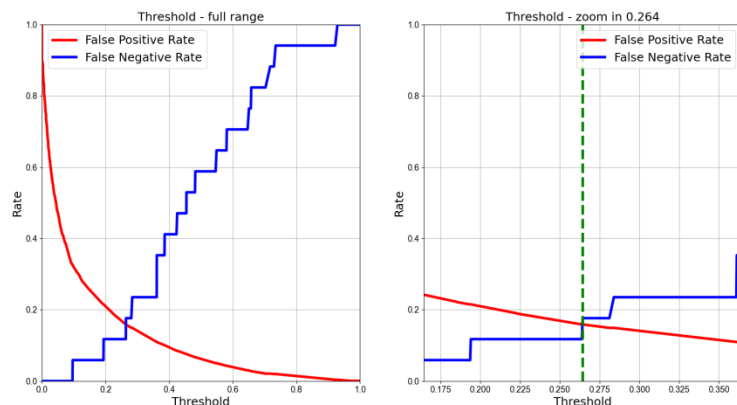
Aus Sicht des maschinellen Lernens ist das Erfolgskriterium für die Bewertung eine möglichst geringe Falsch-Negativ-Rate (FNR). Andererseits besteht eine der Erwartungen an die Klassifikation darin, die Falsch-Positiv-Rate (FPR) auf ein akzeptables Niveau zu bringen.

Die thermischen Anomaliekandidaten, die in der Lokalisierungsphase entdeckt wurden, bilden den Datensatz für die Klassifizierungsphase. Die Klassifizierung wurde als binäres Problem definiert: die Klasse 1 bilden tatsächliche thermische Anomalien, die Klasse 0 die übrigen Fälle. Tabelle 2-9 zeigt die Anzahl der Fälle für die beiden Klassen in Abhängigkeit von der Temperaturdifferenz zwischen der Region und der Umgebung, basierend auf dem Merkmal $t_{diff-min}$. Wie zu erwarten, nimmt die Anzahl der Anomalien mit der Erhöhung des Schwellenwerts für $t_{diff-min}$ ab.

Tabelle 2-9 Klassenverteilung in den Datensätzen

SCHWELL WERT FÜR ANOMALIEN	ANZAHL FÄLLE, KLASSE 0	ANZAHL FÄLLE, KLASSE 1
$t_{diff-min} > 0 \text{ }^{\circ}\text{C}$	793	57
$t_{diff-min} > 0.5 \text{ }^{\circ}\text{C}$	819	31
$t_{diff-min} > 1 \text{ }^{\circ}\text{C}$	828	22
$t_{diff-min} > 1.5 \text{ }^{\circ}\text{C}$	834	16

Die Parameter des Random Forest Klassifikators werden durch systematische Suche im Parameterraum festgelegt. Die Bewertung erfolgte durch 5-fache Kreuzvalidierung. Im Falle der binären Klassifizierung erfolgt die Auswahl der resultierenden Klasse durch die Auswahl der Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit, d.h. es wird ein Schwellwert von 0,5 verwendet. Ein besseres Ergebnis lässt sich jedoch erzielen, wenn dieser Schwellwert für die Klassenbestimmung so angepasst wird, dass die Falsch-Positiv-Rate (FPR) und die Falsch-Negativ-Rate (FNR) gleich sind, s. Abbildung 2-28.

Abbildung 2-28 FPR- und FNR-Kurven des Tests, $t_{diff-min} > 0 \text{ }^{\circ}\text{C}$

Wie in Tabelle 2-9 ersichtlich, gibt es in dem Datensatz sehr wenige tatsächliche Anomalien. Um den Einfluss dieser unausgewogenen Datenverteilung zu untersuchen, wurden zwei Experimente durchgeführt (s. Tabelle 2-10). In beiden Experimenten wurden 20% der Daten aus Klasse 0 zum Training und 80% zum Testen verwendet. Für Klasse 1 wurden in den Experimenten 1 und 2 jeweils 80 % der Daten für das Training verwendet, zusätzlich wurden die Daten im Experiment 2 mit der Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) (Chawla et al. 2002) abgetastet, um die Anzahl der Trainingsstichproben der Klasse 0 zu erreichen. Die verbleibenden 20 % der Klasse 1 wurden in beiden Experimenten zum Testen verwendet.

Tabelle 2-10 Konfiguration der Kreuzvalidierung der beiden Experimente

		EXPERIMENT #1	EXPERIMENT #2
TRAINING	Class 0	20%	20%
	Class 1	80%	SMOTE(80%)
TEST	Class 0	80%	80%
	Class 1	20%	20%

Tabelle 2-11 zeigt die Ergebnisse als Durchschnitt der 5-fachen Kreuzvalidierung. Es ist zu erkennen, dass bei höheren Anomalie-Schwellenwerten die True-Positive-Rate (TPR) einen Wert von 100 Prozent erreicht, während TPR für thermische Anomalien mit $t_{diff-min} > 0,5 \text{ }^{\circ}\text{C}$ mindestens 92 % beträgt. Die FPR ist ebenfalls eng mit $t_{diff-min}$ verknüpft, und zwar in der Weise, dass sie mit einem höheren Schwellenwert abnimmt. Im Hinblick auf die TPR hat SMOTE nur einen marginalen Vorteil, der nur bei einem höheren Schwellenwert für thermische Anomalien sichtbar wird.

Tabelle 2-11 Klassifizierungsergebnisse der Kreuzvalidierung in Prozent

Schwellenwert für Anomalien	Experiment #1			Experiment #2		
		<i>Vorhersage 0</i>	<i>Vorhersage 1</i>		<i>Vorhersage 0</i>	<i>Vorhersage 1</i>
$t_{diff-min} > 0 \text{ }^{\circ}\text{C}$	Tatsächlich 0	TNR = 89.5%	FPR = 10.5%	Tatsächlich 0	TNR = 88.3%	FPR = 11.7%
	Tatsächlich 1	FNR = 15.6%	TPR = 84.4%	Tatsächlich 1	FNR = 13.3%	TPR = 86.7%
$t_{diff-min} > 0.5 \text{ }^{\circ}\text{C}$	Tatsächlich 0	TNR = 94.7%	FPR = 5.3%	Tatsächlich 0	TNR = 96.5%	FPR = 3.5%
	Tatsächlich 1	FNR = 4.0%	TPR = 96.0%	Tatsächlich 1	FNR = 8.0%	TPR = 92.0%
$t_{diff-min} > 1.0 \text{ }^{\circ}\text{C}$	Tatsächlich 0	TNR = 98.6%	FPR = 1.4%	Tatsächlich 0	TNR = 99.0%	FPR = 1.0%
	Tatsächlich 1	FNR = 5.0%	TPR = 95.0%	Tatsächlich 1	FNR = 5.0%	TPR = 95.0%
	Tatsächlich 0	TNR = 95.4%	FPR = 4.6%	Tatsächlich 0	TNR = 98.7%	FPR = 1.3%

$t_{diff-min} > 1.5\%$	<i>Tatsächlich 1</i>	FNR = 0.0%	TPR = 100.0%	<i>Tatsächlich 1</i>	FNR = 0.0%	TPR = 100.0%
------------------------	----------------------	------------	--------------	----------------------	------------	--------------

Der letzte Teil der Untersuchung befasst sich mit der Relevanz der in der Klassifikation verwendeten Merkmale. Es werden Experimente zur Merkmalsauswahl durchgeführt, um zu untersuchen, wie sich das Weglassen eines oder mehrerer Merkmale auf die Genauigkeit der Klassifikation insgesamt auswirkt. Die folgenden Experimente wurden in Form einer Kreuzvalidierung durchgeführt, die angegebenen Werte ergeben sich als Durchschnittswerte aller Iterationen. Die folgenden sechs Experimente werden in diesem experimentellen Abschnitt durchgeführt:

1. Es werden alle Merkmale verwendet. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 als "fullset" bezeichnet, mit der alle folgenden Experimente verglichen werden.
2. $d_{cold-obj}$ wird aus dem Merkmalsvektor ausgeschlossen. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 als "cold_out" bezeichnet. Das Merkmal $d_{cold-obj}$ wurde definiert, um die unmittelbare Nähe zu einer kalten Region zu charakterisieren, in der die Umgebung als Kandidat für eine thermische Anomalie eingestuft wird.
3. $h_{class-surr}$ wird aus dem Merkmalsvektor ausgeschlossen. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 "class_out" genannt und dient der Untersuchung des Einflusses der Klassen C_h und C_c auf das Klassifikationsergebnis.
4. $h_{dsm-obj}$ und $h_{dsm-surr}$ werden aus dem Merkmalsvektor ausgeschlossen. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 als "dsm_out" bezeichnet.
5. $d_{cold-obj}$ und $h_{class-surr}$ werden aus dem Merkmalsvektor ausgeschlossen. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 als "class_cold_out" bezeichnet.
6. Alle in Frage kommenden Merkmale aus den vorherigen Experimenten 1-5 werden aus dem Merkmalsvektor ausgeschlossen. Dieses Experiment wird in Abbildung 2-29 als "class_cold_dsm_out" bezeichnet. Die verbleibenden Merkmale sind: $t_{diff-max}$, $t_{diff-min}$, $t_{diff-dsm}$.

Die Ergebnisse der Experimente zeigt Abbildung 2-29, die die TPR (links) und die TNR (rechts) in Prozent enthält.

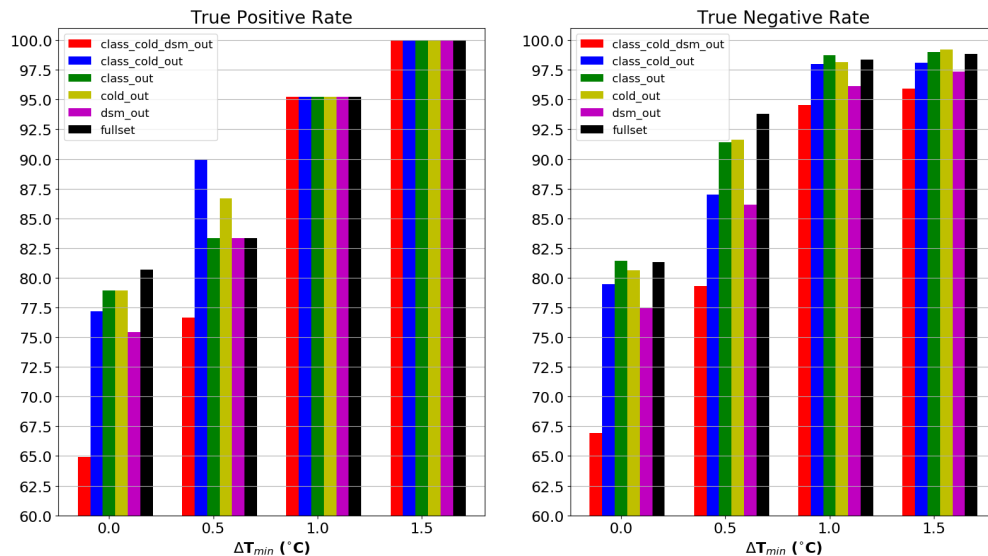


Abbildung 2-29 Ergebnisse des Experiments zur Bedeutung von Merkmalen

Eine allgemeine Beobachtung in diesem Kapitel ist, dass TPR und TNR zunehmen, wenn die Temperaturschwelle der thermischen Anomalie steigt. Ausgehend von den Ergebnissen der in Abbildung 2-29 dargestellten Experimente ist die TPR des gesamten Merkmalssatzes im Allgemeinen die höchste unter allen anderen möglichen Kombinationen. Wenn DSM-bezogene Merkmale entfernt werden, wie durch die violetten und roten Farben angezeigt, ist ein deutlicher Einbruch bei TPR und TNR zu erkennen. Daraus lassen sich die folgenden Schlussfolgerungen ableiten:

- Die DSM-Merkmale sind sehr wichtig. Wenn thermische Anomalien im Zusammenhang mit DHS diskutiert werden, wird diese Oberfläche normalerweise als flach beschrieben, was die Bedeutung der DSM-Merkmale zusätzlich unterstützt.
- Es ist nicht klar ersichtlich, welchen Beitrag die Merkmale $d_{cold-obj}$ und $h_{class-surr}$ tatsächlich haben. Einerseits sinkt die TNR durch ihr Fehlen, andererseits ist die TPR etwas höher als bei Verwendung des vollständigen Merkmalsatzes. Daraus ergibt sich aber, dass diese beiden Merkmale relevant sind.

2.3.5. Schlußfolgerungen

Es konnte gezeigt werden, dass die vorgeschlagene Modifikation des Salienz-Modells (Itti et al. 1998) für die Erkennung von Hot Spots genutzt werden kann. Durch Nutzung der DST können in der folgenden Klassifikation Klassen sinnvoll vereinigt werden, für die keine separate Evidenz vorliegt. Die sich ergebenden Anomaliekandidaten und ihre Umgebung werden in der zweiten Klassifizierungsphase als unabhängig betrachtet, um zwischen thermischen Anomalien und normalen Temperaturschwankungen zu unterscheiden. Das Hauptziel dieser Phase besteht darin, die Anzahl der falsch-positiven Erkennungen zu reduzieren, sie hat sich als notwendig und effizient erwiesen: es wurde gezeigt, dass eine Gesamtgenauigkeit von 98,7 % und eine Wiedererkennungsrates für thermische Anomalien von 100 % erreicht werden kann, wenn der Kandidat für eine thermische Anomalie auf eine Temperaturdifferenz beschränkt ist.

2.4. Validierung (FFI / IPI, AP 4)

Es wurde zwei Fernwärmetrassenabschnitte von dem LSW Netz GmbH für das Projekt „Drohne 2“ zur Untersuchung der weiter entwickelten Methodik ausgewählt. In *Tabelle 2-12* sind die Informationen der Fernwärmetrassenabschnitte dokumentiert.

Tabelle 2-12 Dokumentation der Trassenparameter

Lage des Fernwärmetrassenabschnitts	Gifhornerstraße, 38442 Wolfsburg	Hafenstraße, 38442 Wolfsburg
Oberfläche	Zum Großteil unbefestigte Oberfläche	Befestigte Oberfläche
Rohrsystem	AZ Rohrsystem: Ummantelung aus Asbestzement, Wärmedämmung aus Glasfaser und Mediumrohr aus Stahl	KMR-Rohrsystem: Ummantelung aus Polyethylen hoher Dichte (PE-HD), Wärmedämmung aus hartem Polyurethanschaum (PUR-Hartschaum) und Mediumrohr aus Stahl
Dimension des Mediumrohres	DN 200	DN 200
Länge des Fernwärmetrassenabschnitts [m]	ca. 700	ca. 1700
Verlegtiefe [m]	0,8 ~ 1	0,8 ~ 1
Vor-/Rücklauf-temperatur [°C]	95 / 55	95 / 55

Bei der Planung der Befliegung wurden die Anforderungen an die Witterung aus den Ergebnissen des Vorgängerprojekts „Drohne 1“ übernommen:

- Trockene Oberfläche über dem Leitungsabschnitt,
- die Außentemperatur beträgt weniger als 10 °C,
- die Windgeschwindigkeit am Boden sollte maximal 2 m/s betragen und,
- es darf weder Regen noch Schnee präsent sein.
- Der Flug soll eine halbe Stunden vor Sonnenaufgang begonnen werden.

Die Thermalbefliegung wurde in „DJI-Pilot“-APP vorab mit Einstellung verschiedener Parameter geplant und automatisiert durchgeführt. Bei der Programmierung sind insbesondere Akkulaufzeit, Sichtweite, Flughöhe, Fluggeschwindigkeit, Fluglinie und Überdeckungsgrad zu beachten.

Im Projekt „Drohne 1“ wurde eine zweistufige automationsgestützten Auswertemethodik entwickelt:

1. Orientierung und Mosaikierung der Bilder und
2. Beschreibung des Zustands des Wärmeversorgungsnetzes inkl. möglicher Veränderungen mit Hilfe von Methoden der Bildanalyse.

Diese Methode wurde im Projekt „Drohne 2“ weiter verwendet und optimiert (Siehe Kap.2.2.4).

Im Projektzeitraum wurden insgesamt 4 Thermalbefliegungen über den oben genannten Fernwärmetrassenabschnitten durchgeführt. Die erste Befliegung war im April 2022, wegen der fehlenden Betriebserlaubnis wurde die Befliegung nur im eingeschränkten Bereich der Rohrleitung als Testflug durchgeführt. Die Auswertung erfolgt durch optische Bilder (RGB-Bilder) und durch Infrarot- bzw. Thermalbilder, die bei der Befliegung gleichzeitig aufgenommen wurden. Die einzelnen Bilder wurden mit Hilfe einer Software photogrammetrisch zu einem Orthomosaik konvertiert.

Befliegung „Gifhorerstraße, 1. Mal“

Tabelle 2-13: Dokumentation der Parameter der Thermalbefliegungen

Ort, Straße	Gifhorerstraße, 1. Mal
Datum der Befliegung	27.04.2022
Uhrzeit der Sonnenaufgang	5:54
Uhrzeit der Befliegung	8:00 ~ 9:30
Emissionsfaktor [%]	0,95
Einstellung Bildüberdeckung [%]	85/85
Flughöhe [m]	40
GSD Wärmebildkamera [cm]	5,23
GSD Optische Kamera [cm]	0,96
Fluggeschwindigkeit [m/s]	1,5
Lufttemperatur [°C]	8,6 ~ 9,3
Luftfeuchtigkeit [%]	80% ~ 78%
Luftdruck [hPa]	1025
Windgeschwindigkeit [m/s]	1,1
Länge der Flugstrecke [m]	120
Verlegsystm und Rohrdimension	AZ-Rohr, DN200
Mediumtemperatur Vorlauf/Rücklauf [°C]	95/55
Verlegetiefe [m]	0,8~1

Die erste Befliegung erfolgte am 27.04.2022 zwischen 8:50 Uhr und 9:20 Uhr und wurde mit zwei unterschiedlichen, vorprogrammierten Trassierungen durchgeführt. Im Folgenden sind für die durchgeführten Flüge die orthogonalen RGB-Bilder (Abbildung 2-30) und die orthogonalen Thermalbilder dargestellt (Abbildung 2-31).



Abbildung 2-30 Erstelltes orthogonale RGB-Bild "Gifhornerstraße 1. Mal"

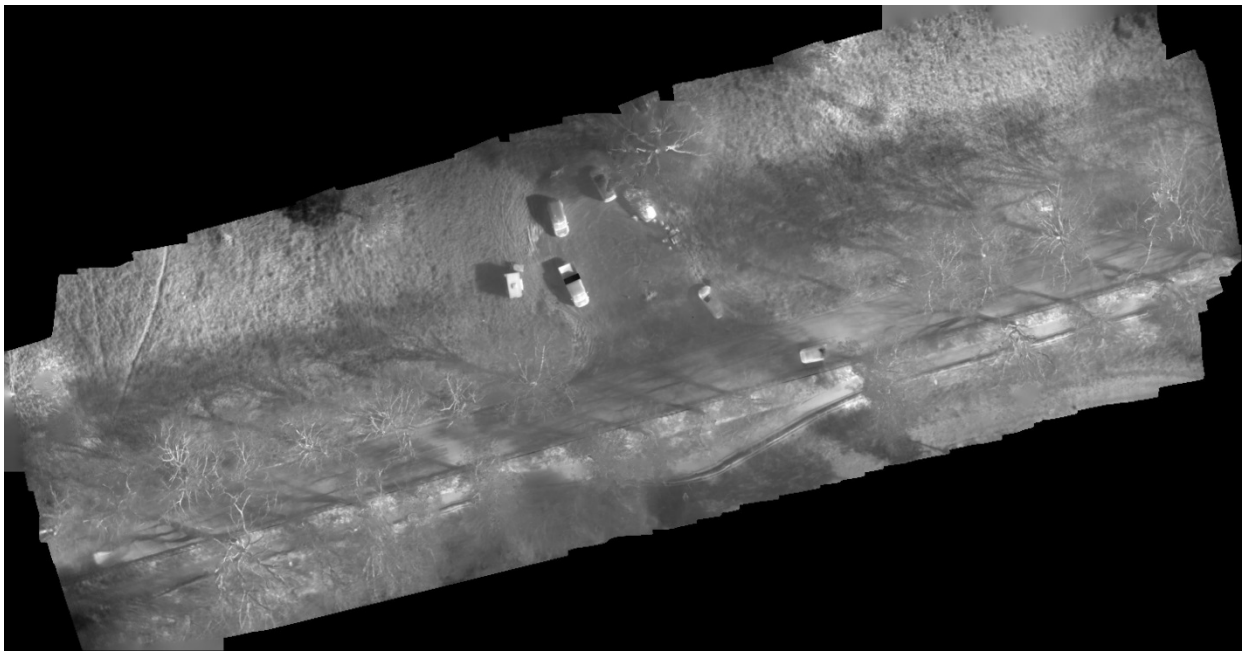


Abbildung 2-31 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Gifhornerstraße 1. Mal"

Für die thermische Zustandsbewertung wird ein Ausschnitt der überflogenen Fernwärmetrasse gewählt, der keine Störungen an der Erdoberfläche aufweist, also freie Sicht auf die Erdoberfläche über der erdverlegten Fernwärmetrasse ermöglicht (markierte Bereich in Abbildung 2-32). Eine eindeutige thermische Signatur der erdverlegten Fernwärmetrasse ist aufgrund der Sonneneinstrahlung nicht identifizierbar. Verschattungen durch den Bewuchs tragen zusätzlich zur Beeinflussung der thermischen Signatur an der Erdoberfläche bei.

Über eine Temperatur-Farbskalierung kann jeder Farbe des Thermalbildes eine Temperatur zugeordnet werden. Für die Darstellung eines Temperaturprofils werden für willkürlich ausgewählte Bereiche über den vermutlichen Fernwärmetrassenverlauf in Abbildung 2-32 die Temperaturdifferenzen zwischen den gemessenen Temperaturen und einer Referenztemperatur gebildet. Als Referenztemperatur wird die Luft- bzw. Umgebungstemperatur während der Befliegung gewählt.

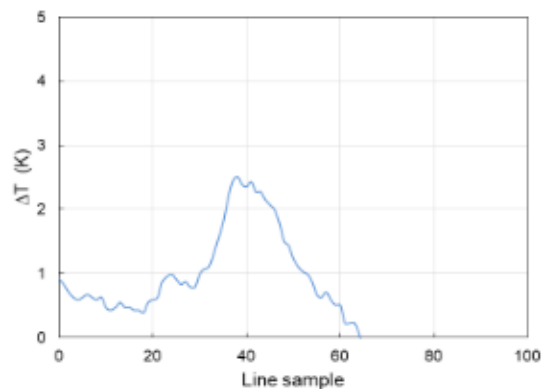
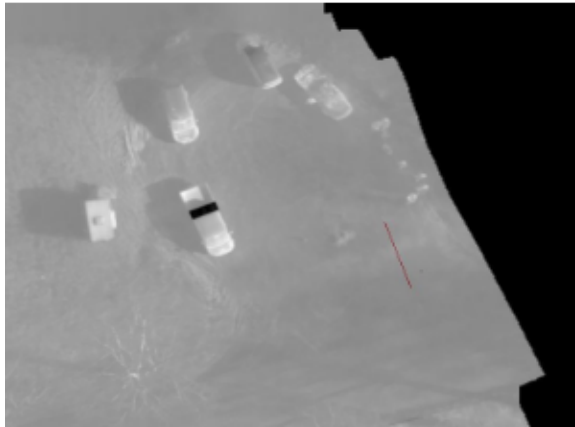


Abbildung 2-32 Thermische Signatur 1 entlang der roten Markierung

Auf der sandigen Erdoberfläche über den vermuteten Fernwärmetrassenverlauf zeichnet sich eine thermische Signatur mit einer Temperaturdifferenz zwischen 2 K bis 3 K zur Umgebung ab (Abbildung 2-32 und Abbildung 2-33). Hinweise auf eine thermische Anomalie sind nicht identifizierbar.

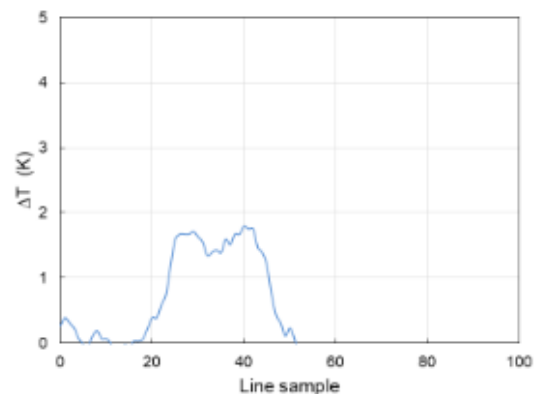
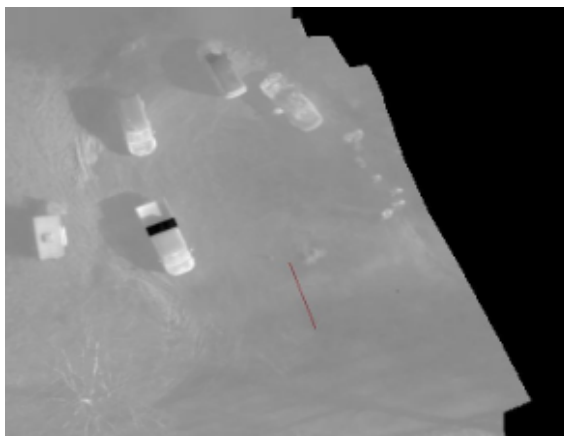


Abbildung 2-33 Thermische Signatur 2 entlang der roten Markierung

Die zweite bis vierte Befliegungen wurde im Zeitraum von Februar bis März 2023 durchgeführt. Im Folgend wurde die Parameter zur den Thermalbefliegungen (Tabelle 2-14, Tabelle 2-15, Tabelle 2-16), die erstellten orthogonalen RGB-Bilder (Abbildung 2-34, Abbildung 2-41, Abbildung 2-48) und thermalen Bilder (Abbildung 2-35, Abbildung 2-42, Abbildung 2-49) dokumentiert. Auf dem thermalen Bild wurde jeweils 3 bis 4 Ausschnitte markiert. Von der markierten Position wurde die Temperatursignatur analysiert und ausgewertet. Im Vergleich zum Projekt „Drohne 1“ wurde die Auswertungsmethode verbessert. Mit dem selbst entwickelten Python-Skript können nun mehrere Markierungslinien in einem Bild definiert werden, damit die Temperatursignatur bei verschiedenen Positionen der thermalen Bild ausgewertet werden (Abbildung 2-37 bis Abbildung 2-40, Abbildung 2-44 bis Abbildung 2-47, Abbildung 2-51 bis Abbildung 2-53).

Befliegung „Gifhornerstraße, 2. Mal“

Tabelle 2-14: Dokumentation der Parameter der Thermalbefliegungen

Ort, Straße	Gifhornerstraße,2.Mal
Datum der Befliegung	22.02.2023
Uhrzeit der Sonnenaufgang	7:19
Uhrzeit der Befliegung	7:30 ~ 8:30
Emissionsfaktor [%]	0,95
Einstellung Bildüberdeckung(Seite/Vorne) [%]	80/70
Flughöhe [m]	40
GSD Wärmebildkamera [cm]	5,23
GSD Optische Kamera [cm]	0,96
Fluggeschwindigkeit [m/s]	1,5
Lufttemperatur [°C]	6~6,2
Luftfeuchtigkeit [%]	94%
Luftdruck [hPa]	1021
Windgeschwindigkeit [m/s]	2,7~2,8
Länge der Flugstrecke [m]	622
Fluglinie	2
Kartierungsbereich [m]	4371
Anzahl des Fotos	174
Verlegsystem und Rohrdimension	AZ, erdverlegt, DN 200
Mediumtemperatur Vorlauf/Rücklauf [°C]	95/55
Verlegetiefe [m]	0,8~1



Abbildung 2-34 Erstelltes orthogonale RGB-Bild "Gifhornerstraße 2.Mal"

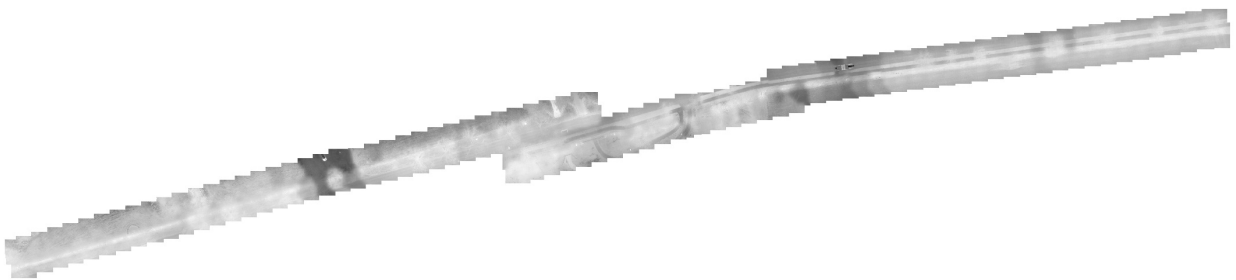


Abbildung 2-35 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Gifhornerstraße 2.Mal"

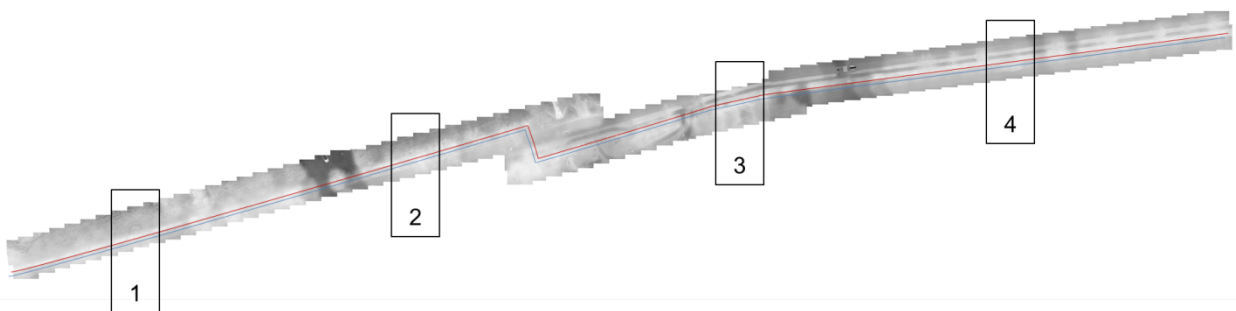


Abbildung 2-36 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Gifhornerstraße 2.Mal", mit Darstellung des Trassenverlaufs und 4 Ausschnitte zur Temperatursignatur-Auswertung

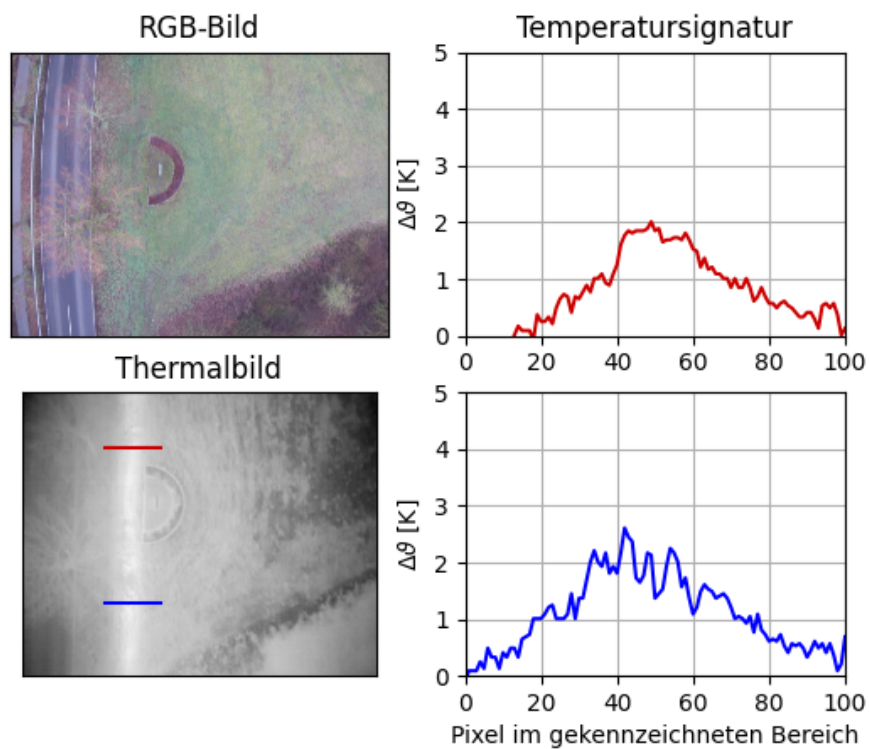


Abbildung 2-37 Temperatursignatur vom Ausschnitt 1 des Thermalbilds 2-36

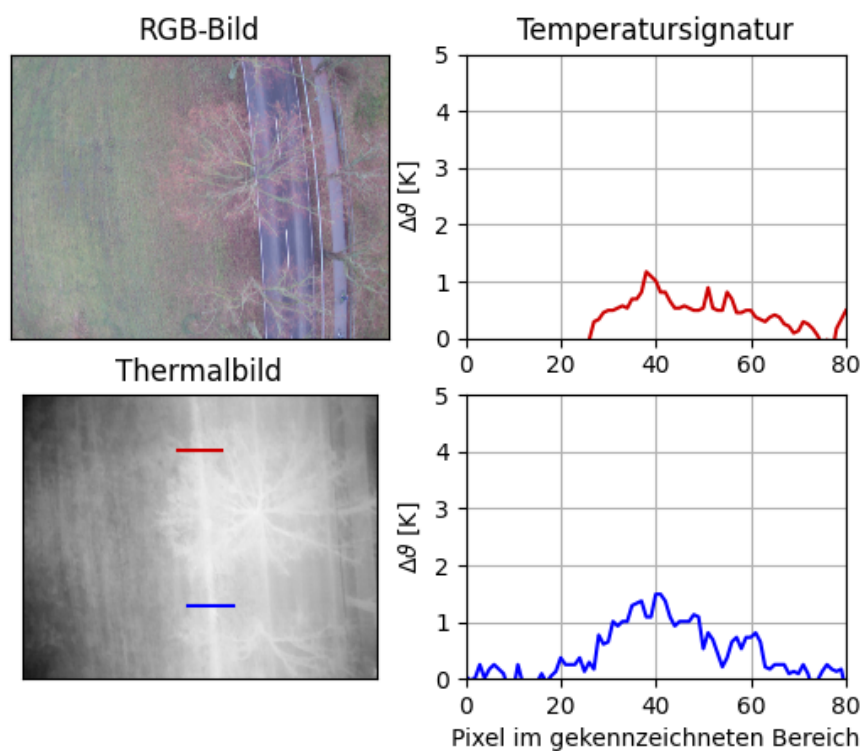


Abbildung 2-38 Temperatursignatur vom Ausschnitt 2 des Thermalbilds 2-36

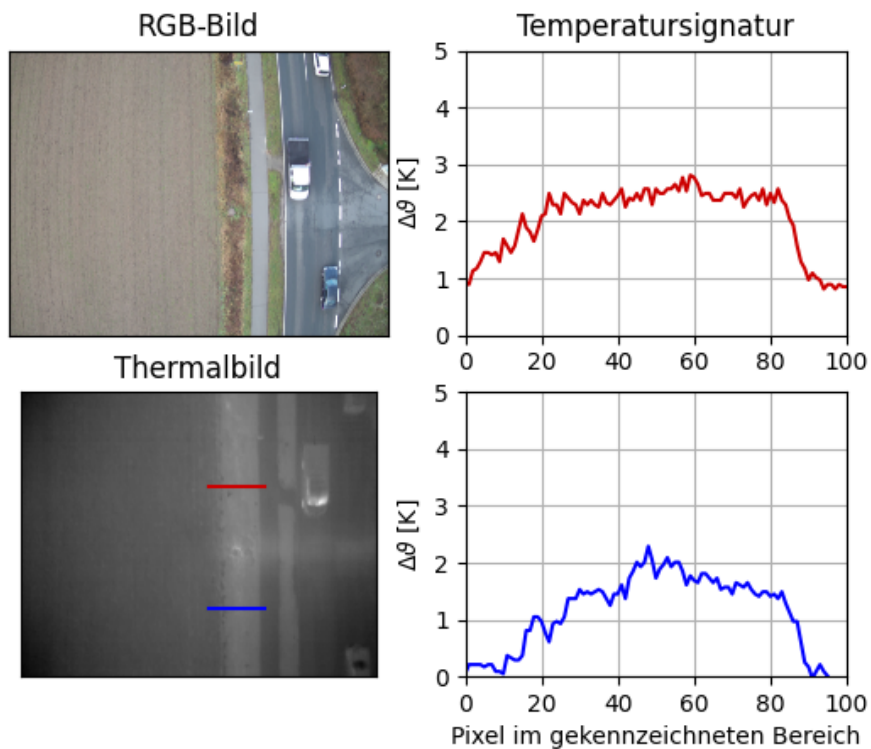


Abbildung 2-39 Temperatur-signatur vom Ausschnitt 3 des Thermalbilds 2-36

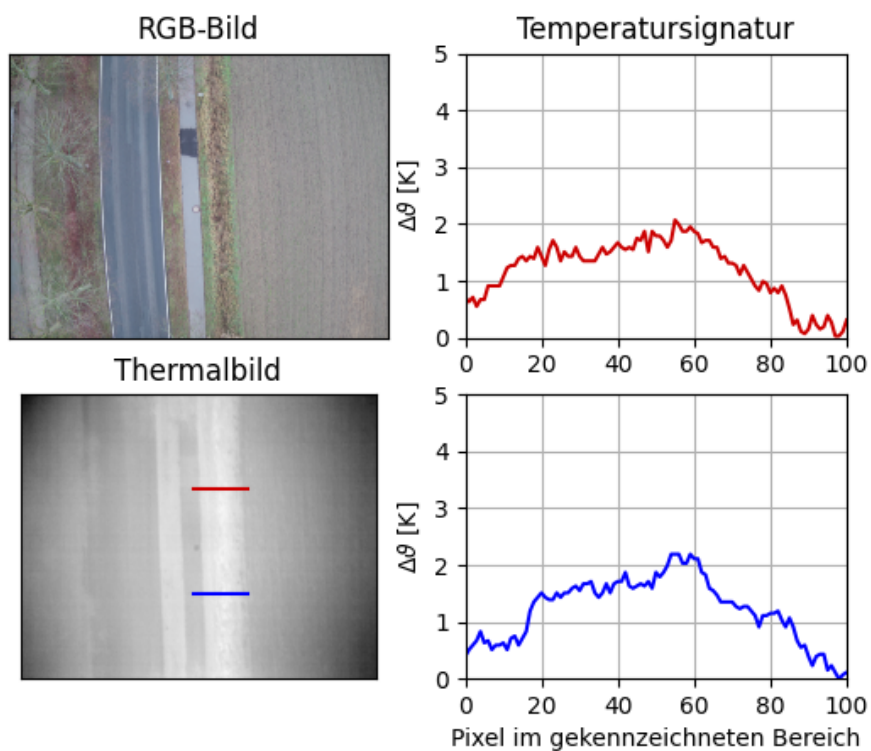


Abbildung 2-40 Temperatur-signatur vom Ausschnitt 4 des Thermalbilds 2-36

Befliegung „Hafenstraße rechts“

Tabelle 2-15: Dokumentation der Parameter der Thermalbefliegungen

Ort, Straße	Hafenstraße, rechts
Datum der Befliegung	03.03.2023
Uhrzeit der Sonnenaufgang	7:00
Uhrzeit der Befliegung	7:20 ~ 8:30
Emissionsfaktor [%]	0,95
Einstellung Bildüberdeckung(Seite/Vorne) [%]	90/85
Flughöhe [m]	40
GSD Wärmebildkamera [cm]	5,23
GSD Optische Kamera [cm]	0,96
Fluggeschwindigkeit [m/s]	1,5
Lufttemperatur [°C]	-0,5~0
Luftfeuchtigkeit [%]	91%
Luftdruck [hPa]	1023~1024
Windgeschwindigkeit [m/s]	2,3~2,5
Länge der Flugstrecke [m]	810
Fluglinie	3
Kartierungsbereich [m]	5649
Anzahl des Fotos	626
Verlegsysteem und Rohrdimension	KMR, erdverlegt, DN 200
Mediumtemperatur Vorlauf/Rücklauf [°C]	95/55
Verlegetiefe [m]	0,8~1



Abbildung 2-41 Erstelltes orthogonale RGB-Bild "Hafenstraße, rechts"

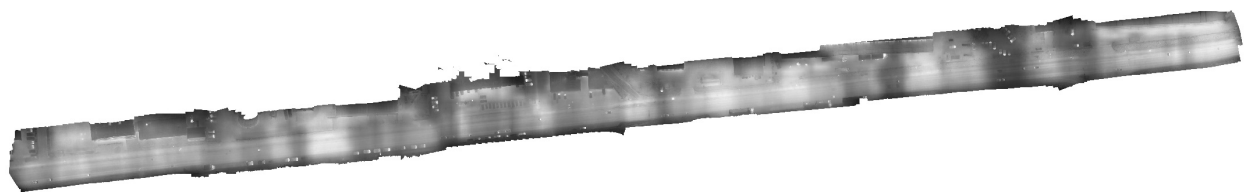


Abbildung 2-42 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Hafenstraße rechts"

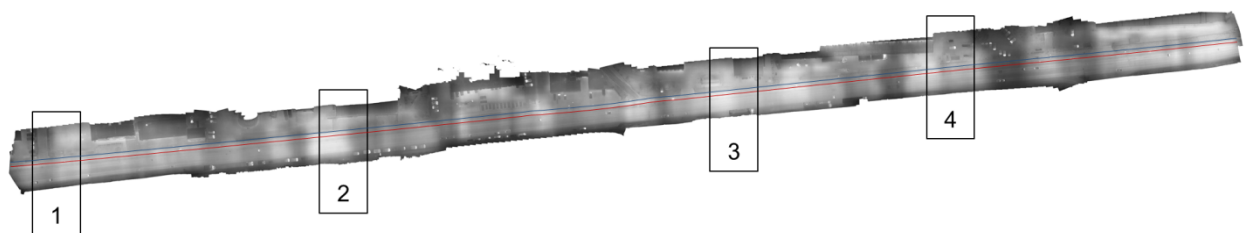


Abbildung 2-43 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Hafenstraße rechts", mit Darstellung des Trassenverlaufs und 4 Ausschnitte zur Temperatursignatur-Auswertung

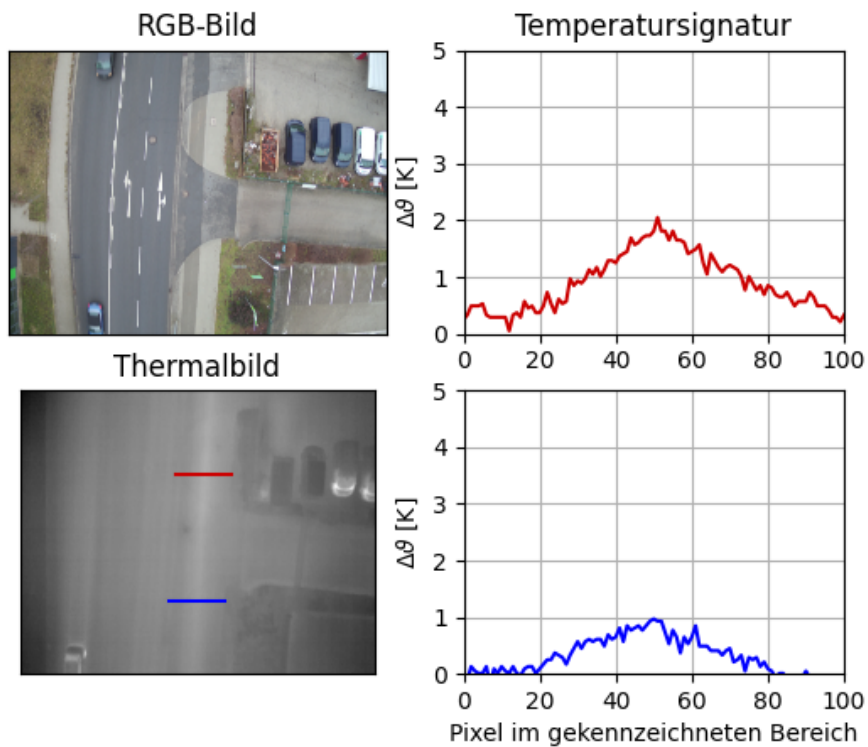


Abbildung 2-44 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 1 des Thermalbilds 2-43

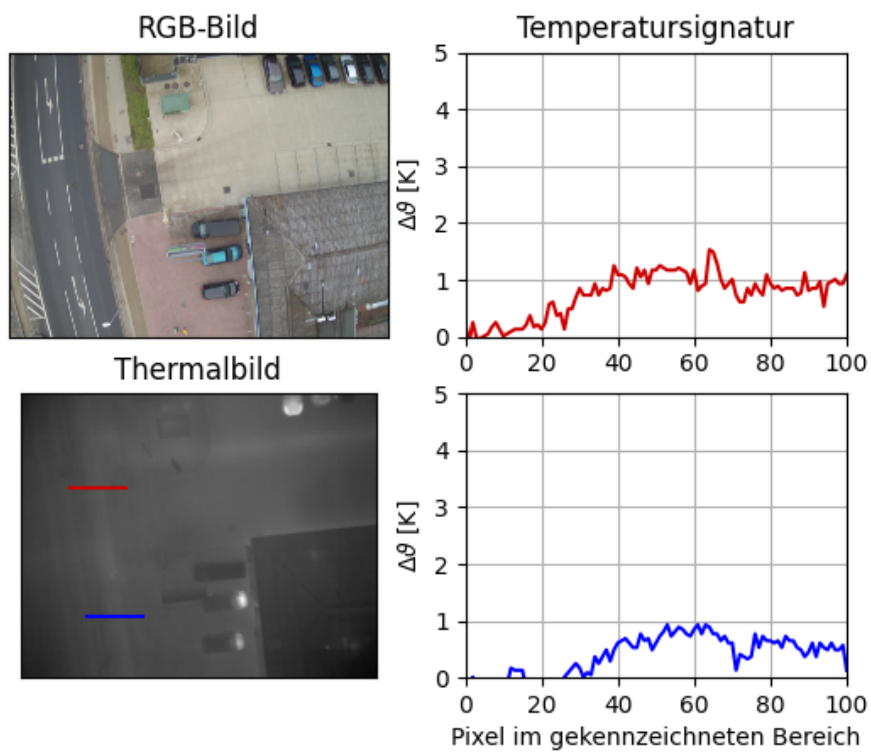


Abbildung 2-45 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 2 des Thermalbilds 2-43

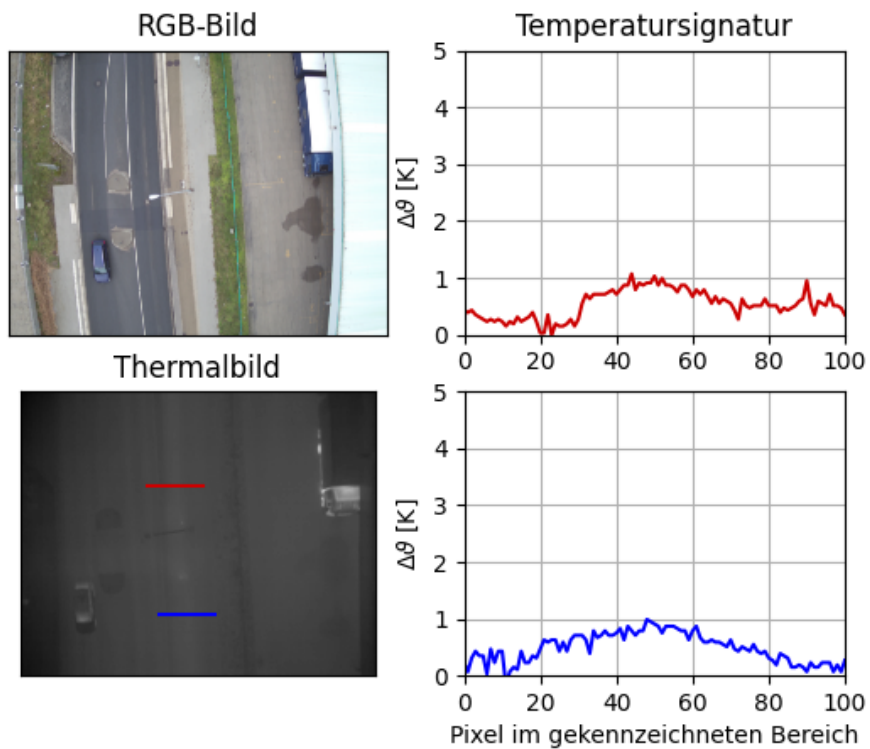


Abbildung 2-46 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 3 des Thermalbilds 2-43

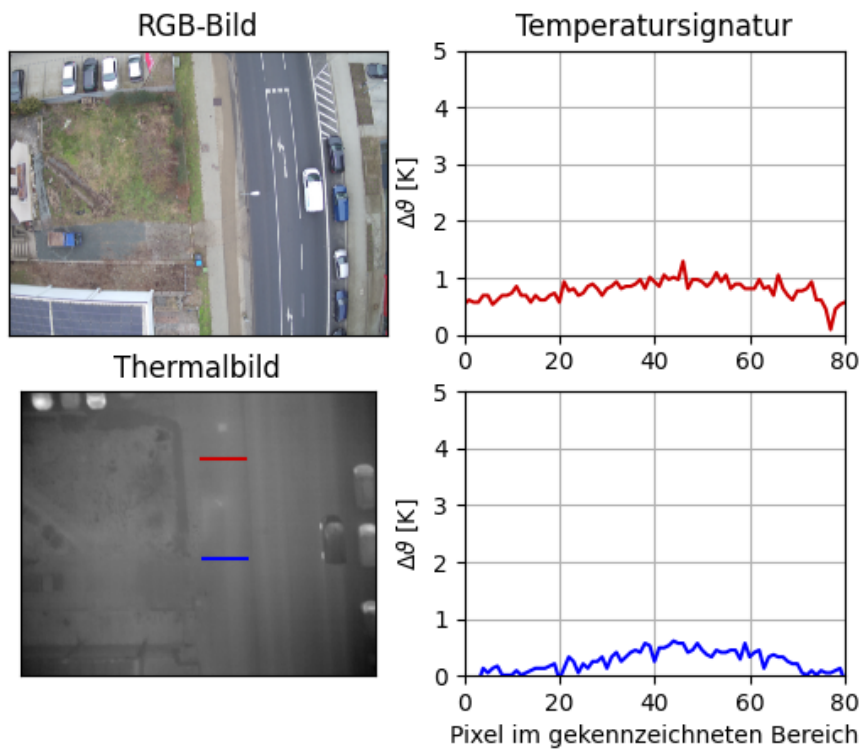


Abbildung 2-47 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 4 des Thermalbilds 2-43

Befliegung „Hafenstraße links“

Tabelle 2-16: Dokumentation der Parameter der Thermalbefliegungen

Ort, Straße	Hafenstraße, links
Datum der Befliegung	16.03.2023
Uhrzeit der Sonnenaufgang	6:30
Uhrzeit der Befliegung	6:50 ~ 8:00
Emissionsfaktor [%]	0,95
Einstellung Bildüberdeckung(Seite/Vorne) [%]	90/85
Flughöhe [m]	40
GSD Wärmebildkamera [cm]	5,23
GSD Optische Kamera [cm]	0,96
Fluggeschwindigkeit [m/s]	1,5
Lufttemperatur [°C]	-0,4~-0,3
Luftfeuchtigkeit [%]	77%~79%
Luftdruck [hPa]	1021
Windgeschwindigkeit [m/s]	2,7~2,8
Länge der Flugstrecke [m]	558
Fluglinie	4
Kartierungsbereich [m]	5503
Anzahl des Fotos	604
Verlegsysteem und Rohrdimension	KMR, erdverlegt, DN 200
Mediumtemperatur Vorlauf/Rücklauf [°C]	95/55
Verlegetiefe [m]	0,8~1



Abbildung 2-48 Erstelltes orthogonale RGB-Bild "Hafenstraße links"

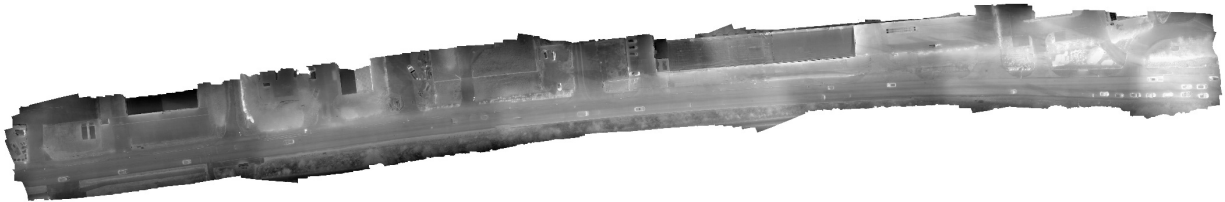


Abbildung 2-49 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Hafenstraße links"

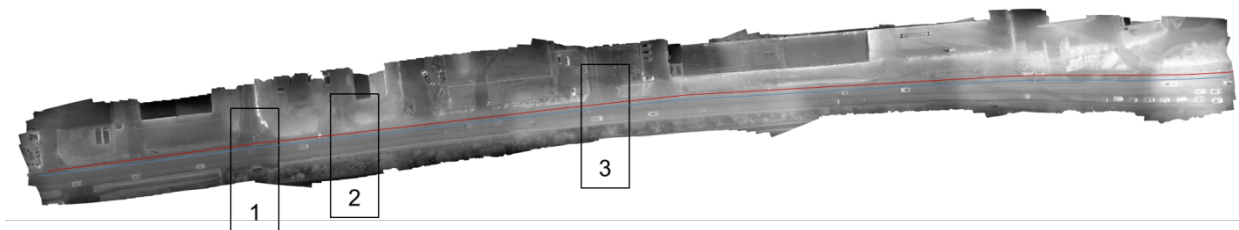


Abbildung 2-50 Erstelltes orthogonale Thermalbild "Hafenstraße links", mit Darstellung des Trassenverlaufs und 3 Ausschnitte zur Temperatursignatur-Auswertung

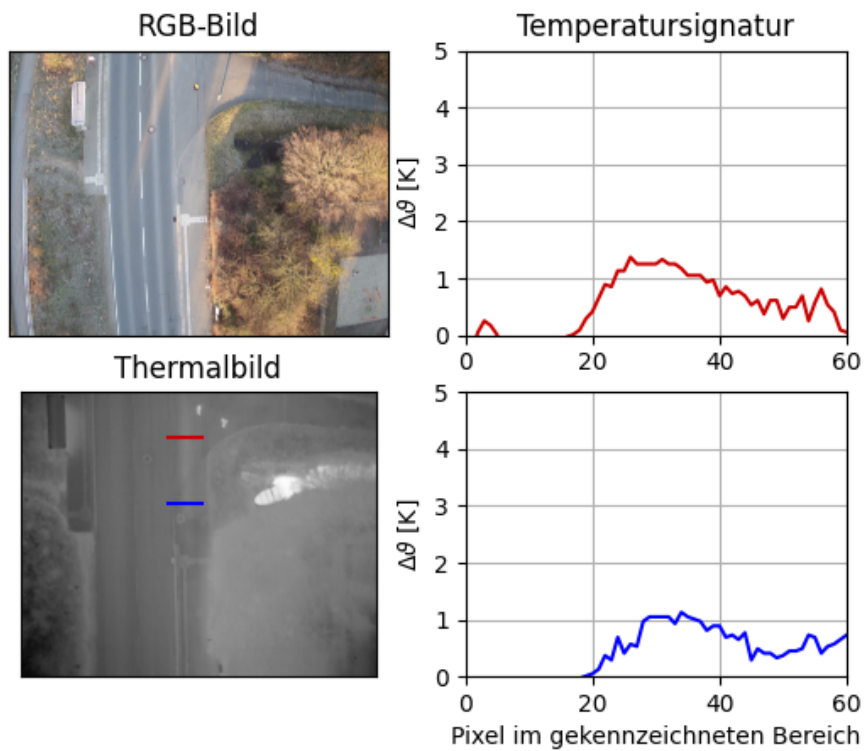


Abbildung 2-51 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 1 des Thermalbilds 2-50

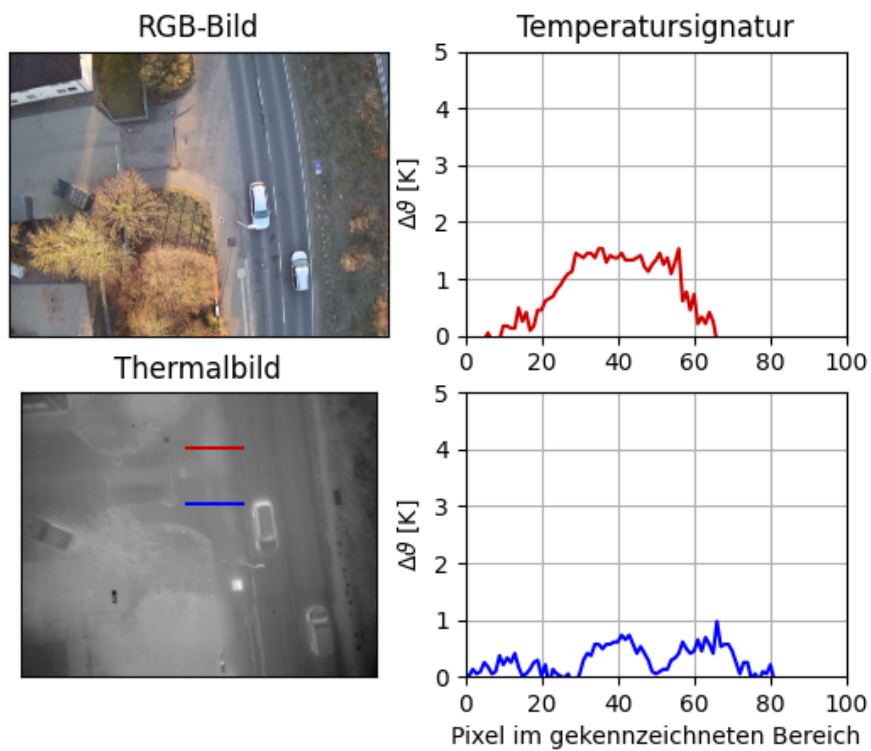


Abbildung 2-52 Temperaturursignatur vom Ausschnitt 2 des Thermalbilds 2-50

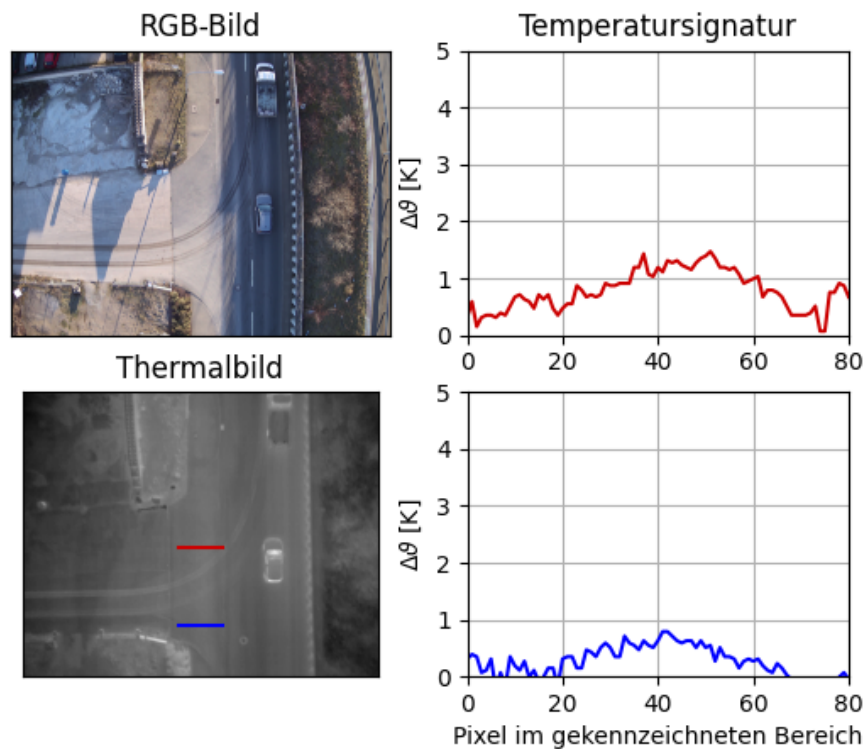


Abbildung 2-53 Temperatursignatur vom Ausschnitt 3 des Thermalbilds 2-50

Um einen Überblick über den gesamten Messungen zu schaffen, wurden in Tabelle 2-17 die Auswertungsergebnisse zusammengefasst.

Tabelle 2-17: Zusammenfassung der gemessenen Temperaturdifferenz durch Thermalbefliegung

Befliegungen	Rohrsystem/ Dimension /Verlegtiefe [m]	Vorlauf-/Rücklauf- temperatur [°C]	Umgebungs- temperatur [°C]	Temperatur- differenz zur Umgebung [K]
Gifhornerstraße, 1.Mal	AZ / DN 200 / 0,8~1	95/55	8,6 ~ 9,3	1,8 ~ 2,5
Gifhornerstraße, 2.Mal	AZ / DN 200 / 0,8~1	95/55	6,0 ~ 6,2	1,2 ~ 2,9
Hafenstraße, rechts	KMR / DN 200 / 0,8~1	95/55	-0,5 ~ 0,0	0,8 ~ 2,1
Hafenstraße, links	KMR / DN 200 / 0,8~1	95/55	-0,4 ~ -0,3	0,8 ~ 1,6

Die gemessenen Temperaturerhöhungen über den Leitungen betragen zwischen 0,8 bis 2,9 K. Bei der Gifhornerstraße hat die Leitung zum Großteil unbefestigte Oberfläche und bei der Hafenstraße ist die Rohrleitung unter befestigte Oberfläche bedeckt. Dies führt dazu, dass die gemessene Temperaturdifferenz bei der Gifhornerstraße größer ist als bei der Hafenstraße. Insgesamt liegen die gemessenen Temperaturdifferenzen im gleichen Bereich vom Projekt

„Drohne 1“ (Zwischen 0,7 bis 3,5 K). Daraus folgt, dass im Rahmen der Befliegungen keine Thermalanomalien festgestellt wurden, die auf Beschädigungen oder Schwachstellen in den Trassenabschnitten hinweisen.

2.5. Praxiseinführung / Geschäftsmodell (FFI / IPI, AP5)

Um die Thermalbefliegung besser in der Praxis einzuführen, wurde im Folgenden die rechtliche Grundlage für den Betrieb unbemannter Luftfahrtsysteme (UAS) erläutert.

Für den Betrieb von UAS gelten seit dem 31.12.2020 neue EU-Vorschriften, DVO (EU) 2019/947 und DVO (EU) 2019/945. Neben diesen EU-weiten Regularien existieren zusätzlich nationale Gesetze, die beachtet werden müssen. Diese nationalen Regelungen schränken zum Beispiel den UAS-Betrieb in der Nähe von Flughäfen oder kritischer Infrastruktur ein. Die Regelungen für den UAS-Betrieb sind im Abschnitt 5a der Luftverkehrs-Ordnung (LuftVO) festgelegt. Um den Übergang und die Anwendung der neuen Regularien zu realisieren, existieren Erlasse und Allgemeinverfügungen für den Betrieb von Bestandsdrohnen (LBA, 2023).

Nach der neuen Verordnung unterteilt die Nutzung von UAS in genehmigungsfreien Betrieb (offene Kategorie) und genehmigungspflichtigen Betrieb (spezielle und zulassungspflichtige Kategorie, sowie Betrieb in Geozone). In Abbildung 2-54 sind die Kategorie sowie die Grundbedingungen dargestellt.

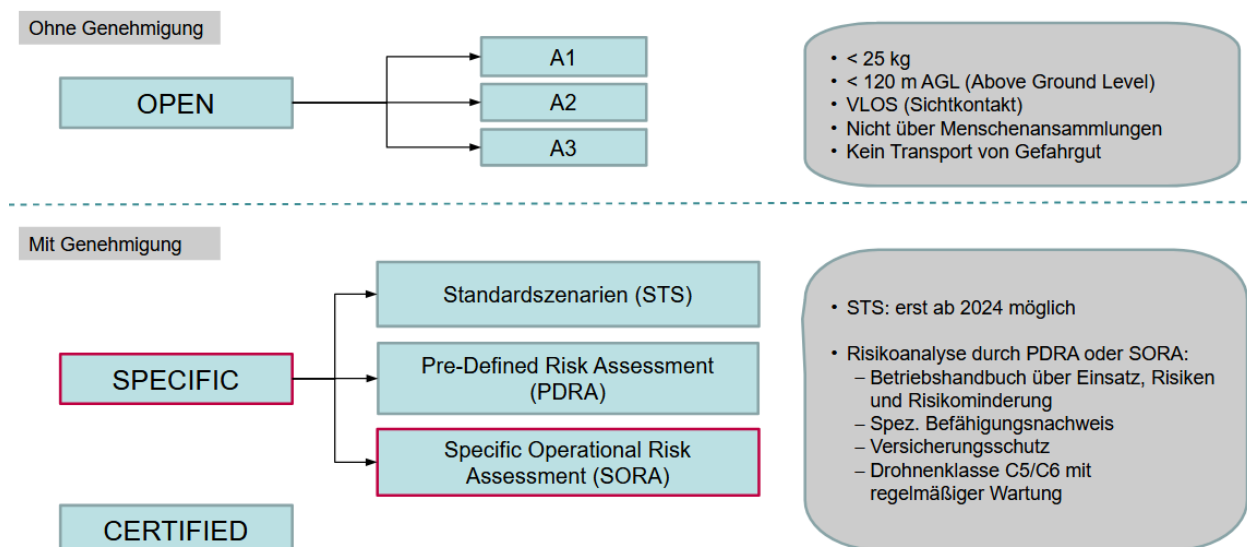


Abbildung 2-54 Risiko-Kategorie der neuen EU-Drohnenverordnung ab 2021

Laut der neuen EU-Drohnenverordnung gibt es für alle Drohnen-Piloten maßgeblich zwei wichtige Arten des neuen EU-Drohnenführereins. In Abbildung 2-55 wurde ja nach Kategorie die jeweilige Qualifikation, Gültigkeit und Kosten des Drohnenführerscheins dargestellt.

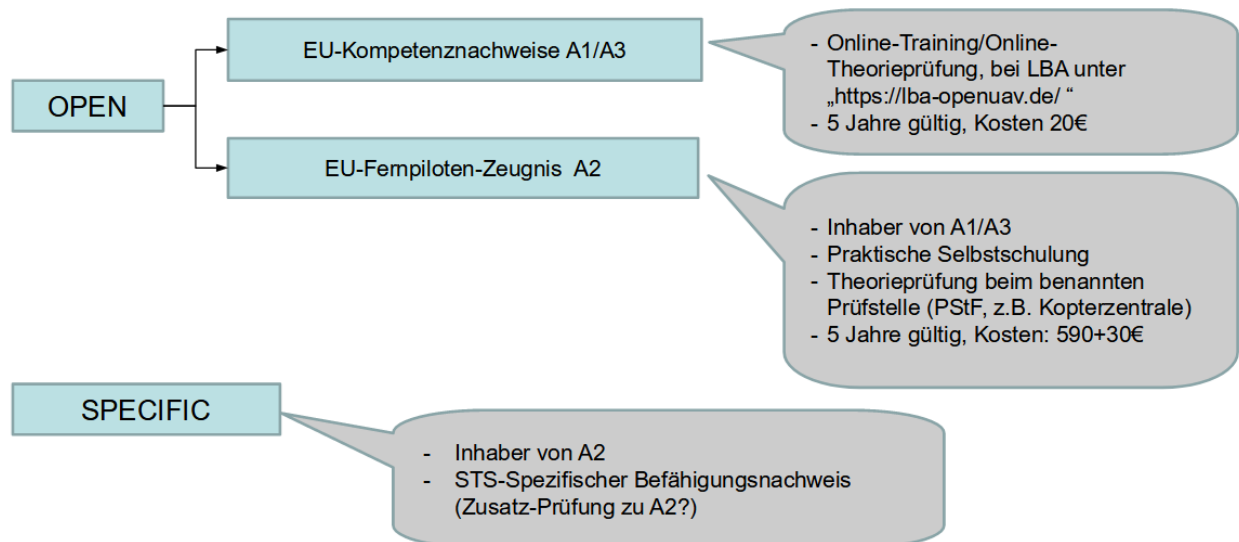


Abbildung 2-55 Drohnen-Führerschein

Um die im Forschungsprojekt vorgesehenen Thermalbefliegung durchzuführen, wurde eine Betriebsgenehmigung von den Landesluftfahrtbehörden Niedersachsen (Nds, 2023) benötigt. Dabei wurde ein eigenes Betriebshandbuch (ConOps) für die Thermalbefliegung entwickelt. Das Handbuch besteht wesentlich aus zwei Teilen:

- Betriebsbeschreibung (ConOps)
 - Organisation (Sicherheit, Schulung, Wartung, Besatzung)
 - Betrieb (Vorgehensweise, Betriebsgrenze, Notfallplan)
 - UAS-System (Technische Daten, Steuerung, Geofencing, Sicherheitsvorrichtung...)
- Specific Operational Risk Assessment (SORA)
 - Bestimmung der Risikoklasse (Bodenrisiko, Luftrisiko)
 - Minderungsmaßnahme / Robustheit
 - Bestimmung des SAIL-Werts (Specific Assurance and Integrity Level)
 - Identifikation der betrieblichen Sicherheitsschritte (OSO)

Im ersten Teil sind der geplante UAS-Betrieb sowie das eingesetzte UAS detailliert beschrieben, im zweiten Teil wurde die Risiken am Boden und in der Luft bewertet und entsprechende Maßnahme nach „Specific Operational Risk Assessment“ (SORA) ermittelt. Dadurch sollte ein möglichst geringer Risikolevel (SAIL) erreicht werden. Das vollständige Betriebshandbuch ist im Anhang zu finden.

Im Rahmen des Projektes „Drohne 2“ wurden verschiedene Thermalbefliegung durchgeführt. Aus diesen praktischen Erfahrungen wurden folgende Voraussetzungen für die Thermalbefliegung zusammengestellt:

- Dokumentation:
 - Registrierung bei LBA(Luftfahrt-Bundesamt) als UAS-Betreiber
 - Haftpflichtversicherung der Drohne
 - Drohnen-Führerschein für „OPEN“- Kategorie (A1/A3, A2)
 - Betriebsgenehmigung für „SPECIFIC“-Kategorie (Landesbehörde für Straßenbau und Verkehr, Betriebshandbuch)
- Hardware/Software:

- Drohne (z.B. DJI Matrice 200)
- RGB/Wärmebilder-Kamera (z.B. Zenmuse XT2)
- Tablett mit Steuerungs-App (z.B. DJI-Pilot)
- Programme für Bilder-Auswertung (z.B. Agisoft, eigene Software, usw.)

Geschäftsmodell

Auf Basis des im Vorgängerprojekt entwickelten „Leitfaden für den Einsatz der drohnengestützten Thermografie als Bestandteil der Instandhaltungsstrategie“ wurde die drohnengestützte Thermalbefliegung als Geschäftsmodell erweitert. Der Geschäftsablauf wurde wie folgend beschrieben:

(a) Vorbereitung und Planung der drohnengestützten Thermalbefliegung:

Für die Planung bzw. die Beantragung der Betriebsgenehmigung sind vom Auftraggeber folgende Informationen zur Verfügung zu stellen:

- GIS-Daten des zu untersuchenden Trassenabschnittes,
- Art und Ausführung des Leitungssystems,
- Dimension der Rohrleitung,
- Betriebstemperaturen,
- Verlegetiefen.

Vor der Befliegung ist die Trassierung festzulegen und die GPS-Programmierung durchzuführen. Die Länge der Flugtrasse, die Fluggeschwindigkeit und die Flugzeit müssen der zur Verfügung stehenden AKKU-Leistung angepasst werden. Die Überdeckungsgrad soll groß genug eingestellt sein, um die ausreichende Bildqualität zu gewährleisten. Um die Befliegung längerer Trassenabschnitte zu realisieren ist es sinnvoll, eine entsprechende Anzahl von Reserve- Akkus vorzuhalten.

Es wird empfohlen das Drohnensystem mit einem online Management-System zu verknüpfen (z.B. Airdata.com). Hier erfolgt eine automatisierte Dokumentation der Witterungsbedingungen, der GPS-Daten der Flugtrasse, der Flughöhe sowie der Fluggeschwindigkeit. Die Dokumentation bietet eine gute Datenbasis für die Auswertung bzw. die Analyse der Befliegung.

Der Pilot sollte einen „Copilot“ bei sich haben, da der Pilot bei der Befliegung die Drohne stets auf direkter Sichtverbindung steuert (VLOS). Vor der Befliegung wird der Copilot umfangreich in den Flugauftrag und die Gegebenheiten eingewiesen. Während der Befliegung soll der Copilot die Umgebung beachten, um die unerwartete Verhinderung bzw. Störung des UAS-Betriebs zu beseitigen.

Nach der Festlegung der Durchführungszeit, soll die entsprechende Stelle (Auftragsgeber, ggf. Polizei, Ordnungsamt, Grundstückseigentümer) darüber informiert werden. Der Ablaufplan zur Vorbereitung und Planung einer drohnengestützten Thermalbefliegung wird wie unten dargestellt (Abbildung 2-56):

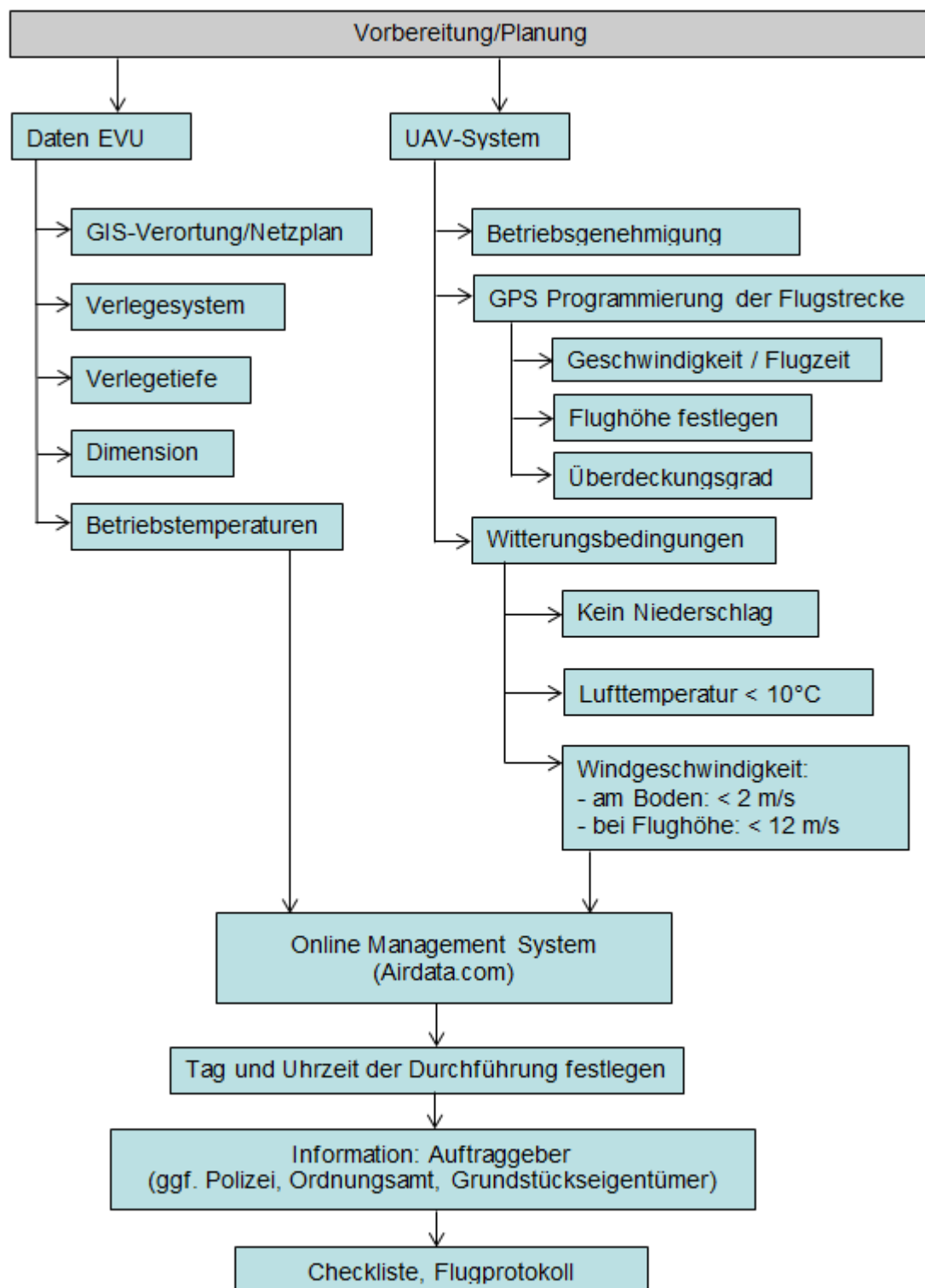


Abbildung 2-56 Ablauf der Vorbereitung/Planung der Thermalbefliegung

(b) Durchführung der drohnengestützten Thermalbefliegung

Am Tag der Durchführung soll vor Ort die Wetterlage überprüft werden. Der ausgewählte Startplatz ist mittels Pylonen oder Absperrband abzusichern. Um die Funktionalität der Drohne zu gewährleisten, ist ein manueller Testflug vor dem Starten der vorprogrammierten automatischen Flugmission durchzuführen.

Während der Befliegung darf die Erdoberfläche über dem Trassenabschnitt nicht durch Störgrößen beeinflusst oder durch Objekte verdeckt sein. Die Messung ist möglichst kurz nach Sonnenuntergang oder vor Sonnenaufgang durchzuführen. Temperaturschwankungen zwischen Tag und Nacht sollten möglichst gering sein. Beeinträchtigungen durch Nebel, Regen, Schnee oder zu starkem Wind sind nicht zulässig. Die Vorlauftemperatur im Trassenabschnitt sollte der zulässigen maximalen Dauerbetriebstemperatur für das zu untersuchende Rohrsystem entsprechen.

Während der Befliegung muss permanenter Sichtkontakt mit der Drohne sichergestellt sein. Für jede Befliegung ist ein Flugprotokoll zu erstellen. Das Flugprotokoll sollte folgende Angaben enthalten:

- Datum, Ort und Uhrzeit der Befliegung,
- verwendetes Messsystem,
- Flughöhe, Fluggeschwindigkeit,
- eingestellte prozentuale Bildüberdeckung,
- Boden Pixel Auflösung (Ground Sampling Distance = GSD),
- Emissionsfaktor,
- Wetterverhältnisse während der Befliegung sowie
- Informationen zum Trassenabschnitt (System, Dimension, Verlegetiefe und Betriebstemperatur).

Ist die Drohne bei einem online Management-System registriert, so können die dort gespeicherten Daten der Befliegung für das Flugprotokoll verwendet werden. Der Ablaufplan zur Durchführung einer drohnengestützten Thermalbefliegung ist wie unten dargestellt (Abbildung 2-57):

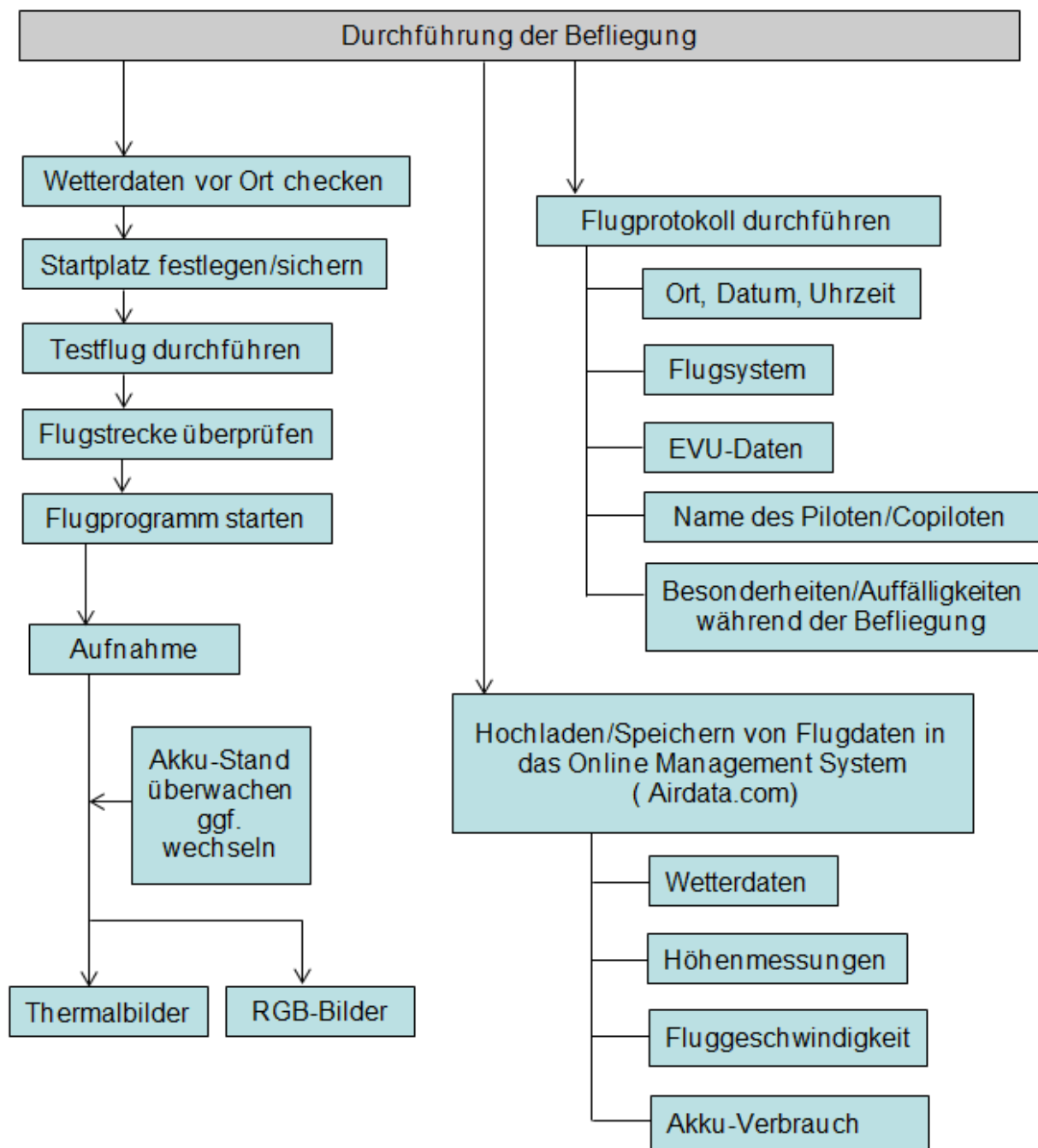


Abbildung 2-57 Ablauf der Durchführung der Thermalbefliegung

(c) Bearbeitung und Bewertung der drohnengestützten Thermalbbefliegung

Das Messsystem zeichnet zeitgleich Thermalbilder und optische Bilder (RGB-Bilder) auf. Für die Bewertung sind aus den Thermalbildern verzerrungsfreie orthogonale Thermalbilder (Orthobilder) zu erstellen und mit den GIS-Daten des Netzplans zu verknüpfen. In der Bewertung ist das orthogonale Thermalbild mit und ohne den Trassenverlauf sowie das Foto (RGB-Aufnahme) mit dem identischen Ausschnitt des untersuchten Trassenabschnitts darzustellen. Alle signifikanten Thermalanomalien mit Bezug zum Trassenabschnitt sind zu kennzeichnen.

Mit Hilfe der Netzdaten, Schadensstatistiken und Schachtdatenbanken kann eine Unterteilung der netzbezogenen Thermalanomalien in relevant und nicht relevant erfolgen. Durch Einbeziehung ergänzender Untersuchungen bzw. Inspektionsverfahren lassen sich Schäden feststellen bzw. ausschließen.

Als Bewertungskriterium sind Temperaturdifferenzen anzugeben. Die Temperaturdifferenzen (Temperaturerhöhungen) können zur Eingrenzung von signifikanten Thermalanomalien in Temperaturklassen (Klassifizierungen) unterteilt werden.

Der Ablaufplan zur Bearbeitung und Bewertung einer drohnengestützten Thermalbbefliegung ist wie unten dargestellt (Abbildung 2-58):

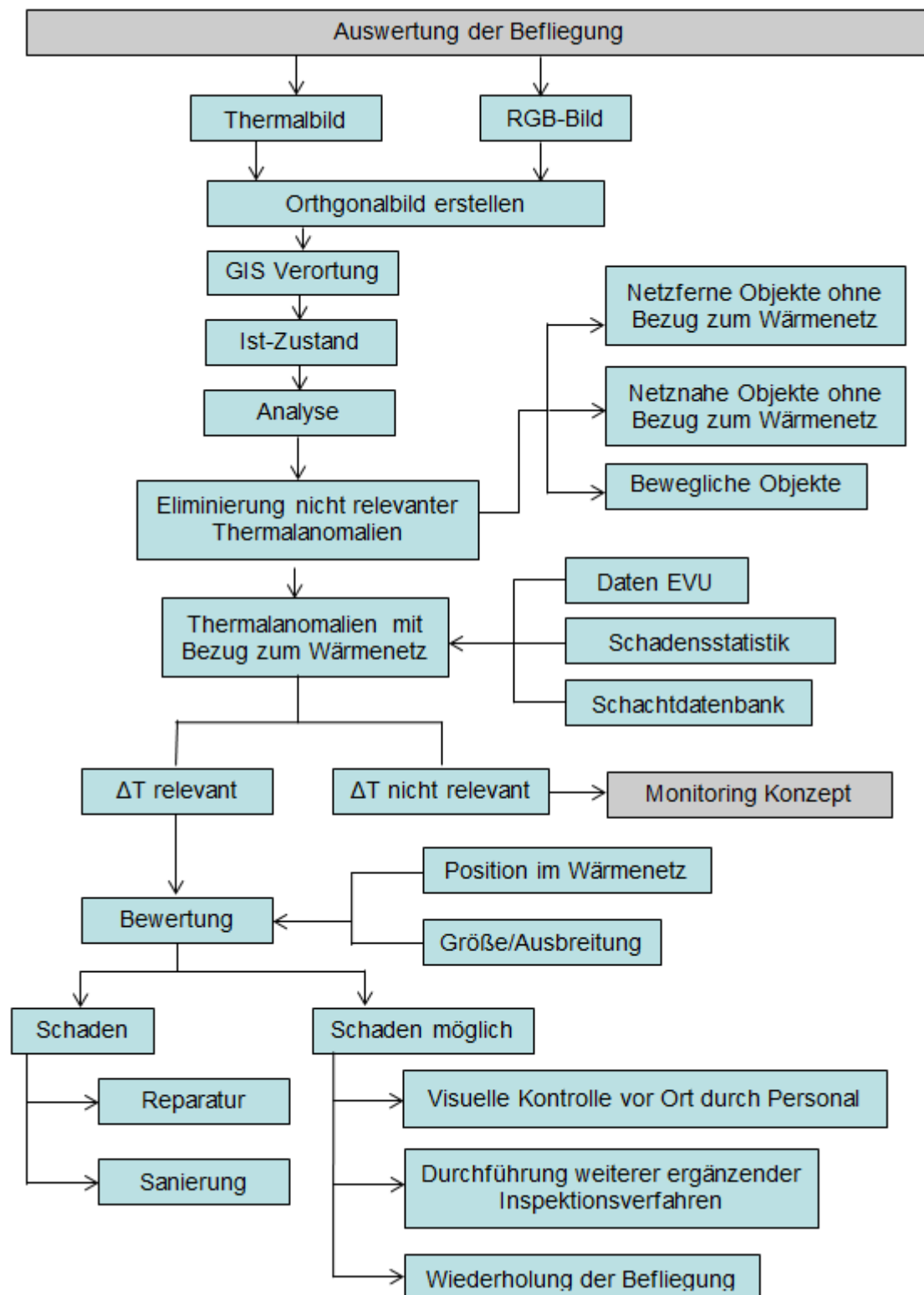


Abbildung 2-58 Ablauf der Auswertung der Thermalbefliegung

(d) Monitoring-Konzept der drohnengestützten Thermalbefliegung

Nach der ersten Thermalbefliegung sollen alle Information bzw. alle Ergebnisse in einer Datenbank in Form eines Thermografie-Berichts gespeichert werden.

Alle für die Befliegung relevanten Parameter sind genau zu dokumentieren, um eine Reproduzierbarkeit der Befliegung und der Ergebnisse auch durch Dritte zu ermöglichen. Ferner müssen die Aufgabenstellung, Auftraggeber, Auftragnehmer und die Teilnehmer enthalten sein. Aufgabenspezifische Klimadaten (Temperatur, Windgeschwindigkeit, Luftfeucht, Luftdruck usw.) sowie die Objektdaten (Lagerplan, Rohrleitungstyp, Dimension, Verlegetiefe) sind zu dokumentieren.

Wichtig sind auch die Kameradaten (Hersteller, Kameramodell, technische Daten), Bildinformation zu jedem Thermobild (Datum und Aufnahmezeit, Farbpalette, Temperaturskala). Jedes Thermobild sollte durch ein RGB-Bild zur besseren Vergleichbarkeit ergänzt werden.

Bei der Analyse der Ergebnisse werden die Schwachstellen der Rohrleitung herausgefunden bzw. gekennzeichnet. Besonders interessante Bereiche im Thermobild lassen sich mit Hinweispfeilen oder anderen Markierungen hervorheben und beschriften. Die individuelle Erläuterung und Bewertung sollte so verfasst sein, dass sie auch für Laien verständlich ist. Bei Problembereichen sollten Vorschläge zur weiteren Maßnahme enthalten sein.

Der Zeitabstand für die Wiederholung der Thermalbefliegung ist je nach Zustand der Rohrleitung zu wählen. Über die gesamte Strecke kann z.B. in großen Zeitabstand von 5 Jahre die Wiederholung der Thermalbefliegung durchgeführt werden. Für die gekennzeichnete Schwachstelle wird empfohlen, jedes Jahr die Thermalbefliegung zu wiederholen, um die mögliche Leckage frühzeitig entdecken zu können.

Es ist zu beachten, dass die Wiederholung der Thermalbefliegung möglichst bei gleichen Witterungsbedingungen durchzuführen ist, damit die Messergebnisse besser zu vergleichen sind.

Nach der Wiederholung der Thermalbefliegung sind die Ergebnisse in die Datenbank zu speichern bzw. updaten. Der Ablauf des Monitoring-Konzeptes der Thermalbiefliegung ist wie unten dargestellt (Abbildung 2-59):

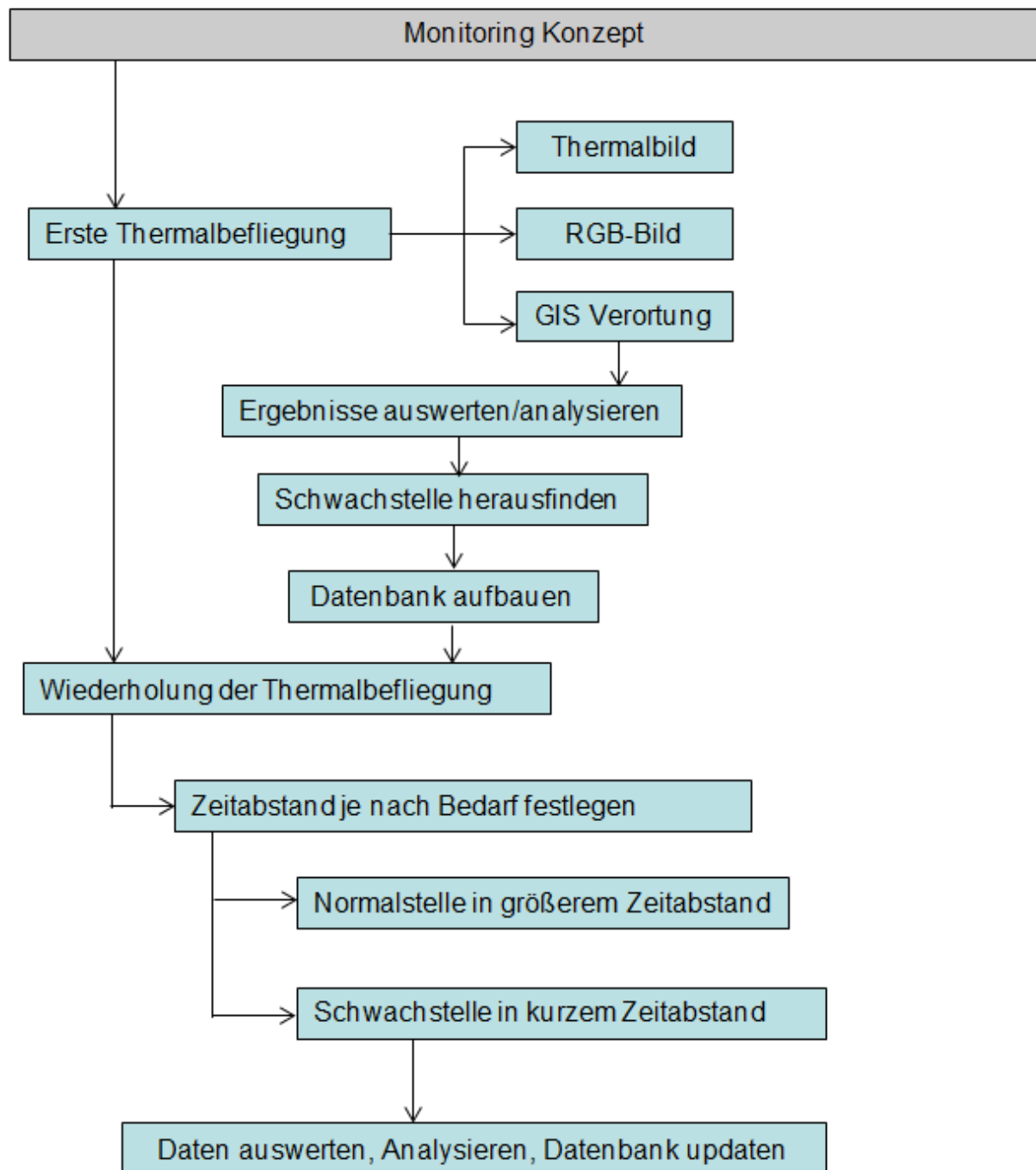


Abbildung 2-59 Ablauf des Monitoring-Konzeptes der Thermalbefliegung

3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Wegen der veränderten gesetzlichen Rahmenbedingungen wurde die Beantragung der Betriebserlaubnis am Anfang des Projektes notwendig. Die Bearbeitung des FFI schafft eine gute Basis für die weitere Entwicklung des Geschäftsmodells bzw. des Monitoring-Konzeptes. Die durchgeführte Befliegung ergibt sich aus der Notwendigkeit, belastbare Aussagen über den Zustand zu treffen und die Einflussparameter von Fern- und Nahwärmeleitungen zu generieren. Die messtechnisch generierte Datenbasis ist dadurch erweitert und die Auswertungsmethode dazu optimiert.

Neben Untersuchung numerischer Bearbeitungsmethoden des Thermalbilders wurden bei IPI auch zahlreiche Experimente durchgeführt. Damit ist es möglich, die vorgeschlagene mehrstufige Bearbeitungstechnik durch Vergleichsversuche zu validieren und angenommene Parameter zu optimieren.

Die Kooperation der Forschungseinrichtungen FFI und IPI war erfolgreich. Bei der Planung, Durchführung und Auswertung der Thermalbefliegungen haben sich die beiden Einrichtungen gegenseitig ergänzt und unterstützt. Die durchgeführten Arbeiten waren zur Umsetzung der bisherigen Projektinhalte nötig, der Personaleinsatz war dem Arbeitsumfang angemessen.

4. Wissenschaftlich-technischer und wirtschaftlicher Nutzen

Wissenschaftlich-technischer Nutzen

Die wissenschaftlich-technischen Fragen sind die Lagegenauigkeit der Bilder mit den Thermaldaten relativ zu den GIS-Daten sowie die Fehlalarme, hervorgerufen z.B. durch Fremdwärmequellen von Gebäuden, Straßenlaternen, PKWs. Durch die weiter entwickelte Auswertemethode wurden nicht relevante Thermalanomalien eliminiert und Fehleinschätzungen deutlich verringert und der Arbeitsaufwand zur Auswertung der vielen Bild- und Thermaldaten reduziert.

Der konkrete Nutzen für KMU ergibt sich aus dem Bedarf der Fernwärmebetreiber und dem technologischen Wandel für die Energiewende zu einer modernen und sicheren Wärmeversorgung. Die flexible Erfassung des thermischen Zustands von Wärmenetzen unterstützt den zuverlässigen Betrieb. Drohnengestützte Systeme zur wiederkehrenden Thermalbefliegung leisten damit einen wesentlichen Beitrag die automatische Überwachung von Nah- und Fernwärmenetzen auf Basis aktueller, präziser und hochauflösender Thermaldaten zu realisieren.

Wirtschaftlicher Nutzen

Durch die erreichten Ergebnisse in diesem Forschungsvorhaben, wie Verbesserung der Lagegenauigkeit, Eliminieren von Fehlalarmen und standardisiertes Handling für dieses Ortungsverfahren, werden insbesondere KMUs im Dienstleistungsbereich für Zustandsaufnahmen und Wärmeverlusten ihr Geschäftsfeld erweitern können und Existenzgründungen zu dieser Dienstleistung erleichtert. Damit wird sich auch deren Wettbewerbsfähigkeit erhöht. Als weiterer Multiplikator ist die Überführung der Anwendung dieses thermalen Überwachungsverfahrens ins Regelwerk der Fernwärme vorgesehen.

5. Fortschreibung zum Ergebnistransfer

Zum Ergebnistransfer wurde der bislang erreichte Erkenntnisstand des Forschungsvorhabens in der einschlägigen Fachpresse, (inter-) nationalen Tagungen und im Internet publiziert. In Tabelle 5-18 sind die durchgeführten Maßnahmen während der bisherigen Projektlaufzeit und in Tabelle 6-2 sind die nach dem Projektabschluss geplanten Maßnahmen aufgeführt.

Tabelle 5-18 Durchgeführte Transfermaßnahmen

Maßnahme	Inhalt/Ziel	Ort	Datum
Vorstellung des Vorhabens	Wissenstransfer in der Branche	Kurzinfo (Newsletter, Webseite FFI, Webseite IPI)	Beim Projektstart, Jan. 2022
1. PA Sitzung	Ergebnisse vorstellen, Diskussion mit der Branche	IPI, Uni Hannover	22. 11. 2022
Veröffentlichung in „ISPRS“	Wissenstransfer, Thema: „JOINT BUNDLE ADJUSTMENT OF THERMAL INFRA-RED AND OPTICAL IMAGES BASED ON MULTIMODAL MATCHING „	https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XLIII-B1-2022/157/2022/	30. 05. 2022
2. PA Sitzung	Ergebnisse vorstellen, Diskussion mit der Branche	FFI, Hannover	23. 05. 2023

Tabelle 5-19 Geplante Transfermaßnahmen nach Ende des Bewilligungszeitraums

Maßnahme	Inhalt/Ziel	Ort	Datum
Veröffentlichung	Öffentlichkeitsarbeit, Wissenstransfer	Fachschriften(3R, Euroheat&Power) und Homepage des FFI (in deutscher und englischer Sprache)	Direkt nach Abschluss des Vorhabens
FFI Expert Training und Fachveranstaltungen	Wissenstransfer, Integration der Ergebnisse in Ausbildungsangebot	FFI und Oldenburger Rohrleitungsforum	Ca. 6 Monate nach Abschluss des Vorhabens
Integration in Lehrveranstaltungen	Ausbildung	Leibniz Universität Hannover	Nach Abschluss

			des Vorhabens
--	--	--	------------------

6. Zusammenfassung und Ausblick

Die UAV-gestützte Thermografie ermöglicht eine schnelle Reaktion bei der Erkennung und Lokalisierung thermischer Anomalien und ist im Vergleich zur bemannten Flugthermografie relativ kostengünstig. Allerdings sind Auflösung und Lagegenauigkeit der Bilder aufgrund der verwendeten relativ kostengünstigen Sensorik der Wärmebildkamera begrenzt. Um geometrisch hochgenaue Thermalorthophotos ableiten zu können, wurde im IPI eine geometrische Kalibrierung des optischen und des IR-Sensors durchgeführt. Danach wurde die gemeinsame Bündelausgleichung (JBA) -Methode zur Ableitung des Orthomosaikbildes verwendet, dabei wurden die beiden (optisch und TIR-) Bilder multimodal zugeordnet. Im Vergleich zu der BA-Methode hat die JBA eine bemerkenswerte Verbesserung gezeigt.

Das Vorhandensein einer Vielzahl von heißen Objekten in unmittelbarer Nähe von Fernwärmeleitungen, wie z. B. Schächte, Straßenlaternen, Autos und andere, ist die Hauptursache für die hohe Anzahl von Fehlalarmen auf dem TIR-Bild. Um die Anzahl der falsch-positiven Erkennungen zu reduzieren, wurde zunächst die Auffälligkeit berechnet, eine pixelbasierte Klassifizierung durchgeführt und die relevante thermische Anomalie lokalisiert. In dem weiteren Schritt wurde eine binäre regionenbasierte Klassifizierung der thermischen Unregelmäßigkeit mit Höheninformation durchgeführt. Die Ergebnisse der Untersuchungen zeigen, dass eine Gesamtgenauigkeit von 98,7% und eine Wiedererkennungsrate für thermische Anomalien von 100% erreicht werden kann, wenn die maximale Temperaturdifferenz der verdächtigen thermischen Anomalie zu einem benachbarten Bereich begrenzt ist.

Folgende Einschränkungen wurden bei der Praxiseinführung der Thermalbefliegung festgestellt. Aufgrund der großen Abhängigkeit von den Witterungsbedingungen ist der Einsatzzeitraum dieser Technologie auf wenige Monate im Jahr begrenzt. Die zweite Einschränkung ergibt sich auch aus den gesetzlichen Rahmenbedingungen für den Einsatz der drohnengestützten Thermalbefliegung. Die Beantragung der Betriebserlaubnis ist momentan mit großem Zeitaufwand verbunden. In Zukunft werden für bestimmte Betriebe vorgefertigte Risikobewertungen verfügbar sein (Pre-defined-Risk-Assessment, kurz PDRA). Die Nutzung von PDRA kann die bürokratischen Hürden verringern und die UAS-Betreiber entlasten. Über die Verfügbarkeit wird auf der Seite der Niedersächsischen Landesbehörde für Straßen und Verkehr informiert.

Durch die vom IPI vorgeschlagenen Bearbeitungsmethoden können geometrisch hochgenaue Thermalorthophotos abgeleitet werden. Hot Spots bzw. relevante thermische Anomalien werden aus der Vielzahl der Verdachtsfälle mit deutlich verbesserter Genauigkeit ermittelt. Die Ergebnisse der bisher durchgeführten Thermalbefliegungen dienen als Basis zur ersten Einschätzung der weiteren Vorgehensweise für Sanierung oder Umbauten des vorhandenen Fern- und Nahwärmenetzes. Damit ist das Forschungsziel des Projektes erreicht.

Als Ausblick soll der im Geschäftsmodell beschriebene Ablauf sowie das Monitoring-Konzept der Thermalbefliegung fürs Fernwärmenetz weiter durch Praxiserfahrung präzisiert werden, damit die erfolgreiche wirtschaftliche Integration der Thermalbefliegung sich darin widerspiegelt.

7. Literaturverzeichnis

- Atherton T. und Kerbyson D. (2001): „Size invariant circle detection“, Image and Vision Computing, pp. pp 795-803.
- Axelsson S. (1988): „Thermal modelling for the estimation of energy losses from municipal heating networks using infrared thermography“, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 26, no. 5, pp. pp. 686-692.
- Berg A. und Ahlberg J. (2014): „Classification of leakage detections acquired by airborne thermography of district heating networks“, in 8th IAPR Workshop on Pattern Recognition in Remote Sensing.
- Breiman L. (2001): „Random Forests“, Machine Learning 45, pp. pp 5-32.
- Bruce N. und Tsotsos J. (2005): „Saliency based on information maximization“, Neural Information Processing Systems, pp. pp. 155-162.
- Bureik et al. (2019): „Georeferencing of an Unmanned Aerial System by Means of an Iterated Extended Kalman Filter Using a 3D City Model“, PFG – Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science, Volume 87, Issue 5-6, 2019, pp. 229-247, <https://doi.10.1007/s41064-019-00084-x>
- Canny J. (1986): „A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6),“ pp 679-698.
- Calonder M., Lepetit V., Strecha C. und Fua P. (2010): „BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features. European Conference on Computer Vision, 6314,“ pp 778-792.
- Chawla N., Bowyer K., Hall L. und Kegelmeyer W. (2002): „SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique,“ in *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16.
- Colomina I., Molina P. (2014): „Unmanned Aerial Systems for Photogrammetry and Remote Sensing: A Review“, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Bd. 92, p. pp. 79–97.
- Cui S. und Zhong Y. (2018): „Multi-modal remote sensing image registration based on multiscale phase congruency,“ Proceedings IEEE IAPR WS on Pattern Recognition in Remote Sensing, pp. pp 1-5.
- Du Q., Fan A., Ma Y., Fan F., Huang J. und Mei X. (2018): „Infrared and visible image registration based on scale-invariant PIIFD feature and locality preserving matching, IEEE Access 6,“ pp 64107-64121.
- Fischler M. A. und Bolles R.C. (1981): „Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,“ Comm. ACM, vol. 24 (6), pp. pp 381-395.

Förstner W. (1994): „A framework for low level feature extraction“, *J.O. Eklundh (Ed.), Computer Vision--ECCV '94, vol. II, 5th International Conference on Computer Vision, Boston, MA*, pp. pp. 383-394.

Förstner W. und Wrobel B. (2016): *Photogrammetric Computer Vision*, Cham, Switzerland: Springer International.

Friman O., Follo P., Ahlberg J. und Sjökvist S. (2014): „Methods for large-scale monitoring of district heating systems using airborne thermography“, *IEEE Trans. Geo-science and Remote Sensing*, 52(8), pp. 5175-5182.

Gabor D. (1946): „Theory of Communication“, in Part 1, *J. Inst. of Elect. Eng. Part III, Radio and Communication*, vol 93, p. pp 429.

Ghassemian H. (2016): „A review of remote sensing image fusion methods“, *Inf. Fusion* 32, pp. pp 75-89.

Harel J., Koch C. und Perona P. (2006): „Graph-based visual saliency“, *Advances in Neural Information Processing Systems 19: Proceedings, MIT Press*, pp. 545-552.

Harris C. und Stephens M. (1988): „A Combined Corner and Edge Detector, In *Proc. of the 4th Alvey Vision Conference*“, pp 147-151.

Heipke C., Tödter J.(2020): „Drohngestützte Thermographie als Basis der Asset- und Instandhaltungsstrategie von Fern- und Nahwärmenetzen“, *AiF Vorhaben-Nr. 19768 N*.

Hoegner L., Hanel A., Weinmann M., Jutzi B., Hinz S. und Stilla U. (2014): „Towards people detection from fused time-offlight and thermal infrared images“, *IntArchPhRS XL(3)*, pp. pp 121-126.

Hoegner L., Tuttas S. und Stilla U. (2016): „3D building reconstruction and construction site monitoring from RGB and TIR image sets“, *12th IEEE International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC)*, Timisoara, pp. pp 305-308.

Hrkać T., Kalafatić Z. und Krapac J. (2007): „Infrared-visual image registration based on corners and hausdorff distance“, *Scandinavian Conference on Image Analysis*, Springer, pp. pp 383-392.

Itti L., Koch C. und Niebur E. (1998): „A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis“, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259.

Jiang X., Ma J., Xiao G., Shao Z. und Guo X. (2021): „A review of multimodal image matching: Methods and applications“, *Information Fusion*. 73.

Kovesi P. (1999): „Image Features from Phase Congruency“, *Videre: Journal of Computer Vision Research* 1(3), pp. pp 1-26.

Kovesi P. (2003): „Phase Congruency detects Corners and Edges“, *The Australian pattern recognition society conference: Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. pp. 309-318.

LBA (2023): https://www.lba.de/DE/Drohnen/Allgemeine_Informationen/Allgemeine_Informationen_node.html (letzter Zugriff 11.05.2023)

Le Hégarat-Masclé S., Bloch I. und Vidal-Madjar D. (1997): „Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing“, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 35(4), pp. pp 1018-1031.

Ljungberg S. und Rosengren M. (1988): „Aerial and mobile thermography to assess damages and energy losses from buildings and district heating networks - operational advantages and limitations“, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens., pp. XXVII-B7.

Lowe D. (2004): „Distinctive image features from scale-invariant keypoints, “ Int. J. Comput. Vision 60, pp. pp 91-110.

Mani V. und Arivazhagan S. (2013): „Survey of medical image registration“, J. Biomed. Eng. Technol. 1 (2), pp. pp 8-25.

Maset E., Fusiello A., Crosilla F., Toldo R. und Zorzetto D. (2017): „Photogrammetric 3D Building Reconstruction From Thermal Images,“ ISPRS Annals IV-2/w3, pp. pp 25-32.

Mehlretter et al. (2018): Multimodal dense stereo matching. In: Bronx T.; Bruhn A. (Eds.): Pattern recognition – 40th German Conference GCPR Stuttgart, LNCS 11269, Springer, 407-421, https://doi.org/10.1007/978-3-030-12939-2_28

Morrone M. C. und Owens R. A. (1987): „Feature detection from local energy, “ Pattern Recognition Letters, vol. 6, no. 5, p. pp. 303–313.

Mouats T. und Aouf N. (2013): „Multimodal Stereo Correspondence based on Phase Congruency and Edge Histogram Descriptor, “ Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion, pp. pp 1981-1987.

Nds (2023) : Niedersächsische Landesbehörde für Straßenbau und Verkehr, https://www.strassenbau.niedersachsen.de/startseite/aufgaben/luftverkehr/drohnen_unbemannte_luftfahrtgerate/drohnen-unbemannte-luftfahrtgeraete-114884.html (letzter Zugriff 11.02.2023)

Patel, M. (2020): Notes on implementation of Cross Entropy Loss, GitHub repository, <https://github.com/meet-minimalist/Notes-on-cross-entropy-loss> (letzter Zugriff 29/04/2020)

Qi S., Ma J., Tao C., Yang C. und Tian J. (2013): „A Robust Directional Saliency-Based Method for Infrared Small-Target Detection Under Various Complex Backgrounds“, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 10, no. 3, pp. pp. 495-499.

Rottensteiner F., Trinder J., Clode S. und Kubik K. (2005): „Using the Dempster-Shafer method for the fusion of LIDAR data and multi-spectral images for building detection“, Information Fusion 6, pp. pp 283-300.

Shafer G. (1976): „A mathematical theory of evidence“, Princeton University Press.

Schenk T. (1997): „Towards automatic aerial triangulation“, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, pp. p. 110-121.

Sledz A., Unger J. und Heipke C. (2018): „Thermal IR imaging: image quality and orthophoto generation,“ Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., pp. XLII-1.

Sledz A., Unger J. und Heipke C. (2020): „UAV-based thermal anomaly detection for distributed heating networks,“ Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., pp. XLIII- B1-2020.

Unger J., Reich M. und Heipke C. (2014): „UAV-based photogrammetry: monitoring of a building zone,“ ISPRS-International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, Bde. %1 von %2vol. XL-5, Nr. ISPRS Technical Commission V Symposium, Riva del Garda, Italy, p. pp. 601–606.

Unger et al. (2017): Assigning Tie Points to a Generalised Building Model for UAS Image Orientation. In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLII-2/W6, pp. 385-39, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W6-385-2017>

Wang Q., Gao X., Wang F., Ji Z. und Hu X. (2020): „Feature Point Matching Method Based on Consistent Edge Structures for Infrared and Visible Images, “ Applied Sciences.

Wloka C., Kunić T., Kotseruba I., Fahimi R., Frosst N., Bruce N. und Tsotsos J. (2018): „SMILER: Saliency Model Implementation Library for Experimental Research,“ *arXiv preprint arXiv:1812.08848*.

Xu C., Li Q., Ma X., Ma Y. und Zhou Y. (2020): „EOLGD: an edge feature descriptor-based method for long-wave infrared and visible image registration,“ J. Electron. Imag. 29(4) 043017.

Zeng Q., Adu J., Liu J., Yang J., Xu Y. und Gong M. (2019): „Real-time adaptive visible and infrared image registration based on morphological gradient and C_SIFT,“ J. Real-Time Image Process, pp. pp 1-13.

Zhong Y., Xu Y., Wang X., Jia T., Xia G., Ma A. und Zhang L. (2019): „Pipeline leakage detection for district heating systems using multisource data in mid- and high-latitude regions“, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. (151), pp. pp 207-222.