

Extrapolation von in-situ Landoberflächentemperaturen auf Satellitenpixel

Zur Erlangung des akademischen Grades eines
DOKTORS DER NATURWISSENSCHAFTEN
von der Fakultät für Physik

genehmigte

Dissertation
von

Annika Bork-Unkelbach

aus Olfen

Referent: Prof. Dr. Johannes Orphal
Korreferent: Prof. Dr. Christoph Kottmeier

Tag der mündlichen Prüfung: 07.12.2012

Inhaltsverzeichnis

| | |
|---|-----------|
| 1. Einleitung | 1 |
| 2. Grundlagen | 5 |
| 2.1. Der geostationäre Satellit Meteosat und das Radiometer SEVIRI | 5 |
| 2.2. Strahlungsmessung und -transport in der Atmosphäre | 8 |
| 2.2.1. Das Plancksche Strahlungsgesetz | 8 |
| 2.2.2. Atmosphärische Fenster | 12 |
| 2.2.3. Strahlungstransport in der Atmosphäre | 14 |
| 2.2.4. Strahlungstransport im thermischen Infrarotbereich | 15 |
| 2.3. Ableitung von Landoberflächenparametern aus Satellitendaten | 16 |
| 2.3.1. Ableitung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten | 17 |
| 2.3.2. Ableitung des spektralen Emissionsvermögens aus MSG/SEVIRI- Daten | 19 |
| 2.3.3. Der Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI) | 20 |
| 2.3.4. Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrads (FVC) aus MSG/SEVIRI- Messungen | 23 |
| 2.3.5. Ableitung des Blattflächenindex (LAI) aus MSG/SEVIRI- Messungen | 24 |
| 2.4. Validierung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Messungen | 26 |
| 2.4.1. Die KIT-Validierungsstationen | 27 |
| 2.4.2. Instrumentierung an den Validierungsstationen | 29 |
| 2.4.3. Das Infrarotradiometer KT15.85 IIP von Heitronics | 30 |
| 2.5. Bestimmung von Landoberflächentemperaturen aus in-situ Messungen . . . | 30 |
| 2.6. Vergleichbarkeit von in-situ- und Satellitenmessungen | 32 |
| 3. Extrapolation von in-situ LST mit Mischungsverhältnissen spektraler End-Member | 35 |
| 3.1. Grundlagen der spektralen Mischung | 36 |
| 3.1.1. Lineare Mischung im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich | 38 |
| 3.1.2. Lineare Mischung im thermischen Infrarotbereich | 39 |
| 3.1.3. Mischungsanalyse mit hochaufgelösten Satellitendaten | 40 |
| 3.2. Bestimmung der spektralen End-Member | 40 |
| 3.3. Bestimmung der Klassifikationsmerkmale | 42 |
| 3.3.1. Hauptkomponentenanalyse | 42 |
| 3.3.2. Der Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI) | 43 |
| 3.4. Datensätze und Datenvorverarbeitung | 43 |
| 3.4.1. Hochaufgelöste Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich | 43 |
| 3.4.2. Panschärfen multispektraler Satellitendaten | 44 |
| 3.5. Objekt-basierte Bildanalyse mit eCognition | 47 |
| 3.5.1. Multiskalare Segmentierung | 48 |
| 3.5.2. Klassifizierung von Bildobjekten in eCognition | 49 |
| 3.6. Qualitätskontrolle der Klassifizierung | 50 |

| | | |
|-----------|---|------------|
| 3.7. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Evora | 51 |
| 3.7.1. | Bestimmung der spektralen End-Member | 51 |
| 3.7.2. | Merkmale der End-Member-Klassen | 53 |
| 3.7.3. | Objekt-basierte Analyse der IKONOS-Szene mit eCognition | 55 |
| 3.7.4. | Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse | 57 |
| 3.7.5. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/ SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora | 59 |
| 3.8. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Dahra | 64 |
| 3.8.1. | Bestimmung der spektralen End-Member | 64 |
| 3.8.2. | Merkmale der End-Member-Klassen | 66 |
| 3.8.3. | Klassifikation der QuickBird-Szene mit eCognition | 68 |
| 3.8.4. | Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse | 70 |
| 3.8.5. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/ SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Dahra | 72 |
| 3.9. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet RMZ | 77 |
| 3.9.1. | Bestimmung der spektralen End-Member | 77 |
| 3.9.2. | Merkmale der End-Member-Klassen | 80 |
| 3.9.3. | Klassifikation der GeoEye-Szene mit eCognition | 80 |
| 3.9.4. | Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse | 81 |
| 3.9.5. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/ SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ | 81 |
| 3.10. | Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Go- babebe | 87 |
| 3.10.1. | Bestimmung der großräumigen spektralen End-Member im Validie- rungsgebiet Gobabebe | 87 |
| 3.10.2. | Bestimmung der kleinräumigen spektralen End-Member an der KIT- Station Gobabebe | 88 |
| 3.10.2.1. | Klassifizierung der Radiometer-Flächen | 90 |
| 3.10.2.2. | Landoberflächentemperatur der Radiometer-Flächen an der KIT-Station Gobabebe | 92 |
| 3.11. | Zusammenfassung der End-Member-Cover-Methode | 93 |
| 4. | Modellierung von Landoberflächentemperaturen mit dem Modell SETHYS | 95 |
| 4.1. | Das Landoberflächenmodell SETHYS | 96 |
| 4.1.1. | Strahlungstransport in SETHYS | 99 |
| 4.1.2. | Eingabeparameter für das Landoberflächenmodell SETHYS | 100 |
| 4.2. | Modellierung der Landoberflächentemperaturen über der KIT-Station RMZ | 101 |
| 5. | Vergleich der extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen | 111 |
| 5.1. | Extrapolierte und modellierte Landoberflächentemperaturen an der KIT- Station RMZ | 111 |
| 6. | Überprüfung der Extrapolationsannahmen durch mobile in-situ Messungen | 121 |
| 6.1. | Messungen mit einem mobilen Mast | 122 |
| 6.2. | Radiometerfahrten im Validierungsgebiet | 129 |
| 6.3. | Zusammenfassung der Ergebnisse der mobilen Messungen | 134 |
| 7. | Zusammenfassung | 137 |
| A. | Flächendeckende in-situ Messungen mit einem UAV | 143 |
| A.1. | Das quelloffene Autopilotensystem Paparazzi | 143 |
| A.2. | Hardware und Sensoren | 144 |
| A.3. | Integration des Infrarotradiometers Apogee IRR-PN | 146 |

| | |
|---|------------|
| A.4. Konzept der flächendeckenden Messungen mit dem UAV | 147 |
| Publikationen der Autorin | 151 |
| Publikationen der Autorin in Vorbereitung | 153 |
| Literaturverzeichnis | 155 |

1. Einleitung

Landoberflächentemperaturen (LST, von engl. land surface temperature) sind eine wichtige Größe in der Wechselwirkung von Landoberflächen mit der Atmosphäre. Da Landoberflächentemperaturen durch die Energiebilanz der Landoberfläche bestimmt werden, können sie auch dazu verwendet werden, um den Energie- und Wasseraustausch zwischen dem Erdboden und der Atmosphäre zu beschreiben [1] [2]. So können Landoberflächentemperaturen beispielsweise dazu verwendet werden, um die Bodenfeuchte von Landoberflächen [3] [4] [5] oder die Energieströme zwischen dem Erdboden, der Vegetation und der Atmosphäre zu untersuchen [6]. Darüber hinaus werden Landoberflächentemperaturen auch zur Beobachtung von Dürren [7] und Waldbränden [8] [9], sowie zu Klima- [10] und Vegetationsstudien [11] [12] verwendet und sind eine wichtige Eingangsgröße numerischer Wettervorhersagemodelle (NWP, von engl. numerical weather prediction) [13] [14].

Die Landoberflächentemperatur ist dabei definiert als die gerichtete Strahlungstemperatur der von der Landoberflächen emittierten Infrarotstrahlung [15]. Die Landoberfläche ist dabei als Ensemble verschiedener Materialien zu verstehen und besteht im Allgemeinen aus verschiedenen Boden- und Vegetationstypen, die darüber hinaus auch inhomogen über die von dem Sensor beobachtete Fläche verteilt sein und unterschiedliche Temperaturen haben können.

Im Gegensatz zu thermodynamischen Temperaturen bieten Landoberflächentemperaturen den Vorteil, dass sie global flächendeckend aus Satellitenmessungen abgeleitet werden können. Dieser Vorteil kommt insbesondere in dünn besiedelten Gebieten zum Tragen.

Derzeit werden Landoberflächentemperaturen hauptsächlich operationell aus Messungen von Sensoren im infraroten Spektralbereich an Bord von Satelliten abgeleitet. Die Algorithmen zur Bestimmung der Landoberflächentemperatur basieren dabei auf unterschiedlichen Annahmen über das spektrale Emissionsvermögen der Landoberfläche. Darüber hinaus verwenden die einzelnen Algorithmen unterschiedliche Methoden, um die von dem jeweiligen Sensor gemessene Strahlung bezüglich der Blickwinkeleffekte sowie Effekten durch atmosphärische Absorptions-, Streu- und Emissionsprozesse zu korrigieren. Da die Modelle, die den atmosphärischen Korrekturen zu Grunde liegen, im Allgemeinen keine exakte, sondern nur eine genäherte Lösung liefern, muss das resultierende Landoberflächentemperaturprodukt validiert werden. Nach heutigem Wissensstand ist die Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten mit in-situ Messungen (siehe auch Kapitel 2.4) dabei die zuverlässigste Methode, um mögliche Fehler in der Ableitung der Landoberflächentemperaturen aufzudecken und zu quantifizieren.

Um Satellitenprodukte¹, wie beispielsweise die Landoberflächentemperatur, mit in-situ Messungen validieren zu können, muss zuvor sicher gestellt sein, dass die in-situ Messungen repräsentativ für das jeweilige Satellitenpixel sind.

Im thermischen Infrarotbereich ist die Landoberflächenbedeckung jedoch, sowohl auf der Skala typischer Bildpunkte von Fernerkundungssensoren in der Meteorologie und Ozeanographie, welche im Bereich von 1 km bis 25 km liegt, als auch auf einer Skala von typischen in-situ Messungen von wenigen Metern, sehr heterogen. Dadurch kann sich die Landoberflächentemperatur innerhalb weniger Meter bereits um mehr als 10 °C verändern [16] [17] [18]. Darüber hinaus können unterschiedliche Typen der Landoberflächenbedeckung auch einen unterschiedlichen Tagesgang in der Landoberflächentemperatur aufweisen [16] [17] [18].

Ein direkter Vergleich zwischen Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten und in-situ Messungen ist daher nur über sehr homogenen Landoberflächen, wie beispielsweise Wüsten [19] und großen Seen [20] [21] [22], möglich. Über Landoberflächen, die von verschiedenen Vegetationstypen bewachsen sind oder aus einer Mischung von Vegetation und unbewachsenem Erdboden bestehen, ist ein direkter Vergleich der Landoberflächentemperaturen im Allgemeinen nicht möglich, da die in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur über solchen Flächen nicht ohne weiteres repräsentativ für die Messungen des Fernerkundungssensors sind [23] [24].

Ein möglicher Ausweg aus diesem Problem ist, sich bei der Validierung von Landoberflächentemperaturprodukten ausschließlich auf Nachttemperaturen zu beschränken [25]. Dabei nutzt man aus, dass es nachts keine Effekte durch Schattenwurf unterschiedlich großer Pflanzen, Bäumen oder anderer Typen der Landoberflächenbedeckung gibt und man nimmt an, dass die Temperatur- und Feuchtegradienten zwischen unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung nachts gering sind [25] [26].

Da für die meisten oben genannten Anwendungen jedoch insbesondere der Tagesgang der Landoberflächentemperatur von großer Bedeutung ist, ist das wesentliche Ziel dieser Arbeit, eine Methode zu entwickeln, die es ermöglicht aus in-situ Messungen der Infrarotstrahlung und gegebenenfalls weiteren meteorologischen Größen, Landoberflächentemperaturen zu erzeugen, die repräsentativ für ein bestimmtes zu validierendes Satellitenpixel sind. Diese repräsentative Landoberflächentemperaturen können dann zur kontinuierlichen Validierung von operationellen Landoberflächentemperaturprodukten verwendet werden.

Hierzu wurde im Rahmen dieser Arbeit die von Trigo et al. [27] entwickelte sogenannte End-Member-Cover-Methode (siehe Kapitel 3) weiterentwickelt, mit der in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur auf Satellitenpixel extrapoliert werden können. Die End-Member-Cover-Methode beruht dabei auf der Annahme, dass sich die einzelnen Exemplare ein und desselben Typs der Landoberflächenbedeckung, wie zum Beispiel Bäume, auch im thermischen Infrarotbereich gleich verhalten. Durch eine objekt-basierte Klassifizierung hochauflöser Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich können dann die Flächenanteile der unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung ermittelt werden. Die Flächenanteile können dann als Mischungskoeffizienten verwendet werden, um die in-situ Messungen der Infrarotstrahlung über den einzelnen Typen der Landoberflächenbedeckung auf das Satellitenpixel zu extrapolieren. Kapitel 3 gibt zunächst einen detaillierten Überblick über die Grundlagen und die einzelnen Schritte dieser Methode. Anschließend wird gezeigt, wie mit dieser Methode die in-situ Messungen der Infrarotstrahlung an den vier KIT-Validierungsstationen (siehe Kapitel 2.4.1) auf das jeweilige zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel (siehe Kapitel 2.1) extrapoliert werden können.

¹Größen, die operationell aus Satellitendaten abgeleitet werden

In Kapitel 4 wird anschließend eine weitere Methode zur Erzeugung von Landoberflächentemperaturen [26], die repräsentativ für ein Satellitenpixel sind, vorgestellt. Bei dieser Methode werden die Landoberflächentemperaturen mit dem Landoberflächenmodell SE-THYS [28] modelliert.

Anschließend werden die mit der End-Member-Cover-Methode extrapolierten und die modellierten Landoberflächentemperaturen in Kapitel 5 mit Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Messungen verglichen, um die Repräsentativität der beiden Landoberflächentemperaturen für das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel zu untersuchen.

Kapitel 6 stellt schließlich eine Methode vor, mit der die räumliche Variabilität der Landoberflächentemperatur sowie die Repräsentativität der in-situ Messungen an den KIT-Stationen durch in-situ Messungen mit einem mobilen Infrarotradiometer bestimmt werden kann.

2. Grundlagen

2.1. Der geostationäre Satellit Meteosat und das Radiometer SEVIRI

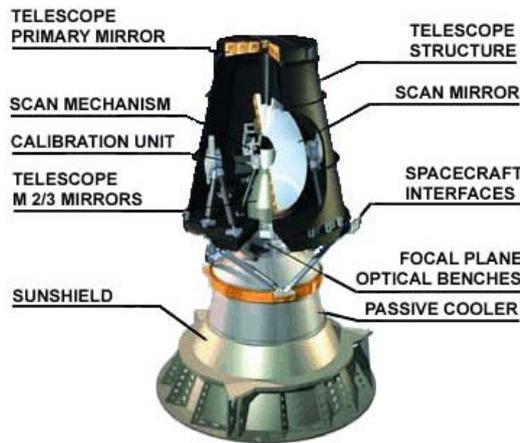
Meteorologische Satelliten wurden ursprünglich für die großflächige und kontinuierliche Beobachtung physikalischer und chemischer Prozesse in der Atmosphäre entworfen. Sie liefern Information über die Atmosphäre, Wolken, Aerosole sowie Land- und Meeresoberflächeneigenschaften. Viele wichtige Parameter, die den Zustand von Landflächen charakterisieren, wie zum Beispiel Vegetationsparameter, können aus Satellitendaten abgeleitet werden. Durch die hohe zeitliche Auflösung von derzeit 15 bis 30 Minuten können Messungen geostationärer Wettersatelliten darüber hinaus dazu verwendet werden, um die Zugbahnen von Wolken und Wasserdampfstrukturen genau zu erfassen.

Meteosat Second Generation (MSG) ist die zweite Generation geostationärer Wettersatelliten, die von der Europäischen Organisation zur Nutzung meteorologischer Satelliten, EUMETSAT (von engl. European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites), betrieben wird.

Der zweite Satellit der zweiten Meteosat-Generation, MSG-2, wurde im Dezember 2005 in den Orbit gebracht und arbeitet seit 2006 als Meteosat-9 im operationellen Betrieb. Er befindet sich auf einer geostationären Bahn in einer Höhe von etwa 36 000 km bei 0° geographischer Länge über dem Äquator (0° geographischer Breite). Der Satellit ist zylindrisch geformt und besitzt eine Höhe von 2,4 m sowie einen Durchmesser von 3,2 m [29]. Um die Lage des Satelliten im Orbit und damit die Ausrichtung der Instrumente zu stabilisieren, rotiert der Satellit mit 100 Umdrehungen pro Minute um seine Längsachse, die parallel zur Drehachse der Erde ausgerichtet ist [29]. Ein auf diese Weise im Orbit stabilisierter Satellit heißt spin-stabilisiert. Die Energieversorgung der Instrumente wird durch 8 gewölbte Solarmodule, die an der Außenhaut des Satelliten angebracht sind, gewährleistet. Für Bahnkorrekturen steht darüber hinaus ein Düsenantriebssystem zur Verfügung.

An Bord des Satelliten befinden sich zwei Radiometer, zum einen das 2-Kanal-Breitband-Radiometer GERB (kurz von engl. Geostationary Earth Radiation Budget Experiment), das zur Bestimmung des Strahlungshaushalts der Erde dient, und zum anderen das Multi-spektral-Radiometer SEVIRI (kurz von engl. Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager).

SEVIRI ist ein abbildendes Radiometer, das die Atmosphäre in 12 Spektralkanälen beobachtet. Die Abbildungen 2.1(a) und 2.1(b) zeigen den schematischen Aufbau des Radiome-



(a) Schematischer Aufbau (aus [30])

| Kanal Nr. | Bezeichnung | Mittlere Wellenlänge λ [μm] | Funktion |
|-----------|-------------|--|----------------------------|
| 1 | VIS0.6 | 0,635 | Atm. Fenster |
| 2 | VIS0.8 | 0,81 | Atm. Fenster |
| 3 | NIR1.6 | 1,64 | Atm. Fenster |
| 4 | IR3.9 | 3,90 | Atm. Fenster |
| 5 | WV6.2 | 6,25 | Wasserdampf |
| 6 | WV7.3 | 7,35 | Wasserdampf |
| 7 | IR8.7 | 8,70 | Atm. Fenster |
| 8 | IR9.7 | 9,66 | Ozon |
| 9 | IR10.8 | 10,80 | Split-Window |
| 10 | IR12.0 | 12,00 | Split-Window |
| 11 | IR13.4 | 13,40 | Kohlenstoffdioxid |
| 12 | HRV | Breitbandkanal | Atm. Fenster / Wasserdampf |

(b) Übersicht über die 12 Spektralkanäle [29]

Abbildung 2.1.: Das Multispektral-Radiometer SEVIRI

ters sowie die mittleren Wellenlängen der einzelnen Spektralkanäle und deren Hauptfunktion. Das Radiometer SEVIRI besteht im wesentlichen aus einer Teleskop- und Abtasteinheit (Scaneinheit), der Brennebene mit einer Kühlungseinheit, sowie einer elektronischen Einheit. Das Teleskop besitzt eine Apertur von 510 mm und eine Brennweite von 5367 mm [31]. Die in das Teleskop einfallende Strahlung wird durch zwei Spiegel auf die Detektoren fokussiert und anschließend in der Signalverarbeitungseinheit mit einer effektiven Auflösung von 10 bit digitalisiert. Diese digitalen Zählraten werden anschließend unter Verwendung zuvor bestimmter Kalibrationskoeffizienten in Strahldichtewerte umgewandelt.

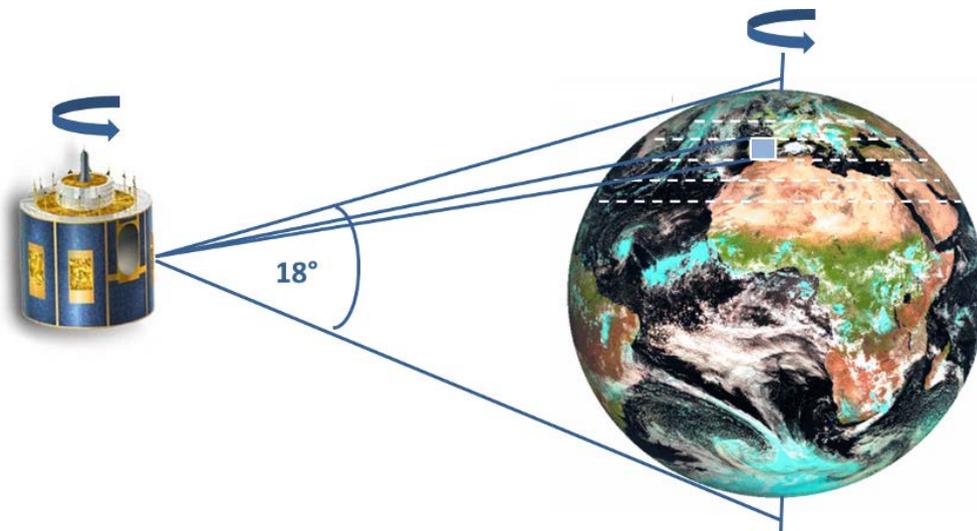


Abbildung 2.2.: SEVIRI Bildgebung (nach [30]): Mit jeder Umdrehung des Satelliten wird jeweils eine Abtastzeile aufgenommen. Anschließend der Scan-Spiegel um $125,8 \mu\text{rad}$ gedreht, so dass die nächste Abtastzeile aufgenommen werden kann. Auf diese Weise werden in 12 Minuten alle 1250 Abtastzeilen der gesamten Erdscheibe aufgenommen. Danach wird der Scanspiegel wieder zurück auf seine Ausgangsposition gedreht. Da die Sensoren in den einzelnen Spektralkanälen drei bzw. acht Bildpunkte besitzen (siehe Abbildung 2.3) werden bei jeder Umdrehung (entspricht einer Abtastzeile) drei bzw. acht Bildzeilen aufgenommen.

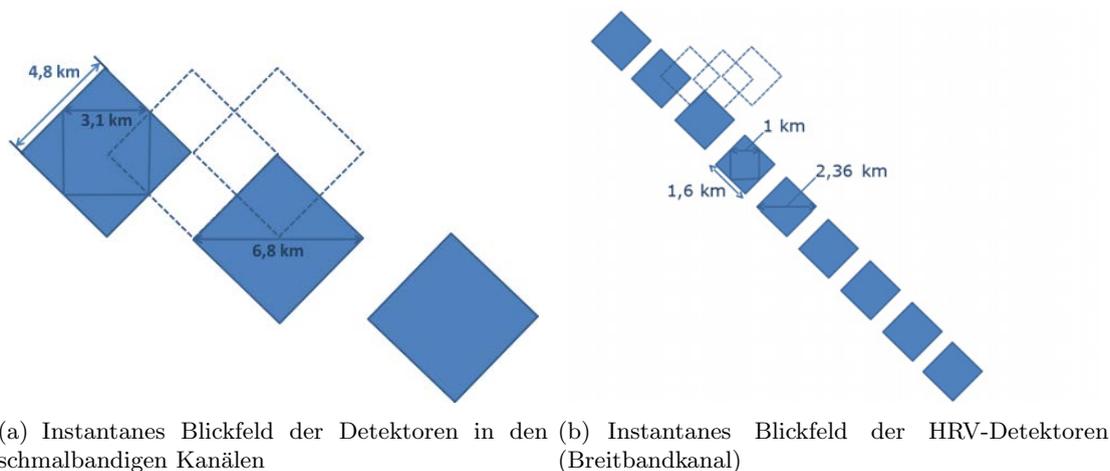


Abbildung 2.3.: Instantanes Blickfeld der Detektoren [30] [29]: In den schmalbandigen Kanälen stehen jeweils drei, im hochauflösten Kanal (Breitbandkanal) acht Detektoren zur Verfügung. Die Form der Detektoren ist quadratisch, so dass die Punktantwort der Detektoren in Ost-West- und Nord-Süd-Richtung jeweils ein Dreieck mit einer Basis von 6,8 km bzw. 2,36 km ist, das um 45° bezüglich der Ost-West- und Nord-Süd-Achse gedreht ist. Die räumliche Auflösung, also die Kantenlänge der Punktantwort am Erdboden beträgt 4,8 km bzw. 1,6 km. Nach der Bildaufnahme werden die Detektoren so verschoben, dass die nächsten Bilder in einem Abstand von 3,4 km bzw. 1,18 km zu den vorherigen Bildern aufgenommen werden. Dadurch werden die Bilder in den schmalbandigen Kanälen mit einem Überlapp von 1,67 km und die Bilder im HRV-Kanal mit einem Überlapp von 1,6 km am Erdboden aufgenommen und es können anschließend Pixel mit einer Größe von 3 bzw. 1 km im Subsatellitenpunkt berechnet werden.

Die Bildaufnahme der gesamten Erdscheibe erfolgt, wie in Abbildung 2.2 dargestellt, von Süden nach Norden und von Osten nach Westen. Der Ost-West-Scan erfolgt durch die Rotation des Satelliten. Dabei wird bei jeder Umdrehung eine Zeile abgetastet (Abtastzeile) und anschließend elektronisch in Pixel geteilt. Der Süd-Nord-Scan erfolgt durch die schrittweise Drehung des Scan-Spiegels, der eine schrittweise Veränderung des Blickwinkels bewirkt. Da die Breite der Scanlinie (Nord-Süd-Ausdehnung) durch den Öffnungswinkel des Teleskops und die Aufnahme der einzelnen Scanlinien auf einer mechanischen Verschiebung des Scanspiegels beruht (siehe Abbildung 2.2), spricht man bei dem Radiometer SEVIRI auch von einem optomechanischen Radiometer.

Im Anschluss an die eigentliche Bildaufnahme erfolgt die radiometrische Kalibrierung. Hierzu wird ein Schwarzkörper durch einen Klapp-Mechanismus für 2 Sekunden in den optischen Strahl gebracht [31], [29]. Die effektive Aufnahmedauer der gesamten Erdscheibe beträgt inklusive Kalibrierung und Zurückfahren des Scanspiegels auf seine Ausgangsposition 15 Minuten [31].

Die räumliche Auflösung der 11 Kanäle im sichtbaren, nahen infraroten und infraroten Spektralbereich beträgt jeweils 4,8 km im Subsatellitenpunkt¹. Ein zusätzlicher, hochauflöster Kanal im sichtbaren Spektralbereich besitzt eine räumliche Auflösung von 1,6 km im Subsatellitenpunkt. Abbildung 2.3 zeigt die Anordnung der Detektoren und deren Punktantwort am Erdboden (IFOV, von engl. instantaneous field of view). Die überlappende Bildaufnahme dieser instrinsischen Pixel, das sogenannte Oversampling, und die anschließende Gewichtung der Informationen, erlaubt es Pixel mit einer Größe von 3 bzw. 1 km im Subsatellitenpunkt zu berechnen.

¹Punkt unterhalb des Satelliten bei 0° Blickwinkel

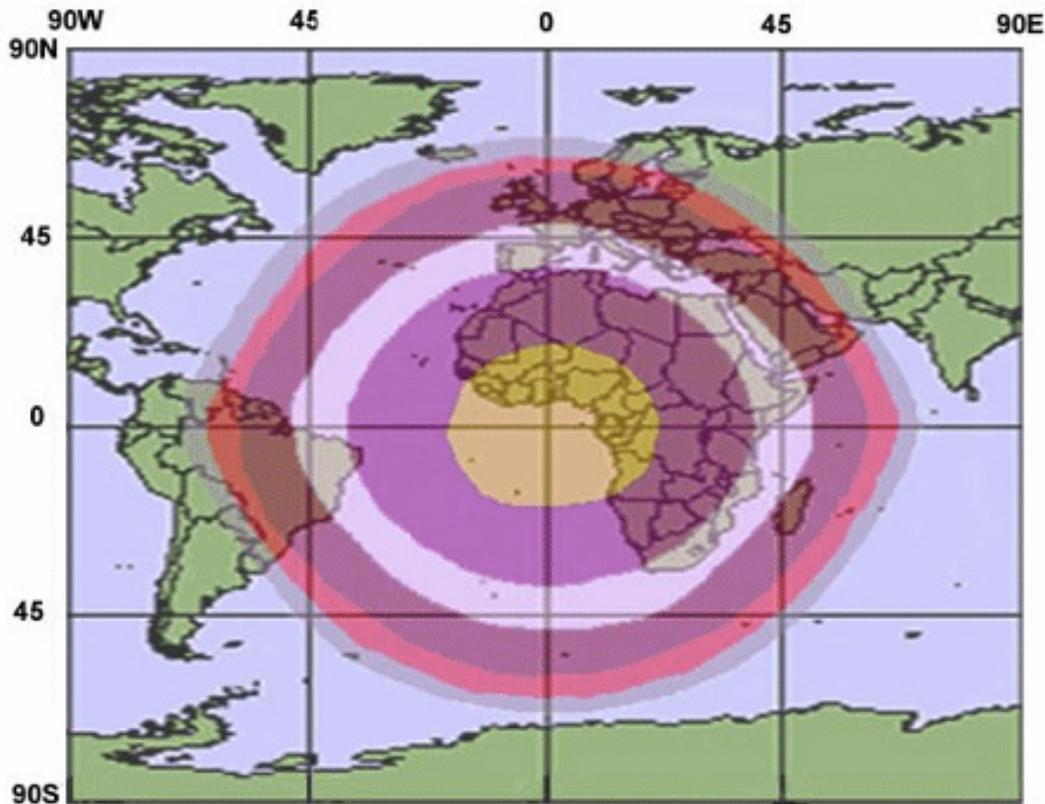


Abbildung 2.4.: Größe der berechneten MSG/SEVIRI-Pixel in den Multispektral-Kanälen in Abhängigkeit vom Blickwinkel des Satelliten (aus [30]): Die Ringe stellen jeweils Flächen etwa gleicher Pixelgröße dar. Die Kantenlänge der Pixel beträgt von innen nach außen: 3,1 km, 4 km, 5 km, 6 km, 8 km und 11 km

Da der Öffnungswinkel der Optik unter jedem Blickwinkel gleich bleibt, nimmt die Größe der Bildpunkte mit zunehmender Entfernung vom Subsattellitenpunkt zu. In Kombination mit der oben beschriebenen Abtastung nimmt so die Pixelgröße mit zunehmendem Blickwinkel zu. Die Größe der berechneten Pixel in den schmalbandigen Kanälen in Abhängigkeit von der Entfernung zum Subsattellitenpunkt ist in Abbildung 2.4 dargestellt.

2.2. Strahlungsmessung und -transport in der Atmosphäre

2.2.1. Das Plancksche Strahlungsgesetz

Das Radiometer SEVIRI misst für jedes Pixel die von der Erde aus kommende elektromagnetische Strahlung. Die spektrale Strahldichte (auch spezifische Intensität genannt) ist dabei durch das Plancksche Strahlungsgesetz gegeben [32]:

$$B(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp(\frac{hc}{k_B\lambda T}) - 1} \quad (2.1)$$

mit

$$k_B = 1,831 \cdot 10^{-23} \frac{J}{K} \quad \text{Boltzmann-Konstante}$$

$$c = 2,99 \cdot 10^8 \frac{m}{s} \quad \text{Lichtgeschwindigkeit im Vakuum}$$

$$h = 6,626 \cdot 10^{-34} \frac{J}{s} \quad \text{Plancksches Wirkungsquantum}$$

Aus dieser Beziehung lässt sich bei einer gegebenen Wellenlänge λ die sogenannte Helligkeitstemperatur T_b (von engl. brightness temperature) bestimmen:

$$T_b = \frac{hc}{k_B \ln \left(\frac{2hc^2}{\lambda^5 B_\lambda} + 1 \right)} \quad (2.2)$$

Da ein Schwarzkörper alle auf ihn einfallende Strahlung absorbiert und im thermodynamischen Gleichgewicht genau so viel Strahlung emittiert wie er absorbiert, entspricht die Helligkeitstemperatur eines Schwarzkörpers auch dessen thermodynamischer Temperatur. Im Gegensatz zu einem Schwarzkörper absorbieren und emittieren die meisten Körper jedoch nicht alle auf sie einfallende Strahlung, sondern nur einen Teil. Daher ist die spektrale Strahldichte und damit auch die Strahlungstemperatur sogenannter realer Körper zusätzlich von deren spektralem Emissionsvermögen $\varepsilon(\lambda)$ abhängig.

$$L(\lambda, T) = \varepsilon(\lambda)B(\lambda, T) \quad (2.3)$$

und

$$T = \frac{hc}{k_B \ln \left(\frac{2hc^2 \varepsilon(\lambda)}{\lambda^5 B_\lambda} + 1 \right)} \quad (2.4)$$

Die elektromagnetische Strahlung, die von einem passiven Fernerkundungssensor, wie zum Beispiel dem Radiometer SEVIRI, am oberen Rand der Atmosphäre TOA (von engl. top of atmosphere) unter Vernachlässigung des atmosphärischen Einflusses gemessen wird, setzt sich zusammen aus der an der Erdoberfläche reflektierten Solarstrahlung sowie der von der Erde emittierten Strahlung. Die Sonne kann dabei näherungsweise als ein schwarzer Körper mit einer Temperatur von etwa 6000 K betrachtet werden.

Dabei erreicht allerdings nicht die gesamte von der Sonne emittierte Strahlung einen auf die Erdoberfläche ausgerichteten Fernerkundungssensor, sondern nur ein vergleichsweise kleiner Teil (siehe Abbildung 2.5). Um den am Fernerkundungssensor ankommenden Anteil der Solarstrahlung zu ermitteln, muss man daher den Anteil der Solarstrahlung bestimmen, der von der Erdoberfläche in Richtung des Fernerkundungssensors reflektiert wird. Hierzu muss zunächst der an der Erdoberfläche ankommende Anteil der insgesamt von der Sonne emittierten Strahlung bestimmt werden.

Aus Abbildung 2.5 kann man den Winkel, unter dem die Sonne von der Erde aus zu sehen ist, mit $\alpha = 0,267^\circ$ abschätzen. Hieraus kann das auf der Erde von der Sonne eingenommene Raumwinkelement wie folgt bestimmt werden:

$$\Omega_{\text{Sonne}} = 4\pi \sin^2\left(\frac{\alpha}{4}\right) \quad (2.5)$$

Unter der weiteren Annahme, dass die Erdoberfläche ein Lambertscher Reflektor ist und damit isotrop in den gesamten Halbraum strahlt, kann man den am Fernerkundungssensor ankommenden und an der Erdoberfläche reflektierten Anteil der Solarstrahlung wie folgt abschätzen:

$$\frac{\Omega_{\text{Sonne}}}{\Omega_{\text{Halbraum}}} = \frac{\Omega_{\text{Sonne}}}{2\pi} = 2,71 \cdot 10^{-6} \quad (2.6)$$

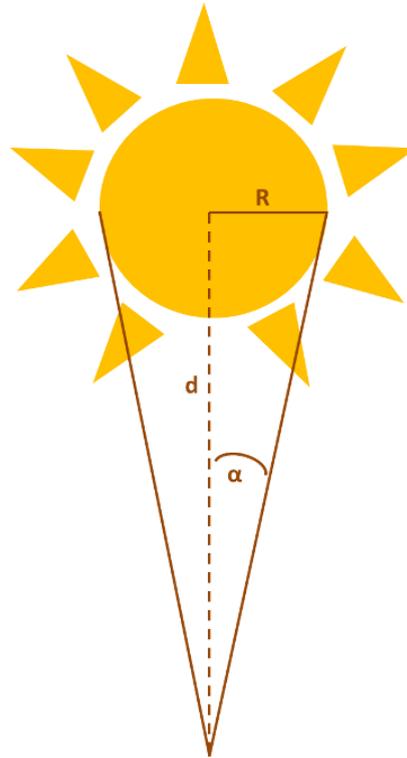


Abbildung 2.5.: Aus dem mittleren Abstand d ($149,6 + 10^6$ km) zwischen Sonne und Erde sowie dem mittleren Radius der Sonne R (696342 km), kann das von der Sonne eingenommene Winkелеlement α aus $\arcsin\left(\frac{R}{d}\right)$ auf einen Wert von $0,267^\circ$ abgeschätzt werden.

Abbildung 2.6 zeigt die spektrale Strahldichte der von einem Fernerkundungssensor gemessenen von der Erde reflektierten Solarstrahlung sowie der von der Erde emittierten elektromagnetischen Strahlung. Zur Berechnung des an der Erdoberfläche reflektierten Anteils der Solarstrahlung wurde eine mittlere Albedo von 30 % [33] angenommen. Für die Berechnung der von der Erde emittierten Strahlung wurde ein mittleres Emissionsvermögen von 0,9 angenommen [34]. Es fällt auf, dass die von einem auf die Erdoberfläche gerichteten Fernerkundungssensor gemessene Strahlung in den verschiedenen Bereichen des elektromagnetischen Spektrums unterschiedliche Quellen hat. Das elektromagnetische Spektrum wird daher üblicherweise wie folgt in mehrere Spektralbereiche unterteilt [35].

UV (von engl. ultraviolet) bezeichnet den ultravioletten Bereich des elektromagnetischen Spektrums bis zu Wellenlängen von $0,4 \mu\text{m}$ [35].

VIS (von engl. visible) bezeichnet den für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums von $0,4 \mu\text{m}$ bis $0,7 \mu\text{m}$ [35] mit den Spektralfarben blau, grün und rot.

NIR (von engl. near infrared) bezeichnet den für das menschliche Auge unsichtbaren Bereich ab $0,7 \mu\text{m}$ am Rand des sichtbaren Spektralbereichs, wobei die Eigenschaften der Atmosphäre weitestgehend den Eigenschaften im sichtbaren Spektralbereich entsprechen. Daher spricht man häufig auch vom VIS/NIR-Bereich. Der nahe Infrarotbereich ist in der Fernerkundung insbesondere für die Erkennung und Charakterisierung von Vegetation von großer Bedeutung (siehe auch Kapitel 2.3.3).

SWIR (von engl. shortwave infrared) bezeichnet den Spektralbereich zwischen $0,7 \mu\text{m}$ und $4 \mu\text{m}$ und wird manchmal auch mit dem nahen infraroten Spektralbereich zusammengefasst [35]. In diesem Bereich überlagern sich nach Abbildung 2.6 die an der

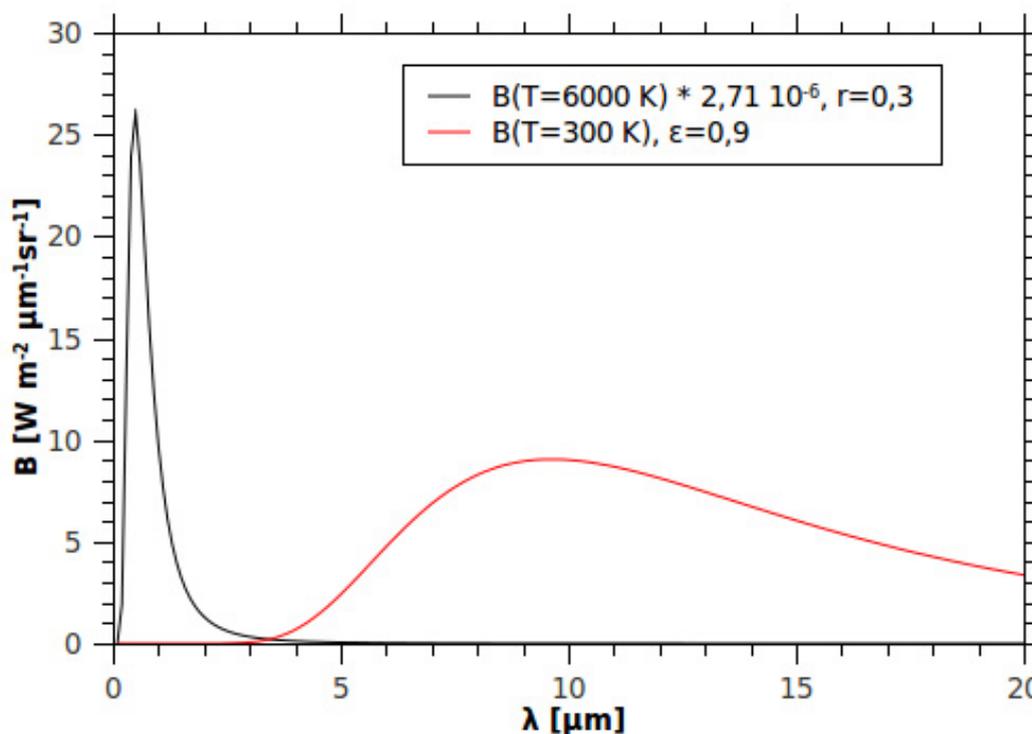


Abbildung 2.6.: Die spektrale Strahldichte der von der Erdoberfläche ausgehende elektromagnetische Strahlung am oberen Rand der Atmosphäre aufgetragen über die Wellenlänge: Die schwarze Linie gibt die von einem Fernerkundungssensor unter Vernachlässigung atmosphärischer Effekte gemessene spektrale Strahldichte der an der Erdoberfläche isotrop reflektierten Solarstrahlung wieder. Die rote Linie gibt die Intensitätsverteilung der von der Erdoberfläche isotrop emittierten elektromagnetischen Strahlung wieder.

Erdoberfläche reflektierte Solarstrahlung und die von der Erde emittierte Strahlung.

TIR (von engl. thermal infrared) bezeichnet den Spektralbereich zwischen $4 \mu\text{m}$ und $50 \mu\text{m}$ [35], in dem die von einem Fernerkundungssensor gemessene Strahlung im Wesentlichen der von der Erde emittierten Strahlung entspricht. Daher wird dieser Bereich auch als thermischer Infrarotbereich bezeichnet.

FIR (von engl. far infrared) bezeichnet den infraroten Spektralbereich zwischen $50 \mu\text{m}$ und 1 mm [35].

Mikrowelle bezeichnet den Spektralbereich mit Wellenlängen größer als 1 mm [35].

Die Wellenlänge λ_{max} , für die die Intensität der von einem Schwarzkörper emittierten Strahlung bei gegebener Temperatur maximal ist, kann durch Differenzieren der Planck-Formel 2.1 nach der Wellenlänge bestimmt werden. Für die Wellenlänge λ_{max} erhält man:

$$\lambda_{max} = \frac{2897,756 \mu\text{m}K}{T} \quad (2.7)$$

Diese Beziehung wird als Wiensches Verschiebungsgesetz bezeichnet und besagt, dass sich das Intensitätsmaximum der von einem schwarzen Körper emittierten Strahlung mit abnehmender Temperatur zu größeren Wellenlängen verschiebt. Das Intensitätsmaximum der von der Sonne emittierten und an der Erdoberfläche reflektierten Strahlung liegt bei einer

Wellenlänge von etwa $0,48 \mu\text{m}$ im Bereich des grünen Lichts. In diesem Spektralbereich ist auch die Empfindlichkeit des menschlichen Auges maximal. Das Intensitätsmaximum der von der Erde emittierten Strahlung liegt hingegen bei einer Wellenlänge von etwa $9,66 \mu\text{m}$ im Bereich der für das menschliche Auge unsichtbaren Infrarotstrahlung.

2.2.2. Atmosphärische Fenster

Die bisherigen Betrachtungen der Intensitätsverteilung basierten auf der Annahme, dass die Atmosphäre für elektromagnetische Strahlung transparent ist und der atmosphärische Einfluss somit vernachlässigt werden kann. Abbildung 2.7 zeigt jedoch, dass die Atmosphäre für elektromagnetische Strahlung lediglich semi-transparent ist. Die Gesamtenergie der elektromagnetischen Strahlung wird beim Durchgang durch die Atmosphäre sowohl durch molekulare Absorption als auch durch Streuung spektral abhängig verändert.

Im sichtbaren Spektralbereich wird die Strahlung in einer wolken- und aerosolfreien Atmosphäre, vor allem an Luftmolekülen gestreut. Da für Wellenlängen im Bereich des sichtbaren Lichts die Luftmoleküle wesentlich kleiner als die Wellenlänge der Strahlung ist, wird dieser Streuprozess durch die sogenannte Rayleigh-Streuung beschrieben. Bei der Rayleigh-Streuung wird die einfallende elektromagnetische Strahlung diffus in fast alle Richtungen gestreut und die Intensität der Strahlung auf ihrem Weg bis zum Erdboden geschwächt. Dabei ist die Intensität der gestreuten Strahlung proportional zu $1/\lambda^4$ und damit sehr stark von der Wellenlänge der einfallenden Strahlung abhängig [35]. Aus diesem Grund wird vor allem Strahlung im sichtbaren Spektralbereich an Luftmolekülen gestreut. Im infraroten Spektralbereich ist die Streuung an Luftmolekülen weitaus geringer.

Die Absorption der elektromagnetischen Strahlung durch einzelne Moleküle erfolgt dabei stets entsprechend dem jeweiligen Energieübergang in einzelnen sogenannten Absorptionsbanden. Man unterscheidet dabei zwischen elektronischen Übergängen sowie Vibrations- und Rotationsübergängen. Im infraroten Spektralbereich wird die elektromagnetische Strahlung dabei vor allem bei Vibrations-Rotationsübergängen der Moleküle Ozon (O_3), Kohlendioxid (CO_2) und Wasserdampf (H_2O) absorbiert [35].

Wasserdampf ist hierbei insgesamt der wichtigste Absorber im infraroten Spektralbereich. Wie in Abbildung 2.7 zu sehen ist, hat Wasserdampf dabei besonders ausgeprägte Absorptionsbanden in den Wellenlängenbereichen um $2,7 \mu\text{m}$, $3,2 \mu\text{m}$ sowie um $6,3 \mu\text{m}$ [35]. In dem Spektralbereich von $8,0 \mu\text{m}$ bis $12,0 \mu\text{m}$ hingegen ist die Absorption durch Wasserdampf vergleichsweise gering und die Atmosphäre daher entsprechend transparent. Aus diesem Grund wird dieser Spektralbereich auch als atmosphärisches Fenster bezeichnet. Für die Bestimmung der Landoberflächentemperatur ist dieser Bereich von besonderem Interesse, da hier auch das Intensitätsmaximum der von der Erde emittierte terrestrischen Strahlung liegt und daher ein besonders gutes Signal-Rausch-Verhältnis vorliegt. Bei größeren Wellenlängen nimmt die Absorption durch Wasserdampf schließlich wieder zu, so dass die Atmosphäre ab einer Wellenlänge von etwa $25 \mu\text{m}$ bis in den Mikrowellenbereich hinein, völlig undurchlässig für elektromagnetische Strahlung ist [35].

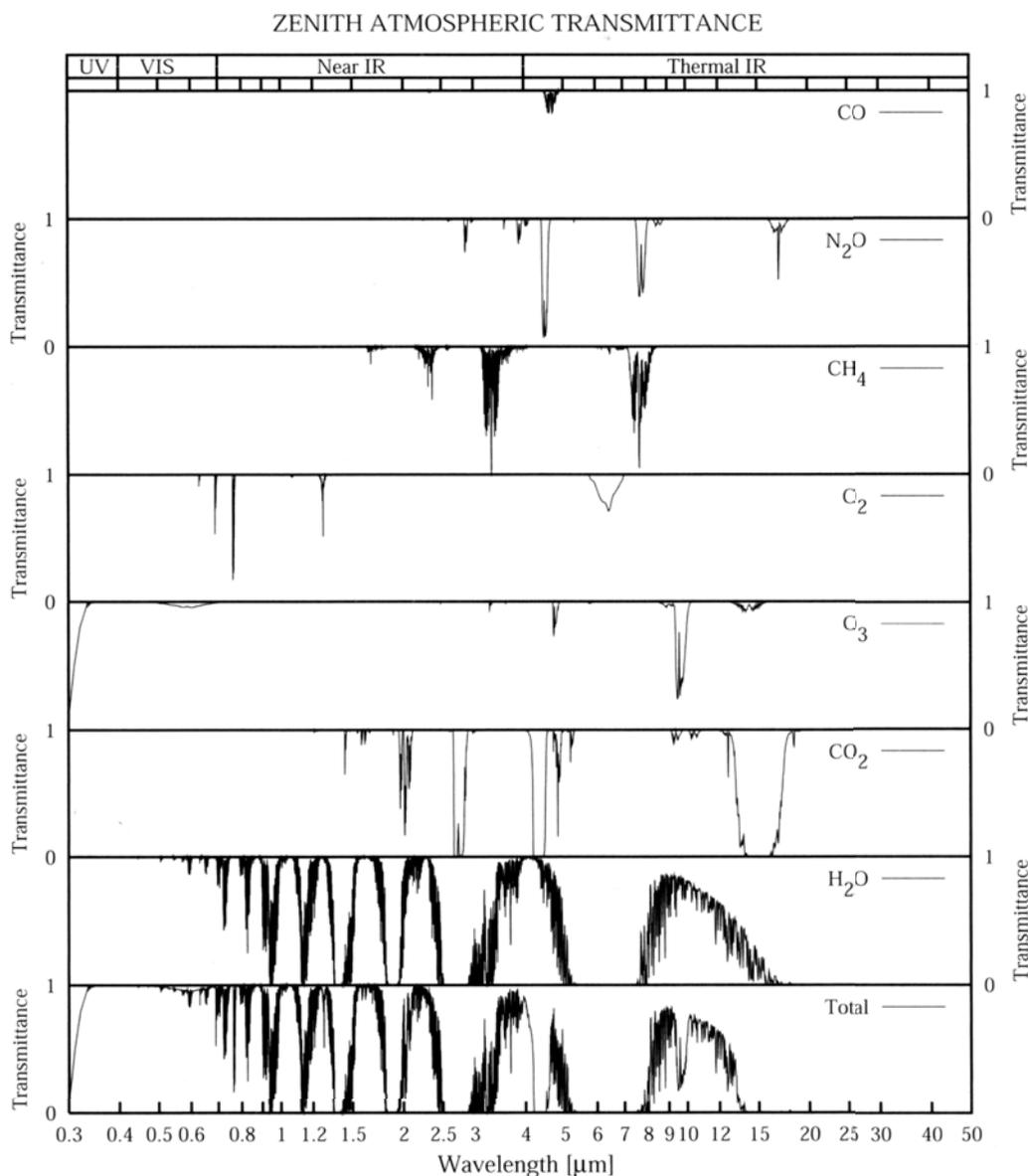


Abbildung 2.7.: Transmissivität (unten) einer wolken- und aerosolfreien Atmosphäre mit typischen atmosphärischen Bedingungen im Sommer in mittleren Breiten und (aus [35]) für einen Blickwinkel von 0° vom Zenith. Die oberen Abbildungen zeigen die Transmissivität der wichtigsten Spurengase in der Atmosphäre. Bei allen Berechnungen wurde jeweils nur die selektive Absorption durch die jeweiligen Moleküle berücksichtigt. Streuung an Molekülen wurde für alle Berechnungen vernachlässigt.

Kohlenstoffdioxid besitzt dagegen starke Absorptionsbanden in den Wellenlängenbereichen um $2,7 \mu\text{m}$, $4,4 \mu\text{m}$ und $15 \mu\text{m}$, wobei insbesondere die Absorptionsbande um $15 \mu\text{m}$ aufgrund ihrer Nähe zum atmosphärischen Fenster von großer Bedeutung ist [35]. Stratosphärisches Ozon ist schließlich der wichtigste Absorber im Spektralbereich der ultravioletten Strahlung von $0,01 \mu\text{m}$ bis $0,38 \mu\text{m}$ und absorbiert in diesem Bereich die einfallende Strahlung nahezu vollständig. Daher bildet stratosphärisches Ozon einen natürlich UV-Schutzfilter für die Erde. Darüber hinaus besitzt Ozon Absorptionsbanden um $2,5 \mu\text{m}$, $4,7 \mu\text{m}$ und $9,6 \mu\text{m}$ (siehe Abbildung 2.7), wobei vor allem die Absorptionsbande um $9,6 \mu\text{m}$ von besonderem Interesse ist, da sie im Bereich des atmosphärischen Fensters liegt.

2.2.3. Strahlungstransport in der Atmosphäre

Da die Atmosphäre auch bei Messungen im atmosphärischen Fenster nicht vollständig transparent ist, wird auch in diesem Spektralbereich ein Teil der Strahlung absorbiert, emittiert und gestreut. Soll nun die vom Erdboden emittierte Infrarotstrahlung aus Messungen am oberen Rand der Atmosphäre bestimmt werden, so muss die Veränderung der vom Erdboden emittierten Strahlung durch diese Prozesse auf dem Weg durch die Atmosphäre berücksichtigt werden.

Die Abnahme der Intensität L_λ entlang eines Weges ds in einem Medium durch Absorption und Streuung kann dabei wie folgt ausgedrückt werden [36] [32]:

$$dL_\lambda = -k_\lambda \rho L_\lambda ds \quad (2.8)$$

$k_\lambda \rho$ ist dabei der Extinktionskoeffizient, der sich aus dem Absorptions- und dem Streukoeffizienten zusammensetzt, wobei k_λ der Massenabsorptionskoeffizient und ρ die Dichte des Mediums ist. Gleichzeitig nimmt die Intensität entlang des Weges durch das Medium durch Emission und Vielfachstreuung jedoch auch zu [36] [32]:

$$dL_\lambda = j_\lambda \rho ds \quad (2.9)$$

j_λ ist dabei der sogenannte Quellfunktionskoeffizient, der sich aus dem Emissions- und dem Vielfachstreuungskoeffizienten zusammensetzt. Insgesamt bekommt man für die Veränderung der Intensität entlang des Weges durch das Medium [36] [32]:

$$dL_\lambda = -k_\lambda \rho L_\lambda ds + j_\lambda \rho ds \quad (2.10)$$

Durch das Einführen einer Quellfunktion $J_\lambda \equiv \frac{j_\lambda}{k_\lambda}$ lässt sich die Veränderung der Strahlung durch das Medium als Summe aus der eingegangenen Strahlung und dem Beitrag durch das Medium schreiben [36] [32]:

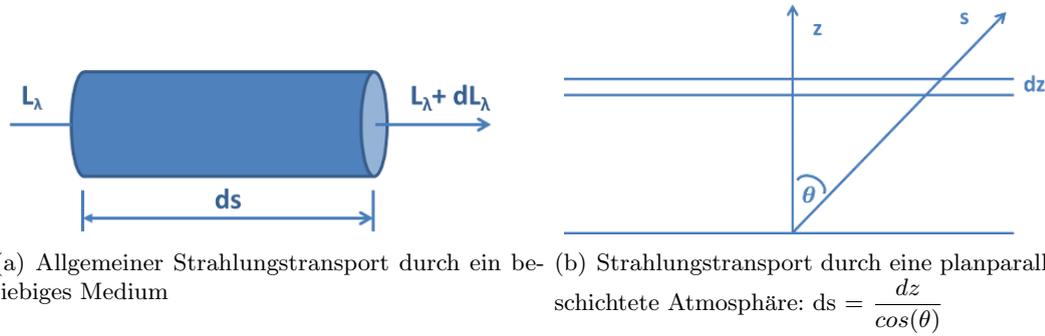
$$-\frac{dL_\lambda}{k_\lambda \rho ds} = L_\lambda - J_\lambda \quad (2.11)$$

Dies ist die allgemeine Strahlungstransportgleichung [36] [32]. Nimmt man darüber hinaus an, dass die Atmosphäre planparallel in Ebenen geschichtet ist, so dass sich die physikalischen Größen wie die Temperatur nur in vertikaler Richtung ändern, so kann man nach Abbildung 2.8(b) das Wegelement ds durch den Höhenunterschied dz und den Winkel θ zur Normalen ausdrücken. Die Strahlungstransportgleichung für monochromatische Strahlung in einer geschichteten Atmosphäre lautet dann [36] [32]:

$$-\cos(\theta) \frac{dL(z, \theta, \phi)}{k \rho dz} = L(z, \theta, \phi) - J(z, \theta, \phi) \quad (2.12)$$

ϕ ist hierbei der Azimutwinkel. Die Transmissivität der Atmosphäre für diese monochromatische Strahlung wird durch die optische Dicke τ (auch optische Tiefe genannt) angegeben [36]:

$$\tau = \int_z^\infty k \rho dz \quad (2.13)$$



(a) Allgemeiner Strahlungstransport durch ein beliebiges Medium (b) Strahlungstransport durch eine planparallel geschichtete Atmosphäre: $ds = \frac{dz}{\cos(\theta)}$

Abbildung 2.8.: Schematische Darstellung des Strahlungstransports

Die optische Dicke ist dabei so definiert, dass sie stets positiv ist und vom Erdboden aufwärts immer kleiner wird. Setzt man dies in die Strahlungstransportgleichung ein, so bekommt man [36] [32]:

$$\mu \frac{dL(\tau, \theta, \phi)}{d\tau} = L(\tau, \theta, \phi) - J(\tau, \theta, \phi) \quad (2.14)$$

mit:

$$\mu = \cos(\theta) \quad (2.15)$$

2.2.4. Strahlungstransport im thermischen Infrarotbereich

Für den Strahlungstransport im infraroten Spektralbereich kann man darüber hinaus folgende Annahmen machen:

- Die einzelnen Schichten der Erdatmosphäre befinden sich im lokalen thermodynamischen Gleichgewicht. Dann kann man an jedem Punkt eine thermodynamische Temperatur T bestimmen und der Beitrag der Atmosphäre zur Quellfunktion ist durch thermische Emission gegeben [36]:

$$J = B(T) \quad (2.16)$$

Diese Annahme ist bis zu einer Höhe von etwa 50 km gültig [37] [32].

- Betrachtet man ausschließlich wolkenfreie und klare atmosphärische Bedingungen, so können Streuprozesse in der Atmosphäre vernachlässigt werden.
- Des weiteren kann man annehmen, dass die Erde näherungsweise ein Lambertscher Reflektor ist und die Intensität der reflektierten Strahlung in alle Richtungen gleich ist. Daher kann man die weitere Betrachtung auch unter einem Inklinationwinkel von $\theta = 0$, das heißt für den Nadir², durchführen.

Unter diesen Annahmen bekommt man die von einem Fernerkundungssensor am oberen Rand der Atmosphäre im Kanal i gemessene Strahlung [38]:

$$L_{sat,i} = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f_i(\lambda) \epsilon(\lambda) B(\lambda, T_s) \tau(\lambda) d\lambda + \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \int_{p=0}^{p_s} f_i(\lambda) B(\lambda, T_p) \frac{d\tau}{dp} d\lambda dp + \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \int_{\theta=0}^{\pi/2} \int_{\phi=0}^{2\pi} (1 - \epsilon(\lambda)) f_i(\lambda) L^\downarrow(\lambda, \theta, \phi) \tau(\lambda) \sin(2\theta) d\lambda d\theta d\phi \quad (2.17)$$

²Subsatellitenpunkt

mit:

| | |
|---------------------------------------|--|
| $f_i(\lambda)$ | Normalisierte Antwortfunktion des Sensors im Kanal i |
| $\epsilon(\lambda)$ | spektrales Emissionsvermögen der Erdoberfläche |
| λ_1, λ_2 | Untere und obere Grenze des Spektralkanals |
| $L^\downarrow(\lambda, \theta, \phi)$ | Zum Erdboden gerichtete atmosphärische Strahlung |
| T_s | Landoberflächentemperatur |
| T_p | Lufttemperatur bei einem Luftdruck von p |
| p | Druck, als Maß für die Höhe über dem Erdboden |
| p_s | Druck am Erdboden |
| θ | Zenitwinkel |
| ϕ | Azimutwinkel |

Der erste Term in Gleichung 2.17 gibt dabei die vom Erdboden emittierte Strahlung im Wellenlängenbereich des Spektralkanals i unter Berücksichtigung der atmosphärischen Dämpfung an. Die Dämpfung durch die Atmosphäre ist hierbei durch die spektrale Transmissivität $\tau(\lambda)$ gegeben. Der zweite Term in Gleichung 2.17 gibt die von der Atmosphäre in Richtung des Sensors emittierte Strahlung an. Die Intensität der atmosphärischen Emission variiert dabei sehr stark mit der Höhe und den physikalischen Bedingungen in den einzelnen atmosphärischen Schichten. In warmen, feuchten Schichten ist der Beitrag durch atmosphärische Emission dabei besonders hoch. Der dritte Term in Gleichung 2.17 gibt die von der Atmosphäre emittierte, zum Erdboden gerichtete, dort reflektierte und beim Durchgang durch die Atmosphäre gedämpfte Strahlung an. Für Landoberflächen mit einem spektralen Emissionsvermögen im atmosphärischen Fensterbereich von $\epsilon \approx 1$ ist dieser Term relativ klein. Unter der vereinfachenden Annahme, dass die von der Atmosphäre emittierte zum Erdboden gerichtete Strahlung unabhängig vom Azimutwinkel ist, kann die zum Erdboden gerichtete hemisphärische Strahlung wie folgt berechnet werden:

$$L_{hem}^\downarrow = 2\pi \int_{\theta=0}^{\pi/2} L^\downarrow(\lambda, \theta) \tau(\lambda) \sin(2\theta) d\theta \quad (2.18)$$

Unter Verwendung des ersten Mittelwertsatzes der Integralrechnung und mit den abkürzenden Schreibweisen

$$B_i(T) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f_i(\lambda) B(\lambda, T) d\lambda \quad (2.19)$$

$$L_i^\uparrow = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \int_{p=0}^{p_s} f_i(\lambda) B(\lambda, T_p) \frac{d\tau}{dp} d\lambda dp \quad (2.20)$$

bekommt man für die am Satelliten gemessene Strahlung im Spektralkanal i:

$$L_{sat,i} = \epsilon_i \tau_i B_i(T_s) + L_i^\uparrow + \frac{1 - \epsilon_i}{\pi} \tau_i L_{hem}^\downarrow \quad (2.21)$$

2.3. Ableitung von Landoberflächenparametern aus Satellitendaten

In diesem Kapitel wird die Ableitung von Landoberflächentemperaturen und dem spektralen Emissionsvermögen aus MSG/SEVIRI-Messungen vorgestellt. Darüber hinaus werden die ebenfalls aus MSG/SEVIRI-Daten abgeleiteten operationellen Vegetationsparameter, der normalisierte differentielle Vegetationsindex (NDVI), der Pflanzenbedeckungsgrad (FVC) sowie der Blattflächenindex (LAI) vorgestellt. Diese Vegetationsparameter werden zur Charakterisierung von Vegetation verwendet und fließen teilweise in die Ableitung des spektralen Emissionsvermögens ein.

2.3.1. Ableitung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten

Wie in Gleichung 2.17 beschrieben, ist die die von einem Fernerkundungssensor gemessene Strahlung im Allgemeinen nicht nur von der Blickwinkelgeometrie und dem spektralen Emissionsvermögen der Landoberfläche, sondern auch von den Absorptions- und Emissionsprozessen in der Atmosphäre abhängig.

Um Landoberflächentemperaturen aus Satellitenmessungen ableiten zu können, müssen die von einem Satellitensensor gemessenen Intensitäten zunächst bezüglich der Beiträge durch die Absorptions-, Streu- und Emissionsprozesse korrigiert werden [39]. Dabei muss die von einem Fernerkundungssensor gemessene Strahlung im Spektralbereich von $8 \mu\text{m}$ bis $12 \mu\text{m}$ insbesondere für die Absorption und Emission durch atmosphärischen Wasserdampf, der im Gegensatz zu anderen Spurengasen wie zum Beispiel CO_2 eine große räumliche und zeitliche Variabilität aufweist, korrigiert werden. Hierzu wurden in den vergangenen Jahrzehnten verschiedene Methoden entwickelt:

Ein-Kanal-Methoden: Bei der Verwendung von sogenannten Ein-Kanal-Methoden (engl. single channel methods) [40] [41] [42] [43] wird die Infrarotstrahlung in einem beliebigen Kanal gemessen und anhand von Strahlungstransportrechnungen für diesen Kanal korrigiert. Dabei wird das spektrale Emissionsvermögen als bekannt vorausgesetzt. Die vertikale Struktur der Atmosphäre wird dabei aus Messungen mit Radiosonden, Vertikalsondierungen von Satelliten oder aus numerischen Modellen (Wettervorhersagemodellen) bestimmt und als bekannt vorausgesetzt. Ein Nachteil dieser Methode ist, dass die vertikale Struktur der Atmosphäre über jedem Punkt sehr genau bekannt sein muss [44] und der Rechenaufwand im Allgemeinen vergleichsweise hoch ist [13]. Eine Möglichkeit zur Reduzierung des Rechenaufwands ist die Verwendung künstlicher neuronaler Netze [45].

Split-Window-Methoden: Bei der Verwendung von sogenannten Mehr-Kanal- (engl. multi channel methods) oder auch Split-Window-Methoden [46] [47] [41] [48] [42] [49] [50] [51] [52] [17] wird die Infrarotstrahlung in zwei Kanälen gleichzeitig gemessen. In vielen Fällen verwendet man dabei zwei benachbarte Kanäle, dies ist jedoch nicht zwingend erforderlich. Die Atmosphärenkorrektur beruht auf der Annahme, dass die Beitragsfunktionen der Atmosphäre in beiden Kanälen ähnlich sind und dass somit die mittlere Atmosphärentemperatur T_a in beiden Kanälen gleich ist. Darüber hinaus wird angenommen, dass die Unterschiede in der atmosphärischen Transmissivität in beiden Kanälen durch unterschiedliche spektrale Absorptionskoeffizienten entstehen. Dabei wird vorausgesetzt, dass der spektrale Gang des Emissionsvermögens der Erdoberfläche und die daraus resultierenden spektralen Abweichungen bekannt sind.

Multi-Winkel-Methoden: Bei der Atmosphärenkorrektur mit Multi-Winkel-Methoden (engl. multi angle methods) wird die gleiche Szene aus mehreren Blickwinkeln aufgenommen. Unterschiede in der Absorption beruhen dann auf der vom Blickwinkel abhängigen unterschiedlich langen Weglänge durch die Atmosphäre [53]. Das spektrale Emissionsvermögen der Landoberfläche wird bei diesem Verfahren als bekannt vorausgesetzt. Da zur Anwendung dieser Methode unterschiedliche Blickwinkel für die gleiche Szene notwendig sind, ist diese Methode für Sensoren auf polarumlaufenden Satelliten, wie beispielsweise dem Radiometer AATSR (von engl. advanced along track scanning radiometer) oder für Sensoren auf zwei geostationären Satelliten wie beispielsweise den Satelliten GOES-East und GOES-West, die die gleiche Szene unter einem anderen Blickwinkel beobachten, geeignet.

Physikalische Methoden: Bei dieser Methode [54] werden ko-registrierte Paare von Tag- und Nachtaufnahmen aus mindestens sieben Spektralkanälen benötigt, um die Land-

oberflächentemperatur und das spektrale Emissionsvermögen ohne a priori Annahmen bestimmen zu können. Durch die insgesamt (mindestens) 14 Messungen, kann ein Satz von Gleichungen mit 14 unbekanntem Parametern durch ein statistisches Regressionsverfahren gelöst werden. Die 14 Parameter sind: Das spektrale Emissionsvermögen in den 7 Spektralkanälen, der Anisotropiefaktor der bidirektionalen Reflektanzfunktion (BRDF von engl. bidirectional reflectance distribution function)³, sowie jeweils die Landoberflächentemperatur, die Atmosphärentemperatur und der Wasserdampfgehalt der Atmosphäre bei Tag und Nacht. Die Methode setzt dabei voraus, dass das spektrale Emissionsvermögen zeitlich konstant ist und nur geringfügig von der thermodynamischen Temperatur der Landoberfläche abhängig ist.

Da das Radiometer SEVIRI zwei Kanäle im thermischen Infrarotbereich besitzt, ist die Split-Window-Methode zur Atmosphärenkorrektur der gemessenen Strahlung anwendbar. Darüber hinaus bietet diese Methode den Vorteil, dass die vertikale Struktur der Atmosphäre nicht sehr genau bekannt sein muss. Im Gegensatz zu anderen Verfahren müssen bei der Split-Window-Methode nicht die exakten Temperatur- und Wasserdampfprofile der Atmosphäre bekannt sein, sondern es genügt, die oberflächennahe Lufttemperatur⁴, die mittlere Atmosphärentemperatur sowie die Wasserdampfsäule zu kennen. Dadurch ermöglicht die Split-Window-Methode eine schnellere und effizientere Ableitung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten als andere Verfahren.

Die von der Satelliten-Auswertezentrale, der Land Surface Analysis Satellite Application Facility (LSA SAF) [55], operationell aus SEVIRI-Daten abgeleiteten Landoberflächentemperaturen werden mit einer von Madeira [56] auf SEVIRI-Daten angepassten Form des von Wan und Dozier [57] entwickelten verallgemeinerten Split-Window-Algorithmus (engl. generalized split window algorithm) bestimmt. Mit dieser Methode werden zunächst die Helligkeitstemperaturen in den Spektralkanälen mit den mittleren Wellenlängen von 10,8 μm und 12,0 μm nach Gleichung 2.4 bestimmt. Unter der Annahme, dass Unterschiede in der atmosphärischen Transmissivität in beiden Kanälen durch unterschiedliche spektrale Absorptionskoeffizienten entstehen, kann die Landoberflächentemperatur T_s aus einer Linearkombination der beiden gemessenen Helligkeitstemperaturen bestimmt werden.

$$T_s = (A_1 + A_2 \frac{1 - \epsilon}{\epsilon} + A_3 \frac{\Delta\epsilon}{\epsilon^2}) \frac{T_{10,8} + T_{12,0}}{2} + (B_1 + B_2 \frac{1 - \epsilon}{\epsilon} + B_3 \frac{\Delta\epsilon}{\epsilon^2}) \frac{T_{10,8} - T_{12,0}}{2} + C \quad (2.22)$$

mit dem mittleren Emissionsvermögen der Landoberfläche ϵ :

$$\epsilon = \frac{\epsilon_{10,8} + \epsilon_{12,0}}{2} \quad (2.23)$$

und der Differenz der beiden Emissionsvermögen $\Delta\epsilon$:

$$\Delta\epsilon = \epsilon_{10,8} - \epsilon_{12,0} \quad (2.24)$$

Die Koeffizienten $A_j, B_j (j = 1, 2, 3)$ und C sind vorausberechnete Parameter, die auch als GSW-Koeffizienten (von engl. generalized split window coefficients) bezeichnet werden und aus Umsetzungstabellen entnommen werden. Die GSW-Koeffizienten werden aus der Kalibrierung des Algorithmus mit Modelldaten bestimmt.

Zur Kalibrierung des Algorithmus wurden globale Temperatur-, Feuchte- und Ozonprofile aus der von Borbas et al. erstellten Datenbank [58] für wolkenfreie Bedingungen verwendet. Dieser Datensatz enthält etwa 15 700 globale Profile, die aus verschiedenen Datensätzen ([59], [60] [61], [62]) stammen und wird auch als sogenannter SeeBor-Datensatz bezeichnet. Für jedes dieser Profile wurde zusätzlich die Oberflächentemperatur (engl. skin

³Funktion, die das Reflexionsverhalten der Landoberfläche beschreibt

⁴Lufttemperatur in 2 m Höhe

temperature) als Funktion der oberflächennahen Lufttemperatur und des solaren Zenit- und Azimutwinkels berechnet [63]. Die so bestimmte Oberflächentemperatur entspricht der Landoberflächentemperatur. Darüber hinaus wurde jedem Profil eine Klasse aus der Landoberflächenklassifizierung des IGB-Programms (von engl. International Geosphere-Biosphere Program) [64] zugewiesen [63].

Aus diesem Datensatz wurden 77 atmosphärische Profile zur Kalibrierung ausgewählt und die restlichen Daten zum Testen des Algorithmus verwendet [63]. Mit Hilfe des des Strahlungstransportmodells MODTRAN4 (von engl. MODerate resolution atmospheric TRANsmission) [65] wurden dann für beide Datensätze die Helligkeitstemperaturen in den beiden SEVIRI-GSW-Kanälen am oberen Rand der Atmosphäre berechnet, wobei das spektrale Emissionsvermögen der Erdoberfläche, die berechnete Oberflächentemperatur, der Wasserdampfgehalt der Atmosphäre (total column water vapour) sowie der Blickwinkel variiert wurden. Die GSW-Koeffizienten wurden aus einer Regressionsanalyse der mit dem GSW-Algorithmus aus den simulierten Helligkeitstemperaturen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen und den aus dem SeeBor-Datensatz bestimmten Oberflächentemperaturen für verschiedene atmosphärische Bedingungen und Blickwinkel bestimmt. Anschließend wurde die Kalibrierung mit den restlichen Daten aus dem SeeBor-Datensatz überprüft und für verschiedene atmosphärische Bedingungen quantifiziert [63].

Um im operationellen Betrieb an jedem Ort, unter jedem Blickwinkel und den lokalen atmosphärischen Bedingungen die geeigneten GSW-Koeffizienten zu finden, werden Daten über die Lufttemperatur am Boden sowie die Gesamtsäule des Wasserdampfes in der Atmosphäre über diesem Ort aus Daten des europäischen Zentrums für mittelfristige Wettervorhersage (ECMWF von engl. European Centre for Medium-Range Weather Forecast) benutzt.

Die von LSA SAF aus MSG/SEVIRI-Daten abgeleiteten Landoberflächentemperaturen werden mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten für wolkenfreie MSG/SEVIRI-Pixel bestimmt. Zur Wolkenerkennung wird dabei die Wolkenmaske der Satelliten-Auswertezentrale für Kurzfristvorhersage (NWC SAF von engl. Support to Nowcasting and very short range forecast) [66] verwendet. Unter optimalen Bedingungen können so über einem bestimmten Ort 96 Landoberflächentemperaturen pro Tag mit einem Fehler von weniger als 2°C bestimmt werden.

2.3.2. Ableitung des spektralen Emissionsvermögens aus MSG/SEVIRI-Daten

Das spektrale Emissionsvermögen ist ein wichtiger Oberflächenparameter, der die von einem Fernerkundungssensor empfangene Strahlung auf verschiedene Weise beeinflusst:

- Aufgrund von Gleichung 2.3 ist die von einem realen Körper, also von einer Oberfläche mit einem spektralen Emissionsvermögen kleiner eins, emittierte Strahlung immer geringer, als die eines Schwarzkörpers. Ein spektrales Emissionsvermögen kleiner eins ist also gleichbedeutend mit einer Reduktion der emittierten Strahlung.
- Reale Körper besitzen darüber hinaus ein spektrales Reflexionsvermögen. Durch Anisotropieeffekte kann dadurch die von der Oberfläche ausgehende Strahlung verstärkt oder reduziert werden [16].

Daher muss das spektrale Emissionsvermögen einer Landoberfläche für eine korrekte Ableitung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitenmessungen möglichst genau bekannt sein [41].

Da die von der Landoberfläche emittierte Strahlung nach Gleichung 2.3 sowohl eine Funktion des spektralen Emissionsvermögens als auch eine Funktion der Oberflächentemperatur

ist, gibt es bei der Bestimmung dieser beiden Größen aus der am oberen Rand der Atmosphäre mit einem Fernerkundungssensor gemessenen Strahlung stets zwei Unbekannte in Gleichung 2.21.

Die einfachste Möglichkeit, das spektrale Emissionsvermögen abzuschätzen sind dabei Karten, die jedem Pixel einen bestimmten Oberflächentyp zuweisen, für den das Emissionsvermögen einmalig bestimmt wird. In der Realität variiert das Emissionsvermögen jedoch räumlich und zeitlich auf unterschiedlichen Skalen. Die räumliche Variabilität wird dabei vor allem durch Unterschiede im Bodentyp, in der Landoberflächenbedeckung, in der Landnutzung [67] [68] und im Blickwinkel [69] [70] verursacht. Die zeitliche Variabilität entsteht hauptsächlich durch die tages- und jahreszeitlichen Veränderung der Vegetation, wie zum Beispiel tageszeitabhängige Evaporation oder jahreszeitabhängige Wachstumsphasen, oder Schneefallereignissen [51].

Da das rein Karten basierte Emissionsvermögen eine sehr hohe Ungenauigkeit aufweist, wurden verschiedene Methoden entwickelt, um das spektrale Emissionsvermögen aus Satellitendaten abzuleiten, und somit dessen räumliche und zeitliche Variationen zu erfassen. Die von der Land Surface Analysis Satellite Application Facility verwendete Methode beruht auf der sogenannten Vegetationsbedeckungsmethode (VCM von engl. vegetation cover method) [71] [72]. Bei diesem Verfahren wird vorausgesetzt, dass sich Landoberflächen näherungsweise wie ein Lambertscher Reflektor verhalten und dass sich das effektive Emissionsvermögen aus dem Emissionsvermögen des Bodens und der Vegetation zusammensetzt [68] [73] [72]. Der relative Bedeckungsgrad von Vegetation und reinem Boden ist durch den Pflanzenbedeckungsgrad FVC (von engl. fractional vegetation cover, siehe Kapitel 2.3.4) gegeben. Der FVC ist ein Maß für die horizontale Bedeckung mit grüner Vegetation:

$$\epsilon_{eff} = FVC\epsilon_{veg} + (1 - FVC)\epsilon_{bod} \quad (2.25)$$

Der Einfluss von Schatten- und Mehrfachstreuprozessen wird in diesem Verfahren vernachlässigt. ϵ_{veg} und ϵ_{bod} sind die Emissionsvermögen der Vegetation und des Bodens.

Diese Emissionsvermögen wiederum werden für verschiedene Boden- und Landbedeckungen aus Labormessungen abgeleitet [68]. Die Boden- und Landbedeckungen entsprechen dabei einzelnen Landbedeckungsklassen, die zum Beispiel aus der Klassifizierung des IGB-Programms (von engl. International Geosphere-Biosphere Program) [64] entnommen werden können.

Das spektrale Emissionsvermögen wird ebenfalls von LSA-SAF operationell aus wolkenfreien MSG/SEVIRI-Messungen abgeleitet und besitzt eine zeitliche Auflösung von einem Tag.

2.3.3. Der Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI)

Pflanzen zeichnen sich dadurch aus, dass sie Photosynthese betreiben. Dabei absorbieren die Pflanzen Sonnenlicht und benutzen die aufgenommene Energie, um aus Kohlenstoffdioxid (CO_2) und Wasser (H_2O) Kohlenhydrate und Sauerstoff (O_2) zu erzeugen. Die Absorption von Sonnenlicht geschieht dabei durch eine Gruppe von Farbstoffen, dem sogenannten Chlorophyll. Das in den Blättern einer Pflanze enthaltene Chlorophyll absorbiert für die Photosynthese Sonnenlicht im sichtbaren Spektralbereich. Dabei wird vor allem Sonnenlicht im roten Spektralbereich mit einer Wellenlänge von $0,4 \mu m$ bis $0,7 \mu m$ absorbiert. Aufgrund der starken Absorption erscheinen Pflanzen in diesem Wellenlängenbereich sehr dunkel. Im nahen infraroten Spektralbereich, bei Wellenlängen zwischen $0,7 \mu m$ bis $1,1 \mu m$, hingegen nimmt das Absorptionsvermögen von Pflanzen sehr stark ab. Dies liegt

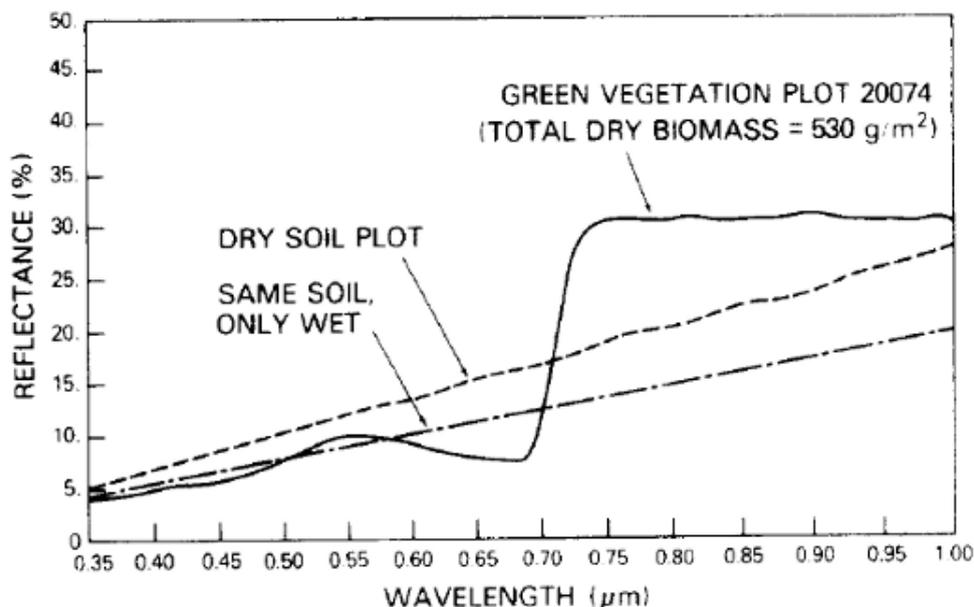


Abbildung 2.9.: Spektrales Reflexionsvermögen für grüne Vegetation sowie trockene und feuchte Bodenproben (aus [74]). Für die qualitative Bestimmung des spektralen Reflexionsvermögens von typischem Erdboden, wurden fünf Bodenproben im trockenen und feuchten Zustand analysiert und die Ergebnisse gemittelt. Das spektrale Reflexionsvermögen von Vegetation wurde anhand einer Probe von 530 g sogenannten Moskitograsses (*Bouteloua gracilis*) bestimmt.

daran, dass in diesem Spektralbereich insbesondere das Zellgewebe der Pflanzen sehr stark reflektiert.

Abbildung 2.9 zeigt die Reflexionsspektren von grüner (d.h. lebender) Vegetation, sowie von trockenen und feuchten Bodenproben. Im sichtbaren Spektralbereich ist das Reflexionsspektrum von Vegetation vor allem durch die Absorption durch das Chlorophyll bestimmt, wohingegen im nahen Infrarotbereich das Reflexionsspektrum vor allem durch das Pflanzengewebe bestimmt ist. Da im sichtbaren Spektralbereich besonders viel der einfallenden Strahlung im grünen Spektralbereich reflektiert wird, erscheinen Pflanzen für das menschliche Auge grün. Im Gegensatz zu dem typischen Reflexionsspektrum von grüner Vegetation sind die Reflexionsspektren von trockenen und feuchten Bodenproben weitaus weniger variabel und weisen einen nahezu linearen Anstieg des Reflexionsvermögens von kleinen zu großen Wellenlängen hin auf. Daher kann man den sprunghaften Anstieg des Reflexionsvermögens von Pflanzen im nahen Infrarotbereich dazu benutzen, um Vegetation von unbewachsenen Oberflächen zu unterscheiden.

Um vergleichbare Aussagen über die Dichte und den Zustand von Vegetation treffen zu können und um gleichzeitig unabhängig von den Absolutwerten der von der Vegetation reflektierten und von einem Fernerkundungssensor gemessenen Strahlung zu sein, wurden verschieden Vegetationsindizes eingeführt.

Ein sehr geläufiger Vegetationsindex ist dabei der sogenannte Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI, von engl. normalized differential vegetation index) [75], [76], [77], [74], [78], [79].

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (2.26)$$

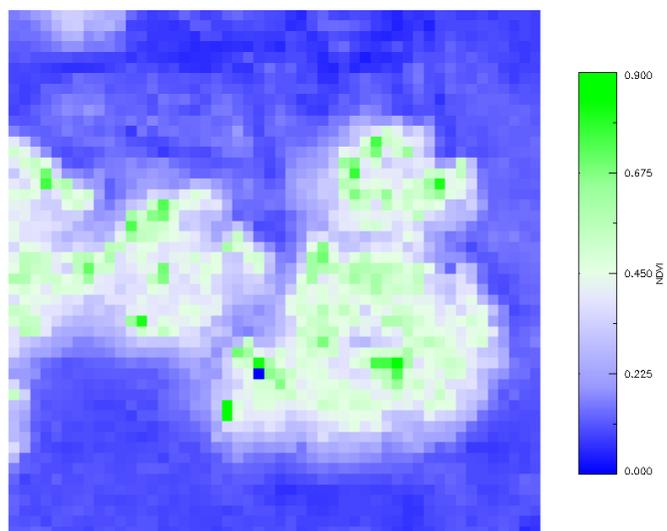
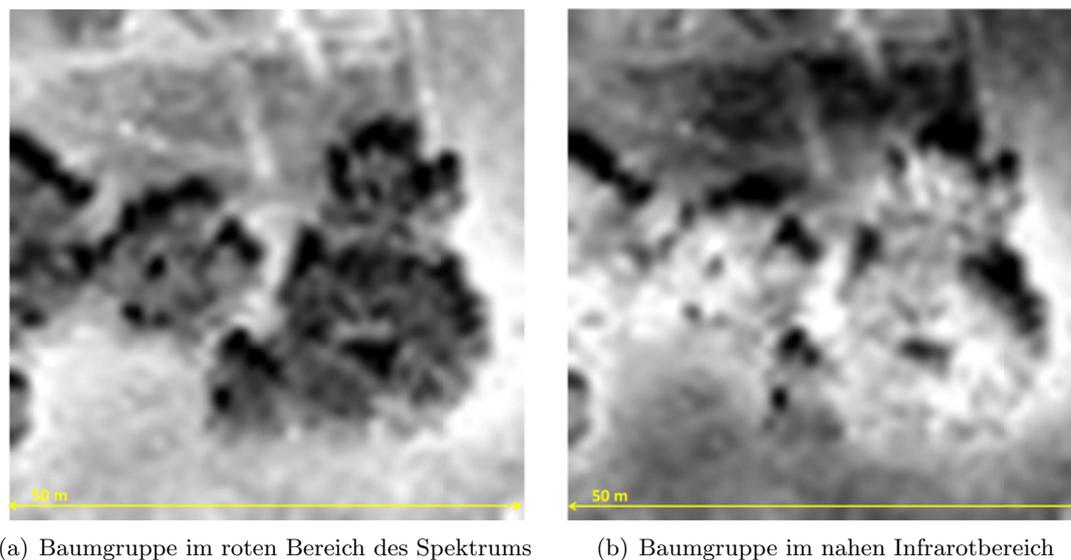
mit:

- NIR Intensität der an der Erdoberfläche reflektierten elektromagnetischen Strahlung im nahen infraroten Spektralbereich ($0,7 \mu\text{m}$ bis $1,1 \mu\text{m}$)
- RED Intensität der an der Erdoberfläche reflektierten elektromagnetischen Strahlung im roten Bereich des Spektrums ($0,4 \mu\text{m}$ bis $0,7 \mu\text{m}$)

Der NDVI ist ein Maß für den Zustand bzw. die Gesundheit der Vegetation und kann Werte zwischen -1 und +1 annehmen. Gesunde Vegetation besitzt dabei typischerweise einen NDVI von etwa 0,3 bis 0,8. Wolken und Schnee hingegen besitzen immer einen negativen NDVI. Anhand des linearen Anstiegs des Reflexionsvermögens mit der Wellenlänge des einfallenden Lichts für die verschiedenen Bodenproben in Abbildung 2.9, kann man schließen, dass unbewachsener Erdboden immer einen geringen aber positiven NDVI aufweist. Ein Beispiel für die Berechnung des NDVI aus einem Multispektraldatensatz ist in Abbildung 2.10 dargestellt.

Im Gegensatz zu dem Verhältnis $\frac{NIR}{RED}$ bietet der NDVI den Vorteil, dass er auch bei verhältnismäßig wenig Vegetation noch sensitiv gegenüber Schwankungen ist [77] [80]. Daher eignet sich dieser Vegetationsindex insbesondere zur Charakterisierung der Vegetation in mediterranen und semi-ariden Gebieten, in denen die Vegetation entweder sehr dünn ist oder einen großen jahreszeitlichen Hub aufweist.

Der NDVI wird derzeit nur als internes und (noch) nicht als operationelles Produkt aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleitet.



(c) NDVI aus den beiden Spektralkanälen, erstellt mit dem Softwarepaket Envi 4.8 [81]. Der mittlere NDVI für diesen Ausschnitt beträgt 0,23 und die Standardabweichung beträgt 0,16.

Abbildung 2.10.: Beispiel für die Ableitung des NDVI aus den Spektralkanälen im sichtbaren roten Bereich sowie im nahen Infrarot anhand eines Ausschnitts aus dem pan-geschärften IKONOS Datensatz (siehe Kapitel 3.4.1) für das Validierungsgebiet Evora (siehe Kapitel 2.4.1) mit einer räumlichen Auflösung von 1 m

2.3.4. Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrads (FVC) aus MSG/SEVIRI-Messungen

Der Pflanzenbedeckungsgrad (FVC, von engl. fractional vegetation cover) gibt den Flächenanteil einer Landoberfläche an, der mit grüner Vegetation bedeckt ist und kann Werte zwischen 0 und 1 annehmen. Da Landoberflächen auf einer Skala von der Größe eines MSG/SEVIRI-Pixels gewöhnlich sowohl aus Vegetation als auch aus unbewachsenen Flächen bestehen, ist eine direkte Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrads zum Beispiel durch den NDVI nicht möglich.

Daher wird für die Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrads aus MSG/SEVIRI-Daten ein Ansatz gewählt, der auf der spektralen Mischungsanalyse (siehe Kapitel 3.1) beruht [82]. Üblicherweise nimmt man dabei an, dass die Landoberfläche jeweils aus den Komponenten

Boden und Vegetation bestehen kann. Durch einen Vergleich verschiedener Boden- und Vegetationsspektren mit den gemessenen Spektren, kann man dann den Flächenanteil der Vegetation bestimmen. Die vom LSA-LSA verwendete Methode beruht auf einem leicht modifizierten Ansatz dieser spektralen Mischungsanalyse[82].

In dem vom LSA-SAF verwendeten Ansatz werden die einzelnen Komponenten der Landoberfläche nicht wie meist üblich als spektral homogene Komponenten sondern als spektral heterogene Komponenten mit einer veränderlichen spektralen Variabilität aufgefasst. Die Variabilität innerhalb der einzelnen Landoberflächenkomponenten wird berücksichtigt, indem die spektralen Werte der einzelnen Komponenten nicht mehr konstant sind sondern durch eine gaußsche Verteilungsfunktion beschrieben werden. Mit Hilfe eines Trainingsdatensatzes können dann Modellspektren der einzelnen Komponenten der Landoberfläche erzeugt werden.

Unter der Bedingung, dass der Pflanzenbedeckungsgrad nicht größer als 1 werden darf, wird dieser anschließend durch einen gewichteten Vergleich zwischen den Mess- und den Modelldaten berechnet.

$$FVC = \sum_{k=1}^N p(M_k|r_j)FVC(M_k) \quad (2.27)$$

$p(M_k|r_j)$ ist hierbei die bedingte Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein Modell M_k für ein bestimmtes Paar an Landoberflächenkomponenten das gemessene Spektrum r_j hinreichend genau beschreibt. Da somit alle N möglichen Modelle und damit alle möglichen Paare verschiedener Landoberflächenkomponenten berücksichtigt werden, wird auch berücksichtigt, dass sich die Landoberfläche in einem MSG/SEVIRI-Pixel aus unterschiedlichen Boden- und Vegetationstypen zusammensetzen kann.

Zur Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrades werden die atmosphärenkorrigierten Daten der MSG/SEVIRI-Kanäle im roten (VIS-0.6, zentriert um eine Wellenlänge von 0,6 μm), nahen infraroten (VIS-0.8, zentriert um eine Wellenlänge von 0,8 μm) und im mittleren infraroten (IR-1.6, zentriert um eine Wellenlänge von 1,6 μm) Spektralbereich verwendet. Um den störenden Einfluss von Schattenwurf bei der Berechnung des Pflanzendeckungsgrades zu vermeiden, werden die Daten zuvor so normalisiert, dass die Sonne und der Beobachter (Satellit) einen Zenitwinkel von 0° zur Landoberfläche aufweisen.

Der Pflanzenbedeckungsgrad ist ein operationelles Produkt, das von LSA-SAF aus wolkenfreien MSG/SEVIRI-Messungen mit einer zeitlichen Auflösung von einem Tag bestimmt wird und insbesondere in die Bestimmung des spektralen Emissionsvermögens einfließt (siehe Kapitel 2.3.2).

2.3.5. Ableitung des Blattflächenindex (LAI) aus MSG/SEVIRI-Messungen

Der Blattflächenindex (engl. leaf area index, LAI) gibt den relativen Bedeckungsgrad einer Bodenfläche mit Blättern an. Der Blattflächenindex kann daher wie folgt berechnet werden:

$$LAI = \frac{A_{Blatt}}{A_{Boden}} \quad (2.28)$$

A_{Blatt} ist hierbei die Fläche der Blätter bzw. der grünen Vegetation und A_{Boden} ist die Referenzfläche. Im Allgemeinen nimmt der LAI Werte zwischen 1 und 16 an. Bei in-situ Messungen wird als Blattfläche dabei bei Laubblättern stets eine Seite berücksichtigt. Bei Nadelblättern hingegen wird die Blattfläche durch eine Projektion der Blätter auf den

Boden bestimmt. Damit kann der Blattflächenindex auch als vertikaler Bedeckungsgrad einer Landoberfläche mit grüner Vegetation aufgefasst werden.

Um den Blattflächenindex flächendeckend aus Satellitendaten ableiten zu können, und damit auch eine höhere zeitliche Auflösung als bei in-situ Messungen zu erreichen, muss man im Allgemeinen die Strahlungstransportgleichung im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich lösen. Unter der Annahme, dass die Vegetation vorwiegend aus flachen Blättern besteht, ist die Reflektanz und Transmission durch eine solche Vegetationsschicht isotrop und man spricht von einem sogenannten bi-Lambertschen Medium [83]. Die Strahlungstransportgleichung reduziert sich dann auf die isotrope Transmission der einfallenden Solarstrahlung durch eine Vegetationsschicht endlicher Dicke [83].

In dem Modell von Roujean [83] wird die gesamte Transmissivität näherungsweise wie folgt beschrieben:

$$T(\theta_s) \approx e^{-b \frac{G(\theta_s)}{\mu_s} LAI} \quad (2.29)$$

Hierbei ist θ_s der Zenitwinkel der Sonne und es gilt $\mu_s = \cos(\theta_s)$. $G(\theta_s)$ ist eine Funktion, die die mittlere Extinktion der Strahlung durch die Vegetation beschreibt [84]. Der Parameter b ist der sogenannte Rückstreukoeffizient und nimmt in dem Modell nach Roujean [83] für alle Vegetationstypen näherungsweise den konstanten Wert 0,945 an [85].

Die auf diese Weise abgeleitete Transmissivität der Vegetation beruht auf der Annahme, dass die Vegetation homogen über das gesamte Satellitenpixel verteilt ist. Diese Annahme ist meistens jedoch nicht gerechtfertigt. Darüber hinaus erhöht sich durch eine heterogene Verteilung der Vegetation, insbesondere durch das sogenannte "clumping", die Wahrscheinlichkeit, dass einfallendes Sonnenlicht den Erdboden erreicht [83]. Für eine korrekte Ableitung von Vegetationsparametern muss die Verteilung der Vegetation bei der Berechnung der Transmissivität berücksichtigt werden.

Da die direkte Messung der Transmissivität der Vegetation von Satelliten aus schwer zu messen ist, wird die Transmissivität und daraus dann der Blattflächenindex aus dem Anteil der von der Vegetation durch Absorption und Streuung gedämpften Strahlung ermittelt. Befinden sich sowohl die Sonne als auch der Beobachter (Satellit) im Zenit, so entspricht dieser Anteil gerade dem Pflanzenbedeckungsgrad (FVC) (siehe Kapitel 2.3.4) [82]. Es gilt dann [86]:

$$FVC = a_0(1 - e^{-b \frac{G(\theta_s=0)}{\mu_s=1} \Omega LAI}) \quad (2.30)$$

mit:

$$\begin{aligned} G(\theta_s = 0) &\approx 0,5 \\ \Omega > 1 &\quad \text{gleichmäßig angeordnete Vegetation} \\ \Omega = 1 &\quad \text{zufällig angeordnete Vegetation} \\ \Omega < 1 &\quad \text{gruppierte Vegetation} \end{aligned}$$

a_0 ist in diesem semi-empirischen Modell ein Korrekturfaktor, der Werte zwischen 1,04 und 1,07 annehmen kann und ein Überschätzen des Blattflächenindex bei einem hohen Pflanzenbedeckungsgrad verhindern soll [82].

Der Blattflächenindex ist ein operationelles LSA-SAF Produkt und wird aus wolkenfreien MSG/SEVIRI-Messungen mit einer zeitlichen Auflösung von einem Tag bestimmt.

2.4. Validierung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/-SEVIRI-Messungen

Die mit dem GSW-Verfahren berechneten Landoberflächentemperaturen müssen validiert werden, um eine ausreichende Genauigkeit des operationellen Algorithmus zu gewährleisten. Darüber hinaus soll eine Validierung dieses Produkts auch dazu dienen, optimale und ungeeignete Bedingungen für die Ableitung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten zu identifizieren und Hinweise auf mögliche Ursachen liefern.

Eine Möglichkeit zur Überprüfung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten ist der Vergleich mit anderen Landoberflächentemperatur-Produkten. Trigo et al. [27] haben zu diesem Zweck die Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten mit den entsprechenden Landoberflächentemperaturen, die aus Daten des Radiometers MODIS (von engl. Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) abgeleitet wurden, verglichen. Das Radiometer MODIS befindet sich an Bord der polar-umlaufenden Satelliten Terra und Aqua und besitzt mit 1 km eine deutlich höhere räumliche Auflösung in den entsprechenden Infrarotkanälen. Durch die unterschiedliche räumliche Auflösung und den daraus resultierenden Problemen mit der Kolokation einzelner Satellitenpixel sowie durch die unterschiedlichen Blickwinkel kann es jedoch zu systematischen Abweichungen von mehreren Grad Celsius kommen. Des Weiteren kann durch Vergleiche verschiedener Satellitenprodukte, die mit ähnlichen Korrekturalgorithmen abgeleitet werden, die Qualität dieser Atmosphären-Korrektur nicht validiert werden.

Zur Validierung von Landoberflächentemperaturen gibt es nach heutigem Stand zwei verschiedene Ansätze:

Temperatur-basierte Validierung: Bei der Temperatur-basierten Validierung wird die Landoberflächentemperatur aus Satellitendaten mit bodengebundenen und damit in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur verglichen [87]. Ein direkter Vergleich der in-situ Messungen mit den Satellitendaten ist jedoch nur dann möglich, wenn die in-situ Messungen der beobachteten Landflächen repräsentativ für die zu validierenden Satellitenpixel sind. Zusätzlich muss das spektrale Emissionsvermögen der zu validierenden Fläche bekannt sein. Dieses kann entweder aus Satellitenmessungen abgeleitet oder durch in-situ Messungen bestimmt werden. Der wesentliche Vorteil dieser Methode ist, dass die in-situ Messungen unabhängig von Daten sind, die bei Ableitung der Landoberflächentemperaturen und des spektralen Emissionsvermögens aus Satellitendaten verwendet werden. Dadurch muss die Struktur der Atmosphäre nicht bekannt sein und Fehler in Annahmen über die Struktur der Atmosphäre können bei der Validierung mit einbezogen werden.

Strahlungs-basierte Validierung: Bei der Strahlungs-basierten Validierung [88] [89] von Landoberflächentemperaturen wird die Helligkeitstemperatur am oberen Rand der Atmosphäre mit einem Strahlungstransportmodell simuliert. Dabei muss sowohl das spektrale Emissionsvermögen der Landoberfläche als auch das atmosphärische Temperatur- und Wasserdampfprofil möglichst exakt bekannt sein. Es handelt sich daher nicht um eine echte Validierung im klassischen Sinne. Ein Nachteil dieser Methode ist, dass die vertikale Struktur der Atmosphäre bekannt sein muss. Werden als Eingangsgrößen in das Strahlungstransportmodell die gleichen Datensätze wie für die Bestimmung der GSW-Koeffizienten verwendet, so können lediglich Abweichungen zwischen den Messungen bestimmt, jedoch keine weiteren Aussagen zu möglichen Ursachen getroffen werden.

Für die permanente Validierung der vom LSA SAF aus MSG/SEVIRI-Daten abgeleiteten Landoberflächentemperaturen wird die Temperatur-basierte Validierung verwendet, da

mit dieser Methode nicht nur die Abweichungen zwischen den Landoberflächentemperaturen sondern auch mögliche Ursachen für systematische Abweichungen bestimmt werden können.

Um die Repräsentativität der in-situ Messungen zu gewährleisten, ist eine Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten nur über Landoberflächen möglich, die auf der Skala mehrerer intrinsischer Satellitenpixel ($\sim 25 \text{ km}^2$) thermisch homogen sind. Da thermische Variabilität vor allem von der räumlichen Variabilität der Bodenbedeckung, der Bodenfeuchte und der Topographie abhängig ist, bedeutet dies, dass für die Validierung von Landoberflächentemperaturen nur solche ebenen Landoberflächen geeignet sind, die eine sehr homogene Bodenbedeckung aufweisen [27]. Als mögliche Validierungsflächen eignen sich deshalb vor allem Wüsten [90] [20] [21] [22] [91] [92] [93] sowie Landoberflächen mit einem sehr dichten oder räumlich sehr homogen verteilten Bewuchs [90] [89]. Landwirtschaftlich genutzte Flächen sind zur Validierung von Landoberflächentemperaturen ungeeignet, da die verschiedenen Nutzpflanzen sehr unterschiedliche Wachstums- und Erntephasen haben.

Über Landoberflächen mit einer homogenen Bodenbedeckung ist eine Validierung der Satellitendaten mit in-situ-Messungen allerdings nur dann möglich, wenn es nicht zu viele verschiedenen Typen von Landoberflächenbedeckungen gibt, so dass über wenigen Komponenten der Landoberflächenbedeckung in-situ-Messungen durchgeführt werden müssen. Dabei muss sichergestellt werden, dass die Landoberflächen, über denen in-situ Messungen durchgeführt werden, repräsentativ für den jeweiligen Typ der Landoberflächenbedeckung sind. Darüber hinaus sollten sich potentielle Validierungsflächen in einem Gebiet befinden, das von dem Radiometer SEVIRI unter einem vergleichsweise kleinen Blickwinkel beobachtet wird, so dass ein besonders langer Weg der vom Sensor empfangenen Strahlung durch die Atmosphäre vermieden wird [27]. Des Weiteren sollte das Validierungsgebiet möglichst flach sein, so dass die gesamte Landoberfläche innerhalb des Validierungsgebiets vom Sensor beobachtet werden kann und gleichmäßig von der Sonne bestrahlt wird. Um möglichst viele Vergleichszeitpunkte zwischen den Satelliten- und in-situ-Messungen zu gewährleisten, eignen sich vor allem Gebiete mit möglichst vielen wolken- und nebelfreien Tagen sowie einem geringen Aerosolgehalt in der Atmosphäre [27].

2.4.1. Die KIT-Validierungsstationen

Das KIT betreibt insgesamt vier permanente Validierungsstationen (siehe Abbildung 2.11) im Blickfeld des Radiometers SEVIRI, die speziell darauf ausgerichtet sind, die aus den Satelliten-Daten abgeleiteten Landoberflächentemperaturen über einen Zeitraum von mehreren Jahren kontinuierlich zu validieren. Alle vier Validierungsstationen liegen in großflächig thermisch homogenen und flachen Gebieten. Da diese Stationen in verschiedenen Klimazonen liegen, kann die Qualität des Landoberflächentemperatur-Produkts für unterschiedliche atmosphärische Bedingungen und Temperaturbereiche überprüft werden.

Evora: Die Validierungsstation “Evora” (38.540° geographische Breite, -8.003° geographische Länge, 230 m ü. NN) liegt etwas außerhalb der Ortschaft Mitra ca. 12 km südwestlich der Stadt Evora in der Region Alentejo in Portugal. Die Vegetation in der Umgebung der Station besteht vor allem aus frei stehenden oder kleinen Gruppen von immer grünen Bäumen sowie Grasflächen, die vorwiegend als Weideland dienen. Die Bäume in dem Gebiet um die Station sind größtenteils verschiedene Sorten von Steineichen (*Quercus ilex* und *Quercus rotundifolia*) sowie Korkeichen (*Quercus suber*) [94]. Da die Eichen zur Korkgewinnung genutzt werden und unter Naturschutz stehen, gibt es vorwiegend alte Bestände, die nicht oder nur noch vergleichsweise langsam wachsen. Daher ist die räumliche Verteilung der Vegetation auch über einen Zeitraum von mehreren Jahren konstant. Weiter entfernt von der

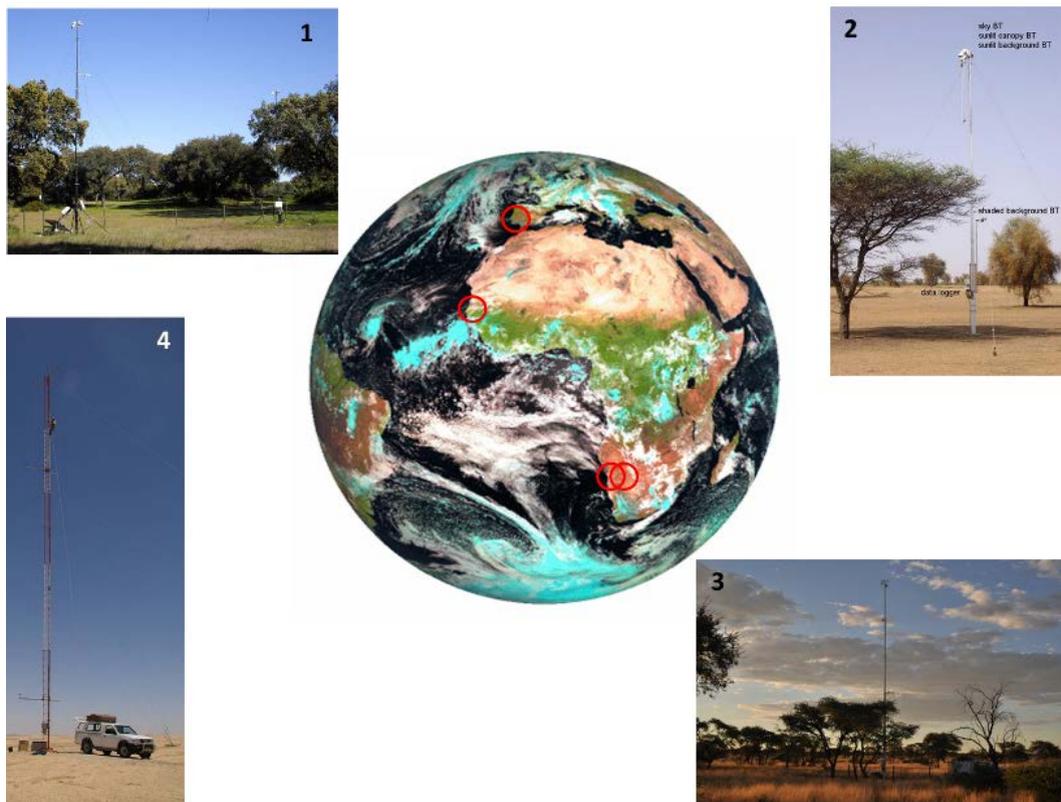


Abbildung 2.11.: Geographische Lage der KIT-Validierungsstationen im Blickfeld von MSG/SEVIRI: 1) “Evora” (Portugal), 2) “Dahra” (Senegal), 3) “RMZ” (Namibia) und 4) “Gobabeb” (Namibia)

Station gibt es, wie für die Region des Alentejo typisch, Getreidefelder, Olivenhaine und Anpflanzungen von schnell wachsendem Eukalyptus. Das Klima in dieser Region ist nach der Klimaklassifikation von Köppen und Geiger [95] [96] warm temperiert mit heißen und trockenen Sommern. Im langzeitlichen Mittel (1960 - 1990) betragen die Temperaturen in Evora zwischen $15\text{ }^{\circ}\text{C}$ und $16\text{ }^{\circ}\text{C}$ [94]. Der mittlere jährliche Niederschlag in diesem Zeitraum betrug 669 mm [94]. Daher ist das Gras in den Sommermonaten von Mai bis September meist sehr rasch vertrocknet, so dass die Bäume in dieser Jahreszeit die einzige grüne Vegetation darstellen. Die Wintermonate von November bis März sind dagegen recht feucht, so dass man insgesamt einen großen jahreszeitlich bedingten Vegetationshub beobachten kann. Mit der derzeitigen Ausrichtung der Instrumente ist die Station seit März 2009 in Betrieb. Es wurde jedoch bereits 2005 mit in-situ Messungen an einem anderen Standort in demselben Gebiet begonnen.

Dahra: Die Validierungsstation “Dahra” (15.402° geographische Breite, -15.433° geographische Länge, 45 m ü. NN) liegt etwa 10 km nordöstlich der Stadt Dahra im Senegal. Das Gebiet um die Station ist kaum besiedelt und die Vegetation besteht hauptsächlich aus einem spärlichen Bewuchs mit Akazien (insbesondere Kameldornbäumen) und saisonalen Grasflächen, die als Weideland genutzt werden. Da die Akazien entlang alter Dünen wachsen, wird dieses Gebiet wegen des typischen Streifenmusters auch als Tigerbusch bezeichnet. Das Klima in dieser Region ist nach der Klimaklassifikation von Köppen und Geiger [95] [96] durch das heiß-aride Steppenklima der Sahelzone gekennzeichnet. In der Trockenzeit von Oktober bis März ist das Klima besonders heiß und trocken, so dass die Grasflächen schnell vertrocknen. Während

der Regenzeit von Juni bis Oktober [97] ist es hingegen, durch den Einfluss des Monsuns, sehr feucht und größtenteils bewölkt. Im langjährigen Mittel (1960 - 2007) betrug die mittlere jährliche Niederschlagsmenge etwa 370 mm [97] und weist eine hohe Variabilität auf. Dadurch ist eine Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten meist nur in der Trockenzeit möglich. Durch den ausgeprägten Wechsel zwischen Regen- und Trockenzeit wird in diesem Gebiet ein sehr ausgeprägter jahreszeitlicher Vegetationshub beobachtet. Mit der derzeitigen Ausrichtung der Instrumente ist die Station seit Juli 2009 in Betrieb.

Farm: Die Validierungsstation “RMZ” (-23.011° geographische Breite, 18.353° geographische Länge) lag auf dem Gebiet der Farm “Rust mijn Ziel” in der Kalahari etwa 180 km südöstlich von Windhuk in Namibia und war von März 2009 bis Februar 2011 in Betrieb. Die Vegetation in der Umgebung der Station bestand hauptsächlich aus vereinzelt Kameldornbäumen und Grasflächen, die als Weideland genutzt wurden. Das Klima wird durch das aride und heiße Klima der Kalahari gekennzeichnet [95] [96]. In der Regenzeit von November bis Februar ist es oftmals bewölkt und es kommt zu starken konvektiven Niederschlägen. Die Niederschlagsmenge ist jedoch generell gering und variiert stark von Jahr zu Jahr. Aufgrund des trockenen Klimas ist auf in der Kalahari ausschließlich Viehzucht möglich. Die Weideflächen werden dabei systematisch abwechselnd abgeweidet, um so einer Überweidung und einer daraus resultierenden Desertifikation des Gebiets vorzubeugen. Durch die systematische Bewirtschaftung der Weideflächen ist das Gebiet auch auf der Skala eines MSG/SEVIRI-Pixels thermisch homogen. Im Februar 2011 wurde die Station auf die etwa 39 Kilometer entfernte Farm “Heimat” (-22.933° geographische Breite, 17.992° geographische Länge), die eine ähnliche Vegetation aufweist, verlegt. Die Farmen liegen auf 1450 m bzw. 1380 m über NN und bieten damit die Möglichkeit, das aus MSG/SEVIRI abgeleitete Landoberflächentemperatur-Produkt auch unter extremen atmosphärischen Bedingungen zu validieren. Aufgrund der Höhenlage ist die Wasserdampfsäule zwischen der Erdoberfläche und dem Satelliten, die eine Halbwertshöhe von etwa 2 km hat, in dem Gebiet um die Stationen sehr klein.

Gobabeb: Die Validierungsstation “Gobabeb” (-23.55096° geographische Breite, 15.05139° geographische Länge) befindet sich etwa 2 km nordöstlich der Wüstenforschungsstation Gobabeb in der Namib-Wüste in Namibia. Die Station steht auf den sogenannten Schotterebenen, einem mehrere 1000 km^2 großen und ebenen Wüstengebiet, das hauptsächlich von Schotter, Kiesel und einem dünnen Bewuchs von vertrockneten Grasbüscheln bedeckt ist. Etwa 2 km südlich der Station trennt der Kuiseb, ein ephemerer Trockenfluss (Rivier, manchmal auch als Revier bezeichnet, afrikaans für einen nur gelegentlich Wasser führenden Fluss), die Sanddünen von den Schotterebenen. Durch das hyperaride Wüstenklima [95] [96] ist das Gebiet nicht nur räumlich sondern auch zeitlich sehr homogen. Das langzeitliche Mittel der Temperatur beträgt an der Wüstenforschungsstation $21,1^\circ \text{C}$ [98]. Die durchschnittliche jährliche Niederschlagsmenge beträgt weniger als 100 mm [99], wobei die Niederschlagsereignisse eine große jährliche Variabilität aufweisen [100] [101]. Aus diesem Grund sind die häufig pro Jahr auftretenden Nebelereignisse von besonderer Bedeutung für den Feuchtehaushalt in den Schotterebenen [99]. An der Station Gobabeb werden seit Anfang 2008 in-situ-Messungen der Landoberflächentemperatur durchgeführt.

2.4.2. Instrumentierung an den Validierungsstationen

Das Hauptinstrument zur in-situ Bestimmung von Landoberflächentemperaturen ist das Infrarotradiometer KT15.85 IIP der Firma Heitronics. An jeder Station sind stets mehrere

KT15.85 IIP Radiometer im Einsatz, die unterschiedliche Typen der Landoberflächenbedeckung beobachten. Ein zusätzliches KT15.85 IIP Radiometer dient der Beobachtung der langwelligen atmosphärischen Gegenstrahlung im Spektralbereich der Radiometer. Zusätzlich werden an allen Stationen sowohl in Bodennähe (in etwa 2 m Höhe) als auch in etwa 20 bis 25 m Höhe die Lufttemperatur und relative Feuchte sowie Windgeschwindigkeit und -richtung gemessen. Darüber hinaus werden die breitbandig von der Atmosphäre und dem Erdboden ausgehende kurz- und langwellige Strahlung sowie die Strahlungsbilanzen gemessen. Alle Stationen sind mit Solarmodulen und Akkumulatoren ausgestattet, so dass eine durchgehende Stromversorgung gewährleistet ist. Die von den Instrumenten gemessenen Daten werden von einem Campbell Datenlogger mit einer Integrationszeit von einer Minute registriert und auf eine Datenkarte gespeichert. Darüber hinaus werden die Daten täglich durch eine Funkverbindung auf einen Computer übertragen und von dort per Internet auf einen Server im KIT weitergeleitet.

2.4.3. Das Infrarotradiometer KT15.85 IIP von Heitronics

Die an den Validierungsstationen zur in-situ Bestimmung von Landoberflächentemperaturen angebrachten KT15.85 IIP Infrarotradiometer der Firma Heitronics messen die vom Erdboden ausgehende Strahlung in einem Wellenlängenbereich von $9,6 \mu\text{m}$ bis $11,5 \mu\text{m}$ mit einer Auflösung von 0.03 K .

Die Stabilität der Messungen über einen längeren Zeitraum wird durch das sogenannte Wechsellichtverfahren gewährleistet und wurde bereits mehrfach demonstriert [102], [103]. Bei diesem Verfahren befindet sich ein Flügelrad im Strahlengang des Radiometers, wodurch abwechselnd die vom Flügelrad und die von der Messoberfläche emittierte Strahlung gemessen wird. Aus diesem Grund spricht man bei dieser Art von Radiometern auch von sogenannten gehoppten Radiometern (von engl. *chopped radiometer*). Da die thermodynamische Temperatur des Flügelrads durch zusätzliche Temperatursensoren gemessen wird und das spektrale Emissionsvermögen des Flügelrads bekannt ist, kann aus dieser Referenzmessung die vom Radiometer selbst emittierte Strahlung bestimmt werden. Anschließend kann dann die Messung der von der Messoberfläche ausgehenden Strahlung mit der Eigenstrahlung des Radiometers in Beziehung gesetzt werden. Das eigentliche Messsignal, die von der Landoberfläche emittierte Strahlung ist dann gleich der Differenz aus der Messung und der Referenzmessung. Die Genauigkeit der Messung ist dabei umso höher, je geringer die Differenz zwischen der Strahlungstemperatur des Flügelrads und der Landoberfläche ist.

Ein wesentlicher Vorteil dieser Methode ist, dass die Qualität der Messungen nicht so stark von möglichen Veränderungen (wie zum Beispiel Alterungsprozessen der Strahlungssensoren), sondern primär von der Stabilität der vergleichsweise robusten Temperatursensoren abhängig ist.

2.5. Bestimmung von Landoberflächentemperaturen aus in-situ Messungen

Zur Bestimmung der vom Erdboden ausgehenden Infrarotstrahlung sind an den Stationen stets mehrere KT15.85 IIP Infrarotradiometer angebracht. Dabei beobachtet jeweils eines dieser Radiometer einen für das entsprechende Validierungsgebiet charakteristischen Typ der Landoberflächenbedeckung. Charakteristische Typen der Landoberflächenbedeckung sind dabei zum Beispiel eine Baumkrone und eine Grasfläche oder Flächen mit vertrocknetem Gras und Schotter. Um den störenden Einfluss des Stationsmastes sowie direktionale Effekte durch große Blickwinkel zu vermeiden, sind die Radiometer in einer Höhe von 20 m bis 25 m unter einem durchschnittlichen Blickwinkel bis etwa 30° angebracht. Mit einem

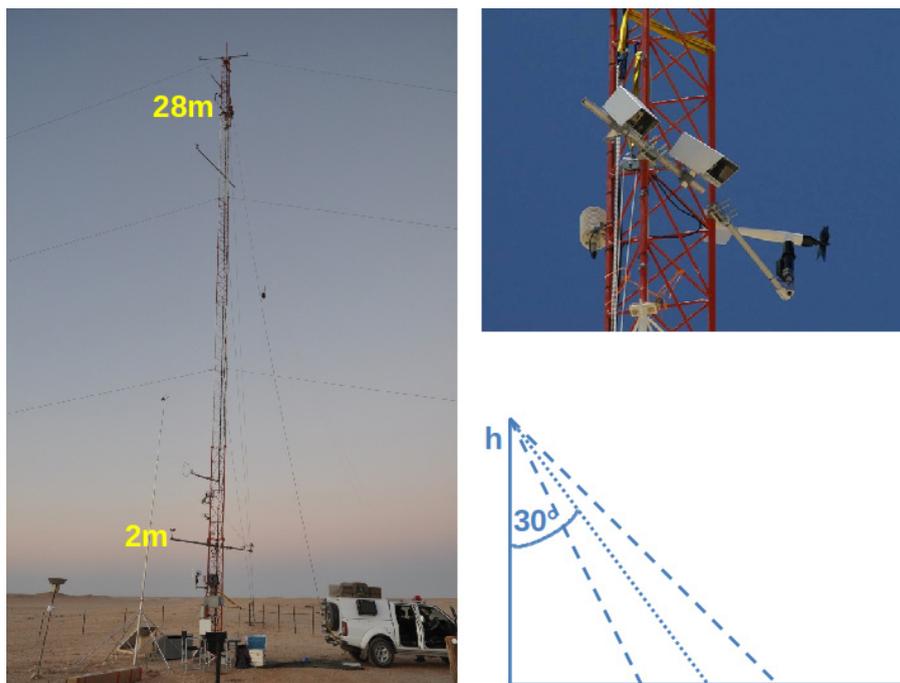


Abbildung 2.12.: Aufbau einer Validierungsstation am Beispiel der KIT-Station in Gobabeb (Namibia): Die Infrarotradiometer vom Typ KT15.85 IIP sind in einer Höhe von etwa 28 m und unter einem Blickwinkel von 30° angebracht. Unter Berücksichtigung des vollen Öffnungswinkels der Radiometeroptik von $8,5^\circ$ kann man die von den Radiometer beobachtete Fläche am Erdboden auf etwa 10 m^2 abschätzen. Für jeden Typ der Landoberflächenbedeckung steht jeweils ein Radiometer zur Verfügung. Die Blickrichtung der Radiometer wird so gewählt, dass die von ihnen beobachtete Fläche am Erdboden nie in den Schatten des Stationsmasts fällt.

Öffnungswinkel von etwa $8,5^\circ$ ergibt sich so ein Blickfeld von etwa 10 m^2 . Abbildung 2.12 zeigt die typische Anordnung und Blickgeometrie der Radiometer am Beispiel der Station Gobabeb.

Um aus der von einem Radiometer gemessenen Infrarotstrahlung, unter Vernachlässigung von atmosphärischer Absorption zwischen dem Boden und dem Radiometer, die Landoberflächentemperatur bestimmen zu können, muss die gemessene Infrarotstrahlung zunächst um den Beitrag der von der Atmosphäre emittierten, zum Erdboden gerichteten und dort reflektierten Infrarotstrahlung korrigiert werden. Durch eine Vernachlässigung dieses Terms können ansonsten Temperaturunterschiede von einigen Grad Celsius entstehen [104]. Hierzu muss die von der Atmosphäre emittierte und zum Erdboden gerichtete Infrarotstrahlung ebenfalls bekannt sein. Da eine experimentelle Bestimmung der sogenannten atmosphärischen Gegenstrahlung im schmalbandigen Bereich von $9,6 \mu\text{m}$ bis $11,5 \mu\text{m}$ über die gesamte Hemisphäre sehr aufwendig und schwierig zu realisieren ist, wird die Gegenstrahlung mit einem zusätzlichen KT15.85 IIP Radiometer unter einem repräsentativen Zenitwinkel gemessen.

Dines und Dines [105] [106] konnten 1927 aus 515 Beobachtungen unter wolkenfreien und 320 Beobachtungen unter bewölkten Himmelsbedingungen zeigen, dass die unter einem Winkel von $52,5^\circ$ zum Zenit gemessene Infrarotstrahlung in etwa der über die gesamte Hemisphäre gemessenen Infrarotstrahlung entspricht. Da die Messungen unter einem Winkel von $52,5^\circ$ repräsentativ für Messungen über die gesamte Hemisphäre sind, wird dieser Winkel auch als repräsentativer Winkel bezeichnet. Robinson [107] konnte 1947 zeigen, dass bei Strahlungstransport von Infrarotstrahlung in einer geschichteten Atmosphäre unter den Modellannahmen von Elsasser [108] ein solcher repräsentativer Winkel existiert und

seine Größe auf 53° abschätzen.

Unter Vernachlässigung von Absorptions- und Streuprozessen, setzt sich die von einem Radiometer gemessene vom Erdboden ausgehende Strahlung nach Gleichung 2.11, aus der vom Erdboden emittierten Strahlung $L_{surf}(\lambda, T_{surf})$ und der am Erdboden reflektierten Gegenstrahlung $L_{sky,ref}(\lambda, T_{sky})$ zusammen:

$$L_{total}(\lambda, T_b) = L_{surf}(\lambda, T_{surf}) + L_{sky,ref}(\lambda, T_{sky}) \quad (2.31)$$

Die am Erdboden reflektierte Gegenstrahlung kann aus der unter dem Winkel von 53° gemessenen Gegenstrahlung $B_{sky}(\lambda, T_{sky})$ unter Berücksichtigung des spektralen Reflexionsvermögens $r(\lambda)$ des Erdbodens wie folgt berechnet werden:

$$L_{sky,ref}(\lambda, T_{sky}) = r(\lambda)L_{sky}(\lambda, T_{sky}) \quad (2.32)$$

Unter Berücksichtigung der Energieerhaltung und unter der Annahme, dass der Erdboden keine Infrarotstrahlung transmittiert, kann man das spektrale Reflexionsvermögen wie folgt aus dem Kirchhoffschen Gesetz bestimmen:

$$r(\lambda) = 1 - \epsilon(\lambda) \quad (2.33)$$

Bei bekanntem Emissionsvermögen kann man nach Gleichung 2.3 die vom Erdboden emittierte Strahlung als Graukörperstrahlung interpretieren. Insgesamt bekommt man dann für die vom Radiometer in Bodennähe gemessene Strahlung:

$$L_{total}(\lambda, T_b) = \epsilon(\lambda)B_{surf}(\lambda, T_{surf}) + (1 - \epsilon(\lambda))L_{sky}(\lambda, T_{sky}) \quad (2.34)$$

Für die vom Erdboden emittierte Infrarotstrahlung gilt also:

$$B_{surf}(\lambda, T_{surf}) = \frac{L_{total}(\lambda, T_b) - (1 - \epsilon)L_{sky}(\lambda, T_{sky})}{\epsilon} \quad (2.35)$$

Bei bekanntem Emissionsvermögen und unter Berücksichtigung der spektralen Antwortfunktion des Radiometers kann man, unter Verwendung von Gleichung 2.4, aus der vom Erdboden emittierten Infrarotstrahlung die Landoberflächentemperatur der von dem Radiometer beobachteten Fläche bestimmen. Da die spektrale Antwortfunktion der KT15.85 IIP Radiometer in dem Bereich von $9,6 \mu\text{m}$ bis $11,5 \mu\text{m}$ näherungsweise symmetrisch um $10,5 \mu\text{m}$ ist (siehe Abbildung 2.13) und sowohl die Planck-Funktion (siehe Gleichung 2.1) als auch das spektrale Emissionsvermögen typischer Landoberflächen in diesem Bereich nur langsam variiert [57] [34], genügt es die Landoberflächentemperatur für die mittlere Wellenlänge von $\lambda = 10,55 \mu\text{m}$ auszuwerten.

2.6. Vergleichbarkeit von in-situ- und Satellitenmessungen

Um die aus Satellitendaten abgeleiteten Landoberflächentemperaturen mit Landoberflächentemperaturen aus in-situ Messungen vergleichen zu können, müssen die Unterschiede in der räumlichen und spektralen Auflösung beider Messungen berücksichtigt werden. Unterschiede in der spektralen Auflösung können dabei durch die Wahl geeigneter Messinstrumente vermieden werden. Daher steht die räumliche Vergleichbarkeit von in-situ und Satellitenmessungen im Fokus dieser Arbeit.

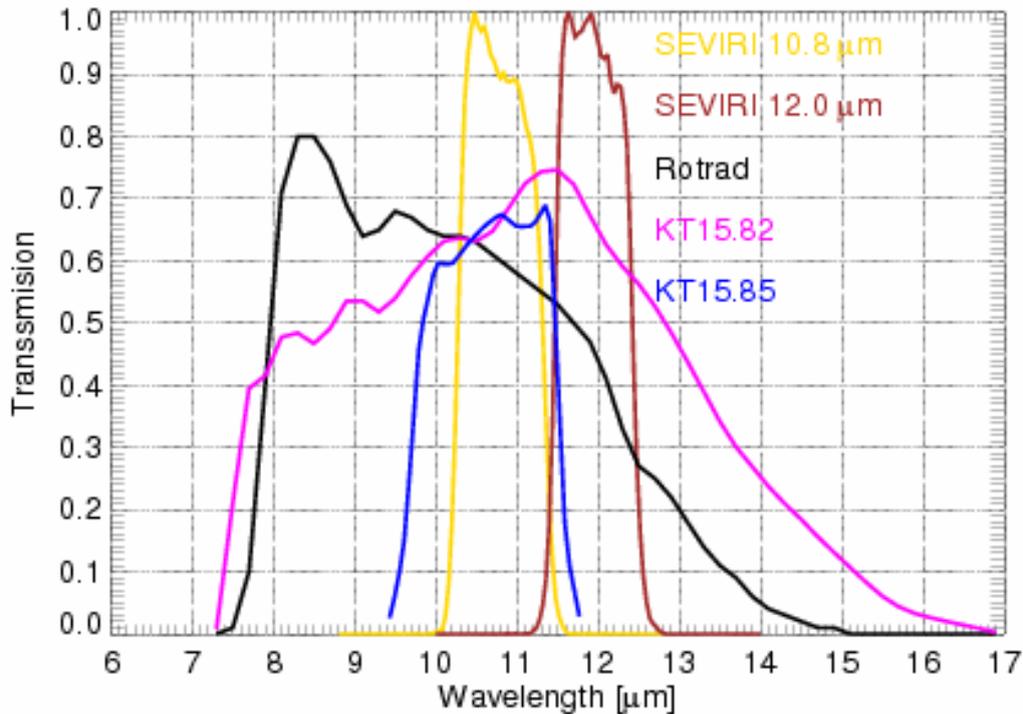


Abbildung 2.13.: Spektrale Antwortfunktion des KT15.85 IIP Radiometers sowie der zur LST-Bestimmung verwendeten MSG/SEVIRI-Spektralkanäle und zweier weiterer Infrarot-Radiometer (aus [109])

Da die Größe eines intrinsischen MSG/ SEVIRI-Pixels im thermischen Infrarotbereich bestenfalls $4,8 \text{ km}^2$ im Subsatellitenpunkt beträgt, deckt eine in-situ Messung mit einer räumlichen Auflösung von etwa 10 m^2 nur etwa ein Millionstel der Fläche des Satellitenpixels ab.

Doch auch in Gebieten, die auf der Skala mehrerer MSG/SEVIRI-Pixel thermisch homogen sind, variiert die Landoberflächenbedeckung auf der Skala von Quadratmetern (und damit auf der Skala der Radiometerspots). Dadurch kann es innerhalb weniger Meter zu Variation in der Landoberflächentemperatur von 10 °C und mehr kommen [16] [17] [18]. Um die in-situ Messungen mit den Satellitendaten vergleichbar zu machen, müssen diese subpixelskaligen Variabilitäten berücksichtigt und die in-situ Messungen auf die Fläche der berechneten MSG/SEVIRI-Pixel extrapoliert werden.

In den folgenden beiden Kapiteln werden zwei verschiedene Methoden vorgestellt, um die in-situ Landoberflächentemperaturen auf Satellitenpixel zu extrapolieren, um so eine genaue Validierung von Landoberflächentemperatur-Produkten aus Satelliten-Messungen zu gewährleisten.

3. Extrapolation von in-situ LST mit Mischungsverhältnissen spektraler End-Member

Um Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten kontinuierlich mit in-situ Messungen validieren zu können, muss, wie in Kapitel 2.6 besprochen, insbesondere die räumliche Auflösung der in-situ Messungen und der Satellitendaten vergleichbar sein. Eine Möglichkeit zur Erzeugung räumlich repräsentativer in-situ Messungen ist dabei die Extrapolation der kleinräumigen in-situ Messungen auf das großräumige Satellitenpixel.

Daher wird in diesem Kapitel ein neuer Ansatz, die von uns benannte End-Member-Cover-Methode, zur Extrapolation von in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur auf Satellitenpixel vorgestellt. Dieser Ansatz basiert auf der Annahme, dass die von einer Landoberfläche ausgehende Strahlung immer ein spektral gemischtes Signal ist, welches sich aus den Signalen, die von einzelnen Komponenten der Landoberfläche ausgehen, zusammensetzt. Die Grundlagen der spektralen Mischungsanalyse sind in Kapitel 3.1 dargestellt. Darüber hinaus basiert dieser Ansatz auf der Annahme, dass die unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung im thermischen Infrarotbereich mit entsprechenden Typen der Landoberflächenbedeckung im sichtbaren Spektralbereich korrespondieren.

Die End-Member-Cover-Methode beruht auf einer Weiterentwicklung eines von Trigo et al. [27] präsentierten Ansatzes. Die Autoren haben erstmals in-situ Landoberflächentemperaturen auf ein MSG/SEVIRI-Pixel extrapoliert, indem sie den Bedeckungsgrad des Pixels mit Baumkronen (TCC, von engl tree crown cover) aus verschiedenen Satellitenprodukten abgeschätzt haben [27]. Bei der End-Member-Cover-Methode werden zunächst die wesentlichen Komponenten (End-Member) der untersuchten Landoberflächen aus räumlich hochaufgelösten Satellitendaten mit Hilfe einer Unabhängigkeitsanalyse bestimmt (siehe Kapitel 3.2). Dadurch ist diese Methode auf beliebige Landoberflächenbedeckungen anwendbar und nicht auf einen bestimmten Vegetationstyp, wie zum Beispiel einzelne Bäume, beschränkt.

Da es im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich Satellitenprodukte mit einer sehr hohen räumlichen Auflösung von bis zu 0,5 m gibt, können typische Komponenten der Landoberflächenbedeckung wie zum Beispiel unterschiedliche Vegetationstypen, eindeutig anhand dieser Datensätze identifiziert werden. Durch eine Klassifizierung der unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung in diesen hochaufgelösten Satellitendaten kann dann der Flächenanteil der einzelnen Landoberflächentypen sehr genau

bestimmt werden. Bei der End-Member-Cover-Methode wird hierzu ein objekt-basierter Ansatz gewählt, der die hochaufgelösten Satellitendaten zunächst in spektral homogene Objekte segmentiert. Wie in Kapitel 3.5 gezeigt wird bietet dieser Ansatz gegenüber klassischen Verfahren den Vorteil, physikalisch sinnvollere Ergebnisse zu liefern. Die Methoden, die zur Bestimmung der spektralen Merkmale der unterschiedlichen Klassen der Landoberflächenbedeckung und zur Klassifizierung der Daten verwendet werden, sind in Kapitel 3.3 und 3.5 dargestellt.

Anschließend können die aus der Klassifizierung bestimmten Flächenanteile dazu verwendet werden, um in-situ Messungen über diesen Typen der Landoberflächenbedeckung auf die Fläche eines Satellitenpixels im zu extrapolieren. Damit kann diese Methode nicht nur zur Extrapolation von Landoberflächentemperaturen sondern auch zur Extrapolation weiterer in-situ Messungen von Landoberflächenparametern, wie beispielsweise dem spektralen Emissionsvermögen, der Albedo oder Vegetationsindizes (siehe Kapitel 2.3), auf Satellitenpixel verwendet werden. Dabei kann die Qualität der mit der End-Member-Cover-Methode extrapolierten Landoberflächentemperaturen anhand einer Qualitätsanalyse der Klassifizierung abgeschätzt werden. Die Grundlagen der Qualitätsanalyse sind in Kapitel 3.6 dargestellt.

Bei der End-Member-Cover-Methode wird insbesondere die Tatsache ausgenutzt, dass die räumliche Verteilung der spektralen End-Member im sichtbaren Spektralbereich in den Validierungsgebieten (siehe Kapitel 2.4.1) über Jahre konstant ist. Im thermischen Infrarotbereich hingegen weisen die spektralen End-Member sowohl eine räumliche als auch eine zeitliche Variabilität auf. Da die spektralen End-Member im thermischen Infrarotbereich den End-Membern im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich entsprechen, muss ihre räumliche Verteilung identisch sein. Die zeitliche Variabilität der spektralen End-Member im thermischen Infrarotbereich entsteht aufgrund der zeitlichen Variabilität der solaren Einstrahlung und kann durch in-situ Messungen über den entsprechenden End-Membern erfasst werden. Daher genügt es den Flächenanteil der spektralen End-Member im thermischen Infrarotbereich einmal aus dem Flächenanteil der spektralen End-Member im sichtbaren Spektralbereich zu bestimmen.

In diesem Kapitel werden zunächst die theoretischen Grundlagen der End-Member-Cover-Methode sowie die Methoden, die zur Identifizierung (Kapitel 3.2) und Charakterisierung (Kapitel 3.3) der spektralen End-Member verwendet werden, erläutert. Anschließend werden die Landoberflächentemperaturen in den Validierungsgebieten Evora (Kapitel 3.7), Dahra (Kapitel 3.8), RMZ/Farm (Kapitel 3.9) und Gobabeb (Kapitel 3.10) auf das jeweilige zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel extrapoliert. Dabei werden zunächst die für das jeweilige Validierungsgebiet relevanten spektralen End-Member bestimmt und den entsprechenden Komponenten der Landoberflächenbedeckung zugeordnet. Anschließend werden für die einzelnen Komponenten der Landoberflächenbedeckung geeignete Merkmale für die Klassifizierung bestimmt und die Daten klassifiziert. Abschließend werden die Ergebnisse der Klassifizierung sowie die daraus bestimmten Mischungsverhältnisse für das jeweilige Validierungsgebiet analysiert und die Extrapolationsergebnisse diskutiert.

3.1. Grundlagen der spektralen Mischung

Die spektrale Mischungsanalyse basiert auf der Idee, dass sich Landoberflächen bei einer beliebigen räumlichen Auflösung stets aus einer endlichen Anzahl von Landoberflächenbedeckungen zusammensetzen [110]. Die unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung weisen dabei charakteristische spektrale Merkmale auf und werden als spektrale End-Member (von engl. end-member) bezeichnet [111]. Die von einem Fernerkundungssensor gemessene Strahlung kann dann sowohl im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich, als auch im thermischen Infrarotbereich durch eine Mischung der spektralen

End-Member ausgedrückt werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird dabei angenommen, dass die spektrale Mischung näherungsweise linear erfolgt.

Diese Vereinfachung beruht auf der Annahme, dass Vielfachstreuung und daraus resultierende nicht lineare Effekte vernachlässigt werden können. Die von einem Fernerkundungssensor gemessene Strahlung kann daher als Linearkombination der von den einzelnen End-Membern ausgehenden Strahlungsbeiträge gewichtet mit ihrem Flächenanteil dargestellt werden [111] [112] [113] [114] [115] [116] [117]. Diese Annahme ist genau dann gerechtfertigt, wenn die Mischung und die Größe der End-Member auf einer Skala erfolgt, die sehr viel größer als die Wellenlänge der einfallenden und gestreuten Photonen ist. Daher sind diese Annahmen bei einer makroskopischen Untersuchung von Landoberflächen im sichtbaren, nahen infraroten und thermischen infraroten Spektralbereich im Allgemeinen gerechtfertigt [118].

Das von einem Fernerkundungssensor im Spektralkanal i empfangene Signal kann wie folgt als Linearkombination der von p End-Membern ausgehenden Signale s ausgedrückt werden [110]:

$$r_i = c_i \sum_{j=1}^p s_{ij} \alpha_j + d_i + n_i \quad (3.1)$$

c_i ist dabei ein sensorspezifischer Proportionalitätsfaktor, der aus der Kalibrierung des Sensors bestimmt wird. s_{ij} gibt die von den einzelnen End-Membern ausgehende Strahlung und α_j den normierten Flächenanteil der jeweiligen End-Member an. Der Term d_i enthält den Beitrag der Atmosphäre und entfällt für atmosphärenkorrigierte Daten. Der Term n_i berücksichtigt das Rauschen des Sensors.

Um physikalisch sinnvolle Ergebnisse erzielen zu können, müssen die einzelnen Flächenanteile positiv sein und sich insgesamt auf eins summieren (Normierung) [110].

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^p \alpha_j &= 1 \\ \alpha_j &\geq 0, j = 1, \dots, p \end{aligned} \quad (3.2)$$

Für einen Multispektralsensor mit N Kanälen lässt sich die gemessene Strahlung aus Gleichung 3.1 durch einen $N \times 1$ Vektor ausdrücken [110]:

$$\mathbf{r} = \mathbf{M}' \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{w}' \quad (3.3)$$

Dabei beinhaltet der Vektor $\boldsymbol{\alpha}$ die Flächenanteile der p End-Member und der Vektor \mathbf{w}' das Rauschen des Sensors. \mathbf{M}' ist die Matrix der End-Member-Spektren und beinhaltet die spektrale Signatur aller p End-Member in N Spektralkanälen. Das Spektrum des j -ten End-Members wird dabei durch folgenden Vektor beschrieben:

$$\mathbf{m}'_j = (m'_{j1}, \dots, m'_{jN}) \quad (3.4)$$

Für die Matrix der End-Member-Spektren gilt dann:

$$\mathbf{M}' = \begin{pmatrix} m'_{11} & \cdots & m'_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m'_{p1} & \cdots & m'_{pN} \end{pmatrix}$$

Dieser Idealfall einer linearen spektralen Mischung beruht auf der Annahme, dass die spektrale Signatur der einzelnen End-Member zeitlich und räumlich konstant ist. In der Realität kann jedoch die Amplitude der von einem bestimmten End-Member-Typ ausgehenden Strahlung sowohl räumlich als auch zeitlich variieren. Bei einer makroskopischen Betrachtung von End-Memberelementen einer Landoberfläche weisen die unterschiedlichen Exemplare der einzelnen End-Member darüber hinaus eine gewisse spektrale Variabilität auf. Dies liegt daran, dass die jeweiligen Exemplare der einzelnen Komponenten der Landoberflächenbedeckung, wie zum Beispiel Bäume, spektral niemals völlig identisch sind.

Daher muss in Gleichung 3.3 zusätzlich die spektrale Variabilität berücksichtigt werden. Die spektrale Variabilität des j -ten End-Members kann dabei nach [119] durch einen Skalierungsfaktor ψ_j mit $\psi_j \geq 0$ und einem mittelwertfreien Zufallsvektor \mathbf{w}_j modelliert werden:

$$\mathbf{m}_j = \psi_j \mathbf{m}'_j + \mathbf{w}_j \quad (3.5)$$

Dadurch bekommt man für die vom Sensor gemessene Strahlung in den N Kanälen [110]:

$$\mathbf{r} = \mathbf{M}' \psi \alpha + \sum_{j=1}^p \alpha_j \mathbf{w}_j + \mathbf{w}' \quad (3.6)$$

Die spektrale Mischung und Variabilität lässt sich im allgemeinen Fall wie folgt zusammenfassen [110]:

$$\mathbf{r} = \mathbf{M} \mathbf{s} + \mathbf{w} \quad (3.7)$$

Das von einem Fernerkundungssensor im allgemeinen empfangene Signal \mathbf{r} in N Spektralkanälen entspricht den Signalen \mathbf{s} , die von den einzelnen spektralen End-Memberelementen ausgehen und durch unbekannte Mischungsverhältnisse sowie ihre spektrale Variabilität vermischt sind. Die Mischung der End-Member-Signale wird dabei durch die sogenannte Mischungsmatrix \mathbf{M} beschrieben.

Da die Erdoberfläche im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich die einfallende Strahlung entweder absorbiert oder reflektiert und im thermischen Infrarotbereich vorwiegend emittiert und reflektiert (siehe Gleichung 2.31), muss die Mischungsanalyse bezüglich der End-Member für diese zwei Spektralbereiche getrennt erfolgen.

3.1.1. Lineare Mischung im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich

Im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich setzt sich die von einem Fernerkundungssensor für ein bestimmtes Pixel gemessene Strahlung aus der von der beobachteten Landoberfläche gestreuten Strahlung L_S , der an der Landoberfläche und der Atmosphäre gestreuten Strahlung L_{SA} sowie der von der Atmosphäre in Richtung des Sensors gestreuten Strahlung L_A zusammen [110]. Unter der Annahme, dass die Landoberfläche ein Lambertscher Reflektor¹ ist, bekommt man für die gesamte von einem Fernerkundungssensor am oberen Rand der Atmosphäre bei einer bestimmten Wellenlänge λ (im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich) gemessene Strahlung [120] [121] [110]:

$$L = L_S + L_{SA} + L_A = a\rho + b \quad (3.8)$$

¹Ein Lambertscher Reflektor ist ein isotroper Strahler

mit:

$$a = \frac{\mu_0 E_0}{\pi} \frac{T'_\downarrow T'_\uparrow}{1 - \rho_t S} \quad (3.9)$$

$$b = \frac{\mu_0 E_0}{\pi} \left(\frac{T'_\downarrow t'_\uparrow}{1 - \rho_t S} \rho_t + \rho_a \right) \quad (3.10)$$

mit:

- θ_0 Zenitwinkel
- $\mu_0 = \cos(\theta_0)$
- E_0 solarer Fluss am oberen Rand der Atmosphäre
- T_\downarrow zur Erde gerichtete Transmission
- t_\downarrow zur Erde gerichtete diffuse Transmission
- $T'_\downarrow = T_\downarrow + t_\downarrow$
- T_\uparrow zum Sensor gerichtete Transmission
- t_\uparrow zum Sensor gerichtete diffuse Transmission
- ρ Reflektanz der Oberfläche
- ρ_t mittlere Reflektanz der Umgebung der betrachteten Oberfläche
- S sphärische Albedo der Atmosphäre
- ρ_a atmosphärische Reflektanz

Nach der Theorie der lineare Mischung setzt sich das von einem Fernerkundungssensor im Kanal i gemessene Signal nach Gleichung 3.1 wie folgt aus den von den einzelnen spektralen End-Membern der Landoberfläche reflektierten Signalen $\rho_{ij} s_{ij}$ zusammen [110]:

$$r_i = c_i \sum_{j=1}^p \rho_{ij} \alpha_j + n_i \quad (3.11)$$

ρ_{ij} ist hierbei das spektrale Reflexionsvermögen der einzelnen End-Member.

3.1.2. Lineare Mischung im thermischen Infrarotbereich

Die von einer Landoberfläche für ein bestimmtes Pixel im thermischen Infrarotbereich emittierte Strahlung setzt sich nach der Theorie der linearen Mischung aus der Summe der von den einzelnen thermischen End-Membern emittierten Strahlung zusammen [122] [123] [124]:

$$L(\lambda) = \sum_{j=1}^p \alpha_j \epsilon_j(\lambda) B(\lambda, T_j) \quad (3.12)$$

α_j gibt dabei wieder den Flächenanteil der einzelnen End-Member an. Jedes der insgesamt p thermischen End-Member ist dabei durch ein spektrales Emissionsvermögen ϵ_j sowie die Temperatur T_j gekennzeichnet und emittiert den Strahlungsanteil $\epsilon_j(\lambda) B(\lambda, T_j)$.

Für die von einem Fernerkundungssensor im Kanal i gemessene Strahlung gilt nach Gleichung 3.1 dann:

$$r_i = c_i \sum_{j=1}^p \epsilon_{ij} B_{ij} \alpha_j + n_i \quad (3.13)$$

Im Rahmen dieser Arbeit wird der atmosphärische Einfluss bei der Mischungsanalyse im thermischen Infrarotbereich vernachlässigt, da sich die Analyse auf bereits atmosphären-korrigierte Datensätze oder in-situ Messungen bezieht, die für die atmosphärische Gegenstrahlung korrigiert wurden und bei denen die Attenuation bis zum Sensor vernachlässigbar ist.

Unter der Annahme, dass die unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung im thermischen Infrarotbereich mit den entsprechenden Typen der Landoberflächenbedeckung im sichtbaren Spektralbereich korrespondieren, können die Flächenanteile der spektralen End-Member von räumlich niedrig aufgelösten Satellitenpixeln im thermischen Infrarotbereich aus einer Klassifizierung räumlich hochaufgelöster Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich bestimmt werden.

3.1.3. Mischungsanalyse mit hochaufgelösten Satellitendaten

Ziel der spektralen Mischungsanalyse im sichtbaren wie auch im infraroten Spektralbereich ist es, jeweils die Flächenanteile (Mischungsverhältnisse) α_j der spektralen End-Member in einem Satellitenpixel zu bestimmen.

Sind die relevanten End-Member und deren Spektren, zum Beispiel aus Labormessungen, bekannt, so kann das Mischungsverhältnis direkt aus Satellitendaten bestimmt werden. Diese Methode wird beispielsweise bei der Ableitung des Pflanzenbedeckungsgrads aus MSG/SEVIRI-Daten verwendet (siehe Kapitel 2.3.4). Im Allgemeinen sind jedoch weder die End-Member noch deren spektrale Eigenschaften bekannt.

Da die an den KIT-Stationen durchgeführten in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur eine räumliche Auflösung von mehreren Quadratmetern besitzen (siehe Kapitel 2.5), eignen sich hochaufgelöste Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich, um die auf dieser Skala relevanten Komponenten der Landoberfläche zu identifizieren.

Die gesuchten spektralen End-Member sind dabei sehr stark von der gewählten Skala abhängig, da sich die Landoberflächen auf unterschiedlichen Skalen aus verschiedenen Komponenten zusammensetzt. So können beispielsweise einzelne Bäume wiederum aus kleinräumigen End-Membemern, wie zum Beispiel Blättern, Holz oder Hohl- bzw. Lufträumen bestehen.

Daher wird die im folgenden Kapitel beschriebene Unabhängigkeitsanalyse verwendet, um die relevanten spektralen End-Member in den KIT-Validierungsgebieten aus hochaufgelösten Satellitendaten zu bestimmen und den entsprechenden Typen der Landoberflächenbedeckung zuzuordnen.

Anschließend können die Flächenanteile dieser End-Member aus einer Klassifikation der hochaufgelösten Satellitendaten bestimmt werden.

3.2. Bestimmung der spektralen End-Member

Ein wesentliches Problem bei der Extrapolation von in-situ Messungen über einzelnen spektralen End-Membemern auf Satellitenpixel, ist die objektive Identifizierung dieser End-Member. Im Rahmen dieser Arbeit wurden daher die spektralen End-Member aus einer sogenannten Unabhängigkeitsanalyse (ICA von engl. independent component analysis) räumlich hochaufgelöster Satellitendaten oder Luftbilder bestimmt.

Bei der Unabhängigkeitsanalyse wird angenommen, dass das von einem Sensor empfangene Signal \mathbf{r} , wie in Kapitel 3.1 (Gleichung 3.7) beschrieben, eine lineare Mischung aus Signalen von statistisch unabhängigen Quellen \mathbf{s} ist und dass das Rauschen vernachlässigbar klein

ist [110]. Die spektralen End-Member entsprechen dabei den stochastisch unabhängigen Komponenten der Landoberflächenbedeckung.

$$\mathbf{r} = \mathbf{M}\mathbf{s} \quad (3.14)$$

\mathbf{M} wird dabei als Mischungsmatrix bezeichnet. Das Ziel der Unabhängigkeitsanalyse ist es, aus dem gemessenen gemischten Signal \mathbf{r} , die Quellsignale zu bestimmen. Diese können dann verschiedenen Typen der Landoberflächenbedeckung zugeordnet werden. Um die unabhängigen Komponenten zu bekommen, möchte man einen Satz Basisvektoren \mathbf{w} , die die sogenannte Trennungsmatrix aufspannen, wie folgt bestimmen [110]:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{r} = \mathbf{P}\mathbf{C}\mathbf{s} \quad (3.15)$$

\mathbf{y} ist dabei ein Vektor mit statistisch unabhängigen Komponenten, \mathbf{P} ist eine Permutationsmatrix und \mathbf{C} ist eine Skalierungsmatrix. Durch die (lineare) Transformation auf die neuen Basisvektoren bekommt man die beliebig skalierten unabhängigen Quellsignale in einer zufälligen Reihenfolge. Die neuen Basisvektoren müssen dabei nicht unbedingt ein orthogonales Basissystem sein. Zur Bestimmung der neuen Basisvektoren werden Zufallsvektoren generiert und anschließend die bedingte Wahrscheinlichkeit dafür berechnet, dass das gemessene Signal \mathbf{r} aus einer Linearkombination dieser Zufallsvektoren entstanden sein kann [81]. Die neuen Basisvektoren sind genau dann gefunden, wenn die Häufigkeitsverteilung der bedingten Wahrscheinlichkeit (also die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion) $P(\mathbf{r}, \mathbf{w})$ der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des gemessenen Signals am ähnlichsten ist.

Gesucht wird also eine Funktion, die ein Maß für die Ähnlichkeit zweier Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen und damit ein Maß für die statistische Unabhängigkeit der Signale ist. Eine solche Funktion wird auch als Kontrastfunktion bezeichnet und muss, damit Gleichung 3.15 erfüllt ist, invariant gegenüber Permutations- und Skalierungsmatrizen sein [110].

Im Rahmen dieser Arbeit werden die unabhängigen Komponenten aus Multispektraldaten mit dem Softwarepaket Envi 4.8 bestimmt. Bei der in Envi implementierten Methode zur Bestimmung der Kontrastfunktion wird zunächst einmal die Entropie H eines Zufallsvektors \mathbf{y} bestimmt [125]:

$$H(\mathbf{y}) = - \sum f(\mathbf{y}) \ln(f(\mathbf{y})) \quad (3.16)$$

$f(\mathbf{y})$ ist dabei die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Zufallsvektors \mathbf{y} . Durch Normalisieren der Entropie H , kann man dann die sogenannte Negentropie bestimmen [110]:

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{Gauss}) - H(\mathbf{y}) \quad (3.17)$$

Dabei ist \mathbf{y}_{Gauss} ein Gauß-verteilter Zufallsvektor, der die gleiche Kovarianzmatrix besitzt wie der Zufallsvektor \mathbf{y} . Die Negentropie ist daher auch ein Maß für die Abweichung einer Zufallsvariablen von der Gaußverteilung [126] [110]. Die Negentropie kann dann dazu verwendet werden, die gemeinsame Information von Zufallsgrößen und damit die Ähnlichkeit ihrer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen zu bestimmen. Unter der Voraussetzung, dass die Zufallsvariablen unkorreliert sind, bekommt man für den gemeinsamen Informationsgehalt dieser Zufallsvariablen [126] [110]:

$$I(y_1, y_2, \dots, y_n) = J(\mathbf{y}) - \sum_i J(\mathbf{y}_i) \quad (3.18)$$

Die vorliegenden Daten werden von dem Unabhängigkeitsanalyse-Algorithmus in einem iterativen Verfahren auf Zufallsvektoren projiziert und der gemeinsame Informationsgehalt mit einem in [127] vorgestellten Fixpunkt-Algorithmus minimiert bzw. die Negentropie maximiert.

3.3. Bestimmung der Klassifikationsmerkmale

Um den Flächenanteil der aus der Unabhängigkeitsanalyse bestimmten spektralen End-Member für die jeweiligen MSG/SEVIRI-Pixel anhand einer Klassifikation räumlich hochaufgelöster Multispektraldaten bestimmen zu können, müssen geeignete spektrale Merkmale, die für diese End-Member charakteristisch sind, bestimmt werden. Diese Merkmale werden dann benutzt, um die einzelnen Pixel bestimmten End-Member-Klassen zuzuordnen [128].

Dabei ist weniger die Anzahl, sondern vielmehr die Qualität der Merkmale von entscheidender Bedeutung [128]. Werden aus einem Datensatz für die End-Member-Klassen N Merkmale extrahiert, so spannen diese einen N -dimensionalen Merkmalsraum auf. Jedem Pixel oder Bildobjekt kann dann ein Merkmalsvektor n in diesem Merkmalsraum zugeordnet werden. Die einzelnen End-Member-Klassen weisen dabei eine für die jeweilige Klasse charakteristische Verteilung der Merkmalsvektoren auf [128]. Eine exakte und damit fehlerfreie Klassifizierung der Pixel ist dabei nur dann möglich, wenn sich die Häufigkeitsverteilungen der End-Member-Klassen im Merkmalsraum nicht überlappen [128].

In diesem Kapitel werden zwei Methoden vorgestellt, mit denen die Trennbarkeit der End-Member-Klassen erhöht werden kann und die daher als zusätzliche Merkmale in die Klassifizierung mit einbezogen werden. Der Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI) kann dabei nur für Gebiete mit grüner Vegetation verwendet werden. Im Gegensatz hierzu stellt die Hauptkomponentenanalyse eine Methode zur Verbesserung der Trennbarkeit spektraler Merkmale dar, die auf jeden beliebigen Datensatz angewendet werden kann.

3.3.1. Hauptkomponentenanalyse

Überlappen sich die Häufigkeitsverteilungen zweier End-Member-Klassen im Merkmalsraum, so sind die Merkmale miteinander korreliert und die Kovarianzen $C_{i,j}$ aus diesen Merkmalen (m_i, m_j) ist ungleich Null [128].

$$C_{i,j} = E((m_i - E(m_i))(m_j - E(m_j))) \quad (3.19)$$

Ist die Kovarianz zweier Merkmale hingegen Null, so sind die beiden Merkmale unkorreliert [128]. Für einen multispektralen Bilddatensatz kann man nun die Kovarianzwerte aller Merkmale, also der Grauwerte, berechnen und in der sogenannten Kovarianzmatrix darstellen.

$$C = E[(M - E[M])(M - E[M])^T] \quad (3.20)$$

Die Kovarianzmatrix ist eine symmetrische Matrix, in deren Diagonalelementen die Varianzen der Merkmalsvektoren stehen. Die Nichtdiagonalelemente sind mit den entsprechenden Kovarianzen befüllt. Die grundsätzliche Idee der Hauptkomponentenanalyse (PCA, von engl. principle component analysis) [129] [130] ist nun, die Kovarianzmatrix eines Bilddatensatzes durch eine Hauptachsentransformation in deren Eigensystem zu drehen.

Hierzu werden zunächst die Eigenwerte und Eigenvektoren der Kovarianzmatrix berechnet [128]. Anschließend werden die Eigenvektoren und die entsprechenden Eigenwerte nach der Größe der Eigenwerte sortiert, beginnend mit dem größten Eigenwert [128].

Durch die Hauptachsentransformation wird die Kovarianzmatrix diagonalisiert und die Merkmale entsprechend dekorreliert [128]. Die erste Hauptkomponente enthält dabei die meiste Varianz (Summe des quadratischen Abstands der euklidischen Punkte von ihrem multidimensionalen Mittelwert) und ist daher oftmals mit dem panchromatischen² Spektralkanal vergleichbar. Die weiteren Hauptkomponenten sind dann zueinander sowie zu der ersten Hauptkomponente orthogonal und enthalten immer weniger Varianz [128]. Aus diesem Grund wird die Hauptkomponentenanalyse auch zur Dimensionsreduktion verwendet.

Sind die Merkmalsvektoren der einzelnen End-Member-Klassen normalverteilt, so bekommt man durch die Hauptkomponentenanalyse einen Satz von statistisch unabhängigen Merkmalsvektoren und der Datensatz kann anschließend fehlerfrei klassifiziert werden. Sind die Merkmalsvektoren hingegen nicht normalverteilt, so sind sie zwar durch die Hauptkomponentenanalyse dekorreliert, aber nach wie vor statistisch abhängig. In diesem Fall sind die Häufigkeitsverteilungen der einzelnen End-Member-Klassen im Merkmalsraum zwar nicht vollständig voneinander getrennt, aber ihre Überlappung nimmt ab und verbessert so die gewünschte Trennbarkeit.

Der wesentliche Unterschied zwischen der Hauptkomponenten- und der Unabhängigkeitsanalyse ist, dass bei der Hauptkomponentenanalyse das ursprüngliche Basissystem durch eine orthogonale Transformation in das Eigensystem gedreht wird. Bei der Unabhängigkeitsanalyse hingegen, wird das ursprüngliche Basissystem durch eine im allgemeinen nicht orthogonale Transformation auf ein neues Basissystem projiziert. Daher können mit einer Unabhängigkeitsanalyse statistisch unabhängige Komponenten, die den End-Memberrn der Landoberflächenbedeckung entsprechen, aus einem Satellitenbild extrahiert werden. Statistisch abhängige Merkmale jedoch, wie zum Beispiel Schattenwurf, können nur mit einer Hauptkomponentenanalyse detektiert und dekorreliert (und damit hervor gehoben) werden. Aus diesem Grund wird zur Verbesserung der Trennbarkeit der End-Member-Klassen sowie zur Untersuchung zeitabhängiger Phänomene die Hauptkomponentenanalyse verwendet.

3.3.2. Der Normalisierte Differenzielle Vegetationsindex (NDVI)

Da der NDVI (siehe Kapitel 2.3.3) von grüner Vegetation deutlich höher als der von vertrockneter Vegetation oder Erdboden ist, kann der NDVI dazu verwendet werden, um den spektralen Kontrast zwischen grüner Vegetation und einem Hintergrund aus vertrockneter Vegetation und unbedecktem Boden zu erhöhen. Als Merkmal für die Klassifizierung von unterschiedlichen Komponenten der Landoberfläche eignet sich der NDVI vor allem dann, wenn die gesamte grüne Vegetation zu derselben End-Member-Klasse gehört.

Dies kann zum Beispiel der Fall sein, wenn man zwischen immergrünen Bäumen und saisonal variierenden Grasflächen unterscheiden möchte. Wählt man für so einen Fall eine Satellitenszene aus der Trockenzeit bzw. dem Hoch- oder Spätsommer, so wird der spektrale Kontrast der Bäume durch die Berechnung des NDVI verstärkt und dadurch die spektrale Trennbarkeit der End-Member-Klassen erhöht.

3.4. Datensätze und Datenvorverarbeitung

3.4.1. Hochaufgelöste Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich

Aufgrund der Blickgeometrie beträgt die räumliche Auflösung der an den KIT-Validierungsstationen angebrachten Infrarotradiometer an den Stationen zwischen 4 m^2 und

²spektral niedrig aufgelöster Kanal mit im Allgemeinen vergleichsweise hoher räumliche Auflösung (siehe Kapitel 3.4)

13 m^2 . Um einzelne Objekte zu erkennen und die horizontale Verteilung von End-Membren auf der Größenskala der Infrarotradiometer zu bestimmen, werden Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich mit einer räumlichen Auflösung von 1 bis 2 m benötigt. Diese Anforderungen werden von mehreren kommerziellen, polarumlaufenden Satellitenplattformen erfüllt.

Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora wurde eine nahezu wolkenfreie und etwa 200 km^2 große Szene des von der Firma GeoEye betriebenen Satelliten IKONOS ausgewählt. Insgesamt besteht der vorliegende Datensatz aus vier Spektralbildern im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie einer panchromatischen Aufnahme. Panchromatische Aufnahmen sind spektral breitbandig und decken den gesamten sichtbaren und Teile des nahen infraroten Spektralbereichs ab. Damit sind panchromatische Aufnahmen mit Schwarz-Weiß-Fotografien vergleichbar. Aufgrund der niedrigeren spektralen Auflösung, können panchromatische Aufnahmen jedoch räumlich hochaufgelöster als spektral schmalbandige Aufnahmen sein. Die vorliegende IKONOS-Szene wurde am 30. 06. 2005 unter einem Blickwinkel von 26° zum Nadir³ aufgenommen. Die räumliche Auflösung in den vier Kanälen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich beträgt 4 m und 1 m im panchromatischen Spektralkanal [131].

Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra wurde eine wolkenfreie und etwa 100 km^2 große Szene des von der Firma DigitalGlobe betriebenen Satelliten QuickBird ausgewählt. Der vorliegende Datensatz besteht aus vier Aufnahmen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie einer panchromatischen Aufnahme. Die Szene wurde am 03. 12. 2008 im Nadir aufgenommen. Durch die optimale Aufnahmegeometrie beträgt die räumliche Auflösung in den vier Kanälen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich 2,4 m und im panchromatischen Spektralkanal 0,62 m.

Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ wurde eine wolkenfreie und etwa 100 km^2 große Szene aus dem Datensatz des von der Firma GeoEye betriebenen Satelliten GeoEye-1 ausgewählt. Der vorliegende Datensatz besteht aus vier Aufnahmen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie einer panchromatischen Aufnahme. Die Szene wurde am 27. 07. 2009 ebenfalls im Nadir aufgenommen. Dadurch beträgt die räumliche Auflösung in den vier Kanälen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich 2 m und im panchromatischen Spektralkanal 0,5 m.

Alle Datensätze sind so gewählt, dass sie mehr als das über der jeweiligen KIT-Station navigierte MSG/SEVIRI-Pixel abdecken. Auf diese Weise kann nicht nur die Landoberflächenbedeckung im Bereich des zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixels untersucht werden, sondern es können auch der Einfluss der Umgebung oder mögliche Navigationsfehler berücksichtigt werden.

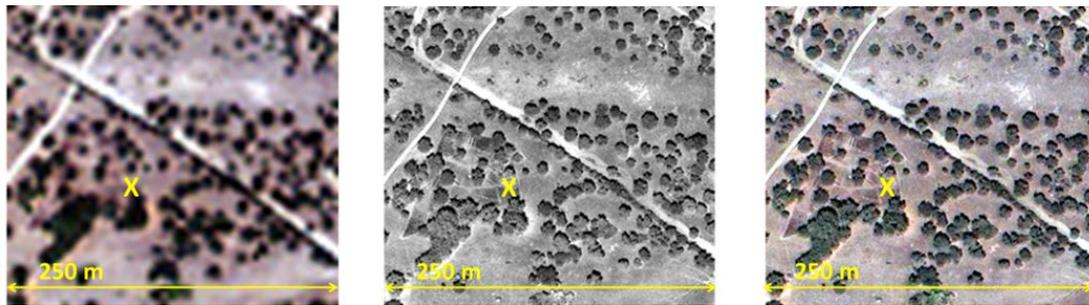
Um die Landoberflächentemperaturen auf die zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixel extrapolieren zu können, muss die Landoberflächenbedeckung für die Fläche des jeweiligen MSG/SEVIRI-Pixels bestimmt werden. Die Fläche und die Eckkoordinaten der zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixel werden aus den Koordinaten der nominalen Pixelzentren berechnet.

Für die KIT-Stationen Evora, Dahra und RMZ-Farm sind die zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixel jeweils die Pixel, die genau über der Station liegen.

3.4.2. Panschärfen multispektraler Satellitendaten

Die räumliche Auflösung aktuell verfügbarer multispektraler Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich liegt bei bis zu 1,8 m für den kommerziellen Satelliten WorldView-2 der Firma DigitalGlobe. Bei dieser Auflösung lassen sich die einzelnen

³auch Subsattellitenpunkt genannt: Punkt unterhalb des Satelliten bei 0° Blickwinkel



(a) IKONOS RGB Szene über der KIT-Station Evora mit einer räumlichen Auflösung von 4 m
 (b) IKONOS Pan Szene über der KIT-Station Evora mit einer räumlichen Auflösung von 1 m
 (c) Mit dem Gram-Schmidt-Verfahren pangeschärfte IKONOS RGB Szene mit einer räumlichen Auflösung von 1 m

Abbildung 3.1.: Panschärfen mit dem Gram-Schmidt-Verfahren am Beispiel einer IKONOS Szene über der KIT-Station Evora

End-Member zwar bereits erkennen, ihre Form hat jedoch oftmals wenig Ähnlichkeit mit der Realität. Abbildung 3.1 ist ein Ausschnitt aus dem IKONOS-Datensatz über der KIT-Station Evora und zeigt einzelne Bäume bei unterschiedlichen räumlichen Auflösungen. Da die Form und damit auch die genauen Abmessungen der einzelnen Bäume in Abbildung 3.1(a) nicht klar zu erkennen sind, ist diese Auflösung für eine quantitative Bestimmung der End-Member in diesem Gebiet nicht geeignet. Im panchromatischen Kanal hingegen beträgt die räumliche Auflösung bis zu einem Meter und die Form und Umrisse der einzelnen Bäume sind deutlich zu erkennen.

Da jedoch für eine quantitative Bestimmung der End-Member nicht nur die räumlichen Abmessungen sondern auch die spektralen Eigenschaften von entscheidender Bedeutung sind, ist es sinnvoll, die Aufnahmen mit einer hohen spektralen Auflösung und die panchromatische Aufnahme mit einer hohen räumlichen Auflösung miteinander zu kombinieren. Der aus dieser Kombination resultierende Datensatz besitzt dann die spektrale Auflösung der vier Kanäle im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich und gleichzeitig die räumliche Auflösung des panchromatischen Kanals (siehe Abbildung 3.1(c)). Eine solche Kombination von Kanälen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich mit dem zugehörigen panchromatischen Kanal wird auch als Panschärfen der betreffenden Kanäle bezeichnet.

Zum Panschärfen von Multispektraldatensätzen werden in dem Geoinformationssoftwarepaket Envi 4.8 drei verschiedene Standardverfahren angeboten [81]: Das Hauptkomponenten-Verfahren (engl. principal component spectral sharpening) [132], das Farbnormalisierungsverfahren (engl. color normalized spectral sharpening) [133] [134] [135] und das Gram-Schmidt-Verfahren [136]. Da die ersten beiden Verfahren unter anderem auf der Annahme beruhen, dass bei ähnlichen globalen statistischen Eigenschaften auch die lokalen statistischen Eigenschaften des panchromatischen Kanals und der Kanäle im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich identisch sind, verursachen diese Verfahren oftmals Fehler in den spektralen Eigenschaften der geschärfte Kanäle [136] [137]. Aus diesem Grund wurden die vorliegenden Datensätze mit dem Gram-Schmidt-Verfahren geschärfte.

Bei diesem Verfahren wird zunächst mit Hilfe der Kanäle im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich ein panchromatischer Kanal, der die gleiche räumliche Auflösung wie die niedrig aufgelösten Kanäle besitzt, simuliert. Der simulierte und räumlich niedrig aufgelöste panchromatische Kanal wird wie folgt aus den vier Kanälen im sichtbaren (R,

G, B) und nahen infraroten (NIR) Spektralbereich berechnet [136]:

$$PAN_{sim} = (B * B_{weight}) + (G * G_{weight}) + (R * R_{weight}) + (NIR * NIR_{weight}) \quad (3.21)$$

Die Koeffizienten B_{weight} , G_{weight} , R_{weight} und NIR_{weight} sind dabei Gewichtungskoeffizienten, die entweder aus einer Mittelung der räumlich niedriger aufgelösten Kanäle oder mit Hilfe der Sensor spezifischen spektralen Antwortfunktion berechnet werden können.

Im nächsten Schritt wird die Bildmatrix aus dem simulierten panchromatischen und den vier Kanälen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich mit dem Gram-Schmidt-Verfahren orthogonalisiert [138] [139]. Dabei wird der simulierte panchromatische Kanal als erster sogenannter Gram-Schmidt-Kanal gesetzt [136].

$$GS_1(i, j) = PAN_{sim}(i, j) \quad (3.22)$$

Durch die Orthogonalisierung werden die miteinander korrelierten Einträge entfernt. Zur Erhöhung der Rechengenauigkeit wird hier ein leicht modifiziertes Gram-Schmidt-Verfahren verwendet, bei dem jeweils der Mittelwert μ_N des jeweiligen Kanals K_N vom eigentlichen Pixelwert abgezogen wird. Auf diese Weise bekommt man für die Gram-Schmidt-Kanäle GS_N [136]:

$$GS_N(i, j) = (K_N(i, j) - \mu_N) - \sum_{n=1}^{N-1} \phi(K_N, GS_1) GS_n(i, j) \quad (3.23)$$

mit dem Mittelwert des Kanals N μ_N :

$$\mu_N = \frac{\sum_{j=1}^{N_{col}} \sum_{i=1}^{N_{row}} K_N(i, j)}{N_{col} N_{row}} \quad (3.24)$$

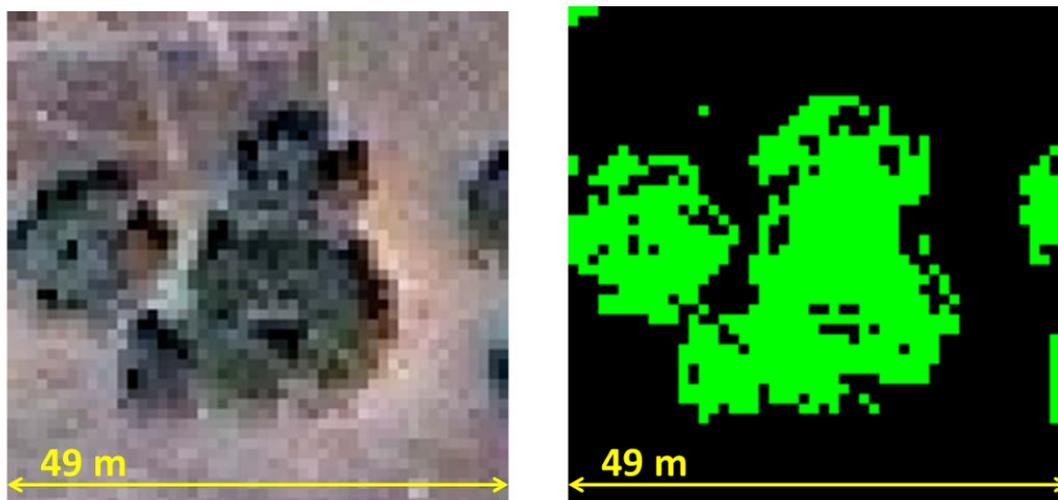
Hierbei sind N_{col} und N_{row} die Gesamtanzahl der Spalten und Zeilen im Kanal N.

Anschließend werden sowohl für den simulierten als auch für den räumlich hochaufgelösten panchromatischen Kanal der Mittelwert und die Standardabweichung berechnet [136]. Der räumlich hochaufgelöste panchromatische Kanal wird dann durch eine geeignete lineare Transformation so modifiziert, dass dessen Mittelwert und Standardabweichung mit den Werten des simulierten panchromatischen Kanals übereinstimmen [136]. Dieses Verfahren wird auch als spektrales Strecken des gemessenen panchromatischen Kanals bezeichnet. Hierdurch bleiben die spektralen Eigenschaften der Multispektralkanäle später erhalten.

In einem weiteren Schritt wird der simulierte panchromatische Kanal durch den spektral gestreckten, gemessenen panchromatischen Kanal ersetzt und die Gram-Schmidt-Kanäle durch die inverse Gram-Schmidt-Transformation zurück in den Datenraum transformiert [136]:

$$K_{N,sharp}(i, j) = (GS_N(i, j) + \mu_N) + \sum_{n=1}^{N-1} \phi(K_N, GS_1) GS_n(i, j) \quad (3.25)$$

Auf diese Weise können für die gegebenen Datensätze Kanäle im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich mit einer räumlichen Auflösung von bis zu 0,62 m (QuickBird, KIT-Station Dahra), bzw. 1,0 m (IKONOS, KIT-Station Evora) und 0,5 m (GeoEye,



(a) Ausschnitt aus dem pangeschärften IKONOS RGB-Datensatz im Validierungsgebiet Evora mit einer räumlichen Auflösung von 1 m
 (b) Ausschnitt aus dem Ergebnis der pixel-basierten Klassifizierung des pangeschärften IKONOS RGB-NIR-Datensatzes in die End-Member-Klassen Baum (grün) und Grasfläche (schwarz)

Abbildung 3.2.: Die pixel-basierte Klassifizierung spektral heterogener End-Member, wie zum Beispiel Bäumen, führt zu ungenauen und teilweise unrealistischen Ergebnissen.

KIT-Station RMZ) im Subsatellitenpunkt erzeugt werden. Änderungen in den spektralen Eigenschaften der räumlich hochaufgelösten Bilder im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich können bei der Verwendung des Gram-Schmidt-Verfahrens vernachlässigt werden [140].

3.5. Objekt-basierte Bildanalyse mit eCognition

Ein wesentliches Problem bei der Klassifizierung von Landoberflächen ist, dass die spektralen End-Member auf einer bestimmten Größenskala wiederum aus weiteren kleinskaligen spektralen End-Membem bestehen. So kann man beispielsweise auf einer Größenskala von einigen Metern Bäume eindeutig als spektrale End-Member identifizieren. Bei einer genügend hohen räumlichen Auflösung bestehen die Bäume jedoch aus den kleinskaligen spektralen End-Membem Blatt und Holz.

Abbildung 3.2(a) liefert ein Beispiel für die spektrale Heterogenität eines einzelnen Baumes bei einer Auflösung von etwa 1 m. Würde man für die vorliegende Szene die spektralen End-Member Baum und Gras mit einem pixel-basierten Verfahren klassifizieren, so würde die spektrale Heterogenität der End-Member zu systematischen Fehlern in der Klassifizierung führen. Abbildung 3.2(b) zeigt das Ergebnis einer solchen pixel-basierten Klassifizierung: Durch die spektrale Heterogenität der Bäume wurden Flächen innerhalb einer Baumkrone fälschlicherweise als Grasflächen klassifiziert.

Aus diesem Grund werden die Flächenanteile der spektralen End-Member im Rahmen dieser Arbeit aus einer sogenannten objekt-basierten Klassifizierung abgeleitet. Bei der objekt-basierten Klassifizierung wird der zu analysierende Bilddatensatz zunächst in einem ersten Schritt in spektral homogene und räumlich kontinuierliche Bildobjekte unterteilt. Dieser Prozess heißt Segmentierung. In weiteren Verarbeitungsschritten können diese Bildobjekte dann klassifiziert und zu anderen, zum Beispiel größeren Objekten segmentiert werden.

Ein weiterer wesentlicher Vorteil von Bildobjekten gegenüber einzelnen Pixeln ist, dass Bildobjekte neben den durch die Grauwerte der einzelnen Pixel bestimmten (statistischen) spektralen Eigenschaften auch geometrische Eigenschaften wie Größe, Form oder Textur (sogenannte Haralick-Maße) [141] besitzen. Darüber hinaus können einzelne Bildobjekte auch weitere, umgebungsbezogene Eigenschaften, wie zum Beispiel ihre Lage und Orientierung, oder hierarchische Eigenschaften in Bezug auf größere oder kleinere Objekte auf anderen Größenskalen besitzen. Durch die Zusammenfassung von Pixelgruppen zu in sich homogenen Bildobjekten lassen sich daher sinnvolle Objekte bilden, die Objekte in der realen Welt besser widerspiegeln [142], [143], [144].

Im Rahmen dieser Arbeit wurde zur objekt-basierten Klassifizierung das kommerzielle Softwarepaket eCognition der Firma Trimble verwendet. Im folgenden werden die zur Segmentierung und Klassifizierung verwendeten Routinen vorgestellt.

3.5.1. Multiskalare Segmentierung

In einem ersten Schritt wurden die jeweiligen multispektralen Datensätze in einen Datensatz aus Bildobjekten segmentiert. Hierzu wurde ein in eCognition vorhandenes multiskalares Segmentierungsverfahren gewählt [144] [145] [146]. Die in eCognition vorhandene multiskalare Segmentierung ist ein bottom-up Regionen-Verschmelzungsverfahren, das mit einzelnen Pixeln als Startsegmenten beginnt [146]. In den einzelnen Prozessschritten der Segmentierung werden dann immer zwei bereits bestehende Bildobjekte zu einem größeren Bildobjekt verschmolzen, unter der Bedingung, dass die Heterogenität des resultierenden Bildobjekts dem zuvor definierten Heterogenitätskriterium genügt [146]. Durch einen Optimierungsprozess werden stets die benachbarten Bildobjekte miteinander verschmolzen, für die der Zuwachs der gewichteten Heterogenität nh des resultierenden Bildobjekts minimal wird [146]. n ist hierbei die Größe des jeweiligen Segments und h dessen Heterogenitätsparameter. Ist auch der minimale Zuwachs der gewichteten Heterogenität größer als das vorgegebene Heterogenitätskriterium, so bricht der Prozess ab [147].

Die Heterogenität eines Bildobjekts wird bei der multiskalaren Segmentierung in eCognition durch die spektrale Heterogenität, also die Grauwerte der einzelnen Pixel, sowie die Form des Bildobjekts bestimmt. Der Heterogenitätsparameter f beschreibt den Zuwachs an Heterogenität und kann durch Gewichtungparameter jeweils an das aktuelle Problem angepasst werden [146].

$$f = w_{color}\Delta h_{color} + w_{shape}\Delta h_{shape} \quad (3.26)$$

Für die Gewichtungparameter w_{color} und w_{shape} gilt dabei [146]:

$$w_{color} \in [0, 1], w_{shape} \in [0, 1] \quad (3.27)$$

$$w_{color} + w_{shape} = 1 \quad (3.28)$$

Δh_{color} ist dabei der Zuwachs an Heterogenität durch die Farbe, also die Grauwerte der einzelnen Pixel und Δh_{shape} ist den Zuwachs an Heterogenität durch die Objektform. Dieser Zuwachs an Heterogenität lässt sich bestimmen aus der Differenz der Standardabweichung der Grauwerte des resultierenden Bildobjekts und der Summe der Standardabweichungen der einzelnen Objekte. Für Multispektraldaten wird dieser Zuwachs an Heterogenität für alle Spektralkanäle berechnet und anschließend summiert [146].

Durch den Gewichtungparameter w_c können die verschiedenen Spektralkanäle unterschiedlich stark bei der Segmentierung gewichtet werden. Der Zuwachs an Heterogenität

durch die Objektform, Δh_{shape} , wird durch den Zuwachs an Glattheit als auch den Zuwachs an Kompaktheit beschrieben [146].

Die Glattheit eines Bildobjekts entspricht dabei dem Verhältnis aus dem Umfang (auch Randlänge genannt) des Objekts und dem Umfang eines Rechtecks, das dieses Objekt vollständig einschließt und dabei parallel zum Raster angeordnet ist [146]. Die Kompaktheit eines Bildobjekts entspricht dem Verhältnis aus dem Umfang und der Wurzel aus der Pixelanzahl des Objekts [146]. Runde Objekte sind daher besonders kompakt. Durch die Gewichtungsfaktoren w_{smooth} und w_{comp} kann die Form der gewünschten Bildobjekte beeinflusst werden [146].

$$w_{shape} = w_{smooth} + w_{comp} \quad (3.29)$$

$$w_{smooth} \in [0, 1], w_{comp} \in [0, 1] \quad (3.30)$$

Da der Heterogenitätsparameter f den maximal möglichen Zuwachs an Heterogenität bei der Verschmelzung zweier Bildobjekte angibt, ist er, wenn auch indirekt, ein Maß für die Größe der resultierenden Bildobjekte [146]. Aus diesem Grund wird der Heterogenitätsparameter in eCognition auch als sogenannter Skalenparameter (von engl. scale parameter) bezeichnet [146]. Für einen bestimmten, vorgegebenen Skalenparameter ist der Zuwachs an Heterogenität beim Verschmelzen zweier Bildobjekte linear von der Anzahl der Pixel [146] und damit auch linear von der Objektgröße abhängig. Bei gleichem Skalenparameter sind also für einen sehr homogenen Datensatz wesentlich größere Bildobjekte zu erwarten, als für einen vergleichsweise heterogenen Datensatz. Daher ist die Wahl eines geeigneten Skalenparameters von entscheidender Bedeutung für die räumliche Auflösung der resultierenden Bildobjekte.

3.5.2. Klassifizierung von Bildobjekten in eCognition

Die Klassifizierung der mit der multiskalaren Segmentierung erzeugten Bildobjekte erfolgt im zweiten Schritt. In eCognition können die Bildobjekte dabei entweder einzeln manuell durch Anklicken (mit der "assign class" Routine) [147] oder aufgrund ihrer Klassenbeschreibung (mit der "classification" Routine) [147] einer bestimmten Klasse zugeordnet werden. Die manuelle Klassifizierung dient vor allem einer Korrektur der Klassifizierungsergebnisse, da sie für eine Klassifizierung vieler tausend Bildobjekte ungeeignet ist.

Die Klassenbeschreibung enthält dabei die spektralen und geometrischen Eigenschaften der jeweiligen Klassen sowie gegebenenfalls die Beziehung der einzelnen Klassen zueinander. Damit enthält sie alle Informationen, die zu einer Klassifizierung der Bildobjekte notwendig sind und ist vergleichbar mit der Beschreibung des Klassifikationsalgorithmus.

Die Zugehörigkeit eines Bildobjekts zu einer Klasse wird durch die sogenannte Zugehörigkeitsfunktion festgelegt. Bei der Klassifizierung wird dann die Zugehörigkeitsfunktion für die einzelnen Bildobjekte ausgewertet.

Für die im Rahmen dieser Arbeit zu klassifizierenden Objekte wurde die Zugehörigkeitsfunktion dabei als Stufenfunktion gewählt, so dass die Bildobjekte nach zuvor definierten Schwellwerten klassifiziert wurden. Dabei werden die Bildobjekte, deren Merkmale sich innerhalb der Schwellwerte einer bestimmten Klasse befinden, dieser Klasse zugeordnet. Jedes Bildobjekt kann hierbei nur einer Klasse zugeordnet werden.

Die einzelnen Schwellwerte sind dabei charakteristisch für die jeweiligen zu klassifizierenden spektralen End-Member und müssen für jede der zu klassifizierenden Landoberflächen separat ermittelt werden.

| | | Ergebnisse Stichproben | | | | |
|----------------------------|----------|------------------------|------|---------|-------|----------|
| Ergebnisse Klassifizierung | | Baum | Gras | Gebäude | Total | U.A. [%] |
| | Baum | 403 | 23 | 5 | 431 | 93,5 |
| | Gras | 17 | 438 | 2 | 457 | 95,84 |
| | Gebäude | 0 | 3 | 86 | 89 | 96,63 |
| | Total | 420 | 464 | 93 | 977 | |
| | P.A. [%] | 95,95 | 94,4 | 92,47 | | 94,88 |

Abbildung 3.3.: Beispiel für eine Konfusionsmatrix: Aus der Klassifizierung der drei End-Member-Klassen “Baum”, “Gras” und “Gebäude” wurden insgesamt 977 Stichproben mit bekannter Klassenzugehörigkeit entnommen. In der Konfusionsmatrix werden die Klassenzugehörigkeiten mit den Ergebnissen der Klassifizierung verglichen. Hieraus kann in dem Beispiel die Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung auf 94,88 % abgeschätzt werden. U.A. und P.A. geben die jeweiligen Benutzer- und Hersteller-Genauigkeiten an.

3.6. Qualitätskontrolle der Klassifizierung

Aus der Klassifikation der spektralen End-Member erhält man neben dem prozentualen Flächenanteil der einzelnen End-Member-Klassen an der Gesamtfläche auch eine Karte, aus der räumliche Verteilung der End-Member-Klassen abgelesen werden kann. Die Qualitätskontrolle der Klassifikationsergebnisse zielt daher neben der Überprüfung des absoluten Flächenanteils der einzelnen End-Member-Klassen auch auf die Überprüfung der Genauigkeit der räumlichen Verteilung der End-Member-Klassen [148]. Die räumliche Verteilung der End-Member-Klassen wird dabei als genau bezeichnet, wenn sie mit der realen Verteilung der End-Member übereinstimmt [149] [150] [151] [152].

Die im Rahmen dieser Arbeit erzielten Klassifikationsergebnisse und End-Member-Karten werden mit der nach heutigem Wissensstand gängigsten Methode, der Konfusionsmatrix-Methode [148], auf ihre Genauigkeit überprüft. Bei der Konfusionsmatrix-Methode werden zunächst Stichproben mit bekannter Klassifizierung, sogenannte Kontroll- oder Referenzpunkte, aus dem Datensatz gezogen. Anschließend werden die Ergebnisse der Klassifizierung mit den Kontrollpunkten in einer Fehlermatrix verglichen [149] [153] [148]. Diese Fehlermatrix wird auch als Konfusionsmatrix bezeichnet.

Abbildung 3.3 zeigt ein Beispiel für eine typische Konfusionsmatrix. Die Zeilen der Konfusionsmatrix enthalten dabei die Ergebnisse der Klassifizierung und die Spalten die Klassen der Stichproben. Die Diagonalelemente der Konfusionsmatrix enthalten korrekt klassifizierte Stichproben. Dies sind all die Stichproben, bei denen die Stichproben-Klasse (tatsächliche Klasse) mit der bei der Klassifizierung zugewiesenen End-Member-Klasse übereinstimmt. Die Nichtdiagonalelemente der Konfusionsmatrix enthalten hingegen, die positiv-falsch und negativ-falsch klassifizierte Stichproben. Aus den einzelnen Einträgen sowie den Summen über die entsprechende Zeile oder Spalte können Kenngrößen für die Genauigkeit der Klassifizierung abgeleitet werden.

Gesamtgenauigkeit: Die Gesamtgenauigkeit, auch Korrektclassifikationsrate genannt, einer Klassifizierung entspricht der Summe der n Diagonalelemente der Konfusionsmatrix, dividiert durch die Anzahl N der Stichproben und multipliziert mit 100. Sie gibt an, wie viel Prozent der Stichproben insgesamt korrekt klassifiziert wurden und ist somit ein Maß für die Genauigkeit der Klassifizierung [148].

$$Acc = \frac{\sum_{i=1}^n M_{ii}}{N} \cdot 100 \quad (3.31)$$

Klassifikationsfehler: Der Klassifikationsfehler, auch Falschklassifikationsrate genannt, gibt den Anteil der insgesamt falsch klassifizierten Stichproben an und ist damit ein Maß für die Unsicherheit der Klassifizierung.

$$error = 100\% - Acc \quad (3.32)$$

Die aus der Konfusionsmatrix bestimmte Falschklassifikationsrate wird im Rahmen dieser Arbeit insbesondere dazu verwendet, um den maximalen Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen anzugeben.

Hersteller-Genauigkeit: Die Hersteller-Genauigkeit (P.A. von engl. producer's accuracy) [150] ergibt sich aus der Division eines Elements mit der Summe der Elemente in der entsprechenden Spalte der Konfusionsmatrix. Damit gibt die Hersteller-Genauigkeit den prozentualen Anteil der korrekt klassifizierten Pixel im Vergleich zur Gesamtzahl der Referenzpixel an.

$$P.A. = \frac{M_{ii}}{\sum_{j=1}^n M_{ji}} \cdot 100 \quad (3.33)$$

Benutzer-Genauigkeit: Die Benutzer-Genauigkeit (U.A. von engl. user's accuracy) [150] ergibt sich aus der Division eines Elements mit der Summe der Elemente in der entsprechenden Zeile der Konfusionsmatrix. Die Benutzer-Genauigkeit gibt den prozentualen Anteil der korrekt klassifizierten Pixel im Vergleich zur Gesamtzahl der Ergebnispixel einer bestimmten Klasse an.

$$U.A. = \frac{M_{ii}}{\sum_{j=1}^n M_{ij}} \cdot 100 \quad (3.34)$$

Da die aus der Konfusionsmatrix abgeleiteten Genauigkeitsmaße auf Stichproben beruhen, ist das Auswahlverfahren zur Entnahme der Stichproben von entscheidender Bedeutung [148]. Werden die Stichproben nach einem einfachen, zufälligen Auswahlmuster entnommen, so muss die Gesamtzahl der Stichproben groß genug gewählt werden [154], um zu verhindern, dass die Ergebnisse der Konfusionsmatrix zufällig sind [155] [156] [157].

3.7. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Evora

Der zur Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member im Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora verwendete pangeschärfte IKONOS-Ausschnitt der Fläche des über der Station befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels ist in Abbildung 3.4 dargestellt. Insgesamt deckt das MSG/SEVIRI-Pixel hier eine Fläche von etwa 15 km^2 ab.

3.7.1. Bestimmung der spektralen End-Member

Zur Bestimmung der spektralen End-Member wurde für diesen Datensatz die in Kapitel 3.2 vorgestellte Unabhängigkeitsanalyse mit der Routine "Independent Component Analysis" in dem Softwarepaket Envi 4.8 [81] durchgeführt. Das Ergebnis dieser Unabhängigkeitsanalyse ist in Abbildung 3.5 dargestellt. Zur Ableitung der spektralen End-Member eignen sich lediglich die ersten drei unabhängigen Komponenten, da die vierte unabhängige Komponente dem panchromatischen Spektralkanal entspricht und somit keine neue Information enthält. Aus dem in Abbildung 3.5(a) dargestellten RGB-Bild der ersten drei unabhängigen Komponenten kann man die folgenden, farblich kodierten, spektralen End-Member der Landoberflächenbedeckung im Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora ableiten:



Abbildung 3.4.: Pan-geschärfter RGB Ausschnitt mit einer räumlichen Auflösung von 1 m der Fläche des über der KIT-Station Evora befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels aus dem vorliegenden IKONOS-Datensatz (siehe Kapitel 3.4.1)

Bäume: Bäume werden insbesondere durch die erste unabhängige Komponente (vergleiche Abbildung 3.5(b)) als spektrale End-Member identifiziert und sind in Abbildung 3.5(a) in grünen und grün-blauen Farbtönen dargestellt.

Gebäude und Wege: Gebäude und Wege sind in Abbildung 3.5(a) in hell gelben und hell grünen Farben dargestellt und werden durch die zweite unabhängige Komponente als spektrale End-Member identifiziert. Da jedoch sowohl Wege als auch Gebäude eine große spektrale Variabilität aufweisen, und diese Variabilität nicht durch Langzeit-in-situ-Messungen erfasst werden kann, werden Wege und Gebäude im weiteren nicht als spektrale End-Member berücksichtigt. Darüber hinaus ist der gesamte Flächenanteil von Wegen und Gebäude so gering, dass eine Vernachlässigung dieser End-Member gerechtfertigt ist und keine systematischen Fehler hierdurch zu erwarten sind. Eine Abschätzung des Flächenanteils der Wege und Gebäude erfolgt in Kapitel 3.7.4 im Rahmen einer Qualitätsanalyse der Klassifizierungsergebnisse.

Wasserflächen: Wasserflächen sind in Abbildung 3.5(a) in gelb dargestellt und werden durch die zweite und dritte unabhängige Komponente als spektrale End-Member identifiziert. Da die Wasserflächen jedoch einen sehr geringen Flächenanteil am gesamten MSG/SEVIRI-Pixel haben, werden Wasserflächen als spektrale End-Member vernachlässigt. Eine genaue Abschätzung der Flächenanteile der Wasserflächen am Gesamtpixel erfolgt in Kapitel 3.7.4.

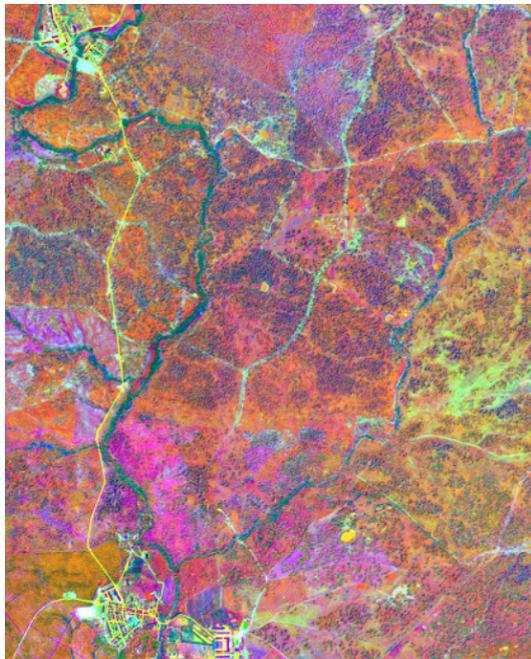
Gras- und Ackerflächen: Gras- und Ackerflächen sind in Abbildung 3.5(a) in gelb-orangen und pinken Farbtönen dargestellt und werden insbesondere durch die zweite

und dritte unabhängige Komponente als spektrale End-Member identifiziert. Da die Bewirtschaftung der Weide- und Ackerflächen im Validierungsgebiet jedoch zeitlich sehr variabel ist und eine Unterscheidung zwischen Gras- und Ackerflächen lediglich in der dritten unabhängigen Komponente erfolgt, werden Gras- und Ackerflächen im Folgenden als ein spektraler End-Member aufgefasst. Diese Vereinfachung ist vor allem dadurch gerechtfertigt, dass in den ersten beiden unabhängigen Komponenten nicht zwischen Gras- und Ackerflächen unterschieden wird. Da die unabhängigen Komponenten nach ihrer Varianz, also auch nach ihrem Informationsgehalt, sortiert sind, müssen die ersten beiden unabhängigen Komponenten spektral signifikanteren End-Member beinhalten.

Für die permanente Validierung der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora werden somit im weiteren nur Bäume und Grasflächen als spektrale End-Member der Landoberflächenbedeckung berücksichtigt.

3.7.2. Merkmale der End-Member-Klassen

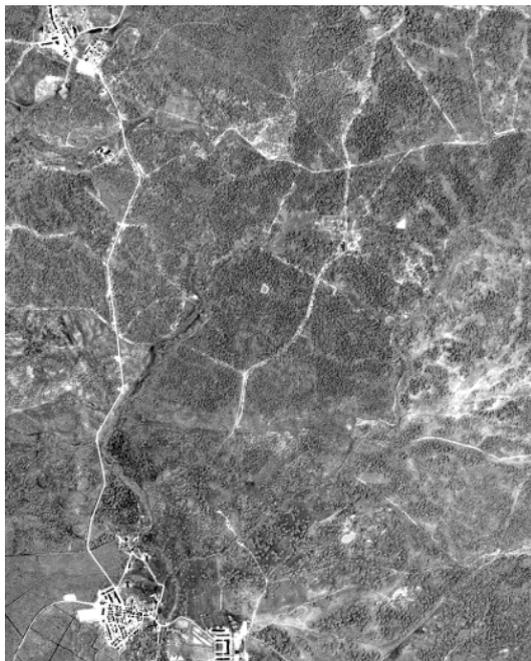
Da sich die zu untersuchenden End-Member-Klassen Grasflächen und Bäume im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sehr ähnlich sind, ist eine Trennbarkeit der Klassen aufgrund ihrer Grauwerte äußerst schwierig. Daher wurde aus den Daten zunächst der NDVI mit dem Softwarepaket Envi 4.8 [81] nach Gleichung 2.26 berechnet. Da die vorliegende IKONOS-Szene im Juni aufgenommen wurde und zu diesem Zeitpunkt bereits ein Großteil der Grasflächen aufgrund des heißen und trockenen Sommers vertrocknet war, kann man mit Hilfe des NDVI besser zwischen vertrockneter Vegetation und grünen Bäumen unterscheiden. Abbildung 3.6(a) zeigt die räumliche Verteilung des NDVI für den Ausschnitt des über der Station liegenden MSG/SEVIRI-Pixel der IKONOS-Szene. Die Trennbarkeit zwischen den beiden End-Member-Klassen ist durch den NDVI zwar schon verbessert, aber es ist, wie in Abbildung 3.6(b) dargestellt, noch nicht möglich, einen eindeutigen Schwellwert zur Trennung der beiden End-Member-Klassen zu bestimmen. Dies liegt unter anderem auch daran, dass die Eichen im Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora nicht besonders dicht sind. Dadurch ist es schwierig lichte Bäume sowie die Ränder der Baumkronen korrekt von Grasflächen zu unterscheiden und zu klassifizieren. Aus Abbildung 3.6(b) kann man jedoch die untere Grenze des NDVI der Bäume auf einen Wert von 0.19 abschätzen.



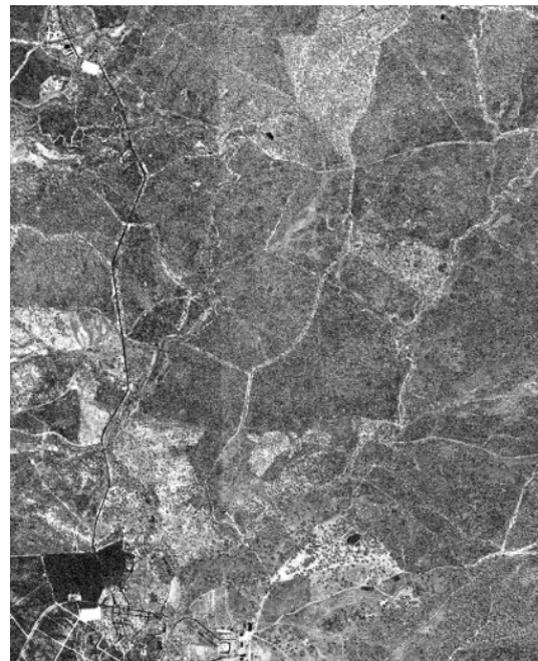
(a) RGB-Bild der ersten drei unabhängigen Komponenten



(b) Erste unabhängige Komponente



(c) Zweite unabhängige Komponente



(d) Dritte unabhängige Komponente

Abbildung 3.5.: Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse des pangeschärften IKONOS-Datensatzes für den Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Evora: Es werden Bäume (grün, blau-grün), Gras- und Ackerflächen (gelb, orange, pink), Gebäude und Wege (hell gelb, hell grün) und Wasserflächen (dunkel gelb) als spektralen End-Member identifiziert.

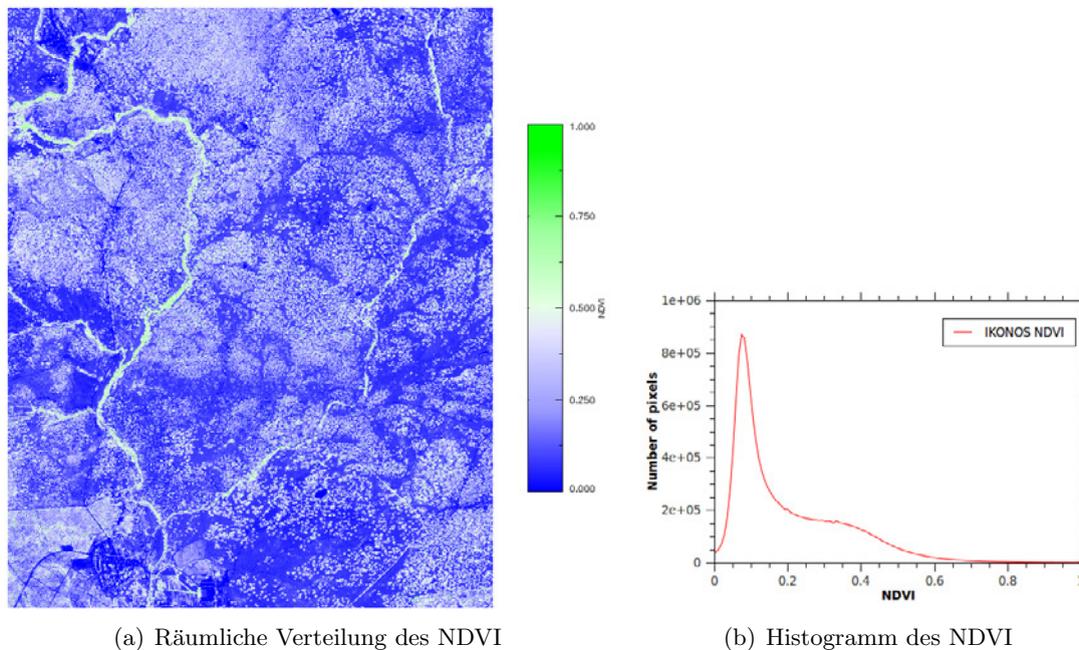
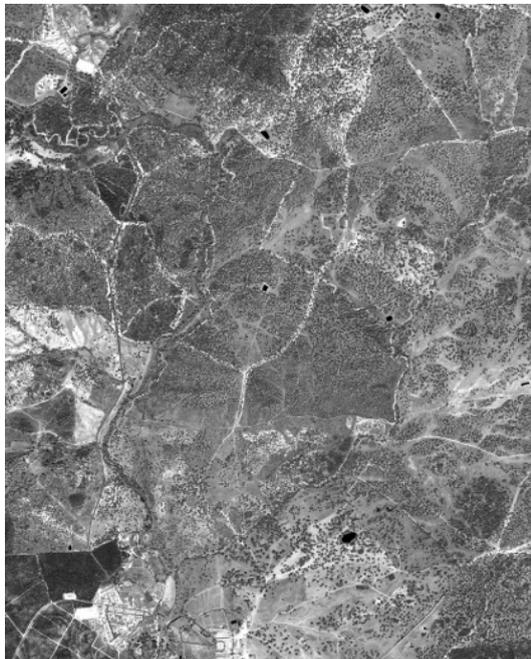


Abbildung 3.6.: NDVI für das Validierungsgebiet Evora

Aufgrund der unzureichenden Trennbarkeit der End-Member-Klassen wurde auf dem Datensatz zusätzlich eine Hauptkomponentenanalyse mit der Routine “Principal Component Analysis” in dem Softwarepaket Envi 4.8 durchgeführt. In Abbildung 3.7 sind die ersten drei Hauptkomponenten dargestellt. Die vierte Hauptkomponente kann vernachlässigt werden, da sie im wesentlichen ein Rauschsignal enthält. Aus Abbildung 3.7(a) kann man erkennen, dass insbesondere die erste Hauptkomponente eine verbesserte Unterscheidung zwischen den spektralen End-Member-Klassen (Bäumen und Grasflächen) ermöglicht. Darüber hinaus eignet sich diese Hauptkomponente ebenfalls dazu, die von Bäumen stammenden Schattenflächen zu identifizieren. Anhand des Histogramms der ersten Hauptkomponente sowie aus Stichproben in der räumlichen Verteilung des NDVI (siehe Abbildung 3.6(a)) konnten die Schwellwertgrenzen der End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen bestimmt werden. Pixel bzw. Bildobjekte müssen demnach einen Grauwert zwischen -400 und 0 in der ersten Hauptkomponente aufweisen, um als Baum klassifiziert zu werden. Pixel bzw. Bildobjekte mit einem Grauwert kleiner als -400 in der ersten Hauptkomponente sind Schattenflächen, die, wie auch die Pixel bzw. Bildobjekte mit einem Grauwert größer als Null, den Grasflächen zugeordnet werden.

3.7.3. Objekt-basierte Analyse der IKONOS-Szene mit eCognition

Die Daten der einzelnen Spektralkanäle des IKONOS-Ausschnitts des MSG/SEVIRI-Pixels sowie der daraus abgeleitete NDVI und die erste Hauptkomponente wurden als Datenstapel in das Softwarepaket eCognition geladen. Aufgrund der großen Anzahl an Pixeln wurde der Datenstapel zunächst in mehrere Kacheln unterteilt, wobei jede Kachel wiederum ein Datenstapel aus sechs Kanälen ist. Jede dieser Kacheln enthält dabei 1000 x 1000 Pixel pro Spektralkanal. Die einzelnen Kacheln wurden zunächst getrennt bearbeitet (segmentiert, klassifiziert) und anschließend zur Analyse der Ergebnisse wieder zusammen geführt.



(a) Erste Hauptkomponente



(b) Zweite Hauptkomponente



(c) Dritte Hauptkomponente

Abbildung 3.7.: Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse des pangeschärften IKONOS-Datensatzes im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich für den Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Evora

Zur Segmentierung wurde die in Kapitel 3.5.1 beschriebene und in eCognition implementierte Routine “multiresolution segmentation” (multiskalare Segmentierung) verwendet, um aus den einzelnen Pixeln spektral homogene Bildobjekte zu erzeugen. Dabei wurde ein Skalenparameter (siehe Gleichung 3.26) von 3 gewählt, um möglichst kleine Bildobjekte zu erhalten. Kleinere Bildobjekte haben zwar den Nachteil, dass die vorliegende Szene nach der Segmentierung übersegmentiert ist und die einzelnen Bildobjekte nicht direkt ganzen spektralen End-Membern wie zum Beispiel einzelnen Bäumen, entsprechen. Der wesentliche Vorteil einer Übersegmentierung ist jedoch, dass Segmentierungsfehler an den Rändern der spektralen End-Member, wie zum Beispiel beim Übergang von einer Baumkrone zum Schatten bzw. zur umliegenden Grasfläche, vermieden werden. Bei der multiskalaren Segmentierung wurden alle im Datenstapel vorhandenen Spektralkanäle gleich stark gewichtet. Dadurch wird die (spektrale) Information aller Kanäle zur Bestimmung der Größe und Form der einzelnen Bildobjekte gleich stark berücksichtigt. Darüber hinaus wurde der Formgewichtungparameter der Bildobjekte bei der Segmentierung auf einen Wert von 0,1 gesetzt. Nach Gleichung 3.28 wird dadurch der Zuwachs an Heterogenität durch die Farbe, also durch die Grauwerte der Pixel in den verschiedenen Kanälen, stärker gewichtet. Dies bedeutet, dass spektrale Homogenität deutlichen Vorrang vor struktureller Homogenität hat.

Im Anschluss an die multiskalare Segmentierung wurden die Bildobjekte mit Hilfe der in Kapitel 3.7.2 bestimmten Schwellwerte in die End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen klassifiziert. Die End-Member-Klasse Grasflächen enthält dabei neben dem durch die Aufnahmegeometrie entstandenen Schattenwurf der Bäume auch die spektralen End-Member Gebäude und Wege sowie Wasserflächen. Das Ergebnis der Klassifizierung ist in Abbildung 3.8 dargestellt. Insgesamt ergibt die quantitative Auswertung der Klassifizierung, dass 32 % der Fläche im Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora von Bäumen bzw. Baumkronen bedeckt ist. Die restlichen 68 % der Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels sind von Gras- und Ackerflächen bedeckt.

3.7.4. Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse

Zur Überprüfung der Qualität der im vorherigen Kapitel beschriebenen Klassifizierung, wurden im Anschluss an die Klassifizierung, zufällige Stichproben zu den beiden End-Member-Klassen genommen. Diese wurden dann benutzt, um die Konfusionsmatrix für die beiden End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen zu erstellen. Die aus den Stichproben ermittelte Konfusionsmatrix ist in Abbildung 3.9 dargestellt.

Aus dem Vergleich der bekannten Klassenzugehörigkeit der insgesamt 436 Stichproben mit den Ergebnissen der Klassifizierung erhält man eine Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung von 94,4 % (siehe Gleichung 3.31). Dieses Ergebnis deutet auf eine gute Qualität der Klassifizierung mit einer korrekten räumlichen Verteilung der spektralen End-Member hin. Da für die zwei End-Member-Klassen auch die Benutzer- und die Hersteller-Genauigkeit jeweils bei über 92 % (siehe Gleichung 3.34 und 3.33) liegen, kann man davon ausgehen, dass die Flächenanteile aller End-Member-Klassen eine gute Genauigkeit aufweisen und es keinen End-Member gibt, der stark unter- oder überschätzt wurde.

Um den Einfluss der Segmentierung auf das Ergebnis der Klassifizierung und insbesondere die Wahl des Skalenparameters bei der Segmentierung zu untersuchen, wurde der in Kapitel 3.7.3 beschriebene Prozess für zwei weitere Skalenparameter durchgeführt. Für die beiden Kontrollläufe wurde der Skalenparameter zunächst auf 5 und schließlich auf 10 erhöht. Insgesamt ändert sich jedoch der Flächenanteil der beiden End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen dadurch um weniger als 1 %. So bekommt man für einen Skalenparameter von 5 einen Flächenanteil von 32,2 % Bäumen und 67,8 % Grasflächen, sowie für einen Skalenparameter von 10 einen Flächenanteil von 32,8 % Bäumen und 67,3 % Grasflächen.

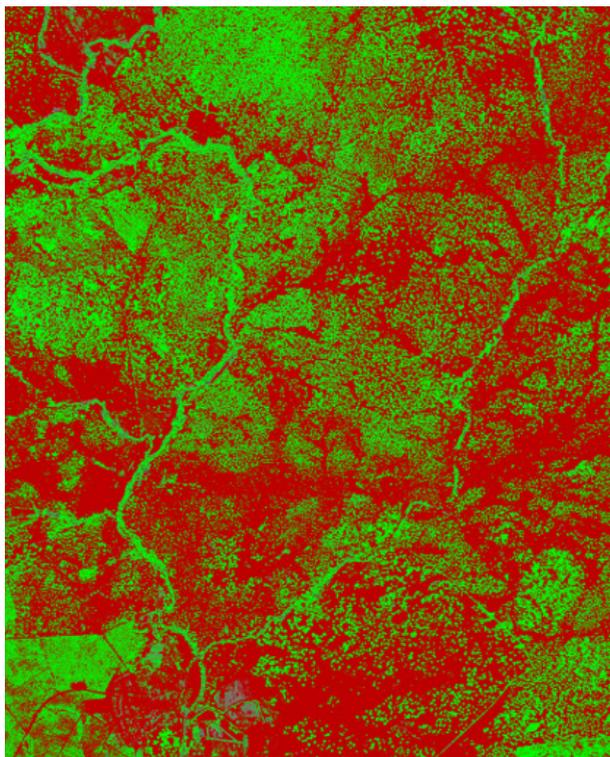


Abbildung 3.8.: Räumliche Verteilung der spektralen End-Member Bäume (grün) und Grasflächen (rot) aus der Klassifizierung des pangeschärften IKONOS-Ausschnitts für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Evora.

Neben der quantitativen Analyse der Ergebnisse der Klassifizierung wurde zusätzlich eine Abschätzung des Flächenanteils der nicht berücksichtigten spektralen End-Member (siehe Kapitel 3.7.1) vorgenommen, um so die Größe des dadurch verursachten systematischen Fehlers auf die Extrapolation der Landoberflächentemperaturen zu untersuchen. Hierzu wurde ein schnelles pixel-basiertes Schwellwert-Verfahren in dem Softwarepaket Envi 4.8 [81] gewählt. Als Ergebnis dieser Abschätzung erhält man für die Gebäude und Wege im Validierungsgebiet einen Flächenanteil von weniger als 1,73 % sowie einen Flächenanteil von weniger als 0,5 % für die Wasserflächen. Damit ist die Vernachlässigung dieser spektralen End-Member für die Extrapolation der Landoberflächentemperaturen und die Zuverlässigkeit der Validierungsergebnisse im Validierungsgebiet Evora gerechtfertigt.

Darüber hinaus stimmen die Ergebnisse der Klassifizierung auch mit einer Studie von Carreiras et al. [158] überein. Im Rahmen einer Studie haben die Autoren die Bedeckung einer 50 km x 50 km großen Fläche mit Baumkronen in der Nähe der Stadt Evora untersucht. Für die Studie wurden hochaufgelöste Bilder einer Luftbildkamera verwendet, die am 28. 08. 1993 sowie am 13. 09. 1993 über diesem Gebiet aufgenommen wurde. Da die Korkeichen in dem Gebiet unter Naturschutz stehen, sind keine großen zeitlichen Änderungen im Baumbestand zu erwarten.

Zur Bestimmung des Flächenanteils der Baumkronen haben die Autoren 5 Bilder (120 m x 120 m) ausgewählt und das Bild mit einem zuvor definierten Gitter versehen. Der prozentuale Flächenanteil der Baumkronen ergab sich aus der Anzahl der Gitterpunkte, die über einer Baumkrone lagen, dividiert durch die Gesamtzahl der ausgewerteten Gitterpunkte und multipliziert mit 100 % [158]. Der von den Autoren [158] ermittelte Flächenanteil der Baumkronen beträgt dabei in 3 von 5 untersuchten Luftbildern, zwischen 27,5 % und 31,5 %. Zwei Luftbilder wurden von dem Vergleich ausgeschlossen, da sie aufgrund ihres Bewuchses in einem anderen Gebiet liegen müssen und damit nicht

| | | Ergebnisse Stichproben | | | |
|-------------------------------|-------------|------------------------|-------------|-------|---------|
| Ergebnisse Klassifizierung | | Baum | Grasflächen | Total | U.A.[%] |
| | Baum | 197 | 8 | 205 | 96,1 |
| | Grasflächen | 17 | 214 | 231 | 92,64 |
| | Total | 212 | 222 | 436 | |
| | P.A. [%] | 92,93 | 96,4 | | 94,27 |

Abbildung 3.9.: Konfusionsmatrix aus 436 Stichproben zu den Kapitel 3.7.3 erzielten Klassifizierungsergebnissen

vergleichbar mit dem Validierungsgebiet sind.

Der von Trigo et al. [27] gefundene Flächenanteil der Baumkronen von 37 % kann mit dieser Analyse nicht bestätigt werden. Da die Analyse ebenfalls auf der Klassifizierung eines pangeschärften IKONOS-Datensatzes beruht, liegt die Vermutung nahe, dass die Autoren entweder unzureichende Schwellwerte oder im Falle einer objekt-basierten Klassifizierung, eine zu große Segmentierung gewählt haben.

Die gute Übereinstimmung der in Kapitel 3.7.3 erzielten Klassifizierungskapitelergebnisse mit den Literaturwerten und der Qualitätsanalyse unterstreicht nicht nur die hohe Genauigkeit der objekt-basierten Klassifizierung, sondern auch die räumliche Homogenität und zeitliche Beständigkeit des Validierungsgebiets. Die Abweichungen zwischen den Ergebnissen der objekt-basierten Klassifizierung und den Ergebnissen von [158] lassen sich vor allem dadurch erklären, dass die Studie von [158] Stichproben im Gebiet um die KIT-Station Evora genommen haben. Dadurch werden zwar ähnliche Flächen nicht jedoch völlig identische Flächen miteinander verglichen.

3.7.5. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora

Die in Kapitel 3.7.3 bestimmten Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora können dazu verwendet werden, um aus den in-situ Messungen über den beiden End-Membren Baum und Gras die Landoberflächentemperatur für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels zu berechnen. Durch die Extrapolation auf die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels können so für das Pixel repräsentative und damit realistische Landoberflächentemperaturen berechnet werden.

Die Infrarotstrahlung, die insgesamt von der Fläche des über der KIT-Station Evora befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels ausgeht, kann man nach Gleichung 3.12 wie folgt aus den in-situ Messungen bestimmen:

$$L(\lambda) = \epsilon_{MSG}(0, 32B(\lambda, T_{Baum}) + 0, 68B(\lambda, T_{Gras})) \quad (3.35)$$

Wie bereits in Kapitel 2.4.2 erwähnt wird die von den spektralen End-Membren Baum und Gras ausgehende Strahlung $B(\lambda, T_{Baum})$ bzw. $B(\lambda, T_{Gras})$ jeweils durch ein KT15.85 IIP Infrarotradiometer gemessen. Da das spektrale Emissionsvermögen der einzelnen End-Member noch nicht bekannt ist, wird für die Bestimmung der Landoberflächentemperatur des MSG/SEVIRI-Pixels über der Station, das ebenfalls von LSA-SAF für dieses Pixel an den entsprechenden Zeitpunkten bestimmte Emissionsvermögen verwendet (siehe Kapitel

2.3.2). Unter Berücksichtigung der atmosphärischen Gegenstrahlung (siehe Gleichung 2.35) kann dann die Landoberflächentemperatur nach Gleichung 2.4 bestimmt werden.

Abbildung 3.10 zeigt ein Beispiel für die Landoberflächentemperaturen der einzelnen End-Member sowie die auf das über der KIT-Station Evora befindliche MSG/SEVIRI-Pixel extrapolierten Landoberflächentemperaturen. Die auf diese Weise extrapolierten Landoberflächentemperaturen werden dazu verwendet, um das operationelle LSA-SAF Landoberflächentemperaturprodukt mit den in-situ Messungen an der KIT-Station Evora zu validieren.

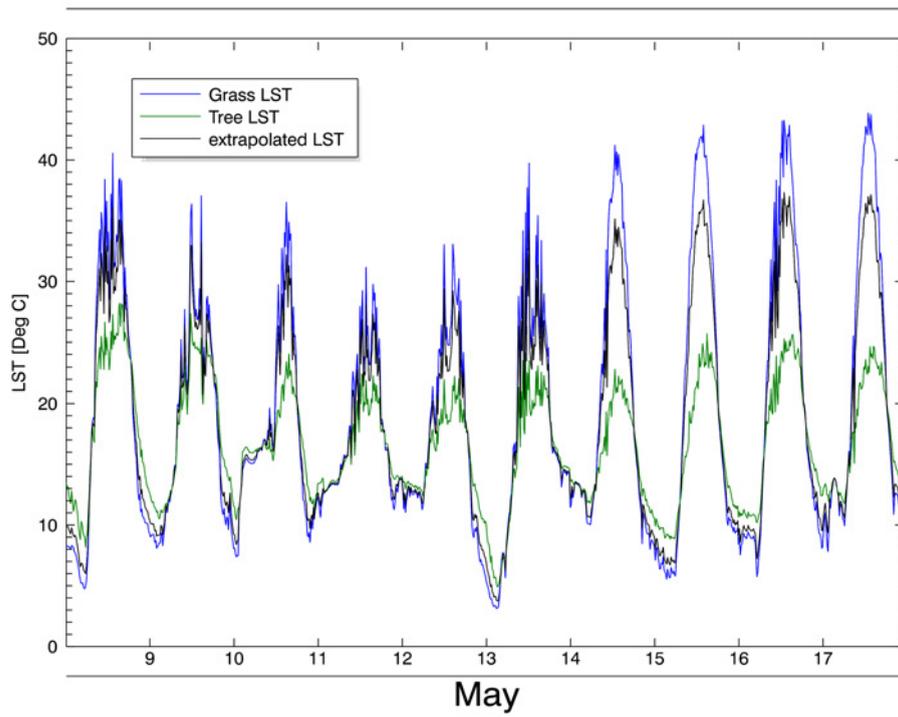
Abbildung 3.11 zeigt ein Beispiel für die gute Übereinstimmung der Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Messungen mit den extrapolierten Stationsmessungen. Im Mai 2009 betrug die mittlere Abweichung zwischen den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen und den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen $0,52\text{ °C}$ ($\pm 2,12\text{ °C}$) und im Oktober $0,03\text{ °C}$ ($\pm 2,18\text{ °C}$). Die gute Übereinstimmung wird dabei auch durch den Korrelationskoeffizienten von 0,98 bzw. 0,97 bestätigt.

Einzelne Ausreißer werden dabei vor allem durch nicht erkannte Wolken verursacht und können durch ein sogenanntes 3σ Hampelfilter entfernt werden [159]. Durch eine Aufschlüsselung in verschiedene Tages- und Jahreszeiten können mögliche Ursachen für systematische Abweichungen genauer untersucht werden. In Abbildung 3.11 fällt dabei insbesondere auf, dass die von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen nachts etwas zu warm sind. Insgesamt kann jedoch durch die Validierung mit extrapolierten in-situ Messungen im Validierungsgebiet Evora die gute Qualität des LSA-SAF Landoberflächentemperaturprodukts über einen Zeitraum von mehr als drei Jahren bestätigt werden [159].

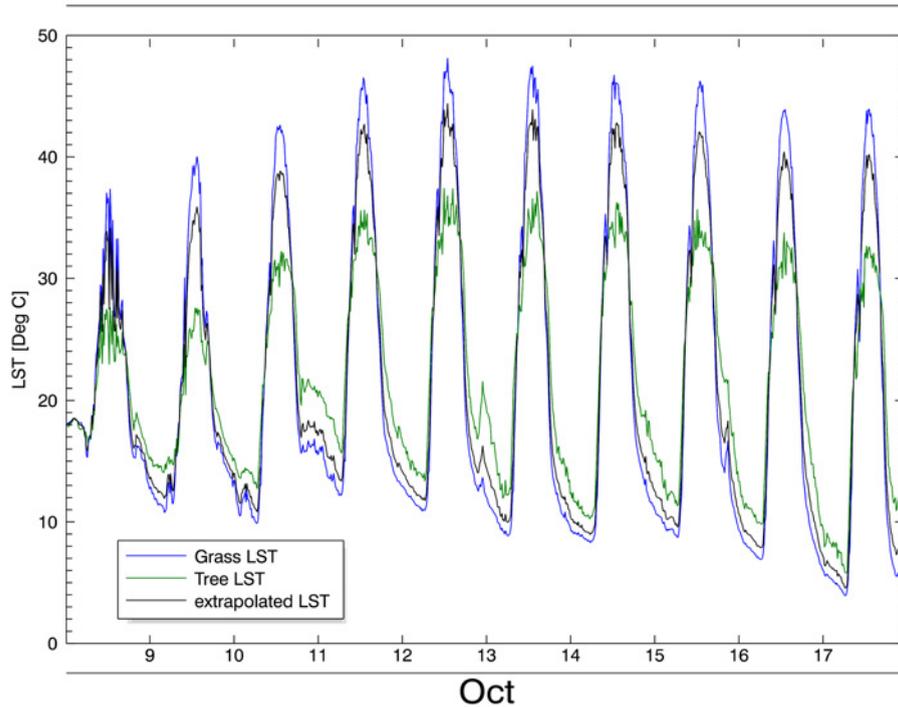
Aus der Qualitätsanalyse der Klassifizierung kann darüber hinaus der maximale Fehler, mit dem die extrapolierten Landoberflächentemperaturen behaftet sein können, abgeschätzt werden. Dieser Fehler ist dabei zum einen von der Gesamtgenauigkeit (bzw. der Falschklassifikationsrate) der Flächenanteile der End-Member sowie der Temperaturdifferenz der End-Member abhängig. Würden die beiden spektralen End-Member Baum und Gras stets die gleiche Temperatur (und das gleiche spektrale Emissionsvermögen) aufweisen, so wären Unsicherheiten in den Mischungsverhältnissen unerheblich.

Abbildung 3.12 zeigt den maximalen Fehler, der in Abbildung 3.10 dargestellten extrapolierten Landoberflächentemperaturen zu jedem Zeitpunkt. Die aus der Qualitätsanalyse bestimmte Unsicherheit (Falschklassifikationsrate) in den Mischungsverhältnissen beträgt 5,7 %. Aus einer Analyse der Helligkeitstemperaturen der spektralen End-Member Baum und Gras über einen Zeitraum von einem Jahr (Januar bis Dezember 2010) erhält man für die maximale Temperaturdifferenz zwischen diesen beiden End-Member einen Wert von $24,9\text{ °C}$. Damit ergibt sich ein maximal möglicher Fehler von $1,42\text{ °C}$ für die auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora extrapolierten Landoberflächentemperaturen.

Da die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen im gleichen Zeitraum mit $2,1\text{ °C} \pm 6,7\text{ °C}$ beträgt, ist der mittlere maximale Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen mit $0,12\text{ °C} \pm 0,38\text{ °C}$ nur knapp größer als die Messgenauigkeit von $0,3\text{ °C}$. Aufgrund der tages- und jahreszeitlichen Variabilität der Differenz der Helligkeitstemperaturen der spektralen End-Member Baum und Gras, ist auch für den maximalen Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen in Abbildung 3.12 eine tages- und jahreszeitliche Variabilität zu beobachten.

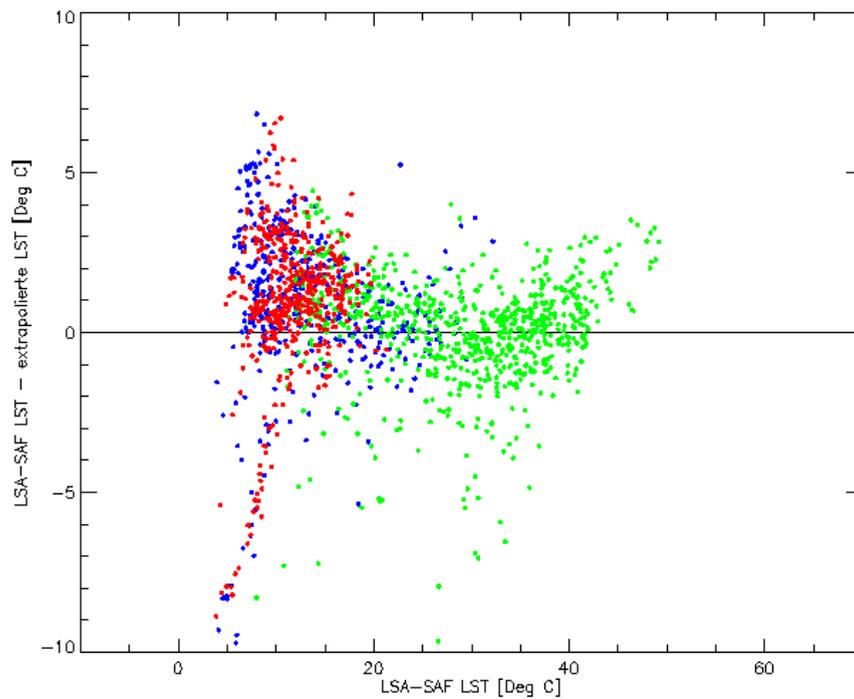


(a) Landoberflächentemperaturen für den Zeitraum vom 8. bis 17. Mai 2009

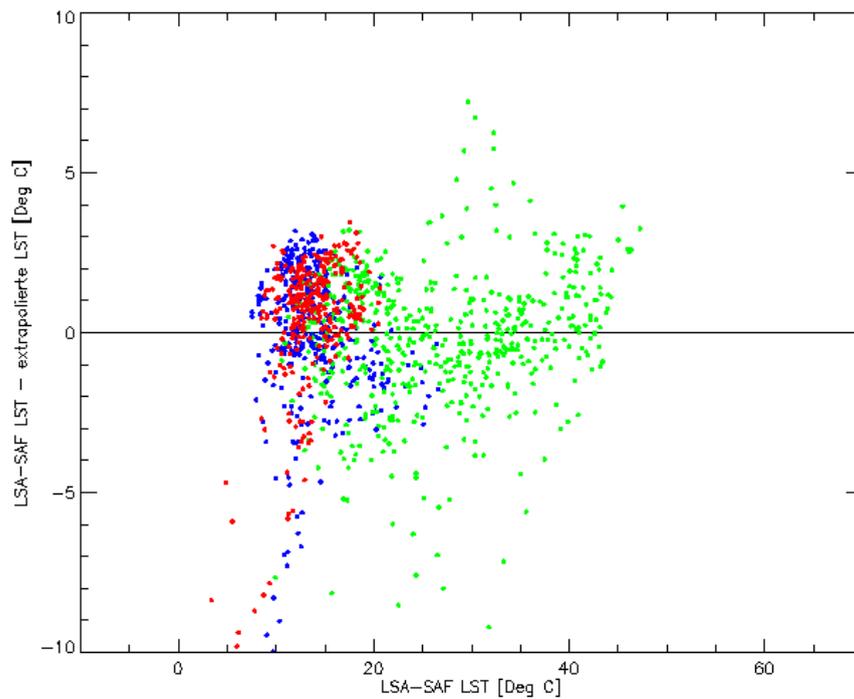


(b) Landoberflächentemperaturen für den Zeitraum vom 8. bis 17. Oktober 2009

Abbildung 3.10.: Extrapolierte Landoberflächentemperatur für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora, im Vergleich zu den Landoberflächentemperaturen der End-Member Baum und Gras

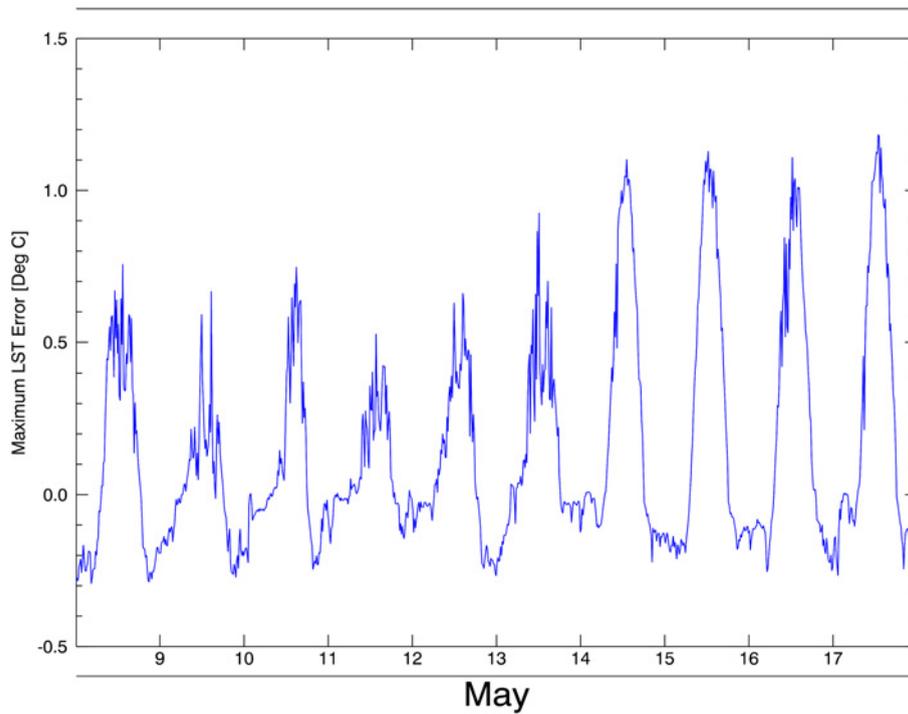


(a) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im Mai 2009

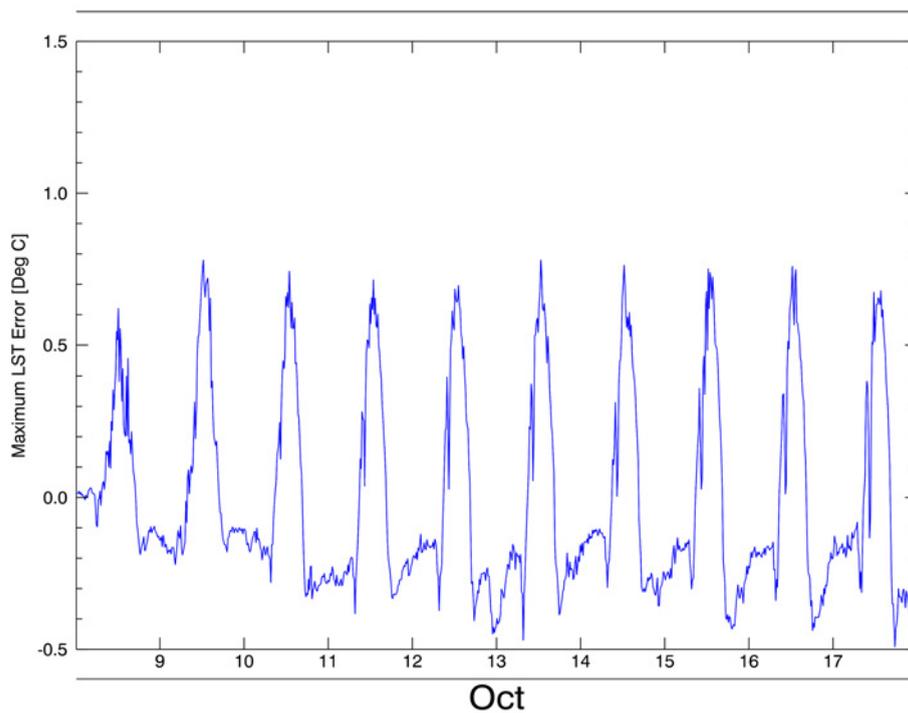


(b) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im Oktober 2009

Abbildung 3.11.: Vergleich zwischen den von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen und den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Evora in Abhängigkeit von der Tageszeit: morgens (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr) und nachts (rot, 20-6 Uhr)



(a) Maximaler Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. Mai 2009



(b) Maximaler Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. Oktober 2009

Abbildung 3.12.: Maximal möglicher Fehler in den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen durch Unsicherheiten in den aus Flächenanteilen bestimmten Mischungsverhältnissen der spektralen End-Member für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Evora

3.8. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Dahra

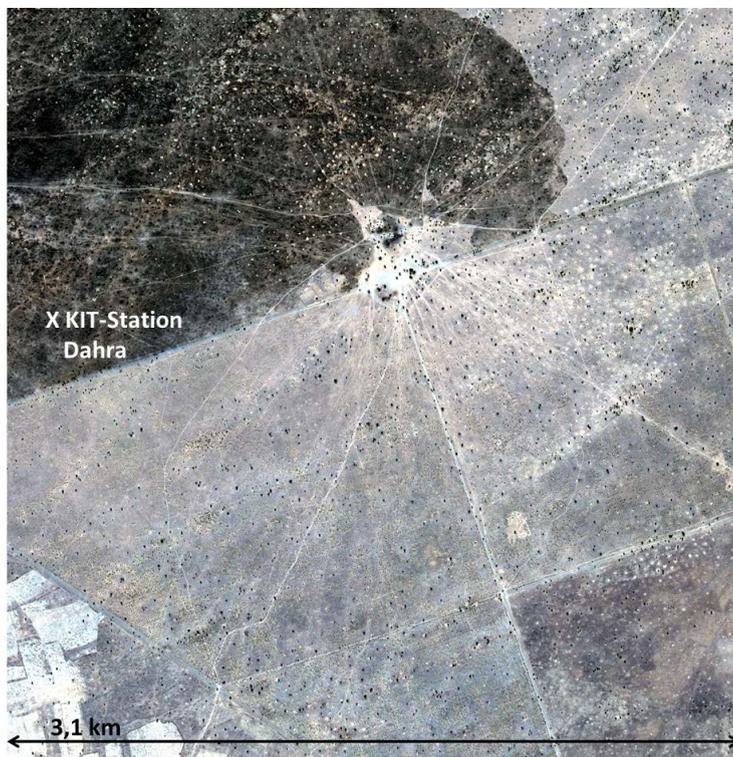
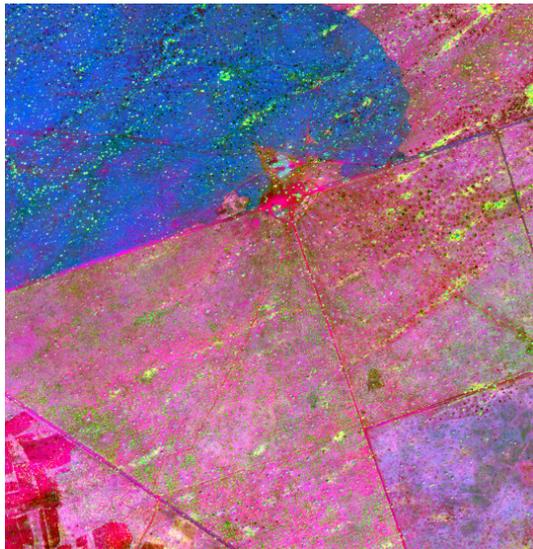


Abbildung 3.13.: Pangeschärfter RGB Ausschnitt mit einer räumlichen Auflösung von 0,62 m der Fläche des über der KIT-Station Dahra befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels aus dem vorliegenden QuickBird-Datensatz (siehe Kapitel 3.4.1)

Für Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member im Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra wurde der in Abbildung 3.13 dargestellte pangeschärfte QuickBird-Ausschnitt der Fläche des über der Station befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels verwendet. Das MSG/SEVIRI-Pixel deckt hier eine Fläche von etwa 10 km^2 ab.

3.8.1. Bestimmung der spektralen End-Member

Zur Bestimmung der spektralen End-Member wurde auch für diesen Datensatz zunächst die in Kapitel 3.2 beschriebene Unabhängigkeitsanalyse mit der Routine “Independent Component Analysis” in dem Softwarepaket Envi 4.8 durchgeführt [81]. Abbildung 3.14 zeigt das Ergebnis dieser Unabhängigkeitsanalyse. Das in Abbildung 3.14(a) dargestellte RGB-Bild zeigt, farblich kodiert, die einzelnen spektralen End-Member aus den ersten drei unabhängigen Komponenten. Die vierte unabhängige Komponente kann in diesem Fall vernachlässigt werden, da sie lediglich ein Rauschsignal enthält. Dies bedeutet, dass die in der QuickBird-Szene zu beobachtenden spektralen End-Member bereits von den ersten drei unabhängigen Komponenten erfasst sein müssen.



(a) RGB-Bild der ersten drei unabhängigen Komponenten



(b) Erste unabhängige Komponente



(c) Zweite unabhängige Komponente

Abbildung 3.14.: Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse des pangeschärften QuickBird-Datensatzes für den Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Dahra: Es werden die spektralen End-Member Gras- und Ackerflächen (pink), verbranntes Grasland (blau) und Bäume (grün-gelb)

Damit bekommt man für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra die folgenden spektralen End-Member:

Gras- und Ackerland: Gras- und Ackerflächen sind in Abbildung 3.14(a) in unterschiedlichen Schattierungen von pink kodiert und werden insbesondere durch die zweite unabhängige Komponente (siehe Abbildung 3.14(c)) als spektrale End-Member identifiziert. Die Ackerflächen sind dabei in dunkleren Tönen dargestellt. Da die Bewirtschaftung der Ackerflächen und damit auch deren spektrale Eigenschaften, zeitlich stark variabel ist, kann die Landoberflächentemperatur über solchen Flächen nicht stationär validiert werden. Des Weiteren findet der Ackerbau vorwiegend in der Regenzeit statt. Da in dieser Zeit eine Validierung des LSA-SAF Landoberflächentemperaturprodukts aufgrund des hohen Bewölkungsgrads ohnehin kaum möglich ist und die Ackerflächen in der Trockenzeit den Grasflächen spektral sehr ähnlich sind, ist der Fehler durch das Vernachlässigen der Ackerflächen gering.

Verbranntes Grasland: Durch ein Buschfeuer am 28. Oktober 2008 [97] wurde ein nicht zu vernachlässigender Teil des Graslands im Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra verbrannt. Diese Fläche ist in Abbildung 3.14(a) in blau kodiert und wird durch die erste unabhängige Komponente (3.14(b)) als spektraler End-Member identifiziert. Da die meisten Buschfeuer in der Region um Dahra hauptsächlich Grasbrände sind, erholt sich die Natur dort schnell wieder. Ein Vergleich mit neueren Satellitendaten vom 08. 10. 2010 zum Beispiel aus Google Earth zeigt, dass sich die 2008 verbrannte Fläche wieder vollständig regeneriert hat. Da die KIT-Station Dahra während der Regenzeit 2009 errichtet wurde, kann man davon ausgehen, dass es keinen signifikanten Unterschied mehr zwischen der ehemals verbrannten und den restlichen Grasflächen im Validierungsgebiet gab.

Bäume: Bäume werden in der Unabhängigkeitsanalyse, insbesondere durch die zweite unabhängige Komponente (siehe Abbildung 3.14(c)), als weiterer spektraler End-Member erkannt und sind in Abbildung 3.14(a) in grün-gelben Farbtönen dargestellt. Dabei wird nicht zwischen natürlich gewachsenen Akazienbäumen und den Bäumen einer Anpflanzung im südöstlichen Teil des Validierungsgebiets unterschieden. Um den Einfluss dieser Anpflanzung auf die thermische Struktur des Validierungsgebiets zu untersuchen, wird die End-Member-Klasse Bäume in die zwei Unterklassen, natürlich gewachsene Bäume und Plantage unterteilt.

Die dritte unabhängige Komponente wird hier nicht berücksichtigt, da diese Komponente lediglich zwischen Gras- und Ackerflächen unterscheidet, die jedoch bereits durch die anderen beiden Komponenten bereits identifiziert wurden. Aufgrund der zeitlichen Variabilität der Ackerflächen sowie der verbrannten Grasflächen werden für die dauerhafte Validierung der Landoberflächentemperaturen nur die in Abbildung 3.14(c) dargestellten in der zweiten unabhängigen Komponente identifizierten spektralen End-Member Baum und Gras berücksichtigt.

3.8.2. Merkmale der End-Member-Klassen

Da sich die spektralen End-Member Baum und Gras im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sehr ähnlich sind, reichen die vier pangeschärften QuickBird-Kanäle nicht für eine Klassifizierung der End-Member aus. Daher wurde mit dem Softwarepaket Envi 4.8 aus den Kanälen im sichtbaren roten und nahen infraroten Spektralbereich der NDVI nach Gleichung 2.26 berechnet. Die räumliche Verteilung und das Histogramm des NDVI sind in Abbildung 3.15 dargestellt.

Der mittlere Wert des NDVI beträgt dabei lediglich 0,09. Dieser niedrige Wert kommt vor allem durch den großen negativen Beitrag der verbrannten Fläche sowie die, aufgrund

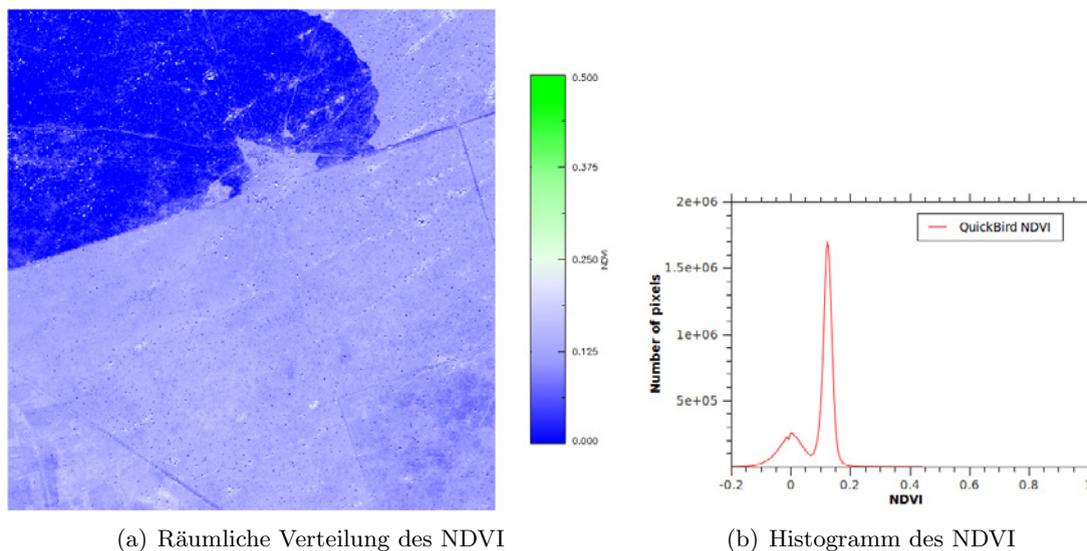
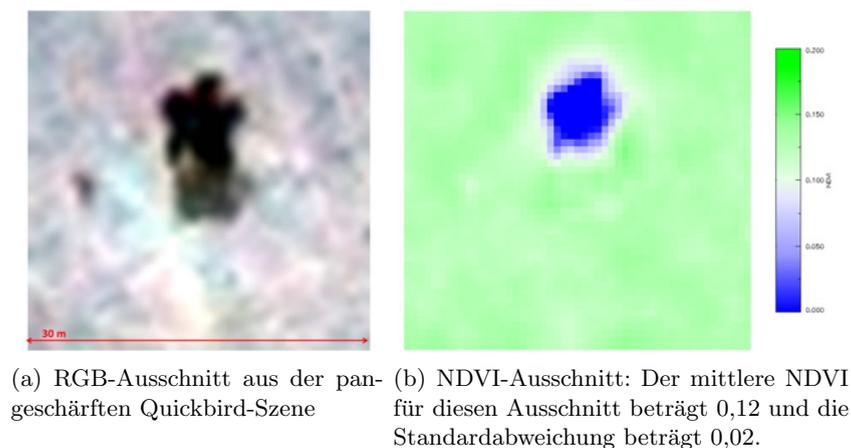


Abbildung 3.15.: Der NDVI im Validierungsgebiet Dahra

der Trockenzeit, abgegrasten und vertrockneten Grasflächen zustande. Insgesamt nimmt der NDVI in dem untersuchten Gebiet einen Wert zwischen $-0,31$ und $0,44$ an, wobei die Bäume einen geringeren NDVI als die Grasflächen aufweisen. Dies liegt daran, dass die in diesem Gebiet wachsenden Akazienbäume eine sehr lichte Baumkrone besitzen und ein Fernerkundungssensor deshalb einen großen Anteil an Ästen und Hohlräumen sieht (siehe Abbildung 3.16). Insgesamt lässt sich der obere Schwellwert des NDVI für natürlich gewachsene Bäume aus dem Histogramm sowie aus einigen Stichproben auf $0,1$ abschätzen. Die Bäume innerhalb der Anpflanzung erscheinen in den Stichproben etwas grüner. Daher wird für die Klasse Plantage ein NDVI-Schwellwert von $0,15$ angesetzt.

Da das Histogramm des NDVI keine zwei vollständig voneinander getrennten Kurven aufweist, können die zwei End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen nicht durch den NDVI als alleiniges Klassifikationsmerkmal unterschieden werden. Zur Verbesserung der Trennbarkeit der End-Member-Klassen wurde daher eine Hauptkomponentenanalyse auf dem RGB-NIR-Datensatz mit der Routine “Principal Component Analysis” in dem Softwarepaket Envi 4.8 durchgeführt. Die ersten drei Hauptkomponenten sind als Grauwertbilder in Abbildung 3.17 dargestellt. Da die ersten drei Hauptkomponenten bereits die gesamte in den vier Kanälen auftretende räumliche Varianz erfassen, enthält die vierte Hauptkomponente lediglich ein Rauschsignal und kann somit vernachlässigt werden.

Von besonderem Interesse sind vor allem die ersten beiden Hauptkomponenten, da eine Kombination dieser beiden Hauptkomponenten nicht nur die Unterscheidung zwischen Bäumen und Grasflächen verbessert, sondern auch eine Unterscheidung zwischen verbrannter Grasfläche und Bäumen ermöglicht. Aus den Histogrammen der ersten beiden Hauptkomponenten sowie aus Stichproben für die einzelnen End-Member-Klassen erhält man die Schwellwertgrenzen der End-Member-Klassen für die beiden Hauptkomponenten. Dabei nehmen sowohl die natürlich gewachsenen Bäume als auch die Bäume aus der Anpflanzung in der ersten Hauptkomponente stets negative Werte an, so dass die obere Schwellwertgrenze für beide Klassen auf 0 abgeschätzt werden kann. In der zweiten Hauptkomponente sind die Bäume ebenfalls stets negativ. Die verbrannte Grasfläche hingegen ist, wie auch alle übrigen Grasflächen, positiv. Daher erhält man für die Klasse Bäume eine obere Schwellwertgrenze von 0 in der zweiten Hauptkomponente. Für die Klasse Grasflächen erhält man hingegen eine untere Schwellwertgrenze von 0 in der zweiten Hauptkomponente.



(c) Typischer Akazienbaum im Validierungsgebiet [160]

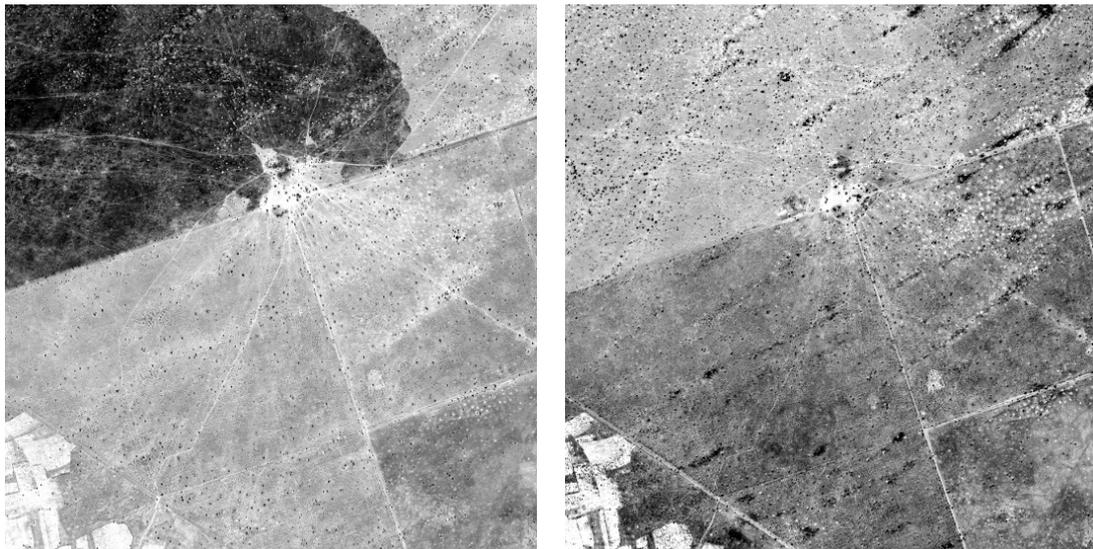
Abbildung 3.16.: NDVI und Struktur einzelner Akazienbäume im sichtbaren Spektralbereich

Durch die bisher identifizierten Merkmale ist eine Trennung zwischen Bäumen und hellen sowie verbrannten Grasflächen möglich. Im südöstlichen Teil des Validierungsgebiets gibt es jedoch auch Grasflächen, die im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich dunkel erscheinen aber nicht verbrannt sind. Daher wurden aus Stichproben im roten und grünen Kanal zusätzliche Merkmale für die Klassifizierung bestimmt. Dabei wurde die obere Schwellwertgrenze für Bäume im roten Kanal auf einen Wert von 230 und im grünen Kanal auf einen Wert von 300 abgeschätzt.

3.8.3. Klassifikation der QuickBird-Szene mit eCognition

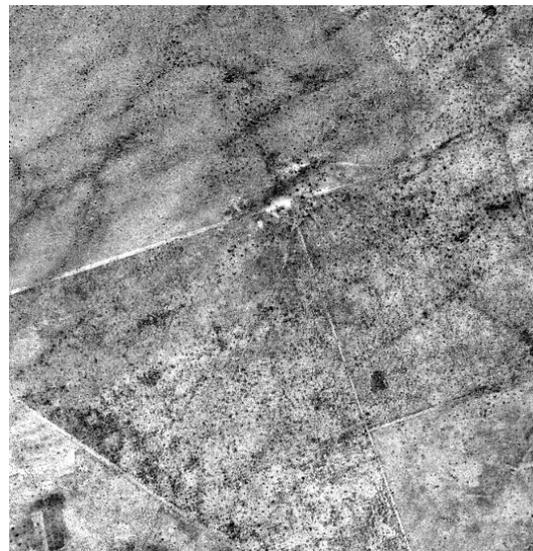
Zur Klassifizierung der Daten wurden der QuickBird-Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie der daraus abgeleitete NDVI und die ersten beiden Hauptkomponenten als Datenstapel in eCognition geladen. Anschließend wurde der Datensatz in mehrere 1000 x 1000 Pixel pro Kanal umfassende Kacheln unterteilt, um eine schnellere Prozessierung des Datensatzes zu erlauben.

Im nächsten Schritt wurde der Datenstapel mit der in eCognition implementierten Routine zur multiskalaren Segmentierung (“multiresolution segmentation”, siehe Kapitel 3.5.1) in spektral homogener Bildobjekte segmentiert. Dabei wurde ein Skalenparameter (siehe Gleichung 3.26) von 5 gewählt, um möglichst kleine Bildobjekte zu erhalten. Die im Datenstapel vorhandenen Spektralkanäle wurden dabei gleich stark gewichtet und somit die (spektrale) Information aller Kanäle zur Bestimmung der Größe und Form der einzelnen Bildobjekte gleich stark berücksichtigt. Der Formgewichtungsparameter der Bildobjekte wurde auf einen Wert von 0,1 gesetzt. Hierdurch wird nach Gleichung 3.28 die spektrale Homogenität im Vergleich zur strukturellen Homogenität stärker gewichtet.



(a) Erste Hauptkomponente

(b) Zweite Hauptkomponente



(c) Dritte Hauptkomponente

Abbildung 3.17.: Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse des pangeschärften QuickBird-Datensatzes im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich für den Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Dahra

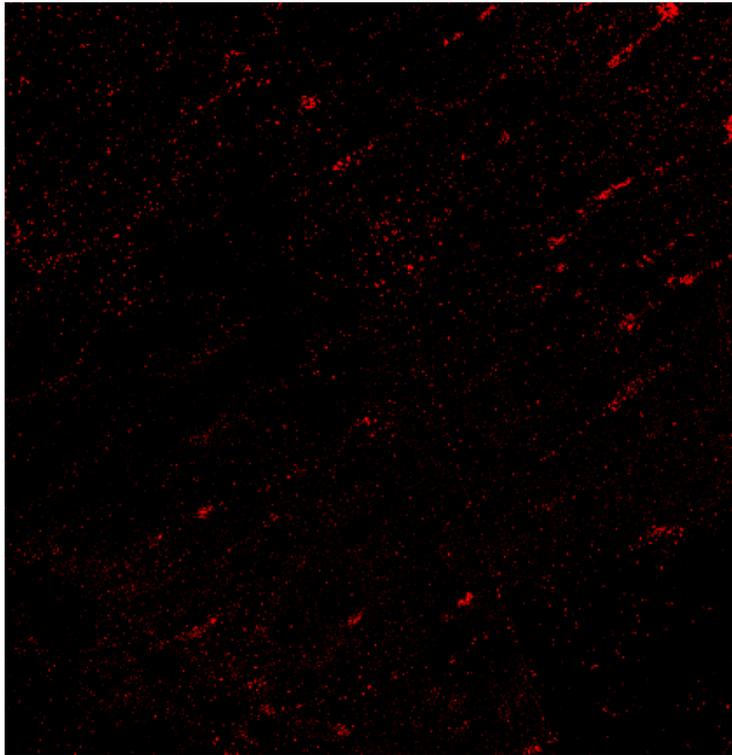


Abbildung 3.18.: Räumliche Verteilung der spektralen End-Member Bäume (rot) und Grasflächen (schwarz) aus der Klassifizierung des pangeschärften QuickBird-Ausschnitts für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Dahra.

Im Anschluss an die multiskalare Segmentierung wurden die Bildobjekte im nächsten Schritt mit Hilfe der in Kapitel 3.8.2 bestimmten Schwellwerte in die End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen klassifiziert. Die End-Member-Klasse Bäume enthält dabei die zwei Unterklassen natürlich gewachsene Bäume und Anpflanzung. Die End-Member-Klasse Grasflächen enthält sowohl die verbrannten als auch die unverbrannten Gras- und Ackerflächen. Das Ergebnis der Klassifizierung ist in Abbildung 3.18 dargestellt. Insgesamt ergibt die quantitative Auswertung der Klassifizierung, dass 3,2 % der Fläche im Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra von Bäumen bzw. Baumkronen bedeckt ist. Die restlichen 96,8 % der Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels sind in der Klassifizierung von Gras- und Ackerflächen bedeckt.

3.8.4. Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse

Zur Überprüfung der Qualität der Klassifizierung, wurden im Anschluss an die Klassifizierung insgesamt 270 zufällige Stichproben zu den beiden End-Member-Klassen genommen. Diese wurden dann benutzt, um die Konfusionsmatrix für die beiden End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen zu bestimmen. Die aus den Stichproben ermittelte Konfusionsmatrix ist in Abbildung 3.19 dargestellt.

Aus dem Vergleich der bekannten Klassifizierung der Stichproben mit den Ergebnissen der Klassifizierung erhält man eine Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung von 89,26 % (siehe Gleichung 3.31). Dieses Ergebnis deutet auf eine gute Qualität der Klassifizierung mit einer korrekten räumlichen Verteilung der spektralen End-Member hin.

Vergleicht man die Hersteller-Genauigkeiten der beiden End-Member-Klassen miteinander, so fällt auf, dass die Hersteller-Genauigkeit für die Klasse Grasflächen mit 95,10 % wesentlich besser ist als die Hersteller-Genauigkeit der Klasse Bäume von 85,71 %. Von den insgesamt 168 Stichproben zur Klasse Bäume wurden 144 von der Klassifizierung korrekt

| | | Ergebnisse Stichproben | | | |
|-------------------------------|-------------|------------------------|-------------|-------|----------|
| Ergebnisse Klassifizierung | | Baum | Grasflächen | Total | U.A. [%] |
| | Baum | 144 | 5 | 149 | 96,64 |
| | Grasflächen | 24 | 97 | 121 | 80,17 |
| | Total | 168 | 102 | 270 | |
| | P.A. [%] | 85,71 | 95,10 | | 89,26 |

Abbildung 3.19.: Konfusionsmatrix aus 270 zufälligen Stichproben zu den in Kapitel 3.8.3 erzielten Klassifikationsergebnissen

als Bäume identifiziert. 24 Stichproben wurden hingegen in der Klassifizierung fälschlicherweise als Grasflächen identifiziert. Damit scheint die Klassifizierung die wahre Fläche der Baumkronen leicht zu unterschätzen. Eine visuelle Inspektion der Stichproben ergab, dass dies besonders für kleine Bäume der Fall ist.

Darüber hinaus stimmen die Ergebnisse sehr gut mit einer in diesem Gebiet durchgeführten Studie [97] überein. In dieser Studie haben die Autoren den horizontalen Bedeckungsgrad mit Baumkronen anhand von Stichproben aus dem Gebiet um die Validierungsstation Dahra abgeschätzt. Hierzu wählten die Autoren 26 quadratische Testgebiete mit einer Größe von 50 m x 50 m aus und untersuchten in einer Feldstudie die Anzahl, Größe und Form der vorhandenen Bäume. Unter der Annahme, dass die Baumkronen kreisförmig sind, haben die Autoren den horizontalen Bedeckungsgrad mit Baumkronen aus dem am Boden gemessenen Durchmesser der einzelnen Baumkronen berechnet [97]. Für das Gebiet um die Validierungsstation erhalten die Autoren auf diese Weise einen mittleren Bedeckungsgrad von 3,02 % der Fläche mit Baumkronen [97]. Zur Überprüfung der aus der Feldstudie abgeleiteten Bedeckungsgrade mit Baumkronen, haben die Autoren die Testflächen mit Hilfe einer objekt-basierten Klassifizierung untersucht. Hierzu verwendeten die Autoren ebenfalls das Softwarepaket eCognition und sowie die multiskalare Segmentierung. Aus einer manuellen Klassifizierung der Bildobjekte erhielten die Autoren einen mittleren Bedeckungsgrad von 2,97 % der Fläche mit Baumkronen.

Die gute Übereinstimmung dieser Ergebnisse mit den in Kapitel 3.8.3 unterstreicht die hohe Genauigkeit der objekt-basierten Klassifizierung, sowie die räumliche Homogenität und zeitliche Beständigkeit des Validierungsgebiets. Die Abweichungen zwischen der in Kapitel 3.8.3 beschriebenen objekt-basierten Klassifizierung und den Ergebnissen von [97] lassen sich vor allem dadurch erklären, dass die Studie von [97] lediglich Stichproben im Gebiet um die KIT-Station Dahra genommen haben. Dadurch werden lediglich ähnliche, jedoch nicht völlig identische Flächen miteinander verglichen.

Die Falschklassifikationsrate von 10,7 % scheint im Vergleich zur guten Übereinstimmung der Ergebnisse mit Literaturdaten, etwas zu hoch zu sein. Da die Genauigkeit der Qualitätsanalyse sehr stark von der Qualität der Stichproben abhängig ist, kann dies auch bedeuten, dass ein Teil der Stichproben fehlerhaft war. Da Bäume in dem vorliegenden Datensatz oft nur wenige Pixel umfassen und damit vergleichsweise kleine Bildobjekte sind, ist es möglich, dass bei einigen Stichproben versehentlich nicht der Baum sondern das benachbarte Grasobjekt ausgewählt wurde. Daher wäre eine weitere Qualitätsanalyse, zum Beispiel mit Luftbildern, sinnvoll.

3.8.5. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Dahra

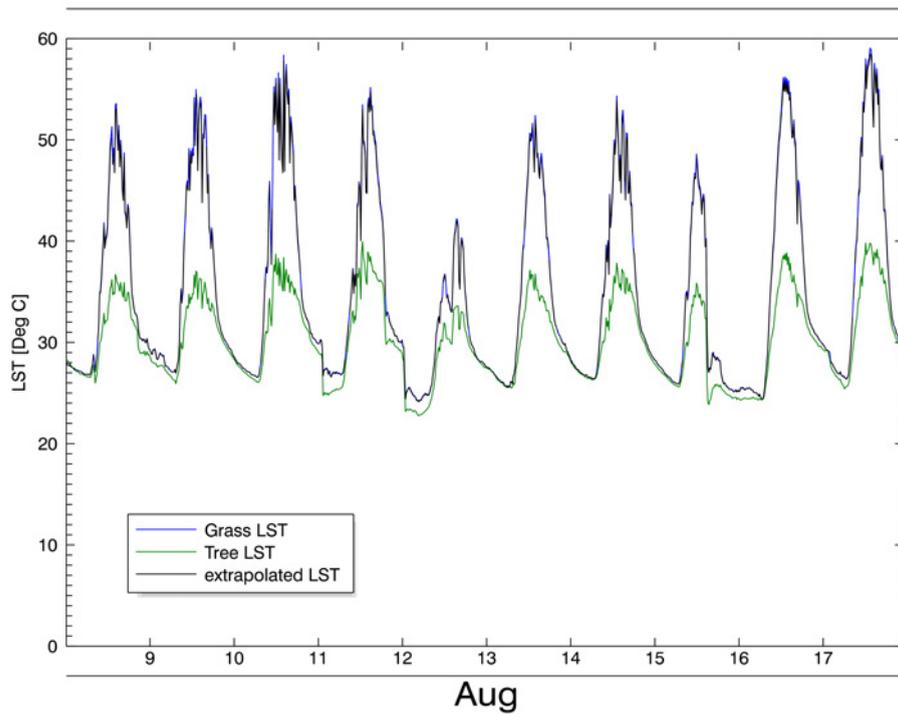
Die in Kapitel 3.8.3 bestimmten Flächenanteile der spektralen End-Member werden, wie bereits am Beispiel des KIT-Validierungsgebiets Evora (siehe Kapitel 3.7.5) erläutert wurde, dazu verwendet um in-situ Landoberflächentemperaturen zu berechnen, die repräsentativ für die Fläche des über der KIT-Station Dahra befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels sind.

Die Infrarotstrahlung, die insgesamt von der Fläche des über der KIT-Station Dahra befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels ausgeht, kann man nach Gleichung 3.12 wie folgt aus den in-situ Messungen bestimmen:

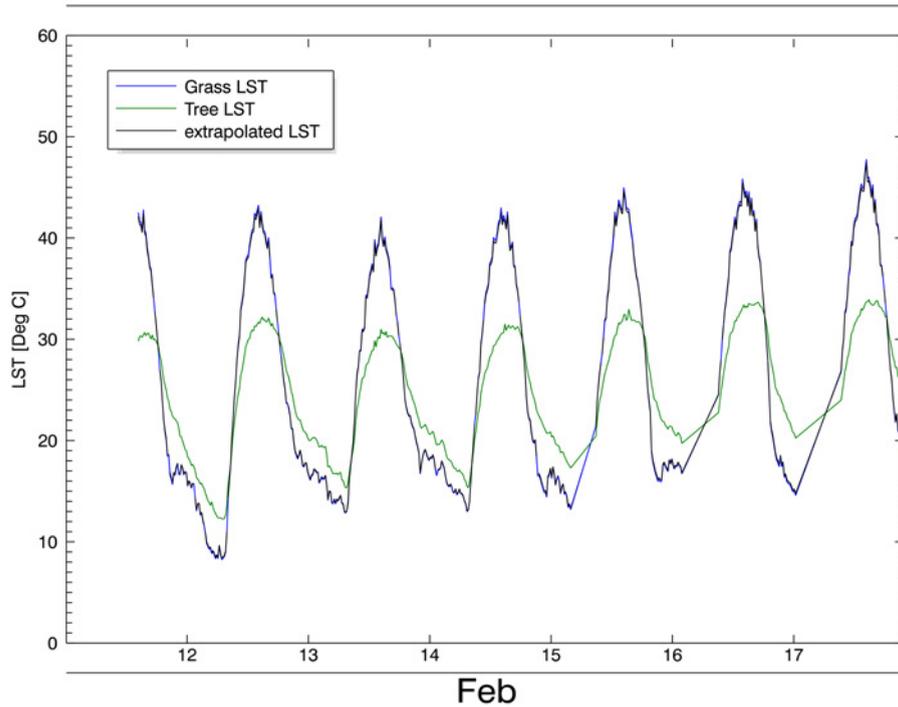
$$L(\lambda) = \epsilon_{MSG}(0,032B(\lambda, T_{Baum}) + 0,968B(\lambda, T_{Gras})) \quad (3.36)$$

An der KIT-Station Dahra wird die von den spektralen End-Membern Baum und Gras ausgehende Infrarotstrahlung jeweils durch ein KT15.85 IIP Radiometer permanent gemessen. Da, wie auch an der KIT-Station Evora, an der KIT-Station Dahra das spektrale Emissionsvermögen der einzelnen End-Member noch nicht bekannt ist, wird hier ebenfalls für die Bestimmung der Landoberflächentemperatur des MSG/SEVIRI-Pixels über der Station, das von LSA-SAF für dieses Pixel an den entsprechenden Zeitpunkten bestimmte Emissionsvermögen verwendet (siehe Kapitel 2.3.2). Die für die Fläche dieses MSG/SEVIRI-Pixels repräsentative Landoberflächentemperatur wird dann, unter Berücksichtigung der atmosphärischen Gegenstrahlung (siehe Gleichung 2.35), aus Gleichung 2.4 bestimmt.

Abbildung 3.20 zeigt exemplarisch die Landoberflächentemperaturen der beiden spektralen End-Member Baum und Gras sowie die auf die Fläche des über der KIT-Station Dahra befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen für die Monate August 2009 und Februar 2011. Da der Monat August in die Regenzeit fällt, ist eine Validierung von Landoberflächentemperaturen aufgrund des hohen Wasserdampfgehalts in der Atmosphäre schwierig. Dies wird auch aus Abbildung 3.21 deutlich. Die mittlere Differenz zwischen den von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten und den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen beträgt in diesem Monat $-7,3 \text{ °C} \pm 5,6 \text{ °C}$. Im Vergleich hierzu ist die Übereinstimmung des LSA-SAF Produkts mit den extrapolierten in-situ Messungen in der Trockenzeit wesentlich besser. So beträgt die mittlere Differenz zwischen den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen und dem LSA-SAF im Februar 2011 lediglich $-0,02 \text{ °C} \pm 2,8 \text{ °C}$.

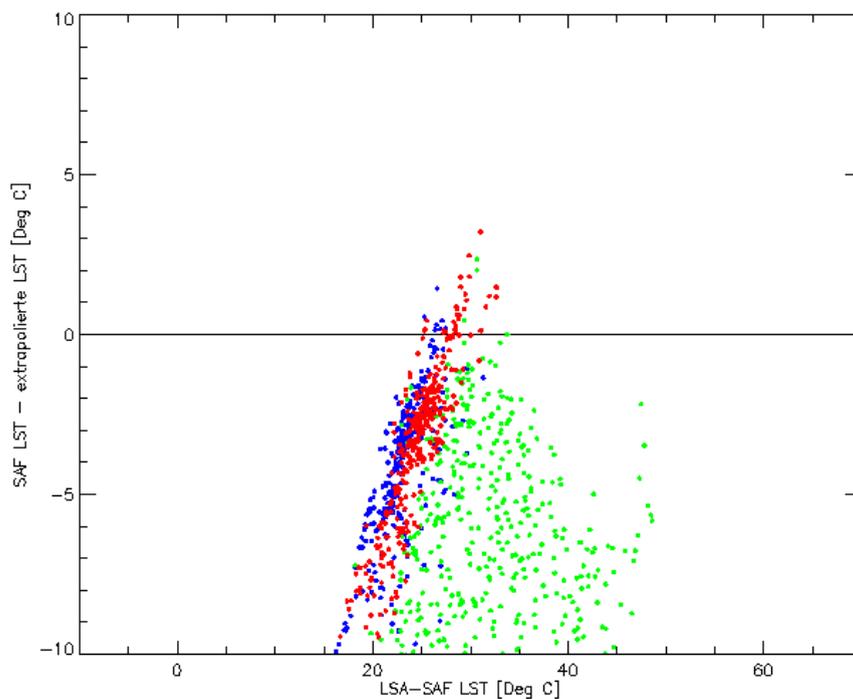


(a) Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. August 2009

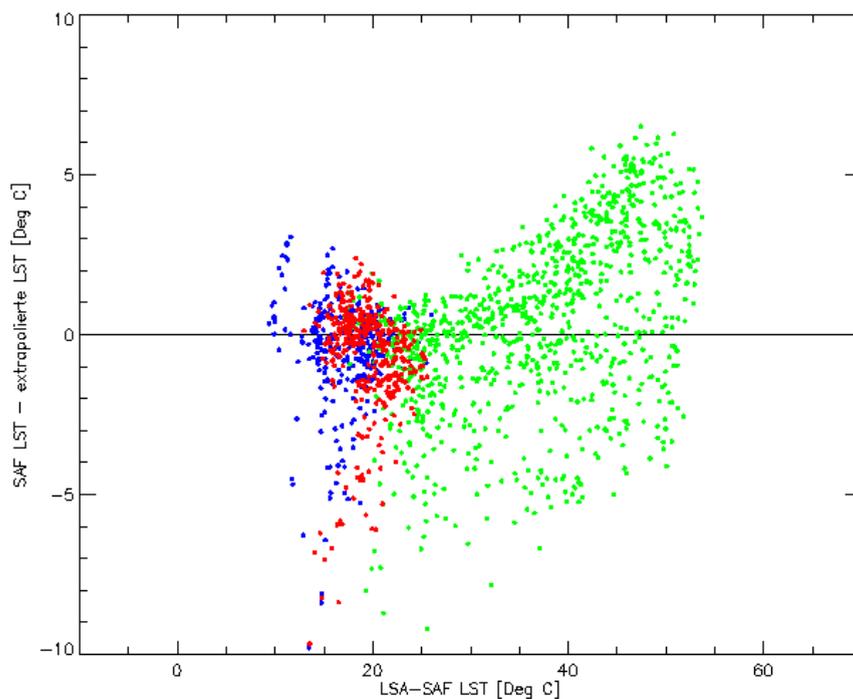


(b) Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. Februar 2011

Abbildung 3.20.: Extrapolierte Landoberflächentemperatur für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Dahra, im Vergleich zu den Landoberflächentemperaturen der End-Member Baum und Gras



(a) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im August 2009



(b) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im Februar 2011

Abbildung 3.21.: Vergleich zwischen den von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen und den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Dahra in Abhängigkeit von der Tageszeit: morgens (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr) und nachts (rot, 20-6 Uhr)

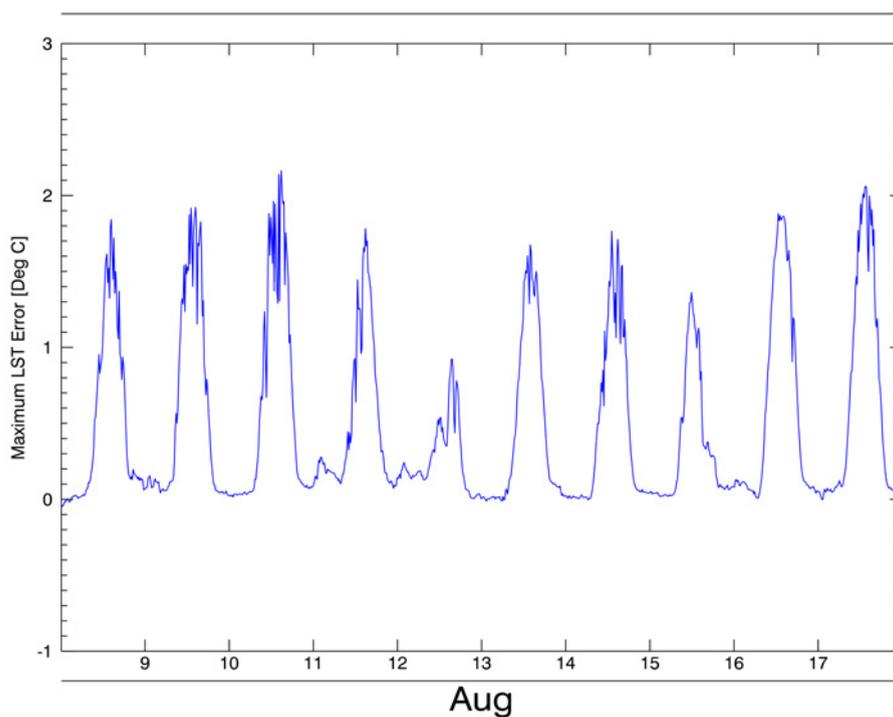
Die mit der End-Member-Cover-Methode extrapolierten Landoberflächentemperaturen werden dazu verwendet, um die aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen mit kontinuierlichen in-situ Messungen an der KIT-Station Dahra zu validieren [159].

Die in Kapitel 3.8.4 beschriebene Qualitätsanalyse der Klassifizierung kann, wie bereits in Kapitel 3.7.5 beschrieben wurde, dazu verwendet werden, den maximalen Fehler der extrapolierte in-situ Landoberflächentemperaturen aufgrund von Ungenauigkeiten in der Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member, zu bestimmen. Der maximale Fehler für die in Abbildung 3.20 dargestellten extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen ist in Abbildung 3.22 dargestellt. Bei der Bestimmung des maximalen Fehlers wurde dabei die aus der Qualitätsanalyse bestimmte Unsicherheit in den Mischungsverhältnissen von 10,7 % angenommen.

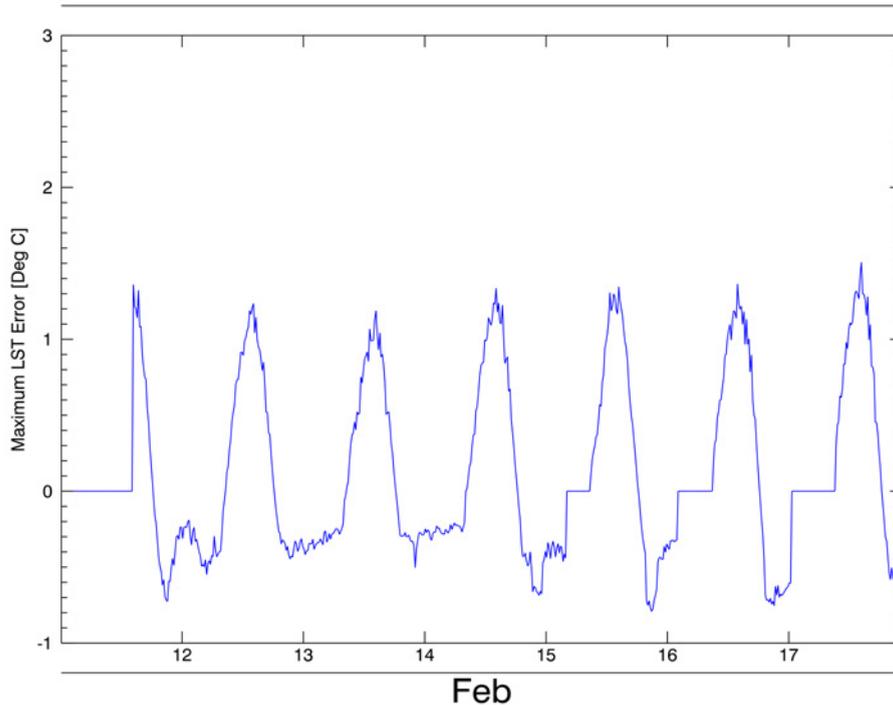
Für den Zeitraum von Juli 2009 bis November 2011 beträgt die maximale Differenz der Helligkeitstemperaturen der spektralen End-Member Baum und Gras an der KIT-Station Dahra 28,9 °C. Daher beträgt der maximal mögliche Fehler der auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station Dahra extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen 3,1 °C.

Die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen beträgt im gleichen Zeitraum $2,3 \text{ °C} \pm 5,3 \text{ °C}$. Daher beträgt der mittlere maximale Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen $0,2 \text{ °C} \pm 0,6 \text{ °C}$.

Wie bereits in Kapitel 3.8.4 diskutiert sollte die Qualitätsanalyse jedoch noch einmal durch in-situ Messungen oder anhand von Luftbildern überprüft werden.



(a) Maximaler Fehler im August 2009



(b) Maximaler Fehler im September 2009

Abbildung 3.22.: Maximal möglicher Fehler in der extrapolierten in-situ Landoberflächentemperatur durch Unsicherheiten in den aus Flächenanteilen bestimmten Mischungsverhältnissen der spektralen End-Member für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station Dahra

3.9. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet RMZ

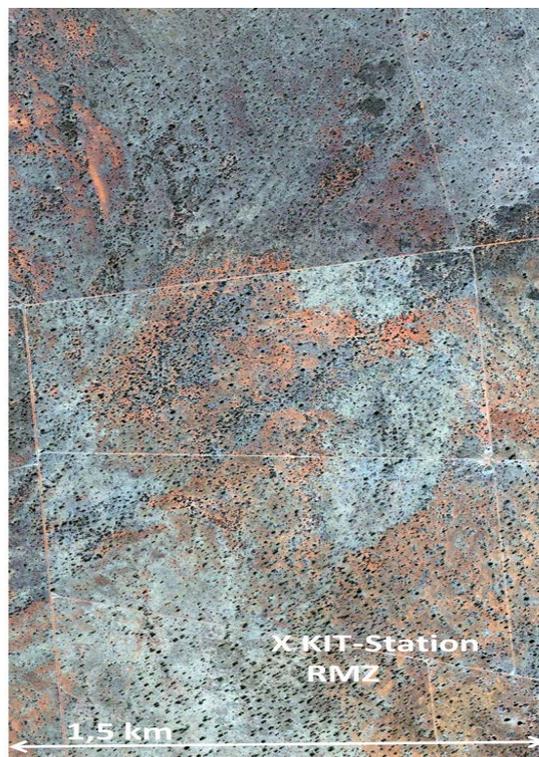


Abbildung 3.23.: Pangeschärfter RGB Ausschnitt mit einer räumlichen Auflösung von 0,5 m der Fläche des über der KIT-Station RMZ befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels aus dem vorliegenden GeoEye-Datensatz (siehe Kapitel 3.4.1)

Abbildung 3.23 zeigt den Ausschnitt des pangeschärften GeoEye-Datensatzes der Fläche des über der KIT-Station befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels, der zur Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member im Validierungsgebiet RMZ verwendet wurde. Das MSG/SEVIRI-Pixel deckt hier eine Fläche von etwa 5 km^2 ab.

3.9.1. Bestimmung der spektralen End-Member

Die spektralen End-Member wurden mit der in Kapitel 3.2 beschriebenen Unabhängigkeitsanalyse, unter Verwendung der Routine “Independent Component Analysis” in dem Softwarepaket Envi 4.8 [81], aus dem in Abbildung 3.23 dargestellten Datensatz bestimmt. Das Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse ist in Abbildung 3.24 dargestellt. Da die dritte und vierte unabhängige Komponente jeweils nur Rauschen enthalten, können sie bei der Bestimmung der spektralen End-Member vernachlässigt werden.

Aus Abbildung 3.24(a) kann man farblich kodiert die folgenden spektralen End-Member der Landoberflächenbedeckung identifizieren:

Grasflächen: Grasflächen erscheinen in Abbildung 3.24(a) als blaue und grünliche Flächen. Die Unterteilung der Grasflächen in blaue und grünliche Flächen entsteht vor allem durch die zweite unabhängige Komponente (siehe Abbildung 3.24(c)). In dieser unabhängigen Komponente werden Flächen, die über alten Dünen liegen, als zusätzliche spektrale End-Member identifiziert. Da diese Flächen jedoch in der ersten unabhängigen Komponente (siehe Abbildung 3.24(b)) als eine zusammenhängenden und vergleichsweise homogene Fläche zu erkennen sind, wird diese Unterteilung in unterschiedliche Gras-End-Member vorerst als vernachlässigbar angesehen. Diese

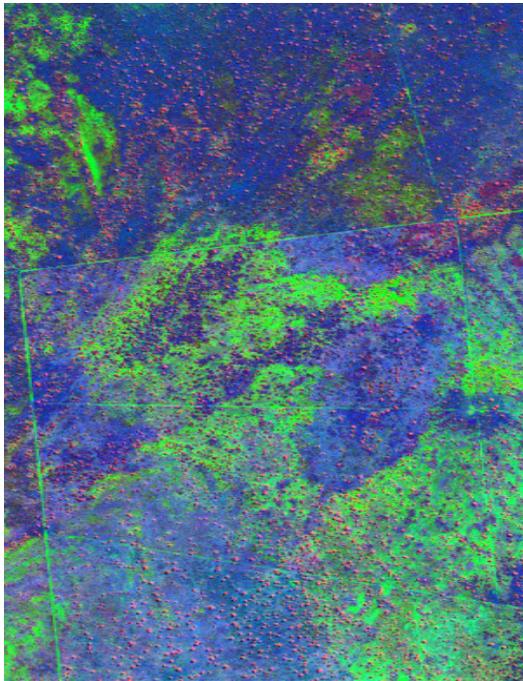
Annahme scheint gerechtfertigt, da die einzelnen unabhängigen Komponenten nach ihrer Kovarianz sortiert wurden. Die erste unabhängige Komponente ist somit zugleich die Komponente mit der größten Varianz und damit auch mit die Komponente, die die wichtigsten spektralen End-Member enthält.

Bäume: Bäume sind in Abbildung 3.24(a) in rosa dargestellt und werden als weiterer spektraler End-Member der Landoberflächenbedeckung identifiziert. Da die Bäume insbesondere auch in der ersten unabhängigen Komponente als spektraler End-Member zu erkennen sind, müssen die Bäume im Validierungsgebiet ein nicht zu vernachlässigender spektraler End-Member sein.

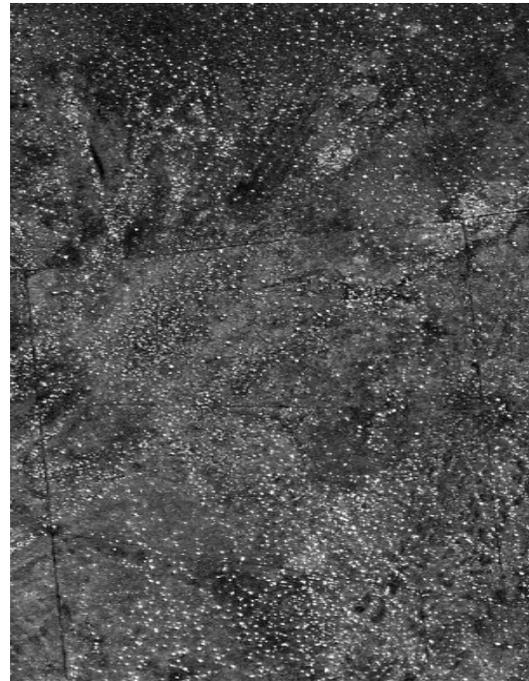
Für die Validierung der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ werden daher im Weiteren die spektralen End-Member “Grasflächen” und “Bäume” berücksichtigt.

Im sichtbaren Spektralbereich sind Bäume als dunkle Objekte zu erkennen. Aus dem Histogramm des roten Kanals sowie aus Stichproben folgt jedoch, dass Bäume in diesem Kanal zwar dunkel aber nicht schwarz sind. Aus den Stichproben lässt sich daher die obere Schwellwertgrenze der End-Member-Klasse Bäume im roten Kanal auf einen Wert von 155 abschätzen.

Die Bäume im Validierungsgebiet RMZ sind größtenteils Akazien- oder Kameldornbäume unterschiedlicher Größe in verschiedenen Wachstumsphasen. Dadurch sind die Baumkronen spektral sehr heterogen. Darüber hinaus unterscheiden sich die spektralen End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich nicht genug, um eine vollständige Trennbarkeit der Klassen zu erreichen. Zur Verbesserung der Trennbarkeit der End-Member-Klassen wurde daher zunächst der NDVI mit dem Softwarepaket Envi 4.8 aus dem roten und nahen infraroten Kanal der QuickBird-Szene berechnet. Das Ergebnis ist in Abbildung 3.25 dargestellt. Da die vorliegende QuickBird-Szene in der Trockenzeit aufgenommen wurde, beträgt der mittlere NDVI für das Validierungsgebiet lediglich 0,09. Bäume mit einem Baumkronendurchmesser von mehreren Metern haben dabei meistens einen NDVI von mehr als 0,2 und sind damit sehr gut von den umliegenden Grasflächen unterscheidbar. Kleinere Bäume sowie teilweise vertrocknete Bäume weisen jedoch einen wesentlich geringeren NDVI auf und sind damit nicht eindeutig von Grasflächen zu unterscheiden. Darüber hinaus ist es schwierig einen absoluten Schwellwert für den NDVI als Merkmal für die Klassifizierung anzugeben, da sich Grasflächen und Bäume, die über alten Dünen liegen, im NDVI von den entsprechenden Vegetationstypen über anderen Bodentypen unterscheiden. Dies liegt im wesentlichen daran, dass die Vegetation im Validierungsgebiet RMZ den Boden nicht vollständig abdeckt und unterschiedliche Bodentypen damit auch einen unterschiedlichen Hintergrund im NDVI hervorrufen können.



(a) RGB-Bild der ersten drei unabhängigen Komponenten



(b) Erste unabhängige Komponente



(c) Zweite unabhängige Komponente

Abbildung 3.24.: Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse des pangeschärften GeoEye-Datensatzes für den Ausschnitt des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station RMZ: Es werden Grasflächen (blau, grün) und Bäume (rosa) als spektrale End-Member identifiziert.

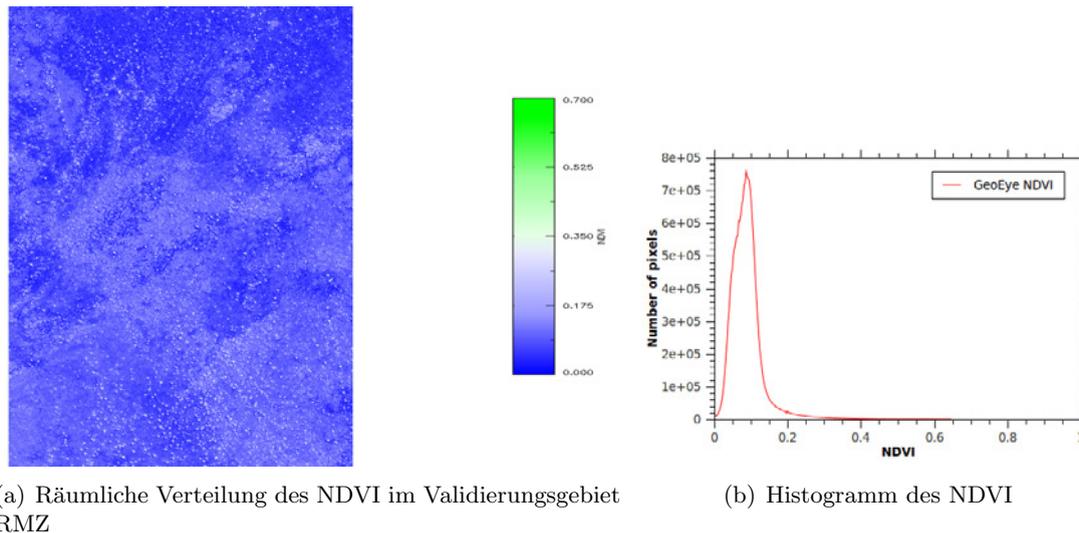


Abbildung 3.25.: Der NDVI im Validierungsgebiet RMZ

3.9.2. Merkmale der End-Member-Klassen

Zur weiteren Verbesserung der Trennbarkeit wurde daher anschließend auf dem Datensatz eine Hauptkomponentenanalyse mit der Routine “principal component analysis” in dem Softwarepaket Envi 4.8 durchgeführt. Das Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse ist in Abbildung 3.26 dargestellt. Die dritte und vierte Hauptkomponente werden im folgenden für die Merkmalsbestimmung der End-Member-Klassen vernachlässigt, da der Rauschanteil in diesen Hauptkomponenten sehr hoch ist. Da die zweite Hauptkomponente im wesentlichen dem NDVI entspricht, wird diese ebenfalls nicht weiter berücksichtigt. Aus dem Histogramm sowie aus Stichproben wird der untere Schwellwert der End-Member-Klasse Bäume in der ersten Hauptkomponente auf einen Wert von 45 abgeschätzt.

3.9.3. Klassifikation der GeoEye-Szene mit eCognition

Zur Klassifizierung der Daten mit eCognition wurden der GeoEye-Ausschnitt des MSG/-SEVIRI-Pixels im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie der daraus abgeleitete NDVI und die erste Hauptkomponente als Datenstapel in eCognition geladen. Anschließend wurde der Datensatz in mehrere 1000 x 1000 Pixel pro Kanal umfassende Kacheln unterteilt, um eine schnellere Prozessierung des Datensatzes zu erlauben.

Im nächsten Schritt wurde der Datenstapel mit der in Kapitel 3.5.1 beschriebenen Routine “multiresolution segmentation” (multiskalare Segmentierung) in eCognition in spektral homogener Bildobjekte segmentiert. Dabei wurde ein Skalenparameter von 15 gewählt (siehe Gleichung 3.26), um möglichst (spektral) homogene Bildobjekte zu erhalten. Bei der Segmentierung mit der multiskalaren Segmentierung wurden alle im Datenstapel vorhandenen Spektralkanäle gleich stark gewichtet und somit die (spektrale) Information aller Kanäle zur Bestimmung der Größe und Form der einzelnen Bildobjekte gleich stark berücksichtigt. Darüber hinaus wurde der Formgewichtungssparameter für die Bildobjekte auf einen Wert von 0,1 gesetzt. Dadurch wird die spektrale Homogenität stärker gewichtet als die strukturelle Homogenität (siehe Gleichung 3.28).

Im Anschluss an die multiskalare Segmentierung wurden die Bildobjekte im nächsten Schritt mit Hilfe der in Kapitel 3.9.2 bestimmten Schwellwertgrenzen in die End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen klassifiziert. Die End-Member-Klasse Bäume enthält dabei die zwei Unterklassen große, grüne Bäume und kleine, trockene Bäume. Als Grasflächen werden alle Bildobjekte, die nicht als Bäume klassifiziert wurden, klassifiziert. Das



Abbildung 3.26.: Erste Hauptkomponente des GeoEye-Datensatzes für das Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ

Ergebnis der Klassifizierung ist in Abbildung 3.27 dargestellt. Insgesamt ergibt die quantitative Auswertung der Klassifizierung, dass 15 % der Fläche im Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ von Bäumen bzw. Baumkronen bedeckt ist. Die restlichen 85 % der Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels sind nach der Klassifizierung von Gras- und Ackerflächen bedeckt.

3.9.4. Qualitätsanalyse und Diskussion der Klassifikationsergebnisse

Zur Überprüfung der Qualität der Klassifizierung, wurden im Anschluss an die Klassifizierung insgesamt 480 zufällige Stichproben zu den beiden End-Member-Klassen genommen. Diese wurden dann benutzt, um die Konfusionsmatrix für die beiden End-Member-Klassen Bäume und Grasflächen zu ermitteln. Die aus den Stichproben ermittelte Konfusionsmatrix ist in Abbildung 3.28 dargestellt.

Aus dem Vergleich der bekannten Klassifizierung der Stichproben mit den Ergebnissen der Klassifizierung erhält man eine Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung von 95,0 % (siehe Gleichung 3.31). Dieses Ergebnis deutet auf eine gute Qualität der Klassifizierung mit einer korrekten räumlichen Verteilung der spektralen End-Member hin.

3.9.5. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ

Wie bereits für die KIT-Validierungsgebiete um Evora und Dahra beschrieben wurde, werden die in Kapitel 3.9.3 bestimmten Flächenanteile der spektralen End-Member dazu verwendet, um in-situ Landoberflächentemperaturen zu berechnen, die repräsentativ für die Fläche des über der KIT-Station RMZ befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels sind.

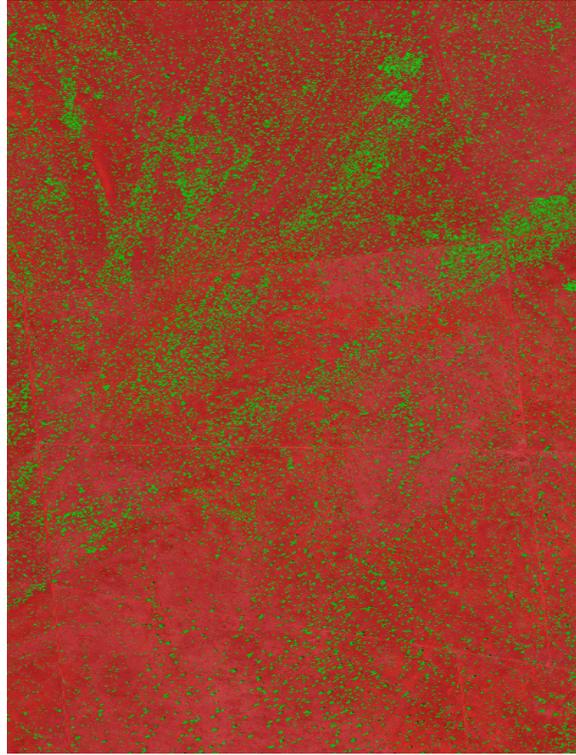


Abbildung 3.27.: Räumliche Verteilung der spektralen End-Member Bäume (grün) und Grasflächen (rot) aus der Klassifizierung des pangeschärften GeoEye-Ausschnitts für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station RMZ.

Die Infrarotstrahlung, die insgesamt von der Fläche des über der KIT-Station RMZ befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels ausgeht, kann man nach Gleichung 3.12 wie folgt aus den in-situ Messungen bestimmen:

$$L(\lambda) = \epsilon_{MSG}(0,15B(\lambda, T_{Baum}) + 0,85B(\lambda, T_{Gras})) \quad (3.37)$$

Die von beiden End-Membren Baum und Gras ausgehende Infrarotstrahlung wird jeweils durch ein KT15.85 IIP Radiometer permanent gemessen. Da auch an der KIT-Station RMZ das spektrale Emissionsvermögen der einzelnen End-Member noch nicht bekannt ist, wird auch hier für die Bestimmung der Landoberflächentemperatur des MSG/SEVIRI-Pixels über der Station, das ebenfalls von LSA-SAF für dieses Pixel an den entsprechenden Zeitpunkten bestimmte Emissionsvermögen verwendet (siehe Kapitel 2.3.2). Die für die Fläche dieses MSG/SEVIRI-Pixels repräsentative Landoberflächentemperatur wird dann unter Berücksichtigung der atmosphärischen Gegenstrahlung (siehe Gleichung 2.35) aus Gleichung 2.4 bestimmt.

Die Landoberflächentemperaturen der beiden spektralen End-Member Baum und Gras sowie die auf die Fläche des über der KIT-Station RMZ befindlichen MSG/SEVIRI-Pixels extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen sind in Abbildung 3.29 dargestellt. Die auf diese Weise extrapolierten Landoberflächentemperaturen wurden dazu verwendet, um in dem Zeitraum von April 2009 bis Februar 2011 die aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen im Gebiet um die KIT-Station RMZ zu validieren [159]. Ein Vergleich zwischen den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen und dem LSA-SAF Landoberflächentemperaturprodukt für die Monate Mai und Oktober 2009 ist in Abbildung 3.30 dargestellt. Die mittlere Abweichungen zwischen den MSG/SEVIRI- und den extrapolierten Landoberflächentemperaturen betrug für Mai 2009

| | | Ergebnisse Stichproben | | | |
|-------------------------------|-------------|------------------------|-------------|-------|----------|
| Ergebnisse Klassifizierung | | Baum | Grasflächen | Total | U.A. [%] |
| | Baum | 284 | 18 | 302 | 94,04 |
| | Grasflächen | 6 | 172 | 178 | 96,63 |
| | Total | 290 | 190 | 480 | |
| | P.A. [%] | 97,93 | 90,53 | | 95,00 |

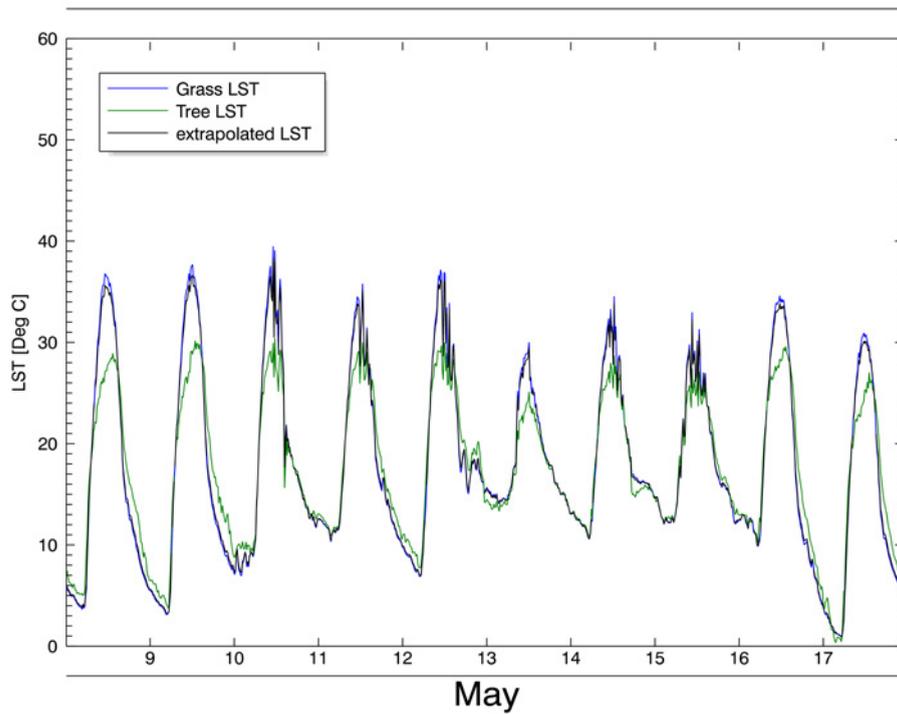
Abbildung 3.28.: Konfusionsmatrix aus 480 zufälligen Stichproben zur Überprüfung der in Kapitel 3.9.3 erzielten Klassifikationsergebnisse.

-0,72 °C ($\pm 1,46$ °C) und für Oktober 2009 0,33 °C ($\pm 2,22$ °C). Ausreißer sind auch hier auf unerkannte Wolken zurück zu führen und werden für die Validierung des LSA-SAF Landoberflächentemperaturprodukts mit einem 3σ Hampelfilter entfernt werden [159]. Insgesamt konnte durch extrapolierte in-situ Landoberflächentemperaturen die gute Qualität des GSW-Algorithmus, auch unter extremen atmosphärischen Bedingungen (siehe Kapitel 2.4.1) für den gesamten Zeitraum von April 2009 bis Februar 2011 gezeigt werden [159].

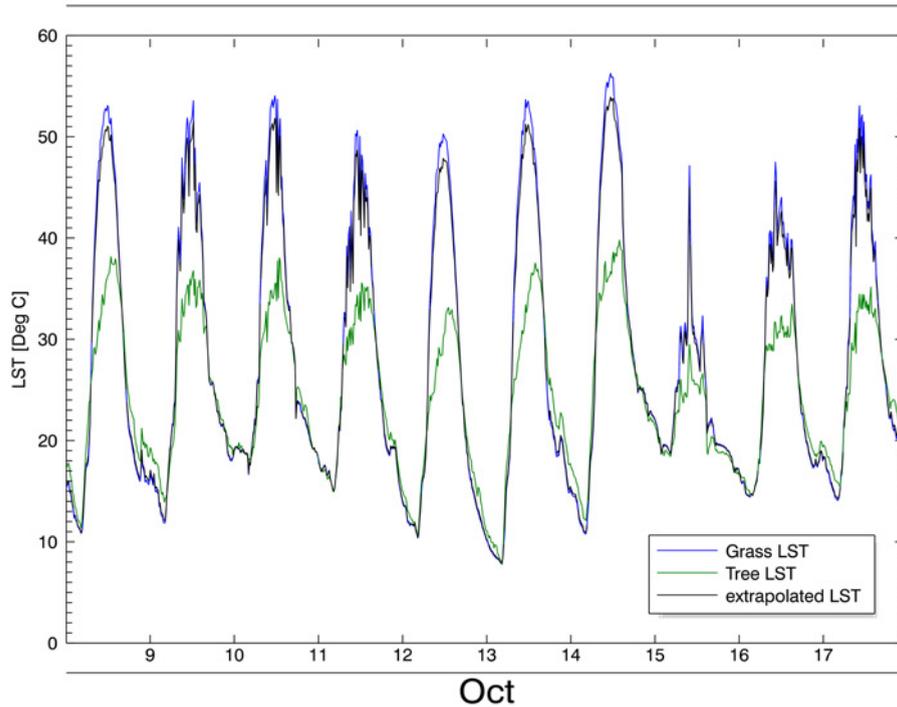
Die in Kapitel 3.9.4 beschriebene Qualitätsanalyse der Klassifizierung kann, wie bereits in Kapitel 3.7.5 beschrieben wurde, dazu verwendet werden, den maximalen Fehler der extrapolierte in-situ Landoberflächentemperaturen aufgrund von Ungenauigkeiten in der Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member, zu bestimmen. Abbildung 3.31 zeigt den maximalen Fehler mit dem die in Abbildung 3.29 dargestellten extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen behaftet sein können. Hierbei wurde die aus der Qualitätsanalyse bestimmte Unsicherheit in den Mischungsverhältnisse von 5,0 % angenommen.

Die maximale Differenz der Helligkeitstemperaturen der spektralen End-Member Baum und Gras beträgt für den Zeitraum von Januar bis Dezember 2010 24,8 °C. Damit beträgt der maximal mögliche Fehler der auf das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen 1,24 °C.

Da die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen im gleichen Zeitraum lediglich $1,7$ °C $\pm 5,4$ °C beträgt, ist der mittlere maximale Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen mit $0,09$ °C $\pm 0,27$ °C nur knapp größer als die Messgenauigkeit von $0,3$ °C.

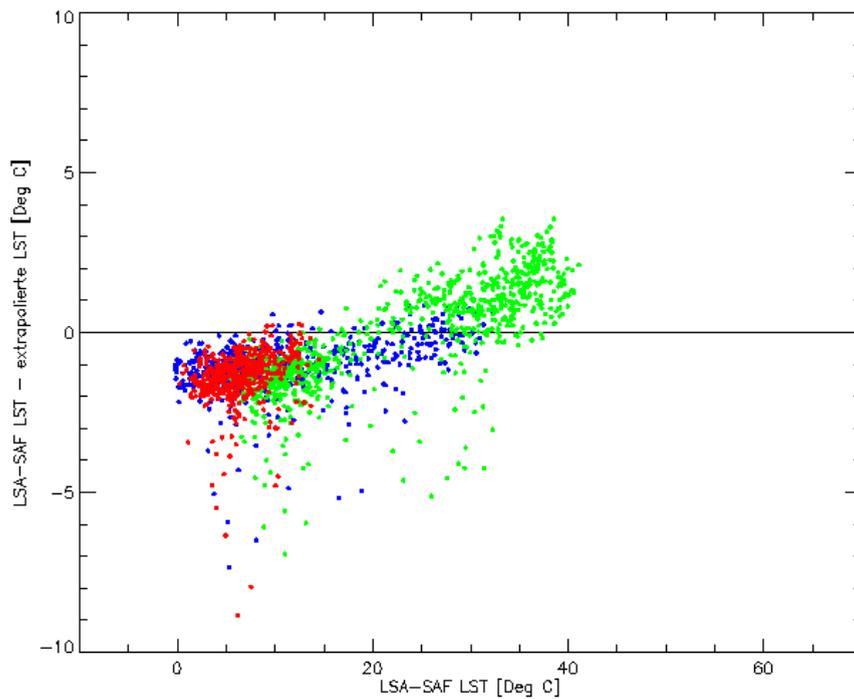


(a) Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. Mai 2009

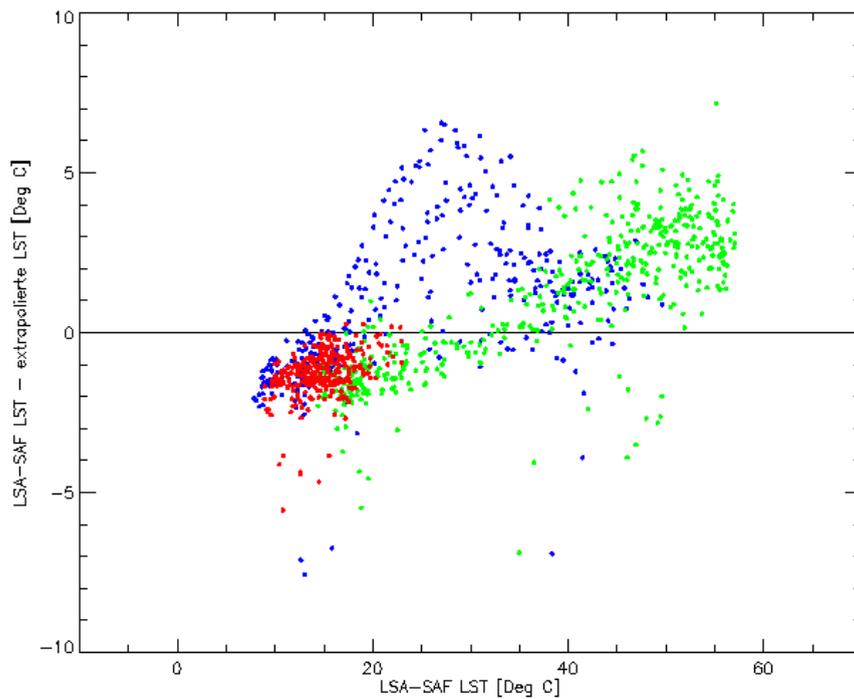


(b) Landoberflächentemperaturen im Zeitraum vom 8. bis 17. Oktober 2009

Abbildung 3.29.: Extrapolierte Landoberflächentemperatur für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ, im Vergleich zu den Landoberflächentemperaturen der End-Member Baum und Gras

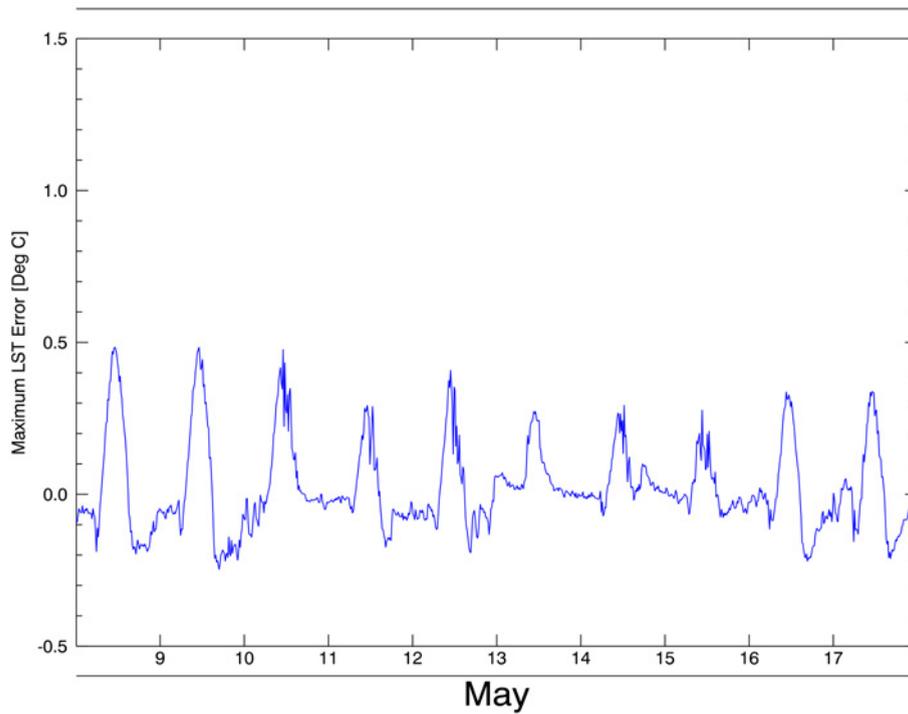


(a) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im Mai 2009

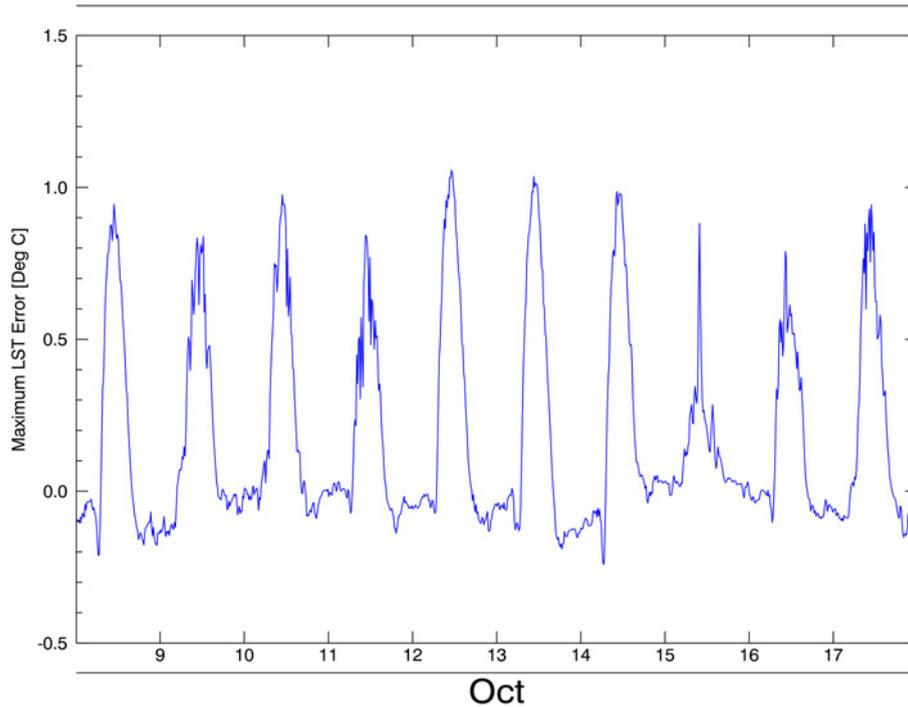


(b) LST-Differenzen in Abhängigkeit von der LSA-SAF LST im Oktober 2009

Abbildung 3.30.: Vergleich zwischen den von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen und den extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ in Abhängigkeit von der Tageszeit: morgens (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr) und nachts (rot, 20-6 Uhr)



(a) Maximaler Fehler im Mai 2009



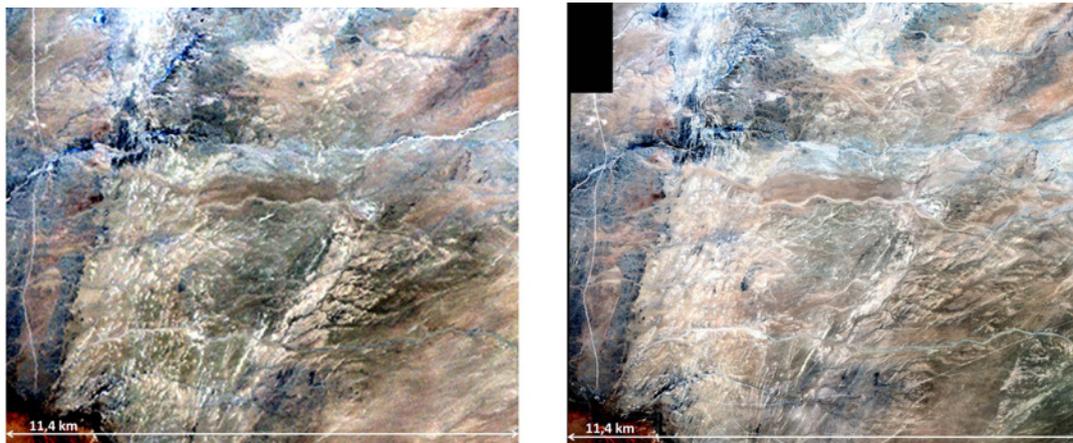
(b) Maximaler Fehler im Oktober 2009

Abbildung 3.31.: Maximal möglicher Fehler in der extrapolierten in-situ Landoberflächentemperatur durch Unsicherheiten in den aus Flächenanteilen bestimmten Mischungsverhältnissen der spektralen End-Member für die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels über der KIT-Station RMZ

3.10. Extrapolation der Landoberflächentemperaturen im Validierungsgebiet Gobabeb

3.10.1. Bestimmung der großräumigen spektralen End-Member im Validierungsgebiet Gobabeb

Zur Bestimmung der spektralen End-Member im Validierungsgebiet Gobabeb liegen zum einen ein Landsat-Datensatz mit einer räumlichen Auflösung von 28,5 m sowie ein IKONOS-Datensatz mit einer räumlichen Auflösung von 4 m im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich sowie 1 m im panchromatischen Kanal vor. Da der panchromatische Kanal dieser IKONOS-Szene stellenweise keine gültigen Datenpunkte enthält, wird auf ein Panshärpen der Kanäle im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich verzichtet. Die beiden Datensätze sind in Abbildung 3.32 dargestellt.



(a) Landsat RGB-Aufnahme vom 04. 06. 2000 mit einer räumlichen Auflösung von 28,5 m (b) IKONOS RGB-Aufnahme vom 26. 04. 2008 mit einer räumlichen Auflösung von 4 m

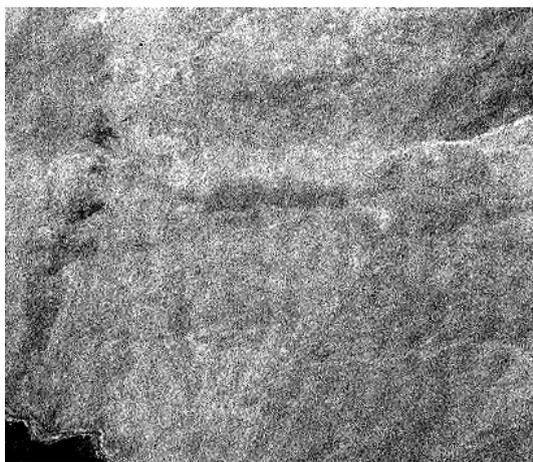
Abbildung 3.32.: Satellitendaten im sichtbaren Spektralbereich für das Validierungsgebiet Gobabeb

Da die Fläche des MSG/SEVIRI-Pixels, das direkt über der Station lokalisiert ist, sehr heterogen ist, kann diese Fläche nicht zur Validierung der Landoberflächentemperatur verwendet werden. Stattdessen wird die Landoberflächentemperatur über einer sehr homogenen Fläche nordöstlich der KIT-Station validiert. Aus diesem Grund werden die spektralen End-Member im Validierungsgebiet Gobabeb nicht nur für die Fläche eines MSG/SEVIRI-Pixels sondern auch für dessen weitere Umgebung bestimmt.

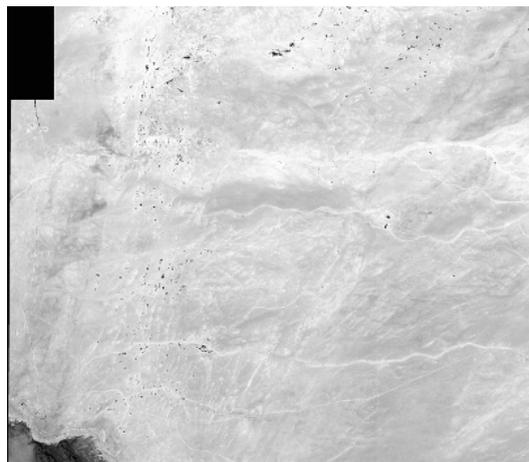
Die spektralen End-Member wurden für beide Datensätze durch eine Unabhängigkeitsanalyse mit der Routine "independent component analysis" in dem Softwarepaket Envi 4.8 bestimmt. Das Ergebnis dieser Unabhängigkeitsanalyse ist in Abbildung 3.33 dargestellt. Durch einen Vergleich der unabhängigen Komponenten mit der entsprechenden Satellitenszene im sichtbaren Spektralbereich kann man erkennen, dass die unabhängigen Komponenten vor allem unterschiedlichen Boden- und Gesteinstypen entsprechen.

Durch eine Inspektion des Validierungsgebiets bei Feldexperimenten konnte darüber hinaus festgestellt werden, dass die Landoberfläche der Schotterebenen mit spärlich verteilten vertrockneten Gräsern bewachsen ist. Da die Grasbüschel einzeln verteilt und eine Größe von nur einigen 10 cm besitzen, können sie nicht aus Satellitendaten identifiziert werden.

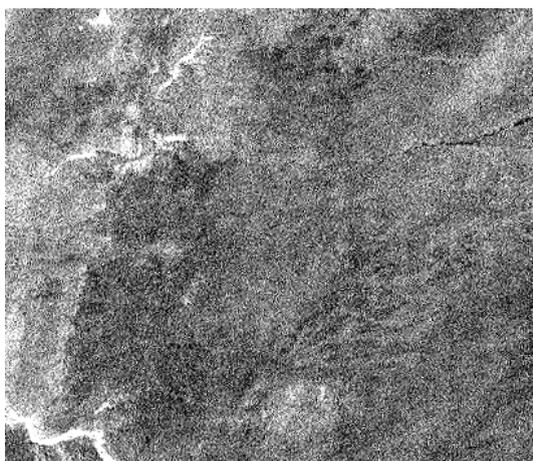
Zur Validierung der MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperatur wird daher eine großräumig homogene Fläche nordöstlich der KIT-Station gewählt, deren Bodentyp und Bewuchs mit vertrockneten Grasbüscheln mit dem an der KIT-Station übereinstimmt.



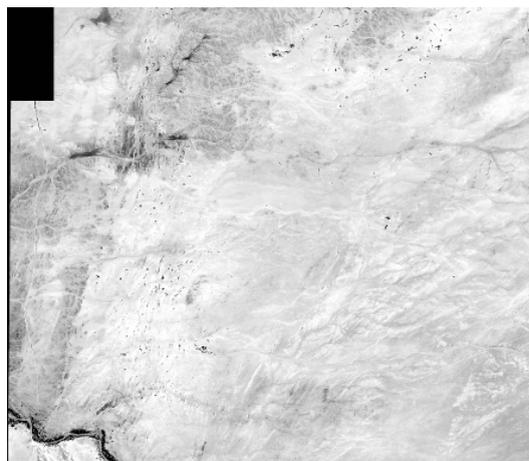
(a) Erste unabhängige Komponente der Landsat-Szene (siehe Abbildung 3.32)



(b) Zweite unabhängige Komponente der IKONOS-Szene (siehe Abbildung 3.32)



(c) Dritte unabhängige Komponente der Landsat-Szene (siehe Abbildung 3.32)



(d) Erste unabhängige Komponente der IKONOS-Szene (siehe Abbildung 3.32)

Abbildung 3.33.: Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse: Es werden die Sanddünen (im Südwesten), die Schotterebenen und die Vegetation entlang des Kuiseb als spektrale End-Member identifiziert. Darüber hinaus werden unterschiedliche Gesteine bzw. Bodentypen identifiziert.

Um bestimmen zu können, ob es genügt bei der Extrapolation der Landoberflächentemperaturen in einem thermisch so homogenen Gebiet wie den Schotterebenen nur die großräumigen End-Member, wie zum Beispiel unterschiedliche Gesteins- und Bodentypen, zu berücksichtigen sowie um den Einfluss kleinräumiger End-Member, wie zum Beispiel einzelnen vertrockneten Grasbüscheln, auf großräumige Landoberflächentemperaturen zu untersuchen, werden die kleinräumigen End-Member im Folgenden genauer untersucht.

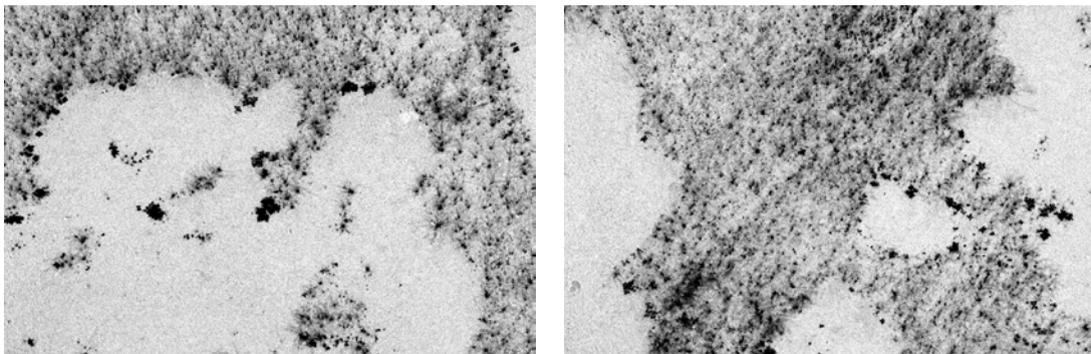
3.10.2. Bestimmung der kleinräumigen spektralen End-Member an der KIT-Station Gobabeb

Um den Einfluss von kleinräumigen spektralen End-Memberrn, deren räumliche Verteilung sich auf einer Skala von weniger als 1 m ändert, zu untersuchen, wurden an der KIT-Station Gobabeb zwei KT15.85 IIP Infrarotradiometer installiert, die Oberflächen mit einem unterschiedlichen Bewuchs von vertrocknetem Gras beobachten. Die beiden Messflächen der Radiometer sind in Abbildung 3.34 dargestellt.



(a) Messfläche des westlichen Stationsradiometers ($\sim 10 \text{ m}^2$) (b) Messfläche des östlichen Stationsradiometers ($\sim 10 \text{ m}^2$)

Abbildung 3.34.: Messflächen der Infrarotradiometer an der KIT-Station Gobabeb



(a) Erste unabhängige Komponente der Messfläche um die Fläche des westlichen Stationsradiometers (b) Erste unabhängige Komponente der Messfläche um die Fläche des östlichen Stationsradiometers

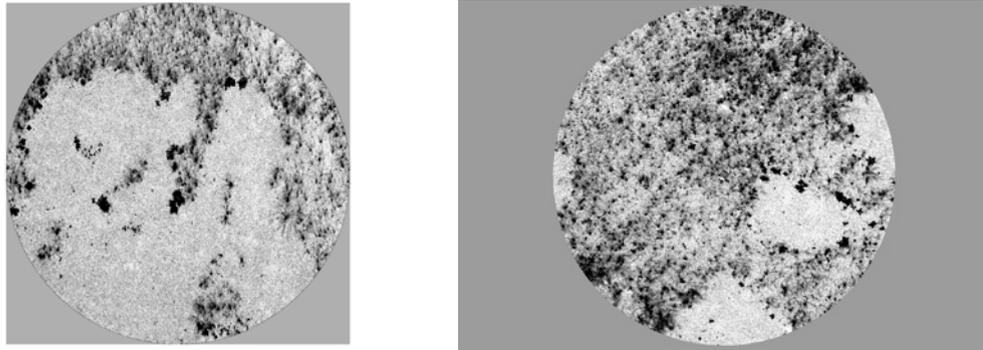
Abbildung 3.35.: Ergebnis der Unabhängigkeitsanalyse der Oberflächen um die Messflächen der Infrarotradiometer an der KIT-Station Gobabeb

Die spektralen End-Member wurden für beide Oberflächen durch eine Unabhängigkeitsanalyse mit der Routine "independent component analysis" in dem Softwarepaket Envi 4.8 bestimmt. Die Ergebnisse der Unabhängigkeitsanalyse sind in Abbildung 3.35 dargestellt. Da die dritte unabhängige Komponente für beide Oberflächen keine weiteren Informationen beinhaltet, kann diese Komponente vernachlässigt werden. Aus den einzelnen unabhängigen Komponenten können für beide Oberflächen die folgenden spektralen End-Member bestimmt werden:

Schotter Der Schotter wird für beide Oberflächen in der ersten unabhängigen Komponente als spektraler End-Member identifiziert. Als Schotter wird dabei ein Gemisch aus kleinen Kiesel- und Schottersteinen bezeichnet, die den darunter liegenden Sandboden locker bedecken. Schotter ist in Abbildung 3.35(a) dunkel und in Abbildung 3.35(b) hell dargestellt.

Sand Sandflächen, die nicht von Schotter bedeckt sind werden für beide Radiometerflächen in der zweiten unabhängigen Komponente als spektrale End-Member identifiziert (helle Flächen). Aufgrund der teils sehr geringen Größe des Schotters, ist eine Unterscheidung zwischen Schotter und Sand messtechnisch sehr schwierig. Daher werden Sand und Schotter im Folgenden als ein spektraler End-Member behandelt.

Gras Grasbüschel können als zweiter spektraler End-Member für beide Oberflächen aus



(a) Dritte Hauptkomponente der Messfläche des westlichen Stationsradiometers

(b) Dritte Hauptkomponente der Messfläche des östlichen Stationsradiometers

Abbildung 3.36.: Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse der Messflächen der Stationsradiometer an der KIT-Station Gobabeb

der ersten unabhängigen Komponente identifiziert werden. Die Grasbüschel sind bei beiden Flächen aufgrund des Wüstenklimas größtenteils vertrocknet. Da die Fotos der Radiometerflächen jedoch im April 2011 kurze Zeit nach mehreren starken Regenereignisse aufgenommen worden sind, sind einiger der Grasbüschel immer noch grün. Da diese kurze Zeit später ebenfalls vertrocknet sind, handelt es sich jedoch nicht um eigenständige End-Member. Die Grasbüschel sind in Abbildung 3.35(a) hell und in Abbildung 3.35(b) dunkel dargestellt.

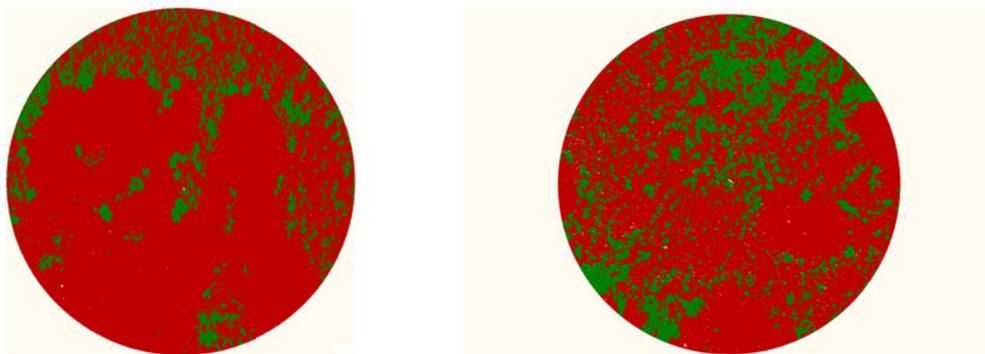
3.10.2.1. Klassifizierung der Radiometer-Flächen

Im sichtbaren Spektralbereich unterscheiden sich Grasbüschel und Schotterflächen vor allem durch ihre Helligkeit. Aus Stichproben beider Datensätze kann die maximale Helligkeit von Grasbüscheln auf einen Wert von 200 abgeschätzt werden.

Da sich die beiden End-Member-Klassen "Gras" und "Schotter" spektral sehr ähnlich sind, ist eine vollständige Trennbarkeit der beiden Klassen unter Verwendung der spektralen Information im sichtbaren Spektralbereich nicht möglich. Zur Verbesserung der Trennbarkeit wurde daher auf beiden Datensätzen eine Hauptkomponentenanalyse mit der Routine "principal component analysis" in dem Softwarepaket Envi 4.8 durchgeführt. Die erste Hauptkomponente unterscheidet dabei in beiden Fällen zwischen dem Schattenwurf durch die einzelnen Grasbüschel und dem Rest der Messfläche und wird daher vernachlässigt. Da die dritte Hauptkomponente besonders gut zwischen Gras und dem Hintergrund aus Schotter und Sand unterscheidet, wird diese als zusätzliches Merkmal für die Klassifizierung verwendet. Abbildung 3.36 zeigt jeweils die dritte Hauptkomponente der beiden Radiometerflächen.

Aus dem Histogramm, sowie aus Stichproben konnte die obere Schwellwertgrenze für Gras auf einen Wert von -1,2 für beide Radiometerflächen abgeschätzt werden. Entsprechend kann die untere Schwellwertgrenze für den Untergrund aus Schotter und Sand auf den Wert -1,2 gesetzt werden.

Für die Klassifizierung wurden beide Datensätze jeweils inklusive der dritten Hauptkomponente als Datenstapel in das Softwarepaket eCognition geladen. Anschließend wurde der Datenstapel mit der Routine "multiresolution segmentation" (multiskalare Segmentierung) in spektral homogene Bildobjekte segmentiert. Dabei wurde ein Skalenparameter (siehe Gleichung 3.26) von 10 gewählt, um möglichst homogene Bildobjekte zu erhalten, die jedoch nicht größer als die realen Objekte, wie zum Beispiel Grasbüschel, sind. Bei der



(a) Messfläche des westlichen Stationsradiometers (b) Messfläche des östlichen Stationsradiometers

Abbildung 3.37.: Ergebnis der Klassifizierung der beiden Radiometerflächen an der KIT-Station Gobabeb: Räumlich Verteilung der spektralen End-Member “Gras” (grün) und “Schotter” (rot)

| | | Ergebnis Stichproben | | | |
|--------------------------|-------------|----------------------|-------------|-------|-----------|
| Ergebnis Klassifizierung | | Schotter | Grasbüschel | Total | U. A. [%] |
| | Schotter | 92 | 1 | 93 | 98,93 |
| | Grasbüschel | 3 | 79 | 82 | 96,34 |
| | Total | 95 | 80 | 175 | |
| | P. A. [%] | 96,84 | 98,75 | | 97,71 |

| | | Ergebnisse Stichproben | | | |
|----------------------------|-------------|------------------------|-------------|-------|----------|
| Ergebnisse Klassifizierung | | Schotter | Grasbüschel | Total | U.A. [%] |
| | Schotter | 100 | 4 | 104 | 96,15 |
| | Grasbüschel | 2 | 97 | 99 | 97,98 |
| | Total | 102 | 101 | 203 | |
| | P.A. [%] | 98,04 | 96,04 | | 97,04 |

(a) Messfläche des westlichen Stationsradiometers: (b) Messfläche des östlichen Stationsradiometers: Konfusionsmatrix aus 204 zufälligen Stichproben Konfusionsmatrix aus 203 zufälligen Stichproben

Abbildung 3.38.: Konfusionsmatrizen zur Überprüfung der Klassifizierung des Messflächen der Stationsradiometer an der KIT-Station Gobabeb

Segmentierung mit der multiskalaren Segmentierung wurden alle im Datenstapel vorhandenen Spektralkanäle gleich stark gewichtet und somit die (spektrale) Information aller Kanäle zur Bestimmung der Größe und Form der einzelnen Bildobjekte gleich stark berücksichtigt. Darüber hinaus wurde der Formgewichtungparameter für die Bildobjekte auf einen Wert von 0,1 gesetzt, so dass, nach Gleichung 3.28, der Zuwachs an Heterogenität durch die Farbe stärker gewichtet wird.

Im Anschluss an die multiskalare Segmentierung wurden beide Datensätze mit den angegebenen Schwellwertgrenzen in die End-Member-Klassen “Gras” und “Schotter” klassifiziert, wobei die Klasse “Schotter” ein Gemisch aus den spektralen End-Membren “Schotter” und “Sand” darstellt. Die Ergebnisse der Klassifizierung sind in Abbildung 3.37 dargestellt.

Für die Messfläche des westlichen Stationsradiometers erhält man aus der Klassifizierung einen Flächenanteil von 14 % Grasbüscheln und 86 % Schotterflächen. Für die Messflächen des östlichen Stationsradiometers erhält man einen Flächenanteil von 26 % Grasbüscheln sowie einen Flächenanteil von 74 % Schotterflächen. Damit sind beide Flächen von einem ähnlichen großen Anteil an Grasbüscheln bewachsen. Auffällig ist jedoch, dass die räumliche Verteilung der Grasbüschel bei der Messfläche des östlichen Stationsradiometers wesentlich homogener ist. Im Gegensatz dazu konzentriert sich die räumliche Verteilung der Grasbüschel bei der Messfläche des westlichen Stationsradiometers nahezu vollständig auf deren östlichen Rand.

Zur Überprüfung der Qualität der Klassifizierung wurden für beide Messflächen jeweils

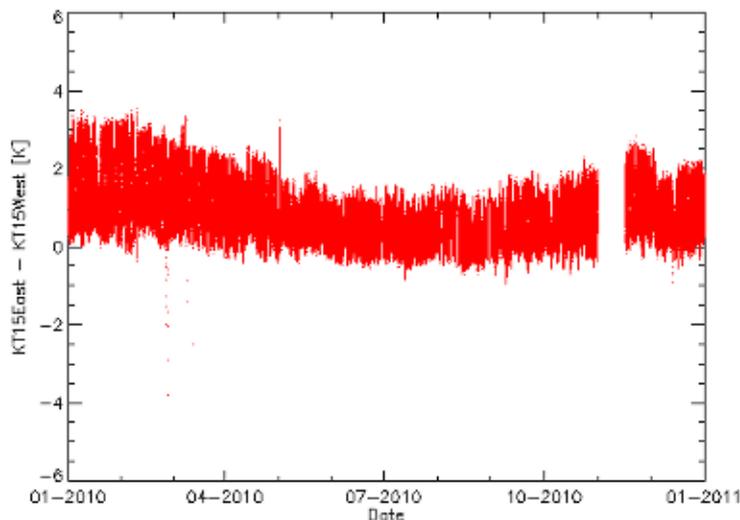


Abbildung 3.39.: Differenz der Helligkeitstemperaturen zwischen dem östlichen und dem westlichen Stationsradiometer an der KIT-Station Gobabeb

zufällige Stichproben bekannter Klassenzugehörigkeit genommen. Die aus den Stichproben berechneten Konfusionsmatrizen sind in Abbildung 3.38 dargestellt. Insgesamt erhält man aus den 175 Stichproben aus der Messfläche des westlichen Stationsradiometers eine Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung von 97,71 %. Daher kann man davon ausgehen, dass die aus der Klassifizierung erhaltene räumliche Verteilung der spektralen End-Member für die Messfläche des westlichen Stationsradiometers sehr genau ist. Aus der Messfläche des östlichen Stationsradiometers wurden insgesamt 203 zufällige Stichproben genommen. Die aus diesen Stichproben berechnete Gesamtgenauigkeit beträgt 97,04 %. Da für beide Messflächen sowohl die Hersteller- als auch die Benutzer-Genauigkeiten jeweils mehr als 96 % betragen, wird durch die Klassifizierung kein spektraler End-Member signifikant über- oder unterschätzt.

3.10.2.2. Landoberflächentemperatur der Radiometer-Flächen an der KIT-Station Gobabeb

Um zu überprüfen, welchen Einfluss die kleinskaligen spektralen End-Member auf die an der Station gemessene Landoberflächentemperatur haben, wurden die von den beiden Stationsradiometern gemessenen Helligkeitstemperaturen über einen Zeitraum von einem Jahr untersucht. Abbildung 3.39 zeigt die Differenz der Helligkeitstemperaturen von Januar bis Dezember 2010. Da die Daten im Minutentakt abgegriffen werden, sind die angezeigten täglichen Werte als Differenzspanne zu verstehen.

Vergleicht man die Tagesgänge der Differenzen der Helligkeitstemperaturen im Jahresverlauf, so fällt auf, dass die tägliche maximale Differenz zwischen den beiden Radiometermessungen mindestens 2 °C beträgt und darüber hinaus im Jahresverlauf variiert (bis zu 3 °C wird).

Die mittlere Differenz der Helligkeitstemperaturen zwischen den Messungen der beiden Stationsradiometer kann durch die unterschiedliche räumliche Verteilung der Grasbüschel in beiden Flächen erklärt werden. Aus den in Kapitel 3.10.2.1 erzielten Ergebnissen ist bekannt, dass die Grasbüschel in der Messfläche des östlichen Stationsradiometers räumlich wesentlich homogener verteilt sind als in der Messfläche des westlichen Stationsradiometers. Da der Flächenanteil der Grasbüschel in beiden Flächen ähnlich groß ist, muss die räumliche Verteilung der Grasbüschel einen entscheidenden Einfluss auf die über dieser Fläche gemessene Helligkeitstemperatur. Dies kann durch eine unterschiedliche Ventilation der Flächen erklärt werden. Die homogene räumliche Verteilung der Grasbüschel

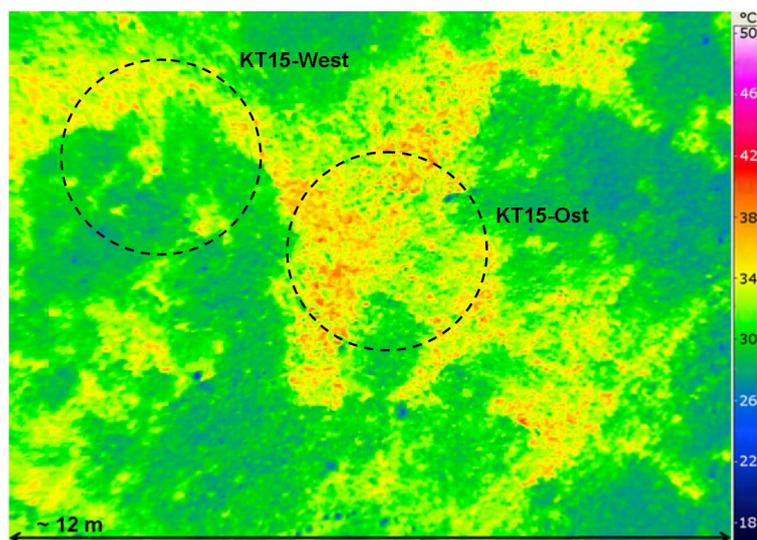


Abbildung 3.40.: Infrarotbild der Messfläche an der KIT-Station Gobabeb, aufgenommen am 29. 07. 2009 um 14.34 Uhr (lokaler Zeit) (IR-Bild von [161]). Die von den beiden Stationsradiometern beobachteten Flächen sind durch schwarze Linien gekennzeichnet.

sorgt dabei für eine reduzierte Ventilation gegenüber der Vergleichsfläche. Dadurch ist die Oberflächentemperatur der östlichen Messfläche im Mittel höher als die der westlichen Messfläche. Diese Theorie wird auch durch die Aufnahme der Messflächen mit einer Infrarotkamera (siehe Abbildung 3.40) bestätigt.

Insgesamt bedeutet dies, dass die räumliche Verteilung kleinskaligen spektralen End-Member "Gras" und "Schotter" einen nicht zu vernachlässigen Einfluss auf die Landoberflächentemperatur über diesen Flächen hat. Daher muss die räumliche Verteilung dieser End-Member bei der Extrapolation der Stationsmessungen auf Satellitenpixel berücksichtigt werden. Aufgrund der geringen räumlichen Größe dieser End-Member ist eine Extrapolation mit der in diesem Kapitel vorgestellten Methode jedoch nicht ohne weiteres möglich. Dies liegt vor allem daran, dass es derzeit keine verfügbaren Satellitendaten mit der erforderlichen räumlichen Auflösung gibt.

Daher wird in Kapitel 6 eine Methode vorgestellt, mit der Repräsentativität der in-situ Messungen an der KIT-Station Gobabeb durch in-situ Messungen im Validierungsgebiet überprüft werden kann. Darüber hinaus wird in Anhang A eine Methode vorgestellt, mit der flächendeckende Luftbilder des Validierungsgebiets mit der zur Klassifizierung der spektralen End-Member Gras und Schotter erforderlichen räumlichen Auflösung.

3.11. Zusammenfassung der End-Member-Cover-Methode

In diesem Kapitel wurde gezeigt, wie durch die Bestimmung der Mischungsverhältnisse der für eine bestimmte Landoberflächen wesentlichen spektralen End-Member, in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur über diesen spektralen End-Memberelementen auf die untersuchte Landoberfläche extrapoliert werden können.

Die End-Member-Cover-Methode wurde erfolgreich dazu verwendet, um die Landoberflächentemperaturen an den KIT-Stationen Evora, Dahra und RMZ auf das jeweilige zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel zu extrapolieren. Durch die Qualitätsanalyse der Klassifizierung konnten jeweils die Falschklassifikationsraten und damit die Unsicherheiten in den Mischungsverhältnissen bestimmt werden. Dadurch können die durch diese Unsicherheiten möglichen Fehler in der Extrapolation der Landoberflächentemperaturen zu jedem Zeitpunkt bestimmt werden.

Eine wesentliche Voraussetzung für die Anwendbarkeit der End-Member-Cover-Methode ist dabei, dass sich die Landoberfläche in den untersuchten Gebieten nur aus wenigen spektralen End-Membem zusammensetzt, deren räumliche Verteilung auch über Jahre hinweg konstant ist. Treten beispielsweise in einem Gebiet spektrale End-Member auf, die nur zeitweise existieren und räumlich nicht homogen verteilt sind, so ist diese Methode nicht anwendbar. Ein Beispiel für zeitlich und räumlich variierende spektrale End-Member sind partielle Überflutungen und Schneefall.

Eine weitere Voraussetzung für die Anwendbarkeit der End-Member-Cover-Methode ist, dass geeignete Satelliten- oder Luftaufnahmen der zu untersuchenden Landoberfläche im sichtbaren und gegebenenfalls nahen infraroten Spektralbereich zur Verfügung stehen. Dabei muss die räumliche Auflösung der Datensätze hoch genug sein, um die wesentlich spektralen End-Member in dem jeweiligen Gebiet auflösen zu können. Wie in Kapitel 3.10 gezeigt werden konnte, ist dies insbesondere in Wüstengebieten mit sehr kleinräumigen spektralen End-Membem schwierig.

Aus diesem Grund wird im folgenden Kapitel eine weitere Methode zur Extrapolation von landoberflächentemperaturen untersucht, bei der dynamische Änderungen der spektralen End-Member berücksichtigt werden können.

4. Modellierung von Landoberflächentemperaturen mit dem Modell SETHYS

Die in Kapitel 3 vorgestellte End-Member-Cover-Methode zur Extrapolation von Landoberflächentemperaturen kann nur verwendet werden, wenn es für das Gebiet hochauflösenden Satellitendaten oder Luftbilder gibt, deren räumliche Auflösung ausreichend ist, um die wesentlichen spektralen End-Member unterscheiden und klassifizieren zu können. Sind diese Daten jedoch nicht vorhanden, oder gibt es in einem Gebiet sehr viel oder zeitlich und räumlich variierende spektrale End-Member, so kann die End-Member-Cover-Methode nicht angewendet werden.

Daher wird in diesem Kapitel ein Landoberflächenmodell vorgestellt, mit dem die für ein bestimmtes Satellitenpixel repräsentativen Landoberflächentemperaturen modelliert werden können. Im Rahmen dieser Arbeit wird zur Modellierung der Landoberflächentemperaturen das Modell SETHYS (von franz. *Suivi de l'Etat Hydrique des Sols*) [28] verwendet, da dieses an ein Strahlungstransportmodell [162] gekoppelt ist, wodurch der Strahlungstransport in Richtung eines Fernerkundungssensors modelliert werden kann. Ein wesentlicher Vorteil dieses Modells ist, dass es bereits in mehreren Studien erfolgreich getestet wurde [28] [163] und für die Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Messungen des neuen Radiometers VIIRS (von engl. *Visible and Infrared Imager Radiometer Suite*) vorgesehen ist [26].

SETHYS ist ein sogenanntes Boden-Vegetation-Atmosphäre Transport-Modell (kurz SVAT von engl. *soil-vegetation-atmosphere transfer model*). Die Landoberfläche wird in diesem Modell durch eine Boden- und eine Vegetationsschicht repräsentiert, wobei die Bodenschicht aus einer oberen Bodenschicht und einem Wurzelbereich besteht [164]. Eine schematische Darstellung einer mit SETHYS modellierten Landoberfläche ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Das Modell simuliert den Energie- und Wasseraustausch zwischen den einzelnen Schichten und der Atmosphäre in einer Dimension und berechnet die resultierenden Energie- und Wasserflüsse zwischen den einzelnen Schichten [28]. Durch die Kopplung an ein Strahlungstransportmodell wird dann die von einem Fernerkundungssensor oberhalb der Vegetationsschicht gemessene Infrarotstrahlung modelliert. Hieraus wiederum wird dann die Landoberflächentemperatur bestimmt.

In dem Modell wird angenommen, dass der Boden- und Vegetationstyp über die gesamte modellierte Landoberfläche hinweg nicht variieren. Dadurch werden die Boden- und

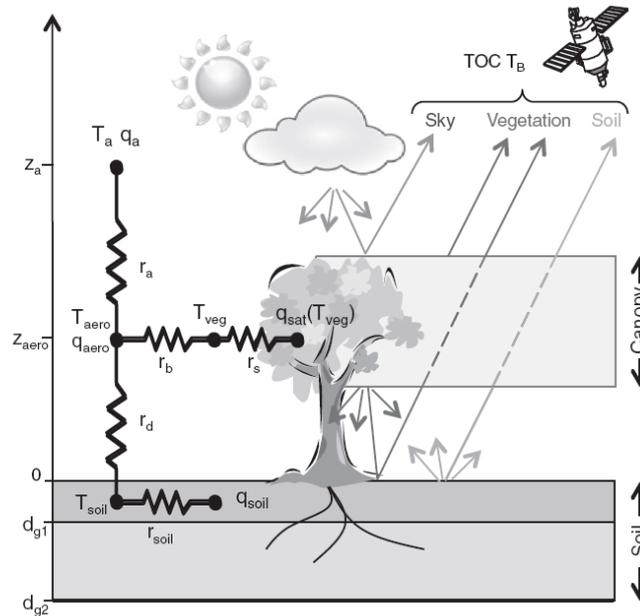


Abbildung 4.1.: Schematische Darstellung des Landoberflächenmodells SETHYS (aus [26]). Das Modell löst die Energiebilanzgleichungen am Erdboden ($h=0$) und auf Höhe der Vegetation ($h=z_{aero}$) unter Berücksichtigung des Energie- und Wasseraustauschs mit der Atmosphäre und den tieferen Bodenschichten (Wurzelschicht). Anschließend die zum Sensor gerichtete Strahlung simuliert. Daraus werden dann die Helligkeitstemperatur T_B und die Landoberflächentemperatur berechnet.

Vegetationsschicht jeweils als in sich homogene Schichten behandelt, so dass Austauschprozesse nur zwischen den Schichten in der vertikalen Ebene möglich sind. Aus diesem Grund spricht man auch von einem eindimensionalen SVAT-Modell.

Die räumliche Variabilität der Vegetation kann berücksichtigt werden, indem die zu modellierende Landoberfläche zunächst in geeignete Flächenelemente unterteilt wird. Die Flächenelemente sollten dabei so gewählt werden, dass sie eine homogene Vegetationsschicht repräsentieren. Anschließend werden die Landoberflächentemperaturen für jedes dieser Flächenelemente parallel modelliert.

Um mit SETHYS Landoberflächentemperaturen zu modellieren, die repräsentativ für ein MSG/SEVIRI-Pixel sind benötigt man Informationen über die Vegetation, insbesondere die Vegetationsdichte, in diesem Pixel. Diese sind als operationelles Produkt verschiedener Fernerkundungssensoren frei verfügbar. Um sicher zu stellen, dass die modellierten Landoberflächentemperaturen repräsentativ für die Fläche der zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixel sind, werden im Rahmen dieser Arbeit die von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Daten abgeleiteten Vegetationsprodukte, insbesondere der Blattflächenindex (siehe Kapitel 2.3.5) aus MSG/SEVIRI-Messungen, verwendet.

Im Folgenden wird zunächst die Funktionsweise des Landoberflächenmodells SETHYS näher erläutert. Anschließend wird das Modell dazu verwendet, um Landoberflächentemperaturen zu modellieren, die repräsentativ für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel sind.

4.1. Das Landoberflächenmodell SETHYS

Wie in Abbildung 4.1 dargestellt ist, wird die Landoberfläche von dem Landoberflächenmodell SETHYS durch drei homogene Schichten modelliert. Eine wesentliche Annahme

über die Landoberfläche in SETHYS ist dabei, dass die physikalischen Eigenschaften der einzelnen Schichten zeitlich konstant sind. Dadurch werden die physikalischen Eigenschaften der Vegetations-, Boden- und Wurzelschicht in dem Modell als konstante Parameter behandelt, die einmalig aus der Kalibrierung des Modells bestimmt werden können.

Der Energie- und Wasseraustausch zwischen den einzelnen Schichten der Landoberfläche und der Atmosphäre wird, für einen bestimmten Parametersatz, im wesentlichen durch den atmosphärischen Antrieb und die (optische) Dichte der Vegetation bestimmt.

Der Energie- und Wasseraustausch zwischen dem Erdboden, der Vegetationsschicht und der Atmosphäre wird nun modelliert, indem die Energiebilanzgleichung für die beiden Schichten simultan gelöst wird [28]. Eine eventuelle partielle Bedeckung der Landoberfläche mit Vegetation wird durch den sogenannten ‐Zwei-Quellen‐-Ansatz (TSM, von engl. two-source modelling) berücksichtigt. Bei diesem Ansatz wird neben einer Boden- und einer Vegetationsschicht auch der Luftraum innerhalb der Vegetation berücksichtigt [164]. Da jedoch nur die Bodenoberfläche und die Vegetation elektromagnetische Strahlung absorbieren und emittieren können, sind diese beiden Schichten auch die Quellen und Senken der Energie- und Wasserflüsse.

Die Energiebilanzgleichung der Bodenoberfläche lautet dabei [28]:

$$R_{n_g} = H_g + LE_g + G \quad (4.1)$$

R_{n_g} ist dabei die Strahlungsbilanz und H_g sowie LE_g sind der fühlbare sowie der latente Wärmestrom an der Bodenoberfläche. Der Bodenwärmestrom G stellt den Wärmeaustausch zwischen der oberen Bodenschicht und der Wurzelschicht dar.

Analog zur Energiebilanz der Bodenschicht (siehe Gleichung 4.1, lässt sich die Energiebilanzgleichung der Vegetationsschicht wie folgt formulieren [28]:

$$R_{n_v} = H_v + LE_v \quad (4.2)$$

R_{n_v} ist dabei die Nettostrahlung der Vegetationsschicht und H_v sowie LE_v sind der fühlbare sowie der latente Wärmestrom. Da die Boden- und die Vegetationsschicht die Quellen und Senken der Energie- und Wasserflüsse sind, erhält man für die Energie- und Wasserflüsse im Luftraum der Vegetation [28]:

$$H = H_g + H_v \quad (4.3)$$

$$LE = LE_g + LE_v \quad (4.4)$$

Die Vegetation wird von dem Modell als ein optisch semi-transparentes und turbulent durchmischtes Medium angenommen. Die (optische) Dichte der Vegetation kann nach [164] und [162] durch einen Abschirmfaktor σ_f beschrieben werden. Dieser Abschirmfaktor ist mit dem Transmissionskoeffizienten verknüpft und kann wie folgt aus einer empirischen Beziehung zum Blattflächenindex LAI abgeleitet werden [162]:

$$\sigma_f = e^{-0,85LAI} \quad (4.5)$$

Sind die Albedo der Erdoberfläche und der Vegetationsschicht aus der Kalibrierung bekannt, so kann die Strahlungsbilanz in der jeweiligen Schicht in Abhängigkeit von der

einfallenden kurz- und langwelligen Strahlung, die aus in-situ Messungen bekannt ist, bestimmt werden. Durch den oben eingeführten Abschirmfaktor wird zusätzlich Vielfachstreuung innerhalb der Vegetation sowie zwischen der Vegetation und der Erdoberfläche berücksichtigt. Darüber hinaus kann durch die zeitliche Variabilität des Blattflächenindex die jahreszeitliche Änderung der Vegetationsdichte berücksichtigt werden.

Die von den einzelnen Schichten ausgehenden Wärmeströme werden in dem Landoberflächenmodell SETHYS in Analogie zum elektrischen Stromkreis berechnet [165] [164] [28]. Die Wärmeströme F werden dabei jeweils als Austauschströme zwischen zwei Schichten 1 und 2 bestimmt und durch eine Potentialdifferenz ($V_2 - V_1$) zwischen diesen beiden Schichten hervorgerufen. In Analogie zum Ohmschen Gesetz werden in SETHYS die Austauschströme durch Widerstände bestimmt. Dies ist schematisch in Abbildung 4.1 dargestellt. Es gilt:

$$F \sim \frac{V_2 - V_1}{R_{12}} \quad (4.6)$$

Der fühlbare Wärmefluss wird dabei durch einen Temperaturgradienten hervorgerufen [164]. Die fühlbaren Wärmeströme an der Bodenoberfläche, der Vegetation und dem Luftraum der Vegetation sind daher [28]:

$$H_g = pc_p C_{avg}(T_g - T_{av}) \quad (4.7)$$

$$H_v = pc_p C_{avv}(T_v - T_{av}) \quad (4.8)$$

$$H = pc_p C_{ava}(T_{av} - T_a) \quad (4.9)$$

c_p ist dabei die spezifische Wärmekonstante bei konstantem Druck p [28]. C_{avg} , C_{avv} und C_{ava} sind in Analogie zu Gleichung 4.6 die aerodynamischen Leitwerte zwischen der Bodenoberfläche und dem Luftraum der Vegetation, der Vegetation und dem Luftraum der Vegetation sowie zwischen dem Luftraum der Vegetation und der Atmosphäre [166] [28]. Zur Bestimmung der Temperaturgradienten sowie der aerodynamischen Leitwerte müssen die Lufttemperatur der Atmosphäre sowie die Windgeschwindigkeit bekannt sein.

Der latente Wärmefluss LE setzt sich aus der latenten Verdunstungswärme L sowie der Verdunstungsrate (Evapotranspirationsrate) E zusammen [164] [28]. Die Verdunstungsrate wird dabei durch einen Gradienten des Wasserdampfdrucks q hervorgerufen [164]. Dabei unterscheidet man zwischen der Verdunstung von Wasser aus Pflanzen, der sogenannten Transpiration und der Verdunstung von Wasser aus dem Erdboden, der sogenannten Evaporation. Die Summe aus Transpirations- und Evaporationsrate ergibt die gesamte Verdunstungsrate der Atmosphäre und wird daher auch als Evapotranspirationsrate bezeichnet. Die latenten Wärmeströme an der Bodenoberfläche, der Vegetation und dem Luftraum der Vegetation sind daher [28]:

$$LE_g = \frac{pc_p}{\gamma} C_{avg} C_s (q_{sat}(T_g) - q_{av}) \quad (4.10)$$

$$LE_v = \frac{pc_p}{\gamma} C_{avv} R' (q_{sat}(T_v) - q_{av}) \quad (4.11)$$

$$LE = \frac{pc_p}{\gamma} C_a (q_{av} - q_a) \quad (4.12)$$

C_s [167] [168] [169] kann dabei als Leitwert des Bodens bezüglich der Evaporation angesehen werden und ist von der Bodenfeuchte sowie der potentiell möglichen Evaporation abhängig [28]. Der Faktor R' [164] berücksichtigt neben dem Leitwert der Vegetation bezüglich der Transpiration auch, dass nur der Flächenanteil der Vegetation, der nicht von Wasser bedeckt ist, zur Transpirationsrate beitragen kann [28]. γ ist die Psychrometer-Konstante¹ und beträgt näherungsweise $0,6710^{-4} \frac{hPa}{K}$. q_{sat} ist der Sättigungsdampfdruck und kann aus der sogenannten Magnus-Tetens-Gleichung [170] wie folgt bestimmt werden:

$$q_{sat} = q_0 e^{(17,2694 \left(\frac{T-T_0}{T-T_1} \right))} \quad (4.13)$$

mit

| | |
|----------------|------------------------------|
| $q_0 = 610,78$ | Pa (Kalibrationskoeffizient) |
| $T_0 = 273,15$ | K (Kalibrationskoeffizient) |
| $T_1 = 34,85$ | K (Kalibrationskoeffizient) |
| T | Temperatur in Kelvin |

Zur Bestimmung der latenten Wärmeströme müssen die Lufttemperatur T_a und die relative Feuchte q_a der Atmosphäre aus in-situ Messungen bekannt sein.

Die Oberflächentemperatur des Bodens T_g wird mit der sogenannten ‘‘Force-Restore’’-Methode [171] [172] bestimmt. Diese Methode beruht auf der Annahme, dass sich der Boden aus mindestens zwei Schichten, einer dünnen Oberflächenschicht und einer unteren Schicht, dem sogenannten Wurzelbereich, zusammensetzt. Der Bodenwärmestrom G wird dann zum einen durch die Temperaturänderung der Oberflächenschicht aufgrund der variierenden Strahlungsbilanz und zum anderen durch die Temperaturänderung zwischen der Oberflächen- und der Wurzelschicht bestimmt. Die Temperatur der Wurzelschicht ändert sich hierbei im Vergleich zur Temperatur der Oberflächenschicht jedoch nur sehr langsam.

4.1.1. Strahlungstransport in SETHYS

Da die Vegetationsschicht in SETHYS als ein turbulent durchmischtes Medium angenommen wird, befinden sich die Blätter nach dem Energie- und Wasseraustausch mit dem Luftraum der Vegetation mit diesem im thermodynamischen Gleichgewicht. Daher genügt es für die Vegetation eine einzige Temperatur anzunehmen [162]. Die von der Landoberfläche in Richtung eines Fernerkundungssensor ausgehende langwellige Strahlung ergibt sich dann aus der vom Erdboden und der Vegetation emittierten Strahlung ($B(T_s)$ und $B(T_v)$) sowie der an der Vegetation reflektierten langwelligen atmosphärischen Gegenstrahlung [162]:

$$R(\theta) = \tau_{to}(\theta) \epsilon_g B(T_s) + \omega_{to} B(T_v) + (1 - \epsilon_c(\theta)) R_a \quad (4.14)$$

mit:

| | |
|---------------------|--|
| T_s | Temperatur des Erdbodens (der Wurzelschicht) |
| T_v | Temperatur der Vegetation |
| ϵ_g | Emissionsvermögen des Erdbodens |
| ϵ_c | Emissionsvermögen der Bodenbedeckung in Richtung θ |
| $\tau_{to}(\theta)$ | aufwärts in Richtung θ gerichtete Transmissivität der Bodenbedeckung / Landoberfläche |
| ω_{to} | Anteil der von der Vegetation aufwärts in Richtung θ emittierten Strahlung |

¹Ein Psychrometer ist ein Instrument zur Bestimmung der Luftfeuchtigkeit

Die Transmissivität der Vegetation für langwellige Strahlung wird dabei nach [162] vor allem durch den Abschirmfaktor σ_f bestimmt. Im Falle von isotroper Emission bzw. sphärischer Vegetation, kann der Abschirmfaktor durch Gleichung 4.5 angenähert werden. Der allgemeine, richtungsabhängige Ausdruck lautet jedoch nach [162] wie folgt:

$$\sigma_f = 1 - \frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} b(\theta) d\theta \quad (4.15)$$

$b(\theta)$ ist hierbei die sogenannte “gap frequency” in Richtung θ . Um Gleichung 4.14 lösen zu können, müssen zunächst die Transmissivität und Reflektanz und das Emissionsvermögen der Landoberfläche in Richtung θ bestimmt werden. Diese können unter Berücksichtigung von Vielfachstreuung innerhalb der Vegetation sowie zwischen der Vegetation aus dem spektralen Emissionsvermögen der Vegetation und des Erdbodens mit Hilfe des richtungsabhängigen Abschirmfaktor berechnet werden.

Um die Transmissivität der Bodenbedeckung /Landoberfläche bestimmen zu können, müssen die Transmissivität und Reflektanz der Vegetation und des Erdbodens bekannt sein.

4.1.2. Eingabeparameter für das Landoberflächenmodell SETHYS

Die als zeitlich konstant angenommenen physikalischen Eigenschaften des Bodens und der Vegetation werden durch einen Satz von 26 biophysikalischen Parametern beschrieben, die für das jeweilige Gebiet charakteristisch sind [28]. Eine Liste dieser Parameter ist in Tabelle 4.1 zu finden.

Die für die Modellierung der Energie- und Wasserflüsse notwendigen meteorologischen Größen werden aus in-situ Messungen an den KIT-Stationen bestimmt (siehe auch Kapitel 2.4.1). Dabei werden die folgenden Größen als Eingangsdaten für die Modellrechnungen benötigt [28]:

- kurzwellige einfallende (d.h. zum Erdboden gerichtete) Sonneneinstrahlung
- langwellige einfallende Strahlung
- Lufttemperatur
- relative Feuchte
- Windgeschwindigkeit oberhalb der Vegetation
- Niederschlagsmenge
- Bodentemperatur
- Blattflächenindex der Vegetation
- Höhe der Vegetation

| Nr. | Name | Beschreibung [Einheit] | Parameterwert |
|-----|----------------|---|---------------|
| 1 | ϵ_g | Emissionsvermögen des Bodens | 0,93 |
| 2 | α_{sec} | Albedo des trockenen Bodens | 0,2894216512 |
| 3 | α_{hum} | Albedo des feuchten Bodens | 0,1890857353 |
| 4 | w_{inf} | Feuchtigkeitsparameter zur Bestimmung der Albedo | 0,2289381202 |
| 5 | w_{sup} | Feuchtigkeitsparameter zur Bestimmung der Albedo | 0,4248432227 |
| 6 | α_{sv} | Albedo der Vegetation | 0,2805085395 |
| 7 | V_{max0} | Photosynthesekapazität der Blätter [$\mu\text{mol m}^{-1} \text{s}^{-2}$] | 100,0 |
| 8 | l_{gf} | Dimension der Blätter in Windrichtung [m] | 0,08 |
| 9 | k_{wstr} | Empirischer Parameter zur Berechnung des Wasserstress | 0,02 |
| 10 | p_{hc} | halbkritisches hydrologisches Potential [m] | -150,0 |
| 11 | w_{max} | Wassergehalt des gesättigten Bodens [m^3m^{-3}] | 0,6 |
| 12 | w_{resid} | Wassergehalt des ungesättigten Bodens [m^3m^{-3}] | 0,1 |
| 13 | h_{VG} | Skalenparameter im Van-Genuchten-Modell [m] | -1,0 |
| 14 | h_{VG2} | Skalenparameter im Van-Genuchten-Modell [m] | -109,15 |
| 15 | n_{VG} | Formfaktor im Van-Genuchten-Modell [m] | 1,2 |
| 16 | n_{VG1} | Formfaktor im Van-Genuchten-Modell [m] | 2,12 |
| 17 | n_{VG2} | Formfaktor im Van-Genuchten-Modell [m] | 2,198 |
| 18 | K_{sat} | Hydralischer Leitwert des gesättigten Bodens [ms^{-1}] | 0,0000001 |
| 19 | a_{Elim} | Empirischer Parameter für maximale/minimale Evaporation | 40,0 |
| 20 | b_{Elim} | Empirischer Parameter für maximale/minimale Evaporation | 25,0 |
| 21 | F_{therm} | Korrekturkoeffizient zur Berücksichtigung des Volumenanteils der Bodenwärmekapazität [$\text{J m}^{-3}\text{K}^{-1}$] | 1,0 |
| 22 | dp_2 | Tiefe der Wurzelschicht [mm] | 1000,0 |
| 23 | dp_1 | Tiefe der oberen Bodenschicht [mm] | 150,0 |
| 24 | w_{g0} | Anfangswassergehalt der Bodenoberfläche [m^3m^{-3}] | 0,31 |
| 25 | w_{20} | Anfangswassergehalt der Wurzelschicht [m^3m^{-3}] | 0,64 |
| 26 | bia_{ST_2} | Fehler in der Temperatur der Wurzelschicht [K] | 0,0 |

Tabelle 4.1.: Kalibrierte Eingangsparameter des Landoberflächenmodells SETHYS für die KIT-Station RMZ

4.2. Modellierung der Landoberflächentemperaturen über der KIT-Station RMZ

Zur Extrapolation der an der KIT-Station RMZ gemessenen in-situ Landoberflächentemperaturen auf das MSG/SEVIRI-Pixel bzw. auf die Fläche eines LSA-SAF LST-Pixels, wird hier das ebenfalls von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Daten abgeleitete Blattflächenindex-Produkt (LAI) verwendet (siehe Kapitel 2.3.5). Unter der Annahme, dass das LSA-SAF Blattflächenprodukt den Blattflächenindex in den Validierungsgebieten hinreichend genau wiedergibt, können so mit dem Modell SETHYS Landoberflächentemperaturen mit der räumlichen Auflösung des LSA-SAF LST-Produkts simuliert werden. Abbildung 4.2 zeigt den Verlauf des aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Blattflächenindex für das Jahr 2010.

Obwohl für das Validierungsgebiet RMZ keine in-situ Messungen des Blattflächenindex vorliegen, kann man generelle Qualität des Blattflächenindexprodukts an Hand des Pflan-

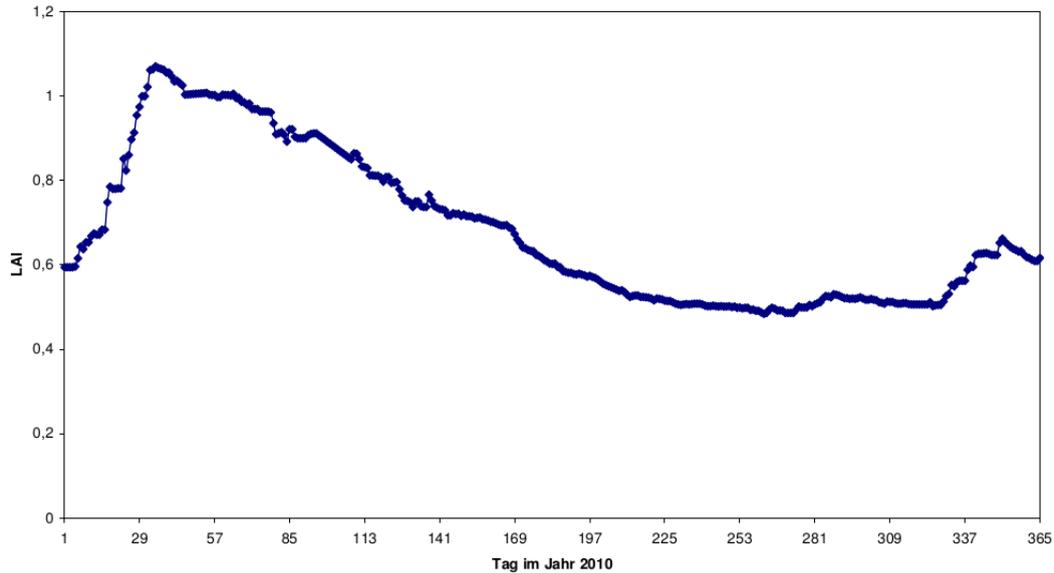


Abbildung 4.2.: Blattflächenindex aus MSG/SEVIRI-Messungen für über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel

zenbedeckungsgrads abschätzen (siehe auch Kapitel 2.3.5). Für das Jahr 2010 beträgt der minimale Pflanzenbedeckungsgrad der Landoberfläche im Validierungsgebiet 18.9 %. Dieser Wert wiederum stimmt recht gut mit dem aus der objekt-basierten Klassifizierung einer GeoEye-Szene abgeleiteten Bedeckungsgrad der Landoberfläche mit Baumkronen (und größeren Büschen) von 15 % überein (siehe Kapitel 3.9.3). Die Differenz zwischen den beiden Werten kann auch durch einen zusätzlichen Beitrag von nur teilweise vertrocknete Grasflächen entstehen, die bei der End-Member-Cover-Methode (siehe Kapitel 3.9.3) nicht berücksichtigt wurden. Da der Pflanzenbedeckungsgrad realistische Ergebnisse liefert, kann man auch davon ausgehen, dass der aus diesen Werten abgeleitete Blattflächenindex sinnvolle Werte erzeugt.

Um die mit SETHYS modellierten mit den nach der End-Member-Cover-Methode extrapolierten Landoberflächentemperaturen vergleichen zu können, wurden mit dem Modell zunächst Landoberflächentemperaturen an der KIT-Station RMZ über einen Zeitraum von Januar bis Dezember 2010 zu modelliert, da für diesen Zeitraum ebenfalls extrapolierte Landoberflächentemperaturen (siehe Kapitel 3.9) vorliegen.

Hierzu wurden aus den Stationsdaten zunächst die einfallende kurzwellige Sonneneinstrahlung, die emittierte langwellige Strahlung, relative Feuchte, Lufttemperatur sowie Windgeschwindigkeit und -richtung extrahiert. Da die Messungen dieser meteorologischen Größen an der Station repräsentativ für das gesamte MSG/SEVIRI-Pixel sein sollen, wurden die Stationsdaten auf eine zeitliche Auflösung von 15 Minuten gemittelt, so dass kurzzeitige lokale Abweichungen weniger stark gewichtet sind. Die Niederschlagsmenge wurde für die Modellierung der Landoberflächentemperaturen auf den statischen Wert Null gesetzt, da an der KIT-Station RMZ zeitweise aus messtechnischen Gründen keine Niederschlagsmengen aufgezeichnet wurden. Dies bedeutet, dass mit dem vorliegenden Datensatz lediglich Landoberflächentemperaturen für regenfreie Zeitpunkte modelliert werden können. Da das Validierungsgebiet RMZ in einem semi-ariden Gebiet (Kalahari, siehe Kapitel 2.4.1) liegt, kann man davon ausgehen, dass Regenereignisse nur sehr selten auftreten. Darüber hinaus ist eine Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten ebenfalls nur zu wolken- und damit auch regenfreien Zeitpunkten möglich.

Da es an der KIT-Station RMZ keine Messungen der Bodentemperatur im Wurzelbereich gab, wird die Bodentemperatur zu jedem Zeitpunkt aus der mittleren Lufttemperatur der

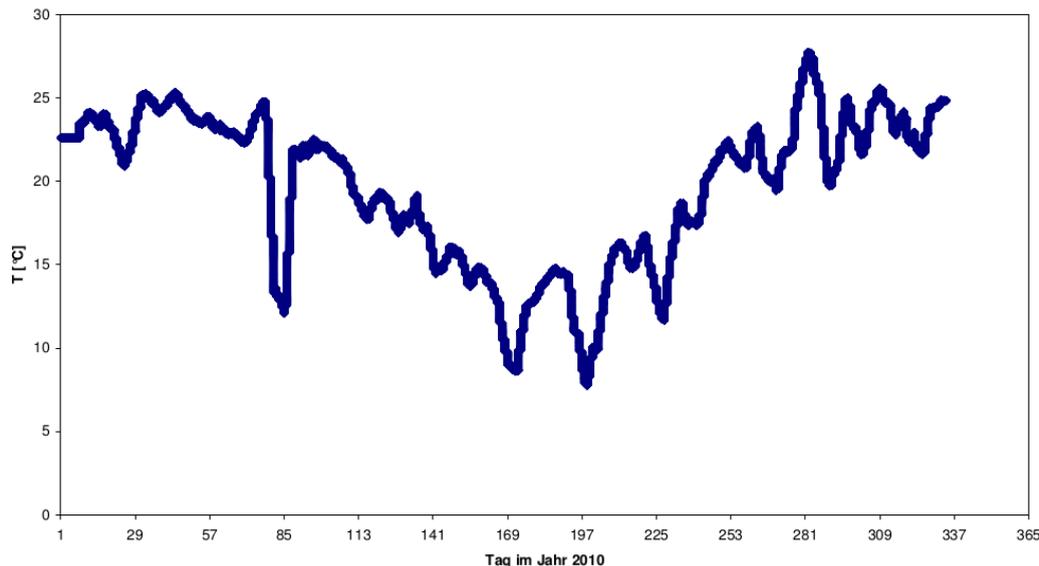


Abbildung 4.3.: Bodentemperatur in der Wurzelschicht an der KIT-Station RMZ.

letzten sieben Tage bestimmt. Der Jahresverlauf der auf diese Weise berechneten Bodentemperatur in der Wurzelschicht ist in Abbildung 4.3 dargestellt.

Zur Kalibrierung des Modells und der Bestimmung der in Tabelle 4.1 dargestellten Eingabeparameter wurde die in [28] beschriebene Methodik verwendet. Bei dieser Methode wird in einem iterativen Prozess die Differenz zwischen den modellierten und den mit der End-Member-Cover-Methode auf die gleiche Fläche (hier das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel) extrapolierten Landoberflächentemperaturen minimiert. Als Startwerte für die Kalibrierung wurde für jeden Parameter jeweils ein aus verschiedenen Studien bekannter und typischer Wertebereich verwendet [28].

Im Anschluss an die Kalibrierung wurde das Modell dazu verwendet, die Landoberflächentemperaturen des MSG/SEVIRI-Pixels über der Station zu modellieren. Anschließend wurden die modellierten mit den in-situ Landoberflächentemperaturen über den End-Membrenn Gras und Baum verglichen.

Aus einem Vergleich der in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche und einem Baum an der KIT-Station RMZ über einen Zeitraum von Januar bis Dezember 2010 (siehe auch Kapitel 3.9.5) ist bekannt, dass die Grasfläche im Mittel um $1,7\text{ °C}$ ($\pm 5,4\text{ °C}$) wärmer ist als der Baum. Insbesondere bei hohen Sonnenständen um die Mittagszeit ist die Grasfläche in Abhängigkeit von der Jahreszeit um mehrere Grad Celsius wärmer als der Baum. Dabei kann die Grasfläche um maximal $24,8\text{ °C}$ wärmer sein. Da aus Kapitel 3.9.1 bekannt ist, dass die Landoberflächenbedeckung in dem Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ aus einem Gemisch aus Bäumen und Grasflächen besteht, ist zu erwarten, dass die für das Validierungsgebiet repräsentativen modellierten Landoberflächentemperaturen Werte annehmen, die zwischen den in-situ Landoberflächentemperaturen des Baumes und denen der Grasfläche liegen.

Abbildung 4.4 zeigt den Verlauf der mit dem Landoberflächenmodell SETHYS modellierten im Vergleich zu den in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche und einem Baum für den Monat Mai 2010. Dabei fällt insbesondere auf, dass die modellierten Landoberflächentemperaturen gerade um die Mittagszeit wesentlich höher sind, als die aus in-situ Messungen an der KIT-Station RMZ bestimmten Landoberflächentemperaturen einer Grasfläche. Damit entsprechen die modellierten Landoberflächentemperaturen um die Mittagszeit nicht den oben besprochenen Erwartungen.

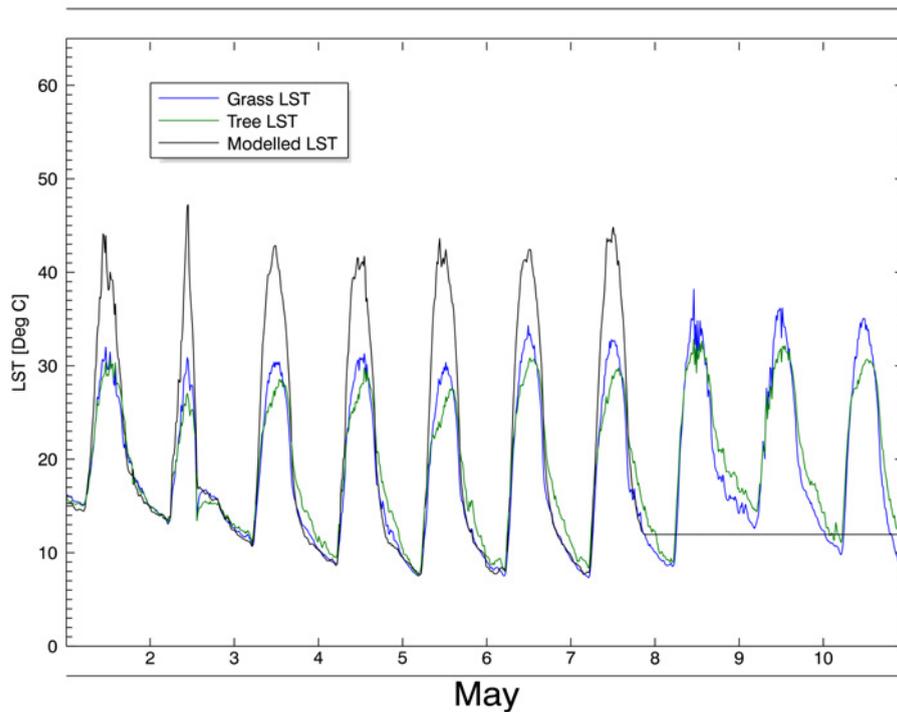


Abbildung 4.4.: Verlauf der mit Landoberflächenmodell SETHYS modellierten Landoberflächentemperaturen (schwarz), die repräsentativ für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ sind, mit den an der Station gemessenen in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche (blau) und einem Baum (grün) im Mai 2010.

Diese systematische Abweichung von den Erwartungen kann zwei mögliche Ursachen haben: Zum einen kann die Ursache dieser Abweichungen eine fehlerhafte Parametrisierung, Ungenauigkeiten in der Darstellung der physikalischen Prozesse innerhalb des Modells oder nicht gerechtfertigte Annahmen über die Landoberfläche und die Atmosphäre sein. Zum anderen könnte die von dem Stationsradiometer beobachtete Grasfläche nicht repräsentativ für das Validierungsgebiet sein. Darüber hinaus könnte die Messfläche des Stationsradiometers um die Mittagszeit teilweise abgeschattet sein.

Um die mögliche Ursache für diese Abweichungen zu finden, wurden die modellierten Landoberflächentemperaturen daher zu anderen Zeitpunkte im Jahr 2010 mit den in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur an der KIT-Station verglichen. Die Abbildungen 4.5, 4.6 und 4.7 zeigen den Vergleich der drei Landoberflächentemperaturen für die Monate Juni, August und Oktober 2010. Ein Vergleich der modellierten Landoberflächentemperaturen mit den in-situ Landoberflächentemperaturen über Gras für die drei Monate ergibt, dass die Differenzen zwischen diesen beiden Landoberflächentemperaturen um die Mittagszeit im Jahresverlauf von Mai bis Oktober sukzessive abnehmen.

So betragen die Differenzen zwischen den modellierten und den in-situ Landoberflächentemperaturen im Südwinter, während der Trockenzeit, in den Monaten Mai und Juni um die Mittagszeit teilweise mehr als 10 °C. Im August 2010 hingegen treten diese Differenzen nicht mehr an allen Tagen auf und betragen nur noch einige Grad Celsius. Im Oktober 2010 schließlich treten diese Differenzen um die Mittagszeit nur noch sehr vereinzelt auf.

Eine mögliche Erklärung für dieses Verhalten ist, dass der turbulente Feuchtigkeitstransport und insbesondere der latente Wärmeaustausch von dem Landoberflächenmodell nicht

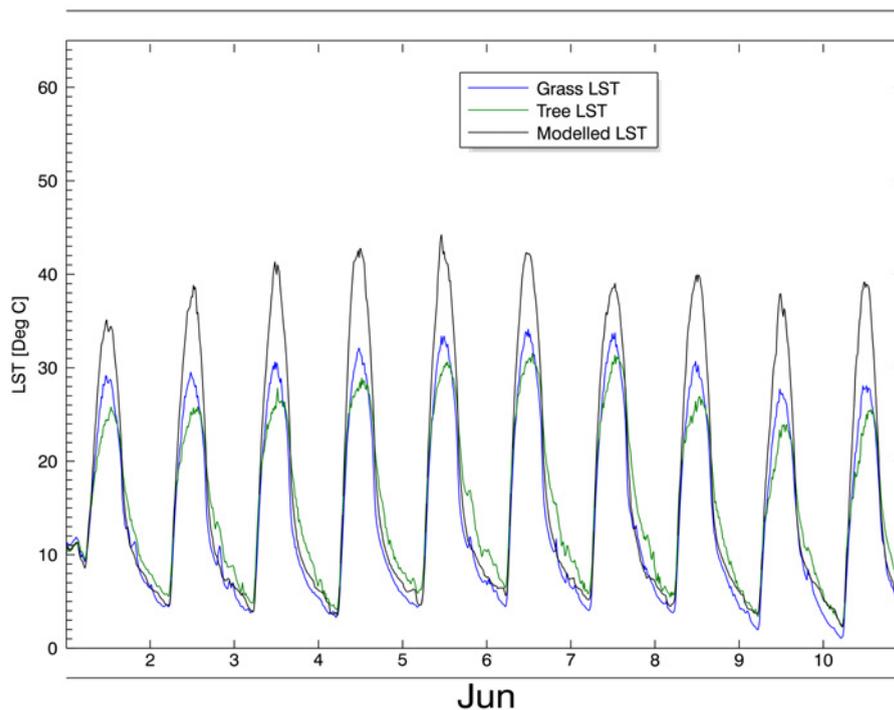


Abbildung 4.5.: Verlauf der mit Landoberflächenmodell SETHYS modellierten Landoberflächentemperaturen (schwarz), die repräsentativ für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ sind, mit den an der Station gemessenen in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche (blau) und einem Baum (grün) im Juni 2010.

korrekt weitergegeben wird. Dadurch liefert das Modell genau dann korrekte Daten, wenn die relative Luftfeuchtigkeit vergleichsweise gering ist. Vergleicht man die relative Luftfeuchtigkeit in den Monaten Juni, August und Oktober 2010 miteinander (siehe Abbildungen 4.8, 4.9 und 4.10) so findet man diese These bestätigt.

Ganz besonders deutlich wird dieser Zusammenhang auch im November 2010. Wie in Abbildung 4.11(a) zu sehen ist, ist die Übereinstimmung zwischen den modellierten und den in-situ Landoberflächentemperaturen in der ersten Hälfte des Monats recht gut. Insbesondere in der Mittagszeit liegen die modellierten Landoberflächentemperaturen in einem zu erwartenden Bereich unterhalb der in-situ Landoberflächentemperaturen über Gras und entsprechen somit den Erwartungen. Ein Vergleich mit Abbildung 4.11(b) zeigt, dass in diesem Zeitraum auch die relative Luftfeuchtigkeit an der Station vergleichsweise gering ist. In der zweiten Hälfte des Monats kann man jedoch einen starken Anstieg der relativen Luftfeuchtigkeit erkennen. Gleichzeitig sind auch die simulierten Landoberflächentemperaturen zur Mittagszeit systematisch höher als die extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen.

Der große Einfluss der Luftfeuchtigkeit und die oben beschriebenen Abweichungen zwischen den simulierten und den in-situ Landoberflächentemperaturen lassen sich durch fehlende Informationen über die Bodenfeuchte erklären. Da die Bodenfeuchte an der KIT-Station RMZ nicht gemessen wurde, mussten hierfür Standardwerte aus der Literatur [173] verwendet werden. Um zuverlässige Simulationsergebnisse zu erzielen, sollte die Bodenfeuchte daher im Rahmen einer Feldkampagne aus in-situ Messungen im Validierungsgebiet be-

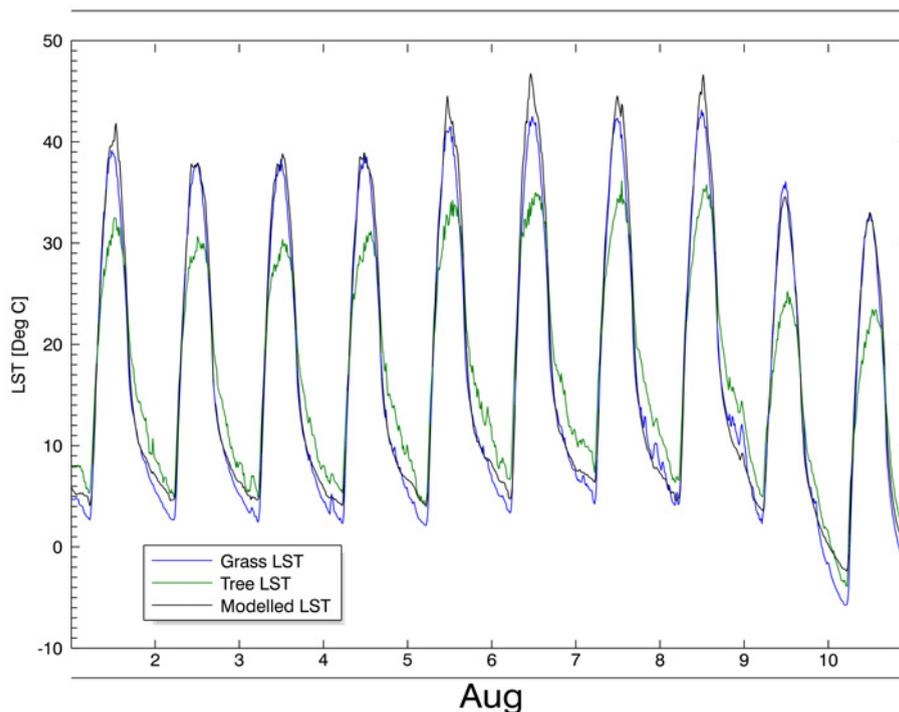


Abbildung 4.6.: Verlauf der mit Landoberflächenmodell SETHYS modellierten Landoberflächentemperaturen (schwarz), die repräsentativ für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ sind, mit den an der Station gemessenen in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche (blau) und einem Baum (grün) im August 2010.

stimmt werden.

Insgesamt hat die Qualität der Eingangsdaten einen erheblichen Einfluss auf die modellierten Landoberflächentemperaturen. So können beispielsweise Unsicherheiten in den Eingangsparametern (siehe Tabelle 4.1) zu systematischen Fehlern von bis zu 1 °C führen [28] [163].

Systematische Fehler in den modellierten Landoberflächentemperaturen können auch entstehen wenn die an der Station gemessenen atmosphärischen Daten nicht repräsentativ für das gesamte Validierungsgebiet und damit für eine Fläche von 25 km² sind. Dieser Fall tritt zum Beispiel bei partieller Bewölkung auf. In so einem Fall sind dann insbesondere die an der Station gemessene einfallende kurz- und langwellige Strahlung nicht mehr repräsentativ für das gesamte MSG/SEVIRI-Pixel.

Insgesamt ist die Annahme, dass die an der KIT-Station gemessenen atmosphärischen Daten repräsentativ für ein gesamtes MSG/SEVIRI-Pixel sind jedoch nur in Gebieten mit einer sehr homogenen Landoberflächenbedeckung näherungsweise erfüllt. Aufgrund der großflächigen Homogenität der KIT-Validierungsgebiete (siehe Kapitel 2.4.1) kann man davon ausgehen, dass diese Annahme in Hinblick auf diese Gebiete gerechtfertigt ist. Da bereits eine Änderung in der Solarstrahlung von 150 W/m² eine Temperaturänderung in den simulierten Landoberflächentemperaturen von bis zu 3 °C hervorrufen kann [163], sollten diese Annahmen weiter überprüft werden.

Aus diesem Grund werden die mit dem SETHYS modellierten Landoberflächentemperaturen im folgenden Kapitel sowohl mit den nach der End-Member-Cover-Methode ex-

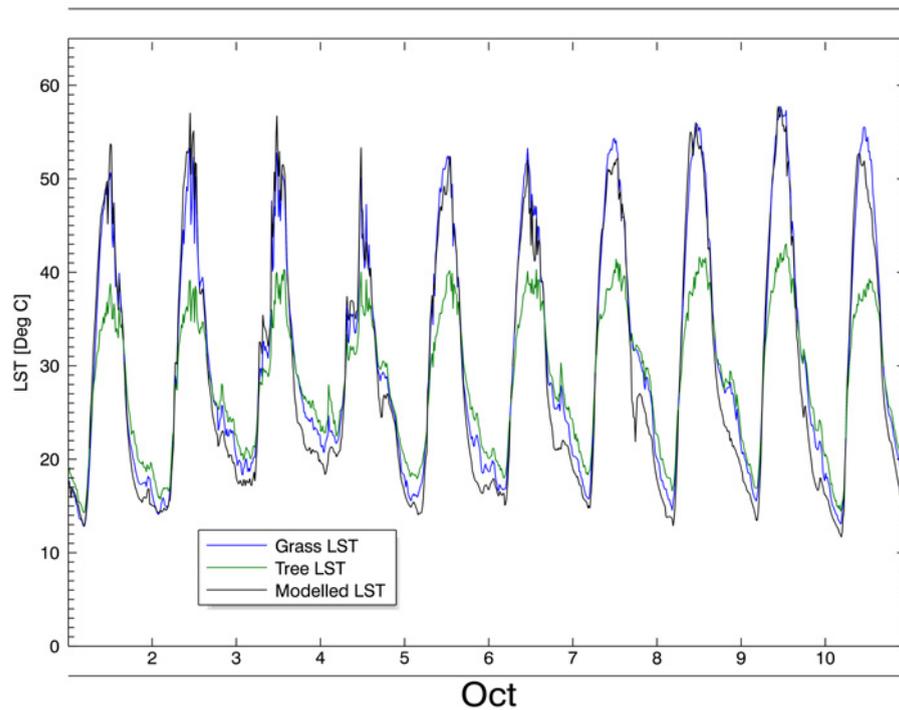


Abbildung 4.7.: Verlauf der mit Landoberflächenmodell SETHYS modellierten Landoberflächentemperaturen (schwarz), die repräsentativ für das MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ sind, mit den an der Station gemessenen in-situ Landoberflächentemperaturen über einer Grasfläche (blau) und einem Baum (grün) im Oktober 2010.

trapolierten als auch mit MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen verglichen. Durch einen Vergleich der modellierten und extrapolierten Landoberflächentemperaturen mit den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen kann zum einen überprüft werden in wie weit die modellierten Landoberflächentemperaturen repräsentativ für das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel sind. Zum anderen kann überprüft werden in wie weit die Flächen über denen an der KIT-Station in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur durchgeführt werden, repräsentativ für die jeweilige End-Member-Klasse sind. Dadurch kann dann untersucht werden in wie weit die aus den in-situ Messungen mit der End-Member-Cover-Methode extrapolierten Landoberflächentemperaturen repräsentativ für das MSG/SEVIRI-Pixel sind.

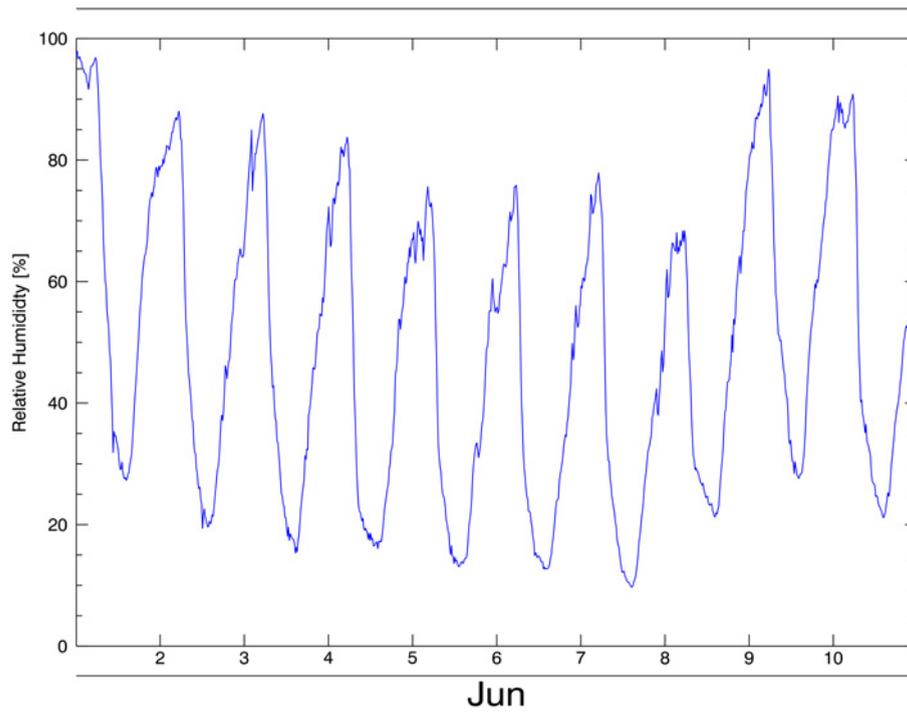


Abbildung 4.8.: Relative Luftfeuchtigkeit aus Messungen an der KIT-Station RMZ im Juni 2010

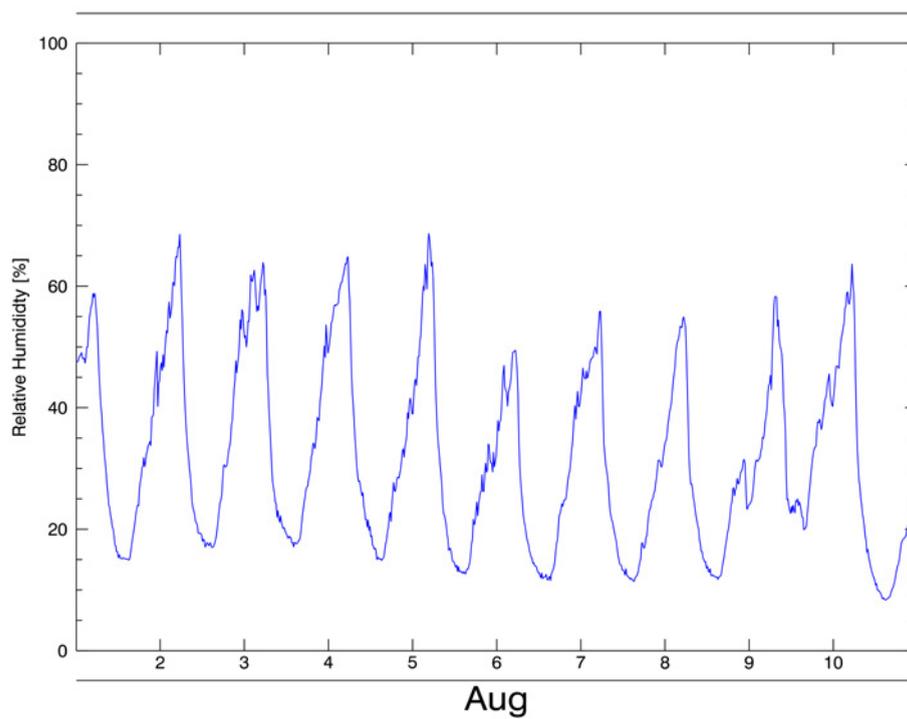


Abbildung 4.9.: Relative Luftfeuchtigkeit aus Messungen an der KIT-Station RMZ im August 2010

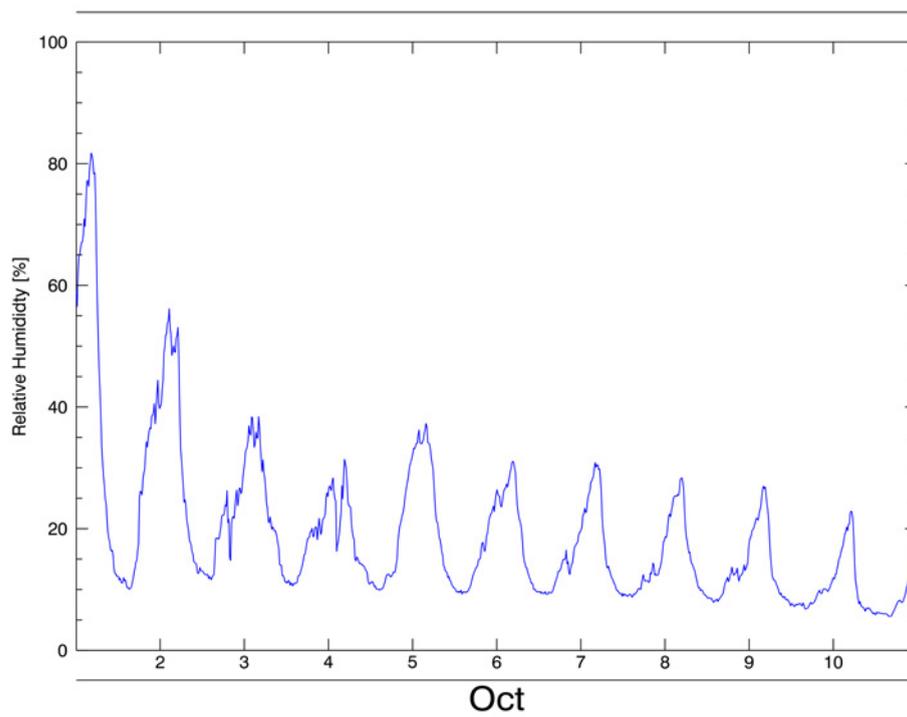
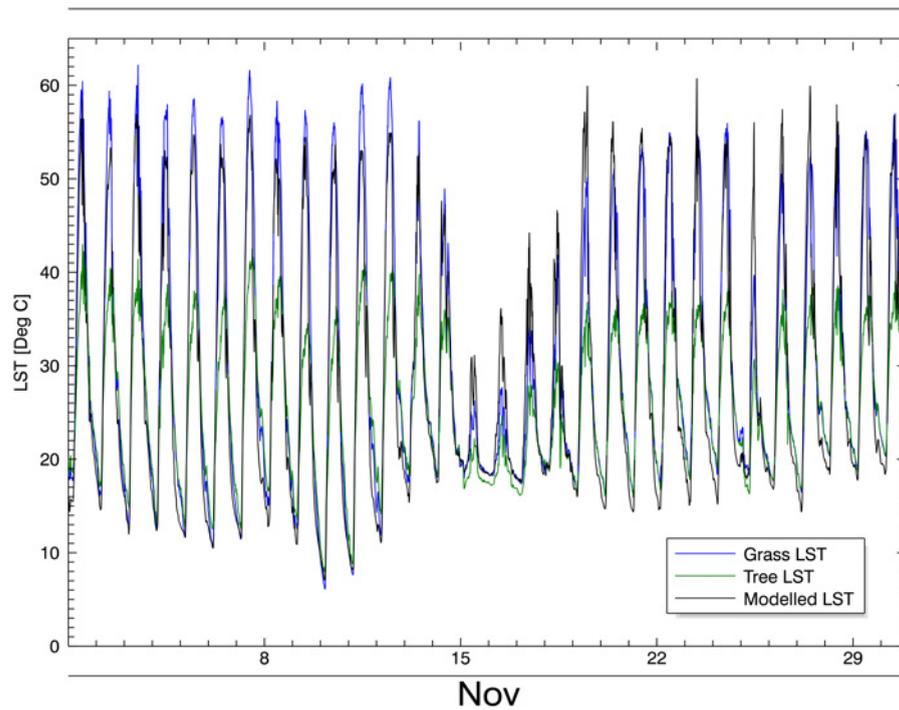
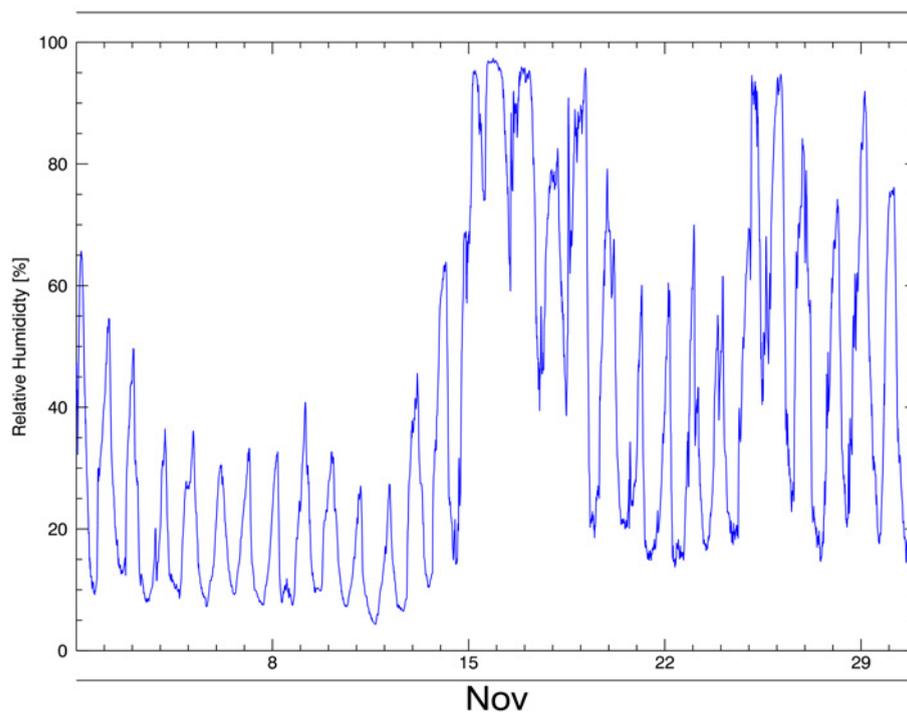


Abbildung 4.10.: Relative Luftfeuchtigkeit aus Messungen an der KIT-Station RMZ im Oktober 2010



(a) Verlauf der mit der in Kapitel 3.9 beschriebenen Methode extrapolierten in-situ Landoberflächentemperaturen an der KIT-Station RMZ (schwarz), sowie der LSA-SAF Landoberflächentemperaturen für das über der Station befindliche MSG/SEVIRI-Pixel (blau) und der mit dem Landoberflächenmodell simulierten Landoberflächentemperaturen (rot)



(b) Relative Luftfeuchtigkeit aus Messungen an der KIT-Station RMZ

Abbildung 4.11.: Vergleich zwischen systematischen Abweichungen der Landoberflächentemperaturen und der relativen Luftfeuchtigkeit im November 2010 an der KIT-Station RMZ

5. Vergleich der extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen

In den beiden voran gegangenen Kapiteln (3 und 4) wurden zwei Methoden vorgestellt, mit denen für ein gegebenes Satellitenpixel repräsentative Landoberflächentemperaturen aus in-situ Messungen bestimmt werden können. In diesem Kapitel werden die mit der End-Member-Cover-Methode (siehe Kapitel 3) extrapolierten mit den modellierten (siehe Kapitel 4) Landoberflächentemperaturen verglichen, um so die Vor- und Nachteile sowie mögliche Fehlerquellen der beiden Methoden zu bestimmen.

Insbesondere durch einen Vergleich der extrapolierten wie auch der modellierten Landoberflächentemperaturen mit den von LSA-SAF aus MSG/SEVIRI-Messungen abgeleiteten Landoberflächentemperaturen können weitere Erkenntnisse über die Ursache der jeweiligen zu beobachtenden Abweichungen gewonnen werden. Sind Abweichungen der MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen sowohl im Vergleich mit den extrapolierten als auch im Vergleich mit den modellierten Landoberflächentemperaturen zu beobachten, so ist davon auszugehen, dass diese Abweichungen durch Fehler im GSW-Algorithmus (siehe Kapitel 2.3.1) bzw. in der Parametrisierung des GSW-Algorithmuses zustande kommen. Sind Abweichungen der MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen jedoch nur im Vergleich mit einem der zwei Datensätze repräsentativer Landoberflächentemperaturen zu beobachten, so muss überprüft werden, in wie fern die in der jeweiligen Methode getroffenen Annahmen für die entsprechende Situation gerechtfertigt sind.

Durch den Vergleich der Validierungsergebnisse mit den extrapolierten und simulierten Landoberflächentemperaturen kann sicher gestellt werden, dass die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen stets mit für das jeweilige Pixel repräsentativen Landoberflächentemperaturen validiert werden.

5.1. Extrapolierte und modellierte Landoberflächentemperaturen an der KIT-Station RMZ

Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ konnten in Kapitel 3.9 und 4.2 Landoberflächentemperaturen, die für das über der KIT-Station befindliche MSG/SEVIRI-Pixel repräsentativ sind, erzeugt werden. In diesem Kapitel werden die mit beiden Methode erzeugten repräsentativen Landoberflächentemperaturen zu verschiedenen Zeitpunkten des

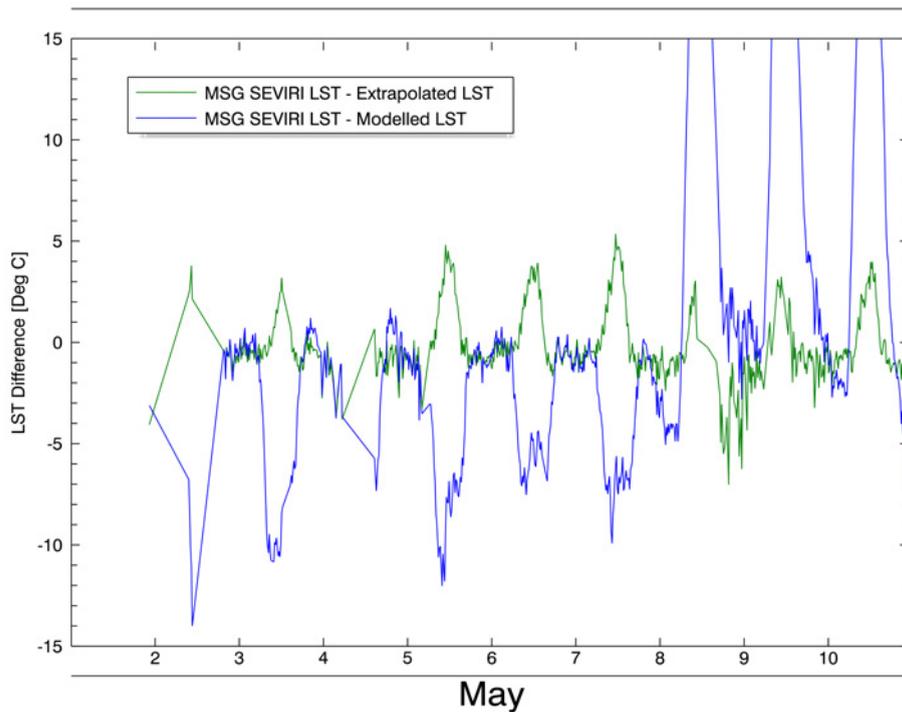


Abbildung 5.1.: Zeitlicher Verlauf der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im Mai 2010

Jahres 2010 miteinander und mit den entsprechenden von LSA-SAF erzeugten Landoberflächentemperaturen verglichen.

Die Abbildungen 5.1 und 5.3 zeigen jeweils den Vergleich der beiden Datensätze mit den entsprechenden MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen für den Monat Mai 2010. Insbesondere in Abbildung 5.3 fällt auf, dass die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen vormittags und nachmittags im allgemeinen besser von den mit der End-Member-Cover-Methode extrapolierten Landoberflächentemperaturen wiedergegeben werden. Bei sehr hohen Temperaturen um die Mittagszeit, sind die extrapolierten Landoberflächentemperaturen systematisch etwas zu niedrig. Ein Vergleich der in Abbildung 5.1 dargestellten Differenzen mit den maximal möglichen Fehlern der extrapolierten Landoberflächentemperaturen aufgrund von Unsicherheiten in den Mischungsverhältnissen (siehe Kapitel 3.9.5, Abbildung 3.31) ergibt, dass die Differenzen zwischen den MSG/SEVIRI- und den extrapolierten Landoberflächen um mehrere Grad Celsius größer als der maximal mögliche Fehler sind. Daher können Unsicherheiten in den Mischungsverhältnissen nicht allein für die in Abbildung 5.1 dargestellten Differenzen verantwortlich sein. Im Vergleich hierzu sind die modellierten Landoberflächentemperaturen vormittags und nachmittags im Allgemeinen systematisch zu hoch. Nachts hingegen sind sowohl die extrapolierten als auch die modellierten Landoberflächentemperaturen systematisch wärmer als die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen.

Abbildung 5.2 zeigt den direkten Vergleich der extrapolierten und simulierten Landoberflächentemperaturen. Dabei fällt insbesondere auf, dass die beiden Datensätze nachts sehr gut miteinander übereinstimmen. Daher ist davon auszugehen, dass die mit beiden Methoden erzeugten Landoberflächentemperaturen insbesondere nachts repräsentativ für das

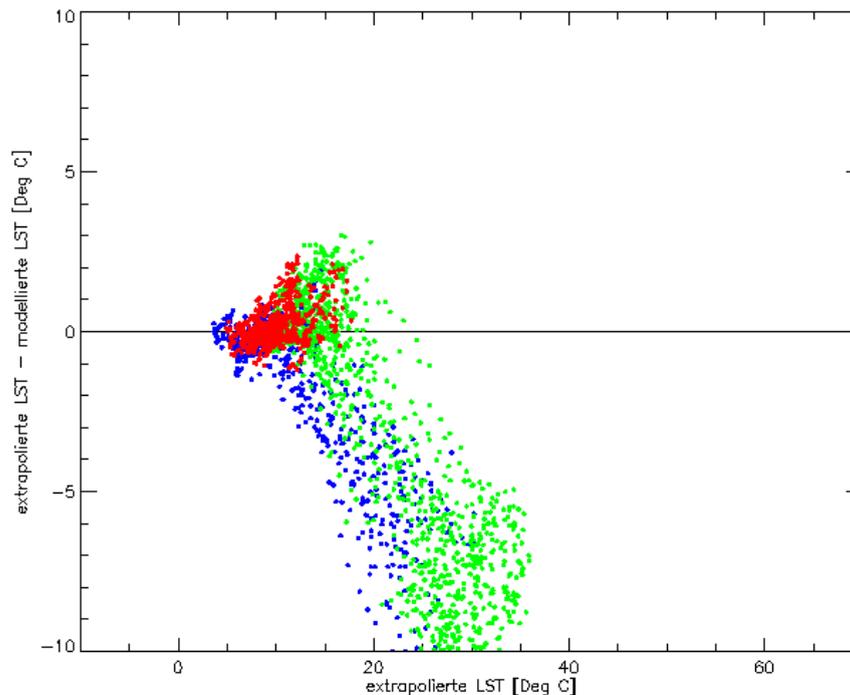


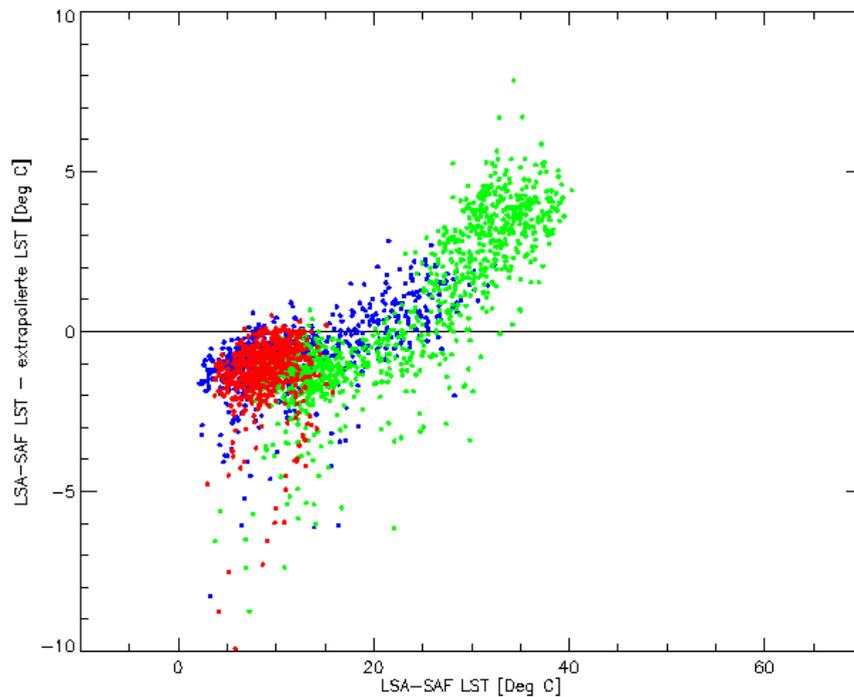
Abbildung 5.2.: Vergleich zwischen den modellierten und den extrapolierten Landoberflächentemperaturen im Mai 2010: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)

MSG/SEVIRI-Pixel sind. Gleichzeitig deutet dieses Ergebnis auch darauf hin, dass die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen nachts systematisch zu niedrig sind.

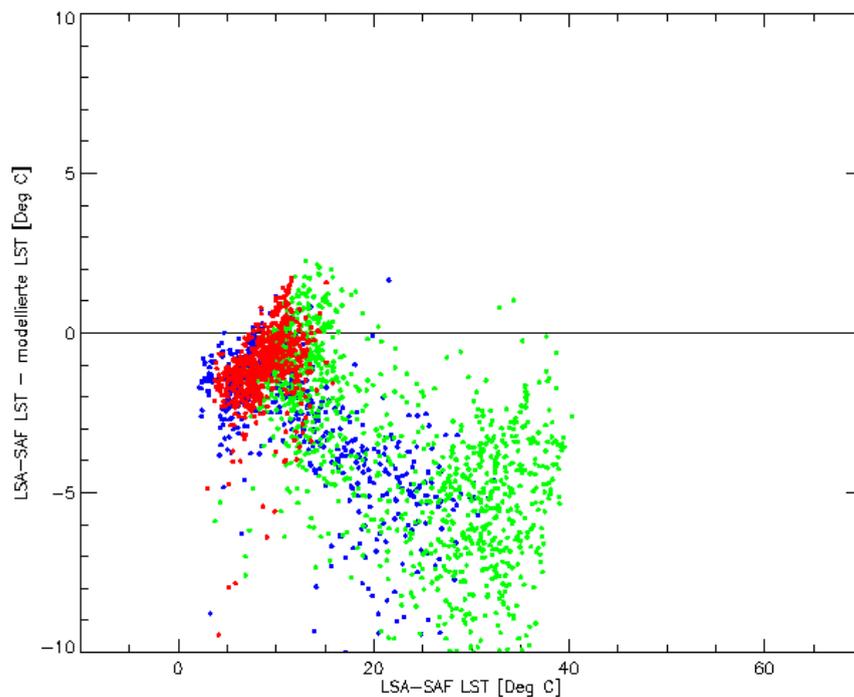
Der Vergleich der beiden Datensätze mit den entsprechenden MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen für den Monat Juni 2010 scheint die oben gemachten Beobachtungen zu bestätigen (siehe Abbildung 5.4, 5.5 und 5.6). In Abbildung 5.6 ist darüber hinaus zu erkennen, dass die Streuung zwischen den extrapolierten und den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen wesentlich geringer als die Streuung zwischen den modellierten und den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen ist.

Wie in den Abbildungen 5.7 und 5.9 zu sehen ist, sind die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen auch im August 2010 systematisch höher als die extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen. Vormittags ist die Übereinstimmung beider Datensätze mit den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen sehr gut und der Vergleich mit beiden Datensätzen weist nur eine geringe Streuung auf. Bei sehr hohen Temperaturen um die Mittagszeit sind die extrapolierten Landoberflächentemperaturen nach wie vor systematisch niedriger als die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen. Die mit dem Landoberflächenmodell erzeugten modellierten Landoberflächentemperaturen scheinen im Mittel in diesem Temperaturbereich repräsentativer zu sein, weisen allerdings eine Streuung im Bereich von 2 °C auf. Der in Abbildung 5.8 direkte Vergleich der beiden Datensätze scheint diese These zu bestätigen.

Insgesamt lässt sich beobachten, dass extrapolierten Landoberflächentemperaturen insbesondere um die Mittagszeit systematisch niedriger als die MSG/SEVIRI- und die modellierten Landoberflächentemperaturen sind. Im Vergleich hierzu scheinen die modellierten Landoberflächentemperaturen bei sehr hohen Temperaturen um die Mittagszeit systematisch zu hoch zu sein, wobei sich dieses Verhalten im Jahresverlauf ändert.



(a) Differenz zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)



(b) Differenz zwischen den LSA-SAF und den modellierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)

Abbildung 5.3.: Temperaturabhängigkeit der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im Mai 2010

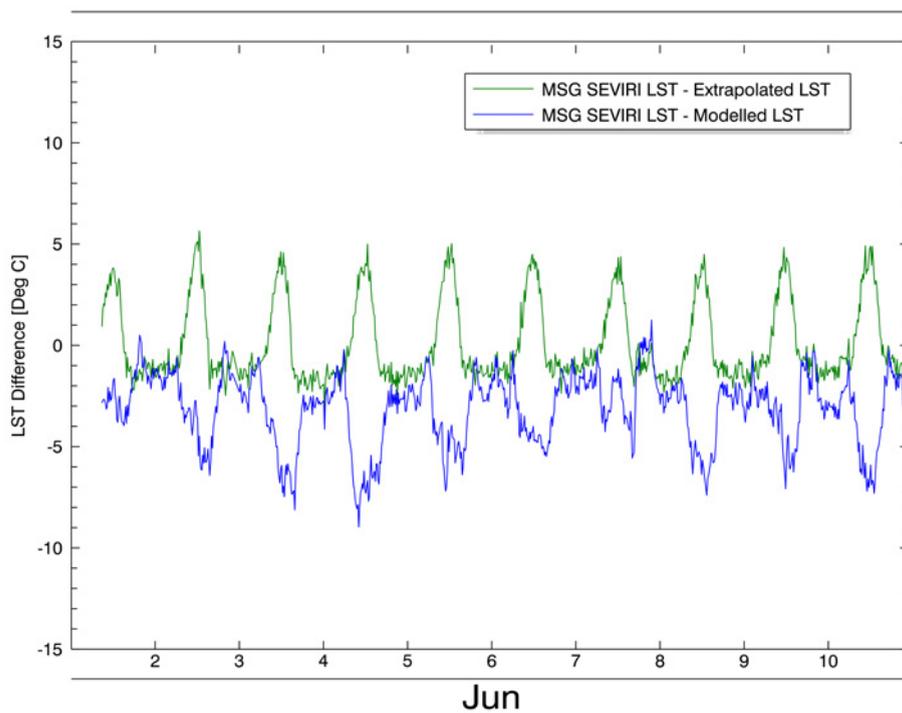


Abbildung 5.4.: Zeitlicher Verlauf der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im Juni 2010

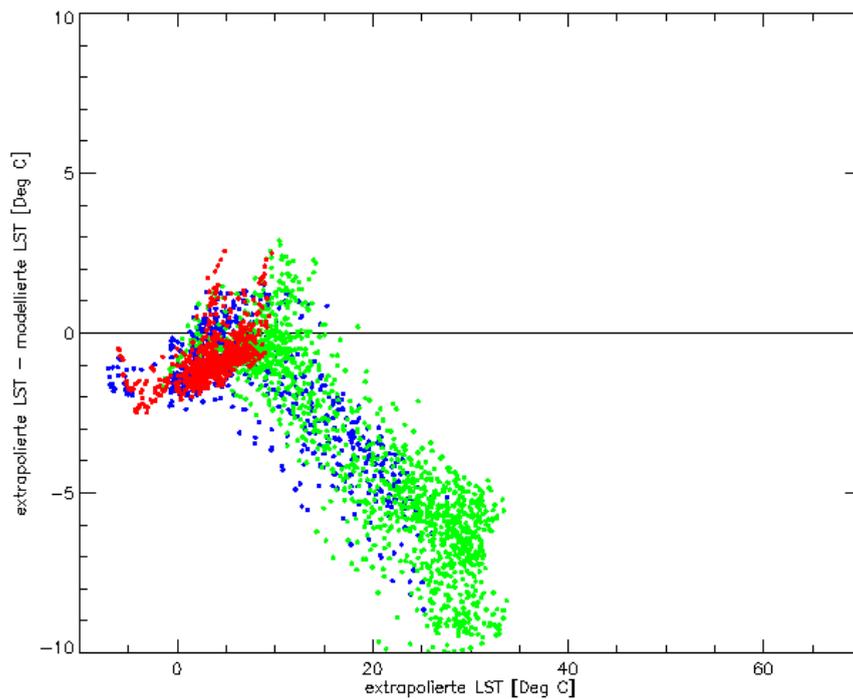
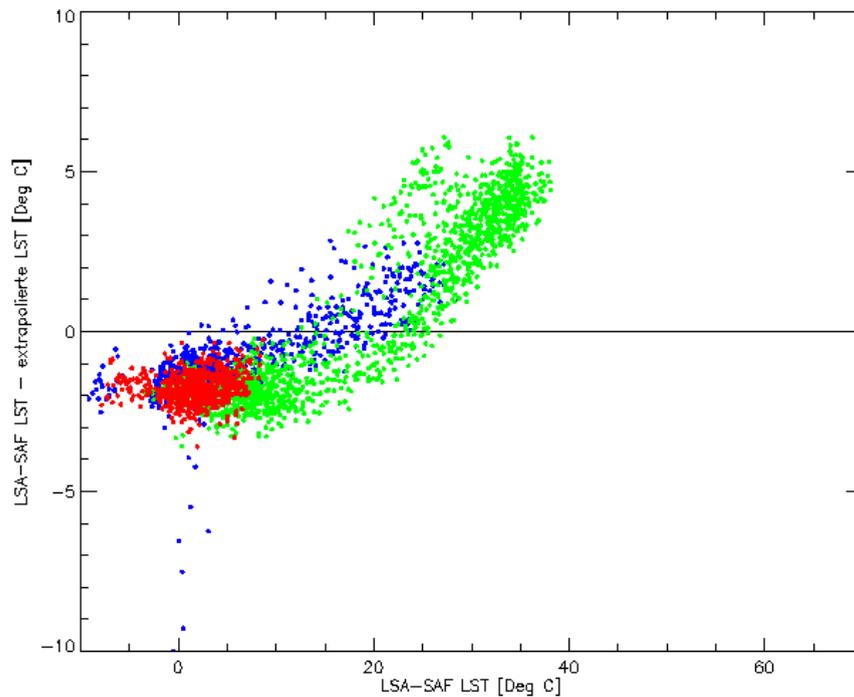
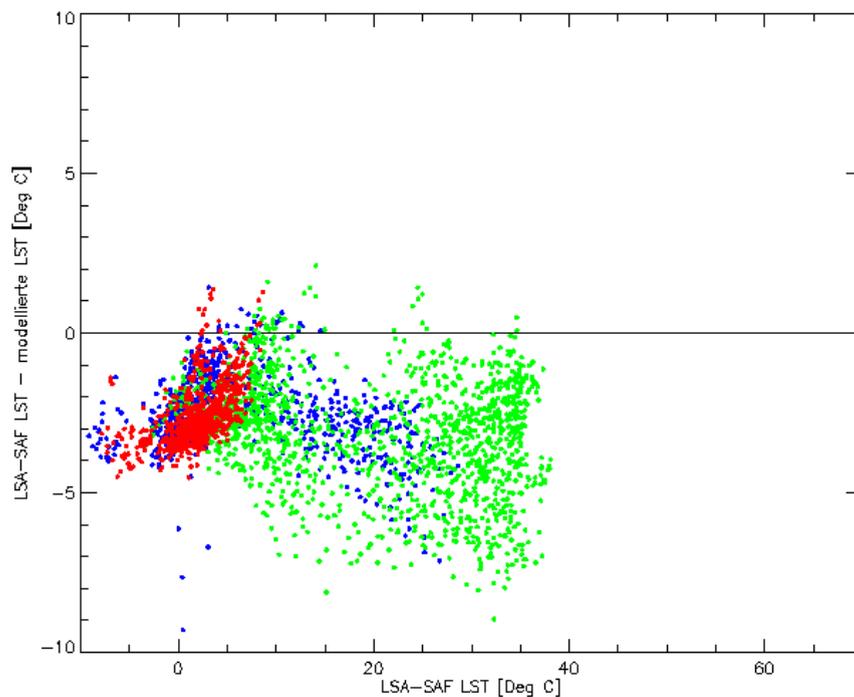


Abbildung 5.5.: Vergleich zwischen den modellierten und den extrapolierten Landoberflächentemperaturen im Juni 2010: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)



(a) Differenz zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)



(b) Differenz zwischen den LSA-SAF und den modellierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)

Abbildung 5.6.: Temperaturabhängigkeit der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im Juni 2010

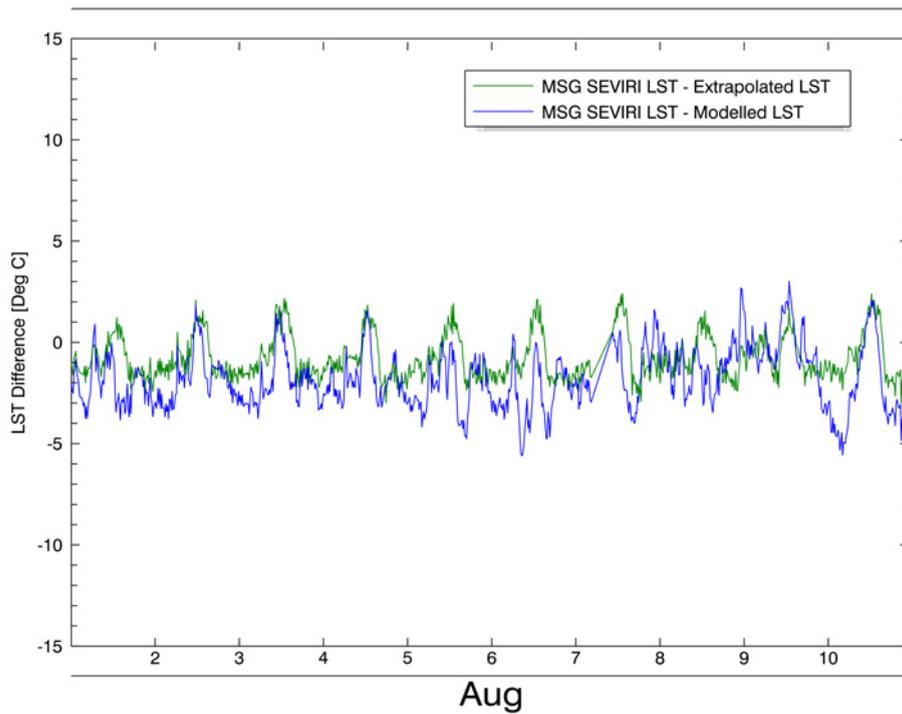


Abbildung 5.7.: Zeitlicher Verlauf der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im August 2010

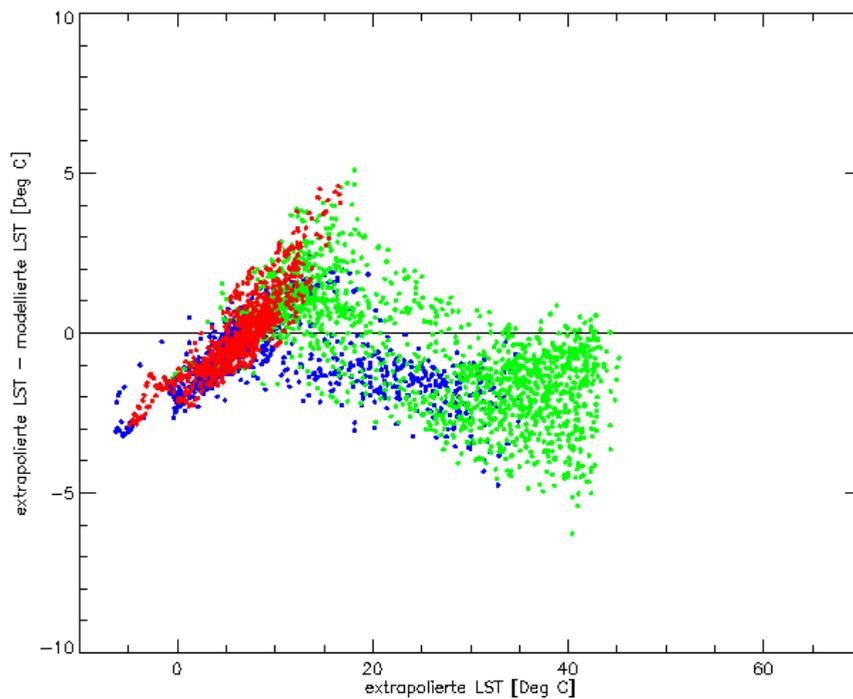
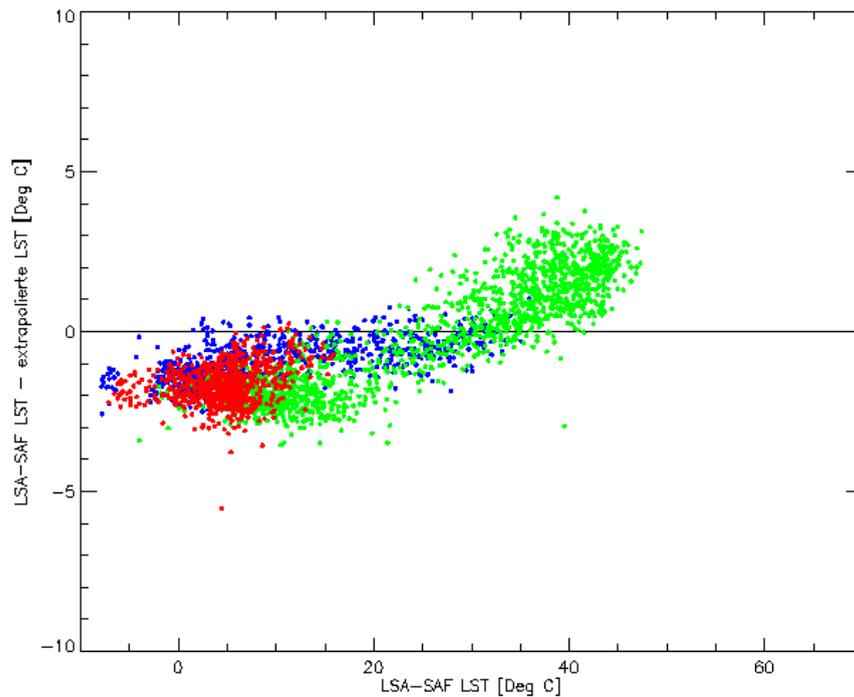
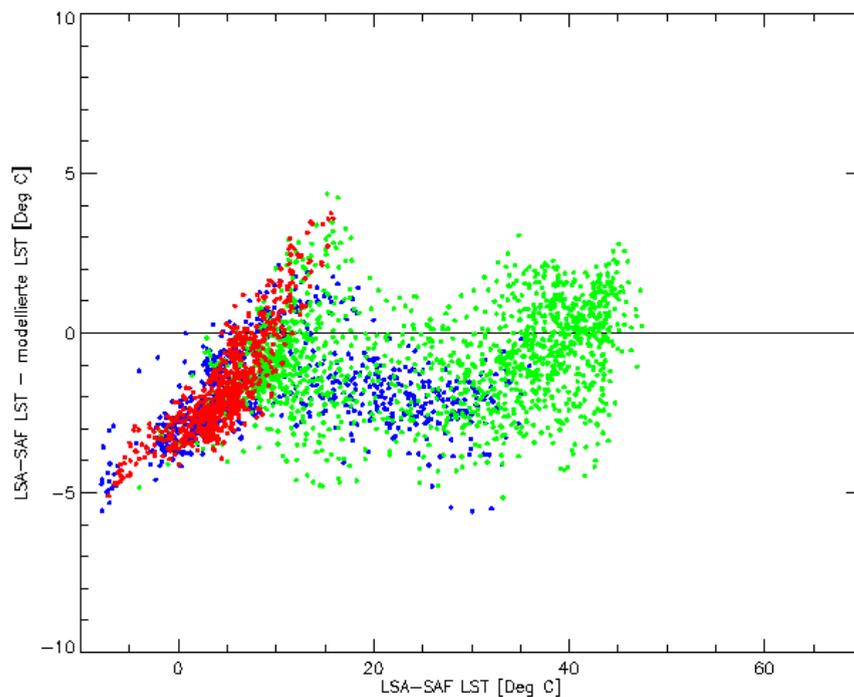


Abbildung 5.8.: Vergleich zwischen den modellierten und den extrapolierten Landoberflächentemperaturen im August 2010: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)



(a) Differenz zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20 Uhr)



(b) Differenz zwischen den LSA-SAF und den modellierten LST in Abhängigkeit der LSA-SAF-LST: nachts (rot, 20-6 Uhr), vormittags (blau, 6-12 Uhr), nachmittags (grün, 12-20Uhr)

Abbildung 5.9.: Temperaturabhängigkeit der Differenzen zwischen den LSA-SAF und den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen für das über der KIT-Station RMZ befindliche MSG/SEVIRI-Pixel im August 2010

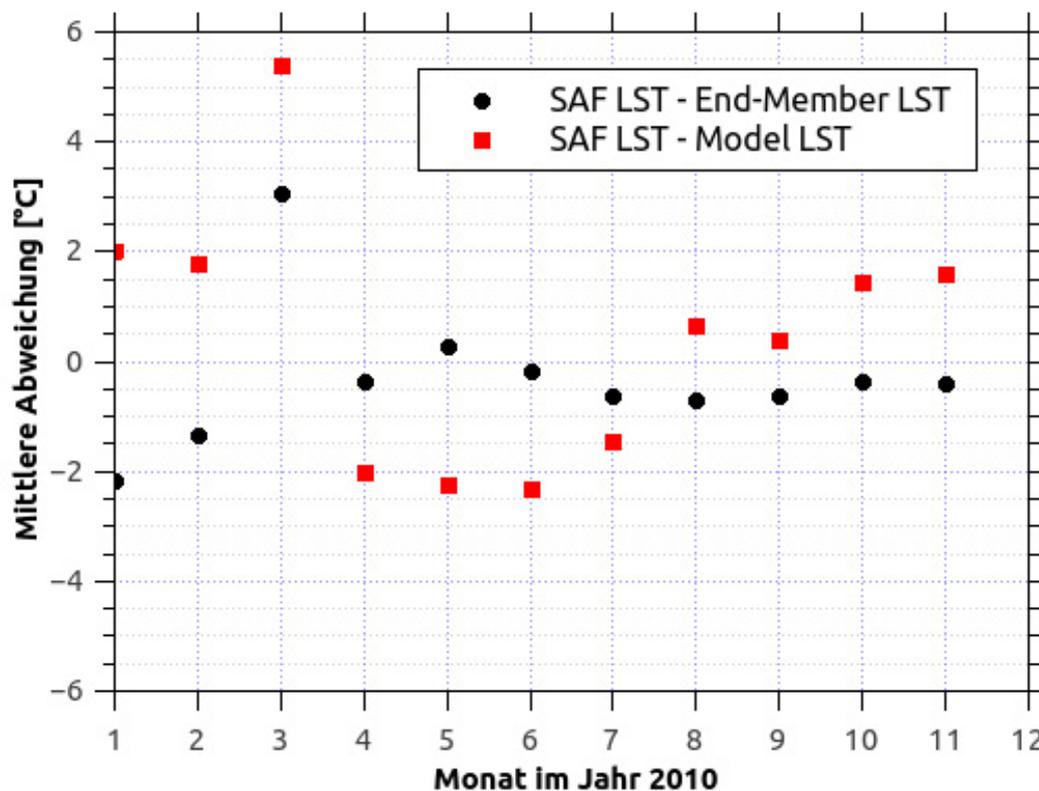


Abbildung 5.10.: Jahresverlauf der mittleren Abweichungen zwischen den extrapolierten bzw. modellierten Landoberflächentemperaturen und den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen

Diese Abweichungen zwischen den modellierten bzw. extrapolierten Landoberflächentemperaturen und den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen lassen sich auch im Jahresverlauf der mittleren Abweichungen in Abbildung 5.10 beobachten. Aus Abbildung 5.10 ist dabei zu erkennen, dass die extrapolierten Landoberflächentemperaturen über den Jahresverlauf am repräsentativsten für die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen sind. Gleichzeitig sind die Landoberflächentemperaturen im Durchschnitt etwas zu niedrig, was durch die vergleichsweise niedrigen Temperaturen um die Mittagszeit erklärt werden kann. Die modellierten Landoberflächentemperaturen scheinen im Vergleich hierzu im Jahresverlauf weniger repräsentativ für die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen zu sein.

Insbesondere die hohen Abweichungen zwischen den modellierten und den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen in den Monaten April, Mai und Juni sprechen für diese These. Die allgemein hohen Abweichungen beider Landoberflächentemperaturen zu den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen im März lassen sich durch nicht erkannte Bewölkung während der Regenzeit erklären.

Eine mögliche Ursache für zu niedrige extrapolierte Landoberflächentemperaturen um die Mittagszeit können Fehler in den Mischungsverhältnissen der spektralen End-Member auf Grund von Falschklassifikationen sein. Eine weitere mögliche Fehlerquelle ist, dass die End-Member Baum und Gras über denen an der KIT-Station RMZ die Infrarotstrahlung gemessen wurde, nicht repräsentativ für ihre jeweilige End-Member-Klasse sind.

Da die Nachttemperaturen der extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen das ganze Jahr über sehr gut übereinstimmen, kann man davon ausgehen, dass die MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen systematisch nachts zu niedrig sind.

Abschließend lässt sich feststellen, dass keine der bisher untersuchten Methoden zur Erzeugung repräsentativer Landoberflächentemperaturen, Landoberflächentemperaturen generiert, die hundertprozentig repräsentativ für das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel sind. Daher sollten für die Validierung von Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Messungen nach Möglichkeit beide Methoden parallel verwendet werden. Durch einen Vergleich der Methoden miteinander und mit den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen können so Zeitpunkte identifiziert werden, an denen beide Methoden konsistente Ergebnisse liefern. Die Landoberflächentemperaturen zu diesen Zeitpunkten sind dann repräsentativ für das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel.

Gleichzeitig sollte die Repräsentativität der Messungen an der KIT-Station für das Validierungsgebiet durch entsprechende in-situ Messungen überprüft werden. Aus diesem Grund wird in Kapitel 6 eine Methode vorgestellt mit der insbesondere die Repräsentativität der spektralen End-Member über denen die in-situ Landoberflächentemperatur an den KIT-Stationen gemessen wird, durch in-situ Messungen validiert werden kann.

6. Überprüfung der Extrapolationsannahmen durch mobile in-situ Messungen

In diesem Kapitel werden Methoden vorgestellt, mit denen die in Kapitel 3 extrapolierten sowie die in Kapitel 4 modellierten Landoberflächentemperaturen durch mobile in-situ Messungen validiert werden können. Insbesondere sollen die Ergebnisse der in diesem Kapitel vorgestellten in-situ Messungen dazu verwendet werden, um die Repräsentativität der extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen für das jeweilige Satellitenpixel validieren zu können. Darüber hinaus können diese Messungen auch dazu verwendet werden, um die Repräsentativität der spektralen End-Member, über denen an den KIT-Stationen in-situ Messungen durchgeführt werden, für das jeweilige Validierungsgebiet zu überprüfen. Die in diesem Kapitel vorgestellten Methoden werden dabei exemplarisch am Beispiel des Validierungsgebiets Gobabeb diskutiert, können aber, mit einigen Modifikationen auch auf die anderen Validierungsgebiete übertragen werden.

Für das Validierungsgebiet Gobabeb konnten dabei bisher weder die End-Member-Cover-Methode noch das Landoberflächenmodell verwendet werden, um die Repräsentativität der von den Stationsradiometern beobachteten Flächen zu überprüfen. Dies liegt zum einen daran, dass es bisher keinen Datensatz im sichtbaren Spektralbereich von dem Validierungsgebiet Gobabeb gibt, mit dem die kleinräumigen spektralen End-Member, die einzelnen vertrockneten Grasbüschel, aufgelöst werden können. Zum anderen können hyperaride Gebiete bisher nicht mit dem Landoberflächenmodell SETHYS modelliert werden.

Daher wurden in dem Validierungsgebiet Gobabeb über einen Zeitraum von mehreren Jahren (2009 - 2011) wiederholte in-situ-Messungen der Landoberflächentemperatur im Rahmen mehrerer Feldkampagnen durchgeführt, um so die Repräsentativität der von den Stationsradiometern beobachteten Flächen für das Validierungsgebiet sowie den Einfluß kleinskaliger thermischer Inhomogenitäten auf großskalige Landoberflächentemperaturen zu untersuchen.

Abbildung 6.1 zeigt die Lage der KIT-Station Gobabeb sowie das zur Validierung der Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI geeignete Gebiet. Aus technischen Gründen (Infrastruktur, Naturschutzbestimmungen) konnte die KIT-Station nicht zentral im Validierungsgebiet aufgebaut werden. Statt dessen wurden die Instrumente an einem bereits existierenden Windmast 2 km nordöstlich der Wüstenforschungsstation Gobabeb angebracht. Da sich die von den Stationsradiometern beobachtete Fläche teilweise sehr stark

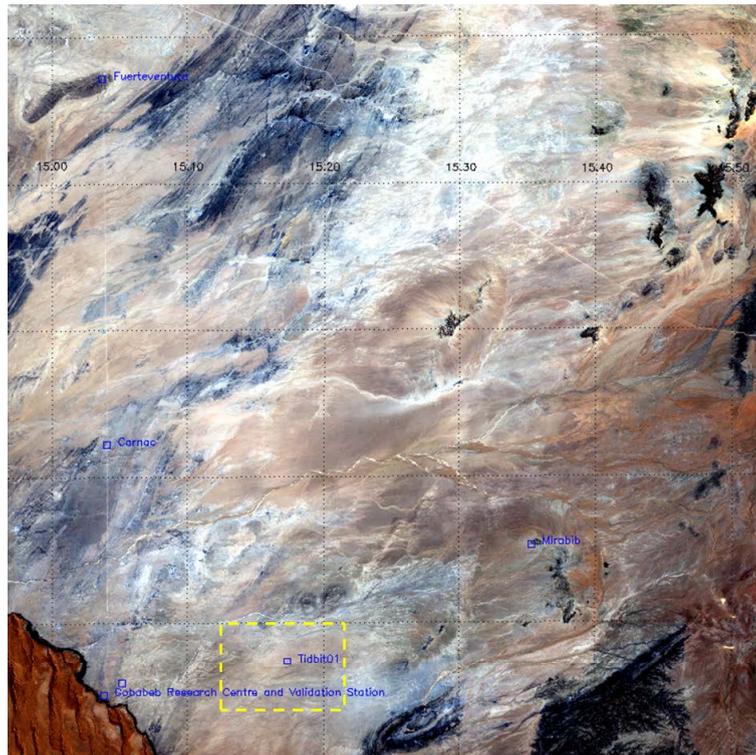


Abbildung 6.1.: Übersicht über die Lage der KIT-Station Gobabeb im Validierungsgebiet auf einem Landsat RGB-Bild: Die Fläche zur Validierung der Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten ist durch das gelbe Rechteck gekennzeichnet.

von der weiteren Umgebung der Station unterscheidet (zum Beispiel eine Fläche direkt südlich der Station), kann das MSG/SEVIRI-Pixel, das direkt über der Station lokalisiert ist, nicht zur Validierung der Landoberflächentemperatur benutzt werden. Stattdessen werden die Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Daten über einer sehr homogenen Fläche nordöstlich der KIT-Station (siehe Abbildung 6.1) mit den Stationsdaten validiert. Diese Fläche wurde im Rahmen der Feldkampagnen genauer untersucht, um die Repräsentativität der Stationsmessungen zu überprüfen.

6.1. Messungen mit einem mobilen Mast

Das System für die mobilen Messungen [19] ist in Abbildung 6.2 dargestellt. Es besteht aus einem leicht zu bewegenden Teleskopmast, dem Infrarotradiometer KT15.85 IIP der Firma Heitronics, sowie einer Stromversorgung und Datenerfassung. Das Infrarotradiometer wird mit einem Kugelkopf an der Spitze des Masts befestigt. Zur besseren Vergleichbarkeit der Messungen mit den permanenten Messungen an der Validierungsstation wird nicht nur das gleiche Instrument verwendet, sondern auch der gleiche Blickwinkel von etwa 30° sowie die gleiche Blickrichtung. Da sich das Gebiet knapp südlich des südlichen Wendekreises (engl. Tropic of Capricorn) befindet, wurde das Radiometer nach Norden ausgerichtet, um Schattenwurf im Blickfeld des Radiometers zu vermeiden [19]. Wird der Teleskopmast auf eine Höhe von 7 m eingestellt, so beobachtet das Infrarotradiometer unter dem gegebenen Blickwinkel eine Fläche von etwa $0,23 \text{ m}^2$. Die Daten werden von einem Campbell Datenlogger mit einer Abtastrate von einer Minute aufgezeichnet und auf einer Datenkarte gespeichert. Die Stromversorgung des Messsystems wird durch ein Solarmodul und eine Batterie gewährleistet.

Um die Qualität der mobilen Messungen sicher zu stellen und mögliche systematische Fehler aufgrund einer unterschiedlichen Kalibration der KT15.85 IIP Infrarotradiometer an

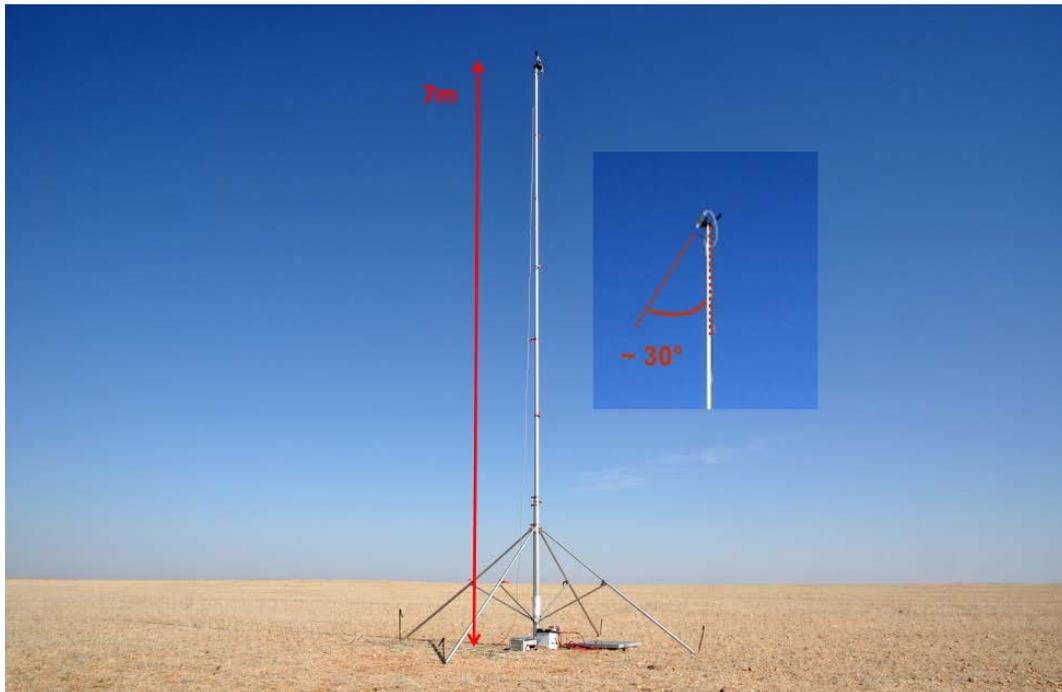


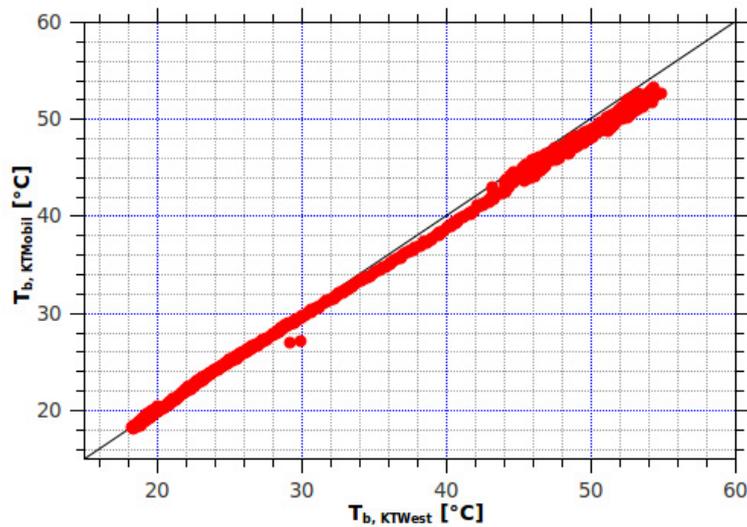
Abbildung 6.2.: Mobiler Mast mit Infrarotradiometer auf den Schotterebenen nordöstlich der Validierungsstation Gobabeb (abgeändert von [174])

der Validierungsstation und am mobilen Mast zu vermeiden, wurde das Messsystem mit dem mobilen Mast zunächst für einen Zeitraum von etwa 16 Stunden direkt neben der Validierungsstation aufgestellt und betrieben. Ein Vergleich der Helligkeitstemperaturen aus dieser Parallelmessungen mit den Helligkeitstemperaturen der beiden Stationsradiometer ist in Abbildung 6.3 dargestellt.

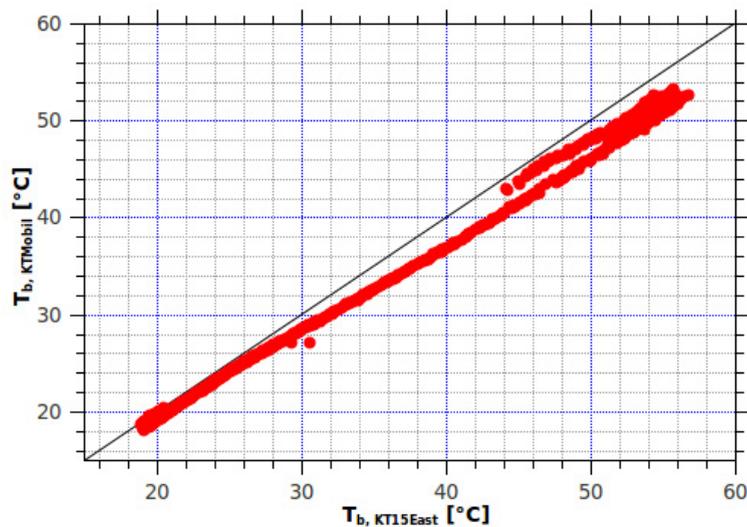
In der Zeit vom 10.03.2010 ab 09.39 Uhr bis zum 11.03.2010 um 06.11 Uhr UTC (von engl. Universal Time Coordinated¹) wurden insgesamt 985 Vergleichspunkte aufgezeichnet. Für diesen Zeitraum beträgt die mittlere Abweichung der Helligkeitstemperaturen zwischen den mobilen Messungen und dem östlichen Stationsradiometer (“KT15-Ost”) $-1,88\text{ °C}$ bei einer Standardabweichung von $1,26\text{ °C}$. Im Vergleich hierzu beträgt die mittlere Abweichung der mobilen Helligkeitstemperaturen zu den Helligkeitstemperaturen des westlichen Stationsradiometers (“KT15-West”) im gleichen Zeitraum $0,6\text{ °C}$ bei einer Standardabweichung von $0,73\text{ °C}$.

Die vergleichsweise hohe mittlere Abweichung der mobilen Messergebnisse zu den Messungen des östlichen Stationsradiometers sowie die geringe mittlere Abweichung zwischen den mobilen Messungen und denen des westlichen Stationsradiometers, lassen sich durch den Standort des mobilen Masts und die Beschaffenheit der von dem mobilen Radiometer beobachteten Fläche erklären. Um die Validierungsflächen, also die Flächen, die von den Stationsradiometern beobachtet werden, nicht durch Betreten der Messfläche sowie den Mastaufbau zu verändern, wurde der mobile Mast für die Parallelmessung westlich neben dem Stationsmast positioniert.

¹Weltzeit



(a) Vergleich der Helligkeitstemperaturen der mobilen Parallelmessung und der Messung des westlichen Stationsradiometers “KT15-West”.



(b) Vergleich der Helligkeitstemperaturen der mobilen Parallelmessung und der Messung des östlichen Stationsradiometers “KT15-Ost”.

Abbildung 6.3.: Ergebnisse der Parallelmessung (10.03.2010 bis 11.03.2010) des mobilen Messsystems mit den Infrarotradiometern der Validierungsstation Gobabeb (Namibia): Aufgrund der guten Übereinstimmung zwischen der mobilen Messung und der Messung des westlichen Stationsradiometers, scheint die von dem mobilen Radiometer beobachtete Fläche der Messfläche des westlichen Stationsradiometers ähnlicher zu sein als der Messfläche des östlichen Stationsradiometers.

Dadurch war die Beschaffenheit der Fläche, die von dem mobilen Radiometer beobachtet wurde, der Messfläche des westlichen Stationsradiometer ähnlicher.

Abbildung 6.4 zeigt die Position sowie das Gebiet in dem sich die von dem mobilen System während der Parallelmessung beobachtete Fläche befindet. Aus Abbildung 6.4 ist zu erkennen, dass die von dem mobilen Radiometer beobachtete Fläche fast ausschließlich aus Schotter und Sand besteht und keine Flächen mit vertrockneten Grasbüscheln abdeckt. Damit unterscheidet sich die von dem mobilen Radiometer beobachtete Fläche von

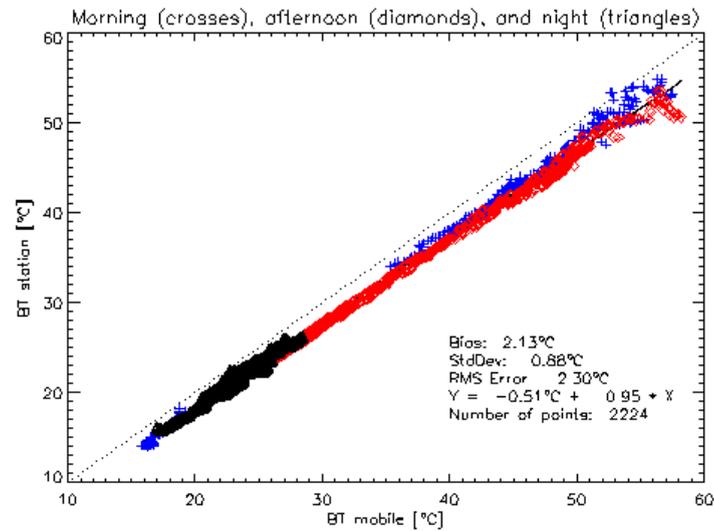


Abbildung 6.4.: Position und Messfläche des mobilen Mastsystems während der Parallelmessung am 10. 03. 2010 (abgeändert aus [175]). Die Position des Teleskopmasts ist mit einem gelben "X" gekennzeichnet. Der gelbe Kreis markiert die Messfläche von $0,23 \text{ m}^2$ und deren weitere Umgebung, da die exakte Position der Messfläche nicht bekannt ist.

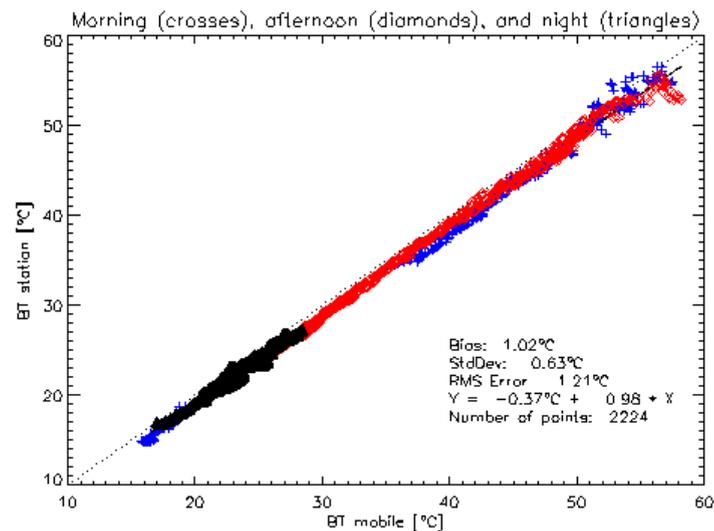
den Flächen, die von den beiden Stationsradiometern beobachtet werden (siehe Kapitel 3.10.2.1). Da die Umgebung der von dem mobilen Radiometer während der Parallelmessungen beobachtete Fläche sehr homogen ist (siehe Abbildung 6.4), ist es nicht notwendig die exakte Messfläche zu kennen.

Da Oberflächen mit einem unterschiedlichen Mischungsverhältnis aus vertrockneten Grasbüscheln und Schotter Temperaturunterschiede von mehreren Grad Celsius haben können, bietet die unterschiedliche Beschaffenheit der Radiometer-Flächen eine plausible Erklärung für die beobachteten Abweichungen der Helligkeitstemperaturen.

Insbesondere die in Abbildung 6.3 zu beobachtenden stärkeren Abweichungen zwischen den Stationsmessungen und den mobilen Messungen bei hohen Temperaturen (siehe vor allem Abbildung 6.3(b)) sind ein Beleg für diese These. Die Ursache für die im Tagesverlauf größeren Abweichungen bei hohen Temperaturen und damit bei hohen Sonnenständen ist der unterschiedlich starke Bewuchs der Flächen mit vertrockneten Grasbüscheln. Flächen, die mit solchen vertrockneten Grasbüscheln bewachsen sind, sind gerade bei hohen Temperaturen wärmer als reine Schotterflächen, da die Grasbüschel die Ventilation über der Fläche abschwächen. Die vergleichsweise gute Übereinstimmung zwischen den mobilen Messungen und den Stationsmessungen bei den Tageshöchsttemperaturen um die Mittagszeit, liegt vor allem an der zu diesem Zeitpunkt hohen Variabilität der Stationsmessungen.

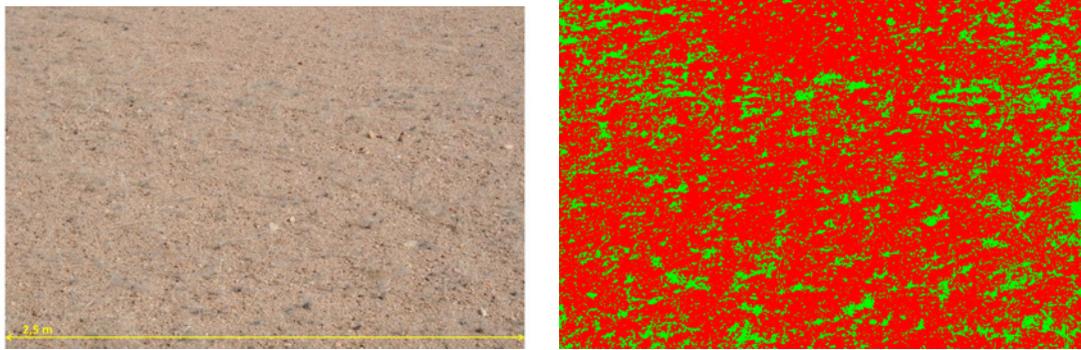


(a) Vergleich zwischen den Helligkeitstemperaturen (BT) aus der mobilen Messung im Validierungsgebiet und der Messung des westlichen Stationsradiometers “KT15-West” [19].



(b) Vergleich zwischen den Helligkeitstemperaturen (BT) aus der mobilen Messung im Validierungsgebiet und der Messung des östlichen Stationsradiometers “KT15-Ost” [19].

Abbildung 6.5.: Ergebnisse der Vergleichsmessungen mit dem mobilen Mastsystem vom 11.03.2010 bis zum 14.03.2010 im Validierungsgebiet nordöstlich der KIT-Station Gobabeb in Namibia. Da die Übereinstimmung zwischen der mobilen Messung und der Messung des östlichen Stationsradiometers besser ist, scheint die Vergleichsfläche repräsentativer für die Messfläche des östlichen Stationsradiometers.



(a) Foto der während der mobilen Messung vom 11.03.2010 bis zum 14.03.2010 im Validierungsgebiet beobachteten Vergleichsfläche und deren weiterer Umgebung (abgeändert von [176]). (b) Räumliche Verteilung der spektralen End-Member Schotter (rot) und vertrocknetes Gras (grün) als Ergebnis der Klassifikation der Vergleichsfläche und deren weiterer Umgebung

Abbildung 6.6.: Aus der Analyse der räumlichen Verteilung der spektralen End-Member der Vergleichsfläche bei der mobilen Messung kann man erkennen, dass die Vergleichsfläche eine größere Ähnlichkeit mit der Messfläche des östlichen Stationsradiometers hat (siehe Kapitel 3.10.2.1).

Insgesamt belegen jedoch die sehr guten Übereinstimmungen zwischen den mobilen Messungen und den Stationsmessungen bei niedrigen und mittleren Temperaturen die Stabilität des mobilen Messsystems.

Zur Überprüfung der in Kapitel 3.10.2.2 getroffenen Extrapolationsannahme, dass die Fläche, die von dem östlichen Stationsradiometer beobachtet wird, repräsentativ für das gesamte Validierungsgebiet ist, wurde das mobile Mastsystem an einem zufällig ausgesuchten Ort etwa 12 km nordöstlich der Validierungsstation positioniert [19]. Über einen Zeitraum von 36 Stunden (vom 11.03.2010 bis zum 14.03.2010) wurden insgesamt 2224 Vergleichspunkte aufgezeichnet. Abbildung 6.2 zeigt den Aufbau des Messsystem an diesem Ort im Validierungsgebiet.

Die Ergebnisse dieser Vergleichsmessung sind in Abbildung 6.5 dargestellt. Wie aus Abbildung 6.5(a) zu erkennen ist, beträgt die mittlere Abweichung zwischen den an der KIT-Station vom westlichen Stationsradiometer und den vom mobilen Mastsystem gemessenen Helligkeitstemperaturen für den Vergleichszeitraum $2,13\text{ °C}$ bei einer Standardabweichung von $0,88\text{ °C}$ [19]. Aus Abbildung 6.5(a) sowie an der geringen Standardabweichung kann man erkennen, dass die mittlere Abweichung nicht durch Ausreißer zustande kommt und demnach eine systematische Abweichung widerspiegelt. Die hohe mittlere Abweichung und insbesondere auch die vergleichsweise großen Abweichung bei hohen Temperaturen am späten Vormittag (blaue Kreuze) und frühen Nachmittag (rote Rauten) bedeuten, dass die Fläche, die von dem westlichen Stationsradiometer beobachtet wird, nicht repräsentativ für die Vergleichsfläche und damit für das Validierungsgebiet ist.

Im Vergleich dazu beträgt die mittlere Abweichung zwischen den an der Station von dem östlichen Stationsradiometer gemessenen und den vom mobilen Mastsystem im Vergleichszeitraum gemessenen Helligkeitstemperaturen lediglich $1,02\text{ °C}$ bei einer Standardabweichung von $0,63\text{ °C}$ [19]. Die gute Übereinstimmung zwischen der mobilen Messung und der Messung des östlichen Stationsradiometers wird so interpretiert, dass die die von dem östlichen Stationsradiometer beobachtete Fläche tatsächlich repräsentativ für die Vergleichsfläche und damit für das Validierungsgebiet zu sein scheint.

Um diese These weiter zu überprüfen, wurde die Beschaffenheit der Vergleichsfläche mit der End-Member-Cover-Methode analysiert, die auch zur Analyse der von den Stationsra-

diometern beobachteten Flächen verwendet wurde (siehe Kapitel 3.10). Die Vergleichsfläche sowie deren weitere Umgebung sind in Abbildung 6.6(a) dargestellt. Aus Abbildung 6.6(a) ist ersichtlich, dass die Bedeckung der Vergleichsfläche der Bedeckung der Messfläche des östlichen Stationsradiometers ähnelt und aus einem gleichmäßigen Gemisch aus lichten, vertrockneten Grasbüscheln und Schotter besteht. Die in Kapitel 3.10 erläuterte Klassifikation der Vergleichsfläche bestätigt diesen Eindruck. Das Ergebnis der Klassifikation der Vergleichsfläche ist in Abbildung 6.6(b) dargestellt. Insgesamt erhält man für die gesamte Vergleichsfläche einen Anteil von 22,28 % an vertrocknetem Gras sowie einen Anteil von 77,72 % an Schotter. Vergleicht man dies mit den in Kapitel 3.10.2.1 bestimmten Flächenanteilen von vertrocknetem Gras und Schotter für die Messflächen der beiden Stationsradiometer, so stellt man fest, dass die Vergleichsfläche eine größere Ähnlichkeit mit der Messfläche des östlichen Stationsradiometers besitzt. Darüber hinaus entspricht auch die räumliche Verteilung der spektralen End-Member (“vertrocknetes Gras” und “Schotter”) mehr der räumlichen Verteilung dieser End-Member in der Messfläche des östlichen Stationsradiometers.

Damit bestätigen die Messungen des mobilen Mastsystems die in Kapitel 3.10 geäußerten Annahme, dass die Messfläche des östlichen Stationsradiometers repräsentativ für das Validierungsgebiet ist.

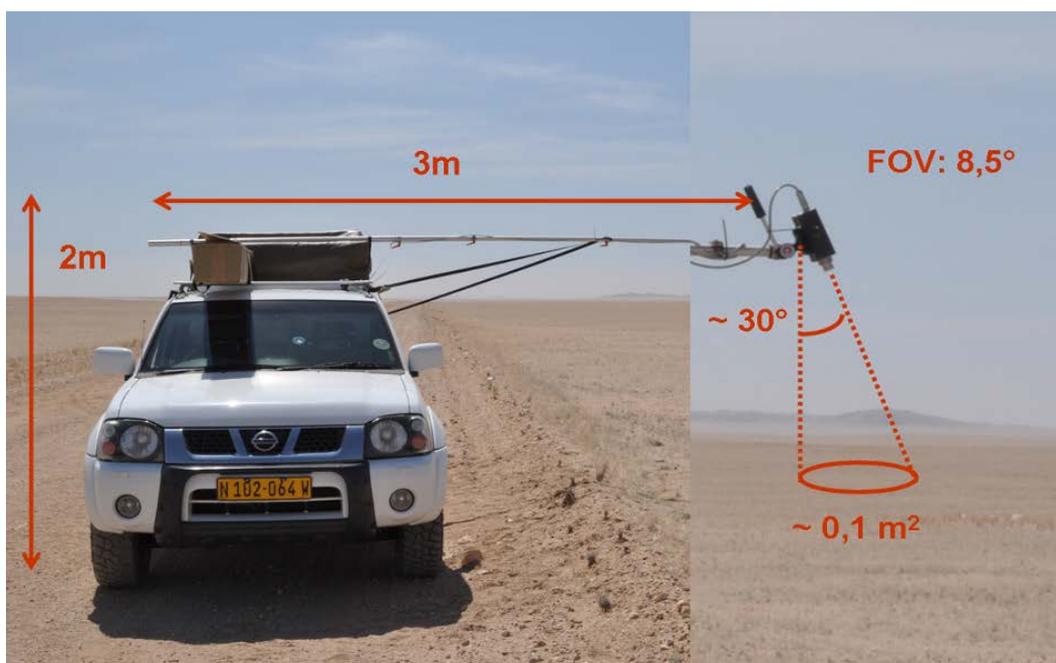
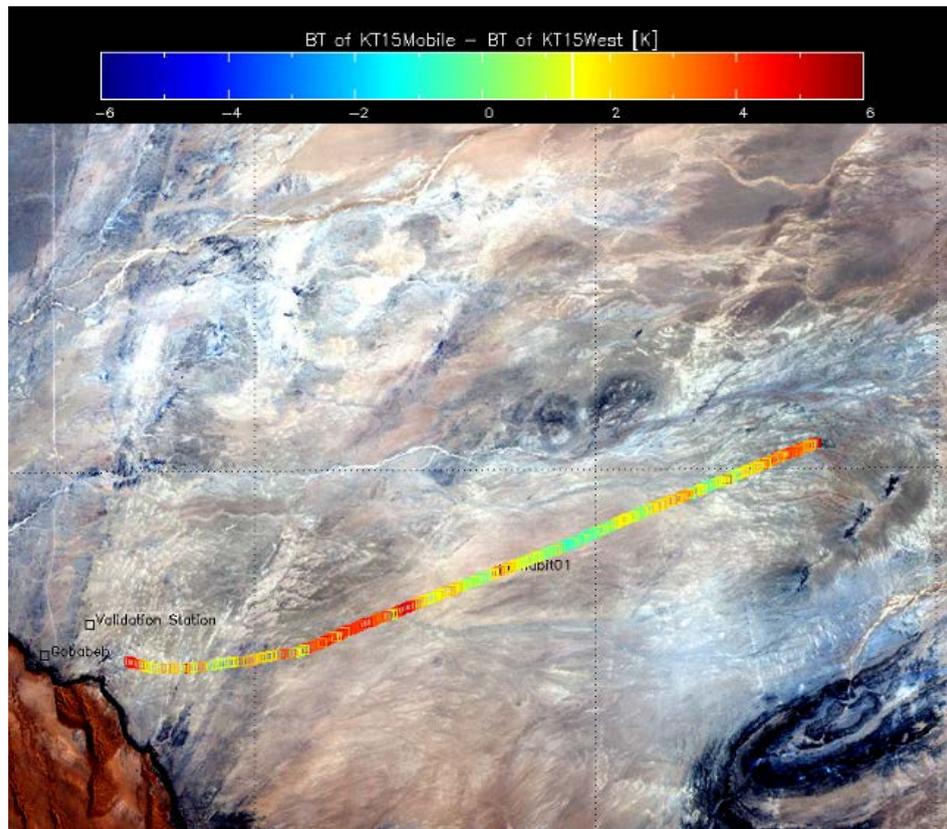


Abbildung 6.7.: Aufbau des mobilen Messsystems für Fahrten durch das Validierungsgebiet (abgeändert von [177]): Das Infrarotradiometer KT15.85 IIP von Heitronics wird an einem Metallausleger auf dem Dach eines Allrad-Geländewagens unter einem Blickwinkel von etwa 30° montiert. Die Daten werden mit einer Integrationszeit von 15 Sekunden von einem Campbell Datenlogger aufgezeichnet und auf eine Datenkarte gespeichert. Parallel hierzu wird die GPS-Position des Fahrzeugs aufgezeichnet.

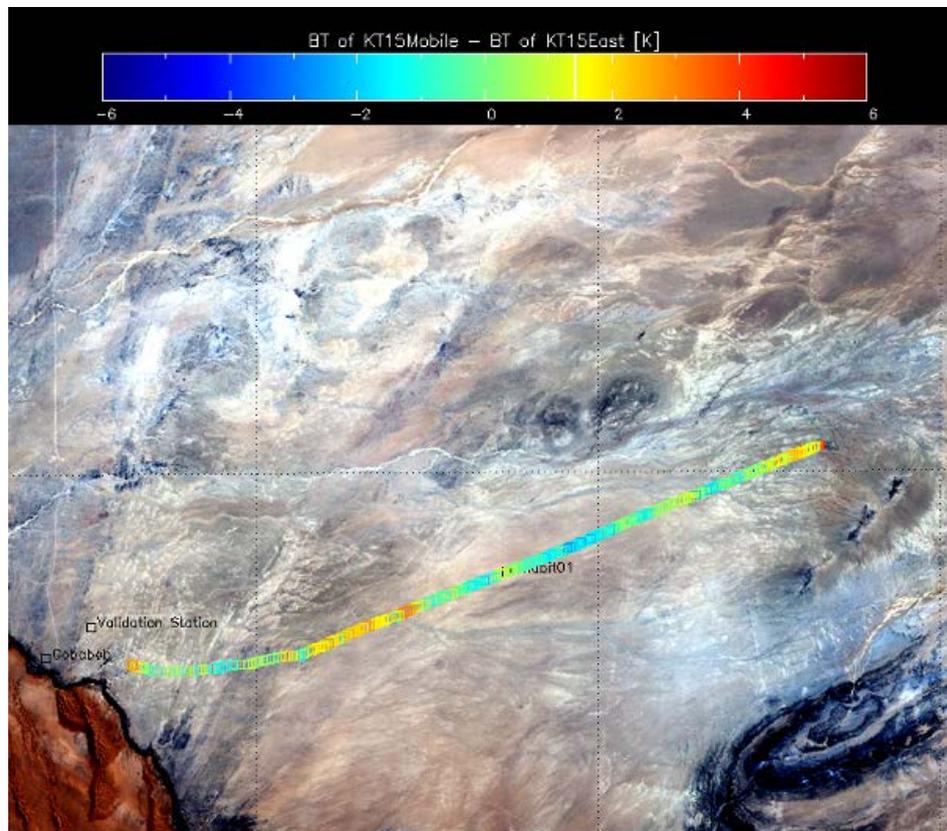
6.2. Radiometerfahrten im Validierungsgebiet

Die in Kapitel 6.1 vorgestellten Ergebnisse zeigen, dass die Qualität und Stabilität der Daten des mobilen Messsystems genau so gut, wie die der Validierungsstation ist. Daher eignet sich dieses Messsystem dazu, an verschiedenen Orten die Landoberflächentemperatur mit hoher Genauigkeit zu bestimmen. Um die Repräsentativität der von den Infrarotradiometern an der Validierungsstation beobachteten Flächen für die zu validierenden MSG/SEVIRI-Pixel mit einer räumlichen Auflösung von bestenfalls 4,8 km (für instrinsische Pixel) zu untersuchen, ist ein statischer Aufbau jedoch ungeeignet, da er nur punktuelle Messungen erlaubt. Aus diesem Grund wurde der Messaufbau wie in Abbildung 6.7 dargestellt modifiziert, um so mobile Messungen entlang eines Schotterweges durch das Validierungsgebiet durchführen zu können [19]. Bei einer durchschnittlichen Fahrgeschwindigkeit von etwa 20 km/h und einer Abtastrate von 15 s ergeben sich nach einer Mittelung auf Minutendaten so Flächen (\sim Pixel) von 120 m^2 pro Minute. Um die Repräsentativität der von den Stationsradiometer beobachteten Flächen für die Flächen der MSG/SEVIRI-Pixel im Validierungsgebiet zu quantifizieren, wurden die mobilen Helligkeitstemperaturen anschließend mit den Helligkeitstemperaturen der beiden Stationsradiometer verglichen.

Die erste dieser sogenannten Radiometerfahrten wurde am 14.03.2010 im Zeitraum von 9.54 Uhr bis 11.48 Uhr UTC durchgeführt. Insgesamt wurde in dieser Zeit eine Strecke von etwa 30 km durch das Validierungsgebiet zurückgelegt. In mehreren Arbeitsschritten wurden die Daten dazu mit den Stationsdaten synchronisiert und mit der jeweiligen GPS-Position des Fahrzeugs georeferenziert. Die Ergebnisse der ersten Radiometerfahrt sind in Abbildung 6.8 dargestellt.



(a) Differenzen der Helligkeitstemperaturen der mobilen und der Messung des westlichen Stationsradiometers ("KT15-West").



(b) Differenzen der Helligkeitstemperaturen der mobilen und der Messung des östlichen Stationsradiometers ("KT15-Ost").

Abbildung 6.8.: Die Differenzen der Helligkeitstemperaturen sind in Abhängigkeit von der GPS-Position der mobilen Messung über einem Landsat-RGB-Bild des Validierungsgebiets dargestellt.

Über die gesamte Fahrtstrecke von etwa 30 km beträgt die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen der mobilen Messung im Vergleich zu den Helligkeitstemperaturen des westlichen Stationsradiometers (“KT15-West”) 2,02 °C [19]. Dies bedeutet, dass sich die Fläche, die von dem westlichen Stationsradiometer beobachtet wird, deutlich vom Validierungsgebiet unterscheidet. Zur Validierung des MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturprodukts mit einer angestrebten Genauigkeit von 2 °C ist die vom westlichen Stationsradiometer beobachtete Fläche daher ungeeignet. Die Standardabweichung der Differenzen der Helligkeitstemperaturen zwischen der mobilen Messung und dem westlichen Stationsradiometer beträgt über die gesamte Distanz 1,41 °C und spiegelt die thermische Variabilität auf der Skala von 120 m²-Pixeln im Vergleich zur Referenzfläche wieder. Die geringe Standardabweichung der insgesamt 413 gemessenen Pixel unterstreicht damit die große thermische Homogenität des Validierungsgebiets.

Im Gegensatz zum westlichen Stationsradiometer beträgt die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen der mobilen Messung und dem östlichen Stationsradiometer (“KT15-Ost”) über die gesamte Strecke lediglich 0,42 °C [19]. Dies bedeutet, dass die Fläche, die von dem östlichen Stationsradiometer beobachtet wird, im Rahmen der Messgenauigkeit repräsentativ für das Validierungsgebiet ist. Die Standardabweichung der Differenzen der Helligkeitstemperaturen beträgt über die gesamte Strecke (413 Pixel) 1,3 °C und belegt die große thermische Homogenität der Schotterebenen im Validierungsgebiet. Der Unterschied in der Standardabweichung der Differenzen der Helligkeitstemperaturen im Vergleich zum westlichen Stationsradiometer entsteht durch die unterschiedliche zeitliche Variabilität der thermischen Emission der von den zwei Stationsradiometern beobachteten Flächen.

Die während der Radiometerfahrt beobachtete Variabilität der Helligkeitstemperatur (siehe Abbildung 6.8) muss nicht unbedingt durch kleinskalige Eigenschaften der beobachteten Landoberflächen verursacht worden sein, sondern könnte durch topographische Effekte und unterschiedliche Sonnenstände hervorgerufen worden sein.

Das Höhenprofil der Radiometerfahrt ist in Abbildung 6.9 dargestellt. Da das durchfahrene Gebiet eine nahezu konstante Steigung (bzw. ein konstantes Gefälle) aufweist (siehe Abbildung 6.9), kann man davon ausgehen, dass die beobachteten Landoberflächen nahezu eben sind. Der Höhenunterschied der Messungen entlang der Schotterstraße (afrikaans Pad) beträgt insgesamt etwa 200 m, aber Abbildung 6.10(a) zeigt, dass die beobachtete Variabilität der Differenzen der Helligkeitstemperaturen nicht durch eine Höhenabhängigkeit der Messungen zu erklären ist.

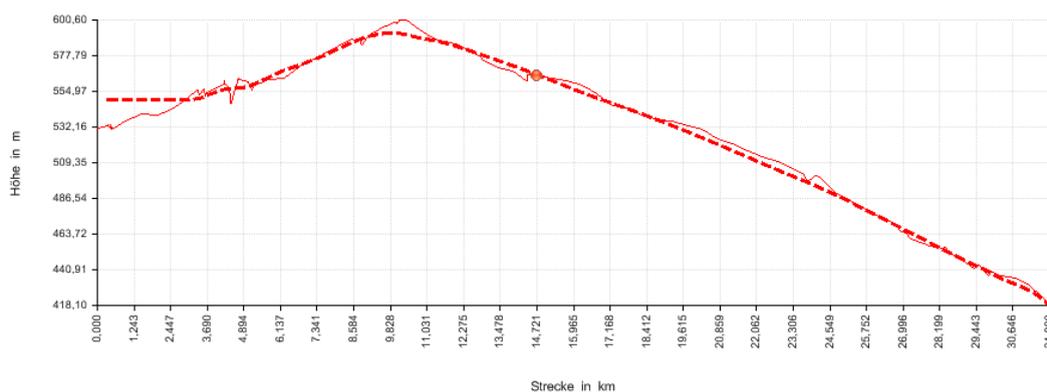
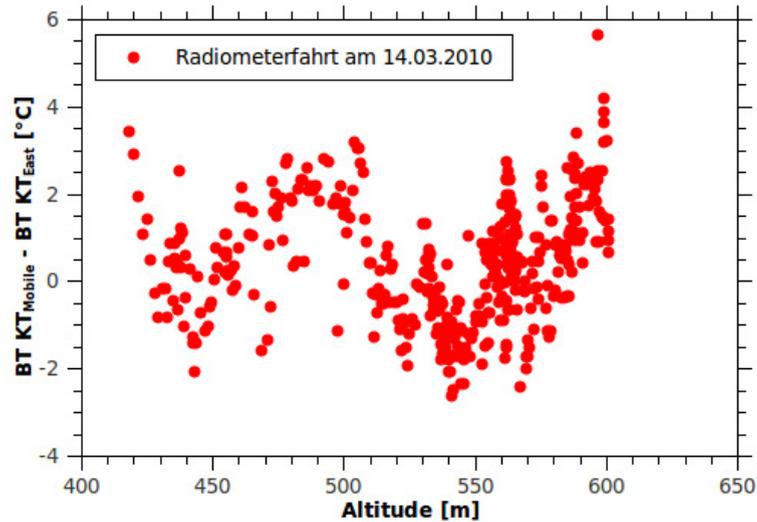
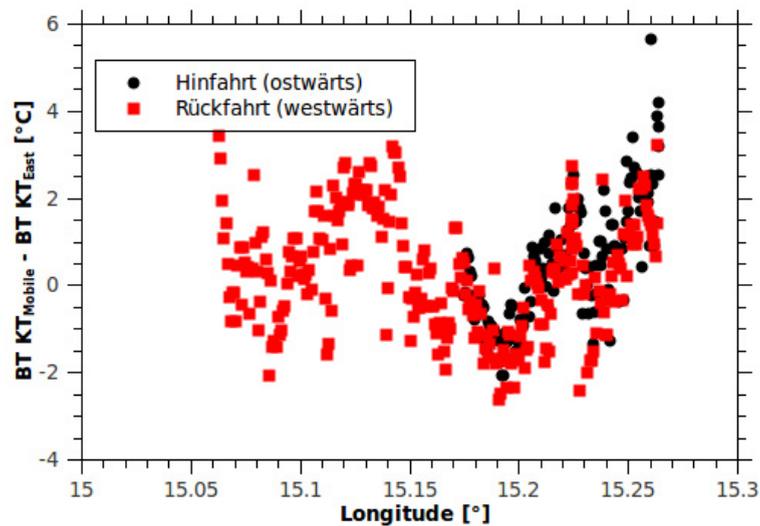


Abbildung 6.9.: Höhenprofil der Strecke, die während der Radiometerfahrt am 14.03.2010 abgefahren wurde. Die durchgezogene Linie stellt die aufgezeichnete GPS-Höhe dar und die gestrichelte Linie ist eine Interpolation der GPS-Höhe.



(a) Die Differenz zwischen den Helligkeitstemperaturen der mobilen Messung und den Messungen des östlichen Stationsradiometers sind unabhängig vom Höhenprofil.



(b) Die Differenzen zwischen den Helligkeitstemperaturen der mobilen Messung und den Messungen des östlichen Stationsradiometers sind unabhängig von der Orientierung des mobilen Radiometers und der Messfläche zum Sonnenstand.

Abbildung 6.10.: Analyse der Höhen- und Richtungsabhängigkeit der Helligkeitstemperaturen, die während der Radiometerfahrt gemessen wurden

| | $KT_{\text{Mobile}} - KT_{\text{East}} [^{\circ}\text{C}]$ | $KT_{\text{Mobile}} - KT_{\text{West}} [^{\circ}\text{C}]$ |
|--------------------|--|--|
| 1. Radiometerfahrt | 0,42 | 2,02 |
| 2. Radiometerfahrt | 0,8 | 2,39 |
| 3. Radiometerfahrt | -0,11 | 2,59 |
| Mobiler Mast | 1,02 | 2,13 |

Abbildung 6.11.: Übersicht über die mittleren Abweichungen der Helligkeitstemperaturen Ergebnisse aus den mobilen Messungen

Um die Abhängigkeit der Messungen vom Sonnenstand zu untersuchen, wurden die Messungen auf der Hin- und Rückfahrt (ostwärts und westwärts gerichtete Strecke) separat betrachtet, da diese Messungen unter einer um 180° gedrehten Orientierung zur Sonne, einmal mit nördlicher und einmal mit südlicher Blickrichtung des Radiometers, durchgeführt worden sind.

Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.10(b) dargestellt und belegen, dass die Variabilität der Differenzen der Helligkeitstemperaturen nicht durch eine unterschiedliche Solar- und Beobachtungsgeometrien hervorgerufen sein können. Daher muss die in Abbildung 6.8 beobachtete thermische Variabilität die kleinskalige, und im Hinblick auf ein MSG/SEVIRI-Pixel subpixelskalige Variabilität der Landoberfläche im Validierungsgebiet widerspiegeln.

Die Radiometerfahrt wurde bis April 2011 entlang der gleichen Strecke zwei Mal zu unterschiedlichen Tageszeiten und Sonnenständen wiederholt, um so die Reproduzierbarkeit und die zeitliche Stabilität der thermischen Variabilität zu untersuchen. Die zweite Radiometerfahrt wurde am 12.02.2011 in einem Zeitraum von 13.05 Uhr bis 15.20 Uhr UTC durchgeführt. Über die gesamte Strecke von fast 40 km beträgt die mittlere Abweichung zwischen den Helligkeitstemperaturen der mobilen Messung und dem östlichen Stationsradiometer (“KT15-Ost”) $0,8^{\circ}\text{C}$. Die Standardabweichung der Differenzen der Helligkeitstemperaturen beträgt über die gesamte Strecke für 577 aufgezeichnete Pixel $1,32^{\circ}\text{C}$. Im Vergleich hierzu beträgt die mittlere Abweichung zwischen der mobilen Messung und dem westlichen Stationsradiometer in diesem Zeitraum $2,39^{\circ}\text{C}$ bei einer Standardabweichung von $1,27^{\circ}\text{C}$. Damit sind die Ergebnisse der zweiten Radiometerfahrt im Rahmen der absoluten Messgenauigkeit von $0,3^{\circ}\text{C}$ (siehe auch Kapitel 2.4.3) der Infrarotradiometer in guter Übereinstimmung mit den Ergebnissen der ersten Radiometerfahrt.

Die dritte Radiometerfahrt wurde am 28.04.2011 in einem Zeitraum von 12.41 Uhr bis 15.12 Uhr UTC durchgeführt und deckte eine Strecke von mehr als 40 km (entspricht 601 Pixel) ab. Insgesamt beträgt die mittlere Abweichung zwischen der mobilen Messung und den Messungen des östlichen Stationsradiometers für diesen Zeitraum $-0,11^{\circ}\text{C}$ bei einer Standardabweichung von $1,46^{\circ}\text{C}$. Im Gegensatz hierzu beträgt die mittlere Abweichung zwischen der mobilen Messung und der Messung des westlichen Stationsradiometers in diesem Zeitraum $2,59^{\circ}\text{C}$ bei einer Standardabweichung von $1,51^{\circ}\text{C}$. Die im Vergleich zu den anderen Radiometerfahrten höhere mittlere Abweichung erklärt sich dadurch, dass das westliche Stationsradiometer wenige Tage zuvor auf eine neue Messfläche ausgerichtet worden war, die noch weniger vertrocknetes Gras aber einen größeren Anteil an Schotter enthält. Damit ist diese Fläche noch weniger repräsentativ für das Validierungsgebiet als die alte Messfläche des westlichen Stationsradiometers. Die Ergebnisse des östlichen Stationsradiometers sind im Rahmen der Messgenauigkeit der Infrarotradiometer in sehr guter Übereinstimmung mit den Ergebnissen der ersten beiden Radiometerfahrten.

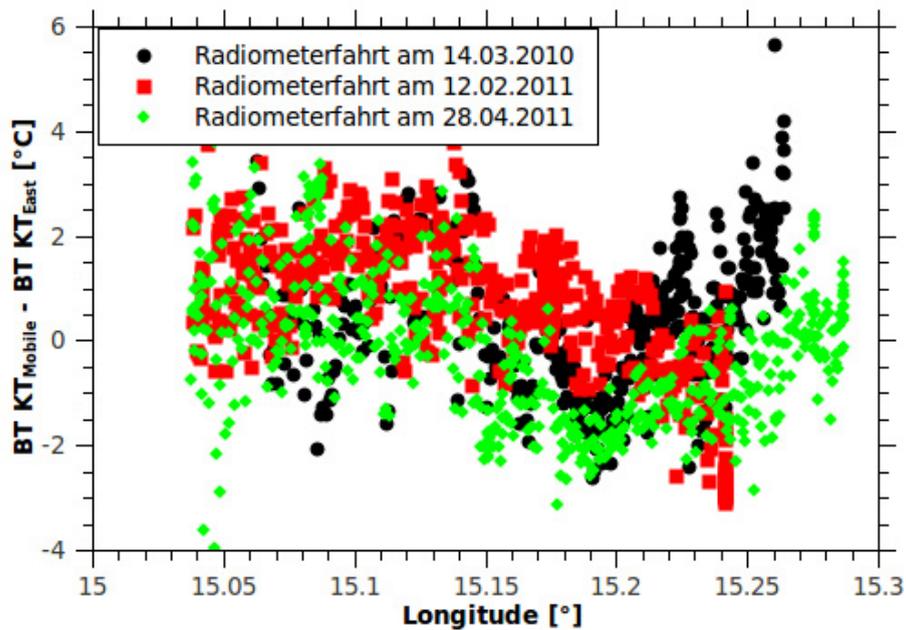


Abbildung 6.12.: Der Vergleich der georeferenzierten Differenzen der Helligkeitstemperaturen der mobilen und der Stationsmessungen für die drei Radiometerfahrten belegt die zeitliche Stabilität der räumlichen Verteilung der Landoberflächenbedeckung in den Schotterebenen.

6.3. Zusammenfassung der Ergebnisse der mobilen Messungen

Abbildung 6.11 zeigt die Zusammenfassung der Ergebnisse der mobilen Messungen. Insgesamt beträgt die mittlere Abweichung der während der Radiometerfahrten im Validierungsgebiet gemessenen Helligkeitstemperaturen zu den an der Station von dem östlichen Stationsradiometer gemessenen Helligkeitstemperaturen zwischen $-0,11$ °C und $0,8$ °C. Damit scheint die Annahme der Repräsentativität der von dem östlichen Stationsradiometer beobachteten Fläche für das gesamte Validierungsgebiet gerechtfertigt. Die während der mobilen Messungen und insbesondere den Radiometerfahrten beobachteten geringen Standardabweichungen belegen darüber hinaus, dass das Validierungsgebiet auf einer Skala von 40 km thermisch sehr homogen ist.

Darüber hinaus belegt der in Abbildung 6.12 gezeigte direkte Vergleich der drei Radiometerfahrten, dass das mobile Messsystem sehr gut dazu geeignet ist, die kleinskalige thermische Variabilität im Validierungsgebiet zu erfassen.

Wie aus Abbildung 6.12 zu erkennen ist, sind die während der Radiometerfahrten untersuchten kleinskaligen Variabilitäten zeitlich stabil ihr Auftreten in den Messergebnissen reproduzierbar. Durch wiederholte Messungen entlang der gleichen Strecken können also kleinskalige thermische Strukturen erkannt und vermessen werden. Dies liegt vor allem an der hohen zeitlichen Stabilität der räumlichen Verteilung der Landoberflächenbedeckung in den Schotterebenen aufgrund des hyperariden Wüstenklimas.

Bemerkenswert ist desweiteren, dass sich die räumliche Verteilung der Grasbüschel auch nach starken Regenfällen im Februar und März 2011 scheinbar nicht verändert hat.

Da die thermischen Strukturen, die während der dritten Radiometerfahrt (28. 04. 2011) beobachtet wurden, sehr gut mit den thermischen Strukturen der beiden ersten Radiometerfahrten übereinstimmen, kann man davon ausgehen, dass die Fläche, die von dem

östlichen Stationsradiometer beobachtet wird, auch nach weiteren starken Niederschlagsereignissen repräsentativ für das gesamte Validierungsgebiet ist.

Eine zweidimensionale und damit flächendeckende Analyse der kleinskaligen thermischen Variabilität im Validierungsgebiet Gobabeb ist jedoch mit der in diesem Kapitel vorgestellten Methode der Radiometerfahrten nicht möglich, da es zum einen nur sehr wenige Straßen (Schotterstraßen, auch Pads genannt) im Validierungsgebiet gibt und es zum anderen aus Naturschutzgründen nicht erlaubt ist, sich abseits der offiziellen Straßen und Wege zu bewegen. Aus diesem Grund soll für die flächendeckende Validierung von Landoberflächenprodukten aus Satellitendaten ein leichtes, unbemanntes Modellflugzeug, ein sogenanntes “Unmanned Aerial Vehicle” (UAV) entwickelt werden. Das Konzept für dieses UAV ist in Anhang A dargestellt.

7. Zusammenfassung

Das Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung einer Methode zur Erzeugung von Landoberflächentemperaturen, die repräsentativ für ein bestimmtes zu validierendes Satellitenpixel sind, um so Landoberflächentemperaturen aus MSG/SEVIRI-Messungen kontinuierlich mit in-situ Messungen an den vier KIT-Stationen in Europa und Afrika validieren zu können.

Hierzu wurde zunächst eine Methode weiterentwickelt, mit der in-situ Messungen der Landoberflächentemperatur auf Satellitenpixel extrapoliert werden können. Diese sogenannte End-Member-Cover-Methode beruht auf der Annahme, dass sich die einzelnen Exemplare ein und desselben Typs der Landoberflächenbedeckung, wie zum Beispiel einzelne Bäume oder unterschiedliche Grasflächen, auch im thermischen Infrarotbereich gleich verhalten. In Kapitel 3 wurde gezeigt, wie durch eine objekt-basierte Klassifizierung hochaufgelöster Satellitendaten im sichtbaren und nahen infraroten Spektralbereich, die Flächenanteile der unterschiedlichen Typen der Landoberflächenbedeckung (End-Member) ermittelt werden können. Diese Flächenanteile können anschließend als Mischungskoeffizienten verwendet werden, um aus den in-situ Messungen der Infrarotstrahlung über diesen End-Membern eine für das zu validierende MSG/SEVIRI-Pixel repräsentative Landoberflächentemperatur zu berechnen.

Die für das jeweilige Validierungsgebiet wichtigsten spektralen End-Member wurden dabei zuvor durch eine Unabhängige Komponentenanalyse (ICA, siehe Kapitel 3.2) bestimmt. Die Analyse der hochaufgelösten Satellitendaten ergab, dass die Landoberflächenbedeckung in den Validierungsgebieten um die KIT-Stationen Evora (Portugal), Dahra (Senegal) und Farm (RMZ, Namibia) hauptsächlich aus immergrünen Bäumen und Büschen sowie saisonal variierenden Grasflächen besteht (siehe Kapitel 3.7.1, 3.8.1 und 3.9.1).

Durch die Verwendung der Unabhängige Komponentenanalyse war es zudem möglich, die spektralen End-Member in einem hyperariden Gebieten zu bestimmen, die keine grüne Vegetation aufweisen. Ein Beispiel hierfür ist das KIT-Validierungsgebiet Gobabeb in den Schotterebenen der Namib-Wüste. Für dieses Validierungsgebiet ergab die kombinierte Analyse von hochaufgelösten Satellitendaten und Fotos, dass die Landoberflächenbedeckung im Validierungsgebiet Gobabeb zum einen aus unterschiedlichen großskaligen Boden- und Gesteinstypen besteht (siehe Kapitel 3.10.1). Zum anderen konnte gezeigt werden, dass zusätzlich kleinskalige spektrale End-Member einen erheblichen Einfluss auf die Landoberflächentemperatur haben (siehe Kapitel 3.10.2.2). Für das Validierungsgebiet Gobabeb konnten dabei insbesondere vertrocknete Grasbüschel und Schotter als kleinskalige spektrale End-Member identifiziert werden (siehe Kapitel 3.10.2).

Anhand der objekt-basierten Klassifizierung der hochaufgelösten Satellitendaten wurden anschließend die Flächenanteile der spektralen End-Member in den entsprechenden Validierungsgebieten bestimmt. Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Evora (Portugal) wurde ein Flächenanteil von 32 % Bäumen und 68 % Grasflächen ermittelt (siehe Kapitel 3.7.3). Ein Vergleich mit Literaturwerten einer auf Luftbildern basierenden Baumstudie in diesem Gebiet [158] ergibt eine sehr gute Übereinstimmung mit den gefundenen Werten.

Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra (Senegal) wurde mit der Klassifizierung ein Flächenanteil von 3,2 % Bäumen und 96,8 % Grasflächen ermittelt (siehe Kapitel 3.8.3). Auch diese Werte stimmen sehr gut mit Literaturwerten einer Baumstudie in diesem Gebiet [97] überein.

Die gute Übereinstimmung der Ergebnisse der objekt-basierten Klassifizierung mit den Literaturwerten aus Feldstudien, die zum Teil bereits mehrere Jahre zurück liegen, ist zudem ein Beleg für die hohe räumliche Homogenität und zeitliche Beständigkeit der Validierungsgebiete. Für das Validierungsgebiet um die KIT-Station RMZ (Namibia) wurde schließlich ein Flächenanteil von 15 % Bäumen und 85 % Grasflächen ermittelt (siehe Kapitel 3.9.3).

Durch die Einbeziehung von zusätzlichen linearen Transformationen, wie der Hauptkomponentenanalyse, bei der Bestimmung der Merkmale der End-Member-Klassen, konnte die End-Member-Cover-Methode auf hyperaride Gebiete erweitert werden. Diese wurde insbesondere dazu verwendet, um die Flächenanteile der spektralen End-Member der von den Radiometern an der KIT-Station Gobabeb beobachteten Flächen zu klassifizieren. In Kapitel 3.10.2.1 wurde auf diese Weise für die Messfläche des westlichen Stationsradiometers ein Flächenanteil von 20 % vertrockneten Grasbüscheln und 80 % Schotter bestimmt. Für die Messfläche des östlichen Stationsradiometer wurde ein Flächenanteil von 26 % vertrockneten Grasbüscheln und 74 % Schotter gefunden. Obwohl die Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member in den beiden Flächen sehr ähnlich sind, beträgt die mittlere Differenz der Helligkeitstemperaturen der beiden Radiometer mindestens 2 °C (siehe Kapitel 3.10.2.2) und ist damit nicht vernachlässigbar. Eine Erklärung für hierfür ist die unterschiedliche räumliche Verteilung der spektralen End-Member in den beiden Radiometerflächen.

Im Anschluss an die Klassifizierung wurde die Genauigkeit der Ergebnisse im Rahmen einer Qualitätskontrolle überprüft. Hierzu wurden aus der jeweiligen Klassifizierung zufällige Stichproben genommen und für diese dann die Konfusionsmatrix ermittelt (siehe Kapitel 3.6). Insgesamt ergab die Qualitätsanalyse des Klassifizierungsergebnisses der Satellitendaten für das Validierungsgebiet um die KIT-Station Dahra eine Gesamtgenauigkeit von 89 % (siehe Kapitel 3.8.4). Für die Klassifizierungsergebnisse der Satellitendaten der Validierungsgebiete um die KIT-Station Evora und RMZ ergab die Qualitätsanalyse eine Gesamtgenauigkeit von 94 % (siehe Kapitel 3.7.4) respektive 95 % (siehe Kapitel 3.9.4). Diese Ergebnisse unterstreichen die hohe Genauigkeit der objekt-basierten Klassifizierung und belegen die Zuverlässigkeit der daraus abgeleiteten Mischungsverhältnisse für die Extrapolation der in-situ Messungen auf das jeweilige MSG/SEVIRI-Pixel.

Die aus der Qualitätsanalyse bestimmten Falschklassifikationsraten wurden insbesondere dazu verwendet, um den maximalen Fehler der extrapolierten Landoberflächentemperaturen aufgrund einer ungenauen Bestimmung der Mischungsverhältnisse der spektralen End-Member abzuschätzen.

Insgesamt lässt sich aus den Klassifizierungsergebnissen der Satellitendaten für die Validierungsgebiete um die KIT-Stationen Evora, Dahra und RMZ schlussfolgern, dass die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Methode zur Extrapolation von in-situ Messungen der Infrarotstrahlung auf Satellitenpixel sehr zuverlässige Ergebnisse liefert und leicht auf andere Validierungsgebiete übertragbar ist. Darüber hinaus kann diese Methode auch verwendet werden, um andere Landoberflächenprodukte aus Satellitendaten wie beispielsweise

den Pflanzenbedeckungsgrad oder die Albedo zu validieren. Zudem können mit dieser Methode in-situ Messungen auf beliebige Skalen extrapoliert werden. Dies ist insbesondere dann von Vorteil, wenn man die in-situ Messungen mit flugzeuggebundenen Messungen vergleichen möchte, da die räumliche Auflösung der solcher Messungen aufgrund verschiedener Flughöhen sehr variabel sein kann.

Bei der Extrapolation von Landoberflächentemperaturen auf MSG/SEVIRI-Pixel mit der End-Member-Cover-Methode wurde dabei im Rahmen dieser Arbeit angenommen, dass die absolute Position der einzelnen Pixel exakt bekannt und zeitlich konstant ist. In der Realität kann die absolute Position eines Pixels jedoch nur auf 3 km [29] und die relative Position innerhalb eines Blocks aus 16 x 16 Pixeln nur auf 0,75 km genau angegeben werden. Um mögliche Navigationsfehler der zu validierenden Pixel bei der Validierung von Landoberflächenprodukten berücksichtigen zu können, kann die End-Member-Cover-Methode mit Vegetationsprodukten, wie dem Pflanzenbedeckungsgrad (FVC), verglichen werden. Hierbei müssen zunächst die Mischungsverhältnisse aller möglichen Pixel anhand einer Klassifizierung von hochaufgelösten Satellitendaten oder Luftbildern bestimmt werden. Anschließend kann aus der jeweiligen Klassifizierung der maximale Pflanzenbedeckungsgrad abgeschätzt werden. Durch einen Vergleich des Pflanzenbedeckungsgrads aus Satellitendaten mit dem aus den Klassifikationen abgeleiteten Pflanzenbedeckungsgraden kann dann auf die Position des jeweiligen Pixels zurück geschlossen werden.

Bei der End-Member-Cover-Methode muss allerdings berücksichtigt werden, dass die räumliche Auflösung der Satellitendaten oder Luftbilder die einzelnen für das jeweilige Validierungsgebiet charakteristischen spektralen End-Member erfassen muss. Sind die spektralen End-Member kleiner als die räumliche Auflösung zum heutigen Zeitpunkt verfügbarer Satellitendaten, wie beispielsweise in dem Validierungsgebiet um die KIT-Station Gobabeb in der Namib-Wüste (Namibia, siehe Kapitel 3.10), so ist diese Methode nicht anwendbar. Daher konnten die Flächenanteile der kleinskaligen spektralen End-Member (vertrocknete Grasbüschel und Schotter) im Validierungsgebiet Gobabeb nicht flächendeckend, sondern nur lokal begrenzt bestimmt werden. Ein weiterer Nachteil dieser Methode ist, dass hochaufgelöste Satellitendaten, mit einer räumlichen Auflösung im Bereich von 0,5 m bis 2 m, zum heutigen Zeitpunkt nur von kommerziellen Satellitenplattformen erhältlich und daher recht teuer sind.

Daher wurde in Kapitel 4 eine weitere von Guillevic et al. [26] entwickelte Methode zur Berechnung von Landoberflächentemperaturen, die repräsentativ für ein bestimmtes Satellitenpixel sind, untersucht. Bei dieser Methode werden die Landoberflächentemperaturen mit dem Landoberflächenmodell SETHYS [28] modelliert. Um die beiden Methoden anschließend miteinander vergleichen zu können wurden zunächst Landoberflächentemperaturen für MSG/SEVIRI-Pixel über der KIT-Station RMZ modelliert. Ein Vergleich der modellierten Landoberflächentemperaturen mit den in-situ Landoberflächentemperaturen an der KIT-Station RMZ über den spektralen End-Membren Gras und Baum für den Zeitraum von Januar bis Dezember 2010 ergibt eine allgemein gute Übereinstimmung der modellierten Landoberflächentemperaturen mit den zu erwartenden Werten. Die systematischen Abweichung zur Mittagszeit in den Monaten April bis Juli 2010 lassen sich durch eine ungenaue Parametrisierung des Modells erklären. Um systematische Abweichungen dieser Art zu vermeiden und um zuverlässigere Ergebnisse zu erzielen, sollten daher zusätzliche Messungen der Bodenfeuchte durchgeführt werden (siehe auch Kapitel 4.2).

Insgesamt lässt sich aus den Ergebnissen jedoch schlussfolgern, dass das Landoberflächenmodell insbesondere in Gebieten, für die keine hochaufgelösten Satellitendaten oder Luftbilder verfügbar sind sowie in Gebieten, in denen die spektralen End-Member zeitlich und räumlich sehr variabel sind, ein gutes Instrument zur Erzeugung repräsentativer Landoberflächentemperaturen ist. Darüber hinaus kann das Landoberflächenmodell SETHYS auch

zur Extrapolation von Landoberflächentemperaturen in Gebieten verwendet werden, in denen die räumliche Größe der spektralen End-Member kleiner als die räumliche Auflösung der verfügbaren Satellitendaten oder Luftbilder ist.

Ein Vergleich der beiden im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Methoden zur Erzeugung von repräsentativen Landoberflächentemperaturen mit den MSG/SEVIRI-Landoberflächentemperaturen in Kapitel 5 ergab, dass keine der beiden Methoden hundertprozentig repräsentative Landoberflächentemperaturen für ein gegebenes Satellitenpixel erzeugt. Für eine Validierung von Landoberflächentemperaturen aus Satellitendaten sollten daher beide Methoden parallel verwendet werden. Um die Repräsentativität der erzeugten Landoberflächentemperaturen für das jeweilige Satellitenpixel zu verschiedenen Zeitpunkten zu untersuchen, sollten die extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen kontinuierlich miteinander verglichen werden. An Zeitpunkten, an denen die extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen miteinander übereinstimmen, kann man davon ausgehen, dass beide Methoden repräsentative Landoberflächentemperaturen liefern. Darüber hinaus kann ein Vergleich der extrapolierten und modellierten Landoberflächentemperaturen mögliche systematische Abweichungen in beiden Methoden aufzeigen, die anschließend durch in-situ Messungen überprüft und quantifiziert werden können.

Beide Methoden zur Erzeugung von repräsentativen Landoberflächentemperaturen eines gegebenen Satellitenpixels vernachlässigen direktionale Effekte, wie zum Beispiel Schattenwurf durch Bäume, anisotropes Reflexions- und Emissionsvermögen der Landoberfläche sowie Blickwinkeleffekte. Mehrere Studien konnten jedoch zeigen, dass insbesondere in Gebieten mit offenen Bewuchs und vereinzelt stehenden Bäumen, wie zum Beispiel in Savannen oder in der Region des Alentejo in Portugal, die von einem Fernerkundungssensor gemessene Infrarotstrahlung stark durch direktionale Effekte beeinflusst wird [178] [179] [180]. Dies gilt insbesondere für Sensoren auf polarumlaufenden Satelliten [180]. Da die in Kapitel 3 beschriebene End-Member-Cover-Methode jedoch nicht nur die Flächenanteile der einzelnen spektralen End-Member sondern auch deren Position bzw. räumliche Verteilung ermittelt, kann diese Methode auch dazu verwendet werden, räumlich hochaufgelöste Karten der räumlichen Verteilung der spektralen End-Member zu generieren. Durch eine Kombination dieser hochaufgelösten Karten mit einem geometrischen Modell [179] [181] oder einem dreidimensionalen Strahlungstransportmodell [182] [178] können dann die direktionalen Effekte simuliert werden.

In Kapitel 6 wurde schließlich eine Methode vorgestellt, mit der die Repräsentativität der Stationsmessungen und die räumliche Variabilität der Landoberflächentemperatur aus in-situ Messungen mit einer hohen räumlichen Auflösung von etwa 120 m^2 bestimmt werden kann. Der Messaufbau aus einem mobilen Radiometer und einem Allrad-Geländewagen (siehe Kapitel 6.2) wurde insbesondere dazu verwendet, um die Repräsentativität der in-situ Landoberflächentemperatur an der KIT-Station Gobabeb (Namibia) für das Validierungsgebiet zu überprüfen. Mit drei wiederholten Radiometerfahrten entlang der selben Strecke von etwa 40 km durch das Validierungsgebiet in der Namib-Wüste konnte die Repräsentativität der östlichen Radiometerfläche an der KIT-Station Gobabeb für das Validierungsgebiet bestätigt werden. Darüber hinaus belegen die geringen Standardabweichungen der Differenzen zwischen den Helligkeitstemperaturen an der Station und den Helligkeitstemperaturen aus den mobilen Messungen die große thermische Homogenität des Validierungsgebiets. Des Weiteren belegen die Messungen die zeitliche Stabilität der Landoberflächenbedeckung im Validierungsgebiet.

Die in Kapitel 6 vorgestellte Methodik der mobilen Messungen eignet sich insbesondere für Gebiete mit einer flachen Landoberflächenbedeckung, wie beispielsweise den Schotterebenen der Namib-Wüste, oder für Gebiete, die nur spärlich mit Bäumen und Sträuchern bewachsen sind, wie zum Beispiel die KIT-Validierungsgebiete in der Kalahari (KIT-Station

Farm: RMZ/Heimat) oder im Senegal (KIT-Station Dahra).

Durch eine Weiterentwicklung des mobilen Messsystems zu einem fliegenden System auf Basis eines unbemannten Modellflugzeugs (UAV, siehe Anhang A), kann die in Kapitel 6 vorgestellte Methodik auch auf dichter bewachsene oder bewaldete Gebiete ausgedehnt werden. Darüber hinaus erlauben flugzeuggebundene Messungen eine flächendeckende Untersuchung von Landoberflächen mit variabler räumlicher Auflösung. Daher wird derzeit am IMK-ASF ein UAV weiterentwickelt, mit dem hochaufgelöste flächendeckende Aufnahmen von Landoberflächen im sichtbaren, nahen infraroten und thermischen Infrarotbereich gemacht werden können.

A. Flächendeckende in-situ Messungen mit einem UAV

Um Landoberflächenparameter, wie zum Beispiel die Landoberflächentemperatur, den NDVI oder den Pflanzenbedeckungsgrad flächendeckend zu vermessen, werden nach heutigem Stand hauptsächlich Satelliten oder bemannte Flugzeuge verwendet. Ein neuer Ansatz zur Untersuchung der Eigenschaften von Landoberflächen ist die Verwendung von kleinen, unbemannten Flugzeugen, sogenannten UAVs (von engl. unmanned aerial vehicle).

Da die an den KIT-Stationen angebrachten Sensoren zur Untersuchung von Landoberflächen nicht besonders schwer sind und im Allgemeinen weniger als 1 kg wiegen, können sie ohne größere Probleme in einem Ultraleichtflugzeug oder ein UAV integriert werden. Im Vergleich zu bemannten Flugzeugen bieten UAVs in Bezug auf die Untersuchung von Landoberflächeneigenschaften den Vorteil, dass sie wesentlich kostengünstiger und mit geringerem Trainingsaufwand steuerbar sind. Darüber hinaus können die am KIT verwendeten Sensoren durch ihre geringe Größe auch in handelsübliche, kleine Modellflugzeuge eingebaut werden. Dadurch wird der Transport dieses Messsystems wesentlich vereinfacht, wodurch ein flexiblerer Einsatz auch abseits gut ausgebaute Start- und Landebahnen möglich ist.

Dieses Kapitel stellt ein am IMK-ASF aufgebautes und weiterentwickeltes UAV-System vor, das auf dem quelloffenen Autopilotensystem Paparazzi beruht.

A.1. Das quelloffene Autopilotensystem Paparazzi

Das quelloffene Autopilotensystem Paparazzi [183] besteht, wie in Abbildung A.1 dargestellt, im Wesentlichen aus einem Modellflugzeug, einer Bodenstation und einer Funkverbindung zwischen dem Modellflugzeug und der Bodenstation. Dabei kann ein handelsübliches Modellflugzeug verwendet werden, welches durch eine Autopilotplatine gesteuert und über eine Funkverbindung von der Bodenstation kontrolliert wird. Die Position sowie die Lage des Flugzeugs im Raum werden dabei durch einen GPS-Empfänger und Infrarotsensoren ermittelt.

Als Bodenstation kann ein handelsüblicher Laptop mit einem Ubuntu oder MacOSX Betriebssystem verwendet werden. In der Konfigurationssoftware, dem sogenannten Paparazzi-Center können die Flugeigenschaften und Flugrouten eingestellt werden. Der modulare Aufbau der Software ermöglicht es dabei, den Autopiloten an jeden Flugzeugtyp und eine Vielzahl Sensoren anzupassen.



Abbildung A.1.: Schematischer Aufbau eines Paparazzi UAV-Systems (aus [183])

Die eigentliche Bodenstation, die sogenannte GCS (von engl. ground control station), ermöglicht neben dem automatischen Starten und Landen auch die Überwachung des UAVs im Flug. Dabei wird die aktuelle Position des Flugzeugs über einer zuvor geladenen Karte oder einem Google Earth Bild aus dem Zwischenspeicher graphisch dargestellt. Darüber hinaus wird die Lage des Flugzeugs im Raum durch einen künstlichen Horizont angezeigt. Zusätzlich werden weitere wichtige Informationen wie zum Beispiel die Flughöhe und -geschwindigkeit sowie die aktuelle Batteriespannung angezeigt. Abbildung A.2 zeigt das typische Aussehen der GCS bei einem Testflug über der Wüstenforschungsstation Gobabeb (Namibia). Dabei markieren die gelben Punkte in der Bodenkontrollstation unterschiedliche Wegpunkte des vom UAV abzufliegenden Flugplans. Der Flugplan kann hierbei sowohl im Voraus definiert als auch interaktiv während des Fluges angepasst und verändert werden.

Die Kommunikation zwischen dem UAV und der Bodenstation erfolgt über zwei 2,4 GHz-Funkmodule. Aus Sicherheitsgründen kommt jedoch zusätzlich auch eine handelsübliche Funkfernsteuerung zum Einsatz. Dabei ermöglicht das Paparazzi-System insgesamt drei verschiedene Betriebsmodi:

Autopilot-Modus In diesem Modus wird das UAV vollständig vom Autopiloten gesteuert.

Manueller Modus In diesem Modus wird das UAV vollständig manuell mit der Funkfernsteuerung kontrolliert. Der Autopilot übermittelt lediglich die Daten zum Flugverhalten an die Bodenstation, hat aber keinerlei Einfluss auf das UAV.

Halb-automatischer Modus In diesem Modus werden die Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit des UAVs manuell mit der Funkfernsteuerung kontrolliert. Der Autopilot assistiert jedoch und reguliert die Lage des UAVs im Raum (sogenannte Lageregelung).

A.2. Hardware und Sensoren

Als Plattform für das am KIT-ASF verwendete UAV dient ein handelsübliches Modellflugzeug aus Elapor¹ vom Typ "Twinstar" der Firma Multiplex. Dieses Modellflugzeug besitzt

¹Spezial-Schaumstoff

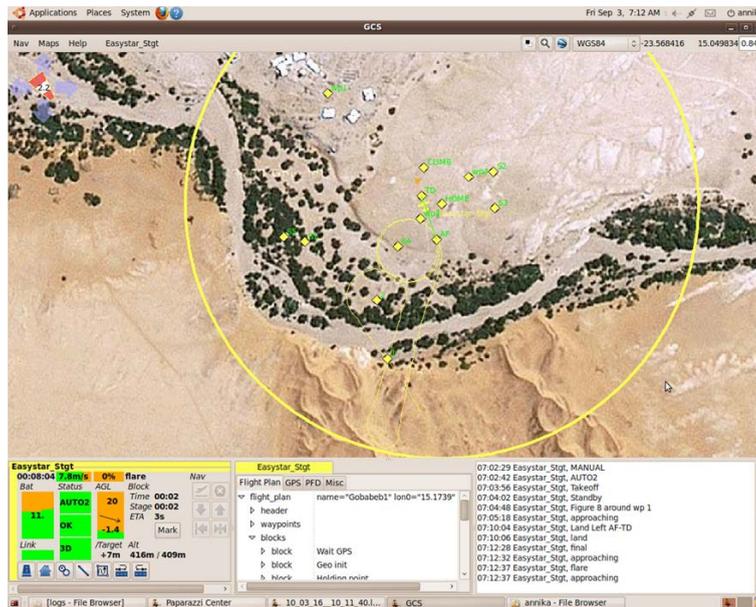


Abbildung A.2.: Typische Bodenkontrollstation (GCS) während eines Testflugs über der Wüstenforschungsstation Gobabebe (Namibia). Der gelbe Kreis markiert die Sicherheitsgrenze während die dünne gelbe Linie die von dem UAV abgeflogene Route darstellt. Das Flugzeugsymbol markiert die aktuelle Position des UAVs. Im linken unteren Bereich werden alle flugrelevanten Informationen angezeigt.

eine Spannweite von 1,48 m und wiegt etwa 1490 g. Elapor besitzt gegenüber anderen Baustoffen wie zum Beispiel Holz, Karbon oder hartem Kunststoff den Vorteil, dass es jederzeit mit sogenanntem Klebstoff wieder repariert werden kann. Darüber hinaus lässt sich auch die Form von Elapor-Bauteilen mit Hilfe von warmem Wasser beliebig verändern und korrigieren. Dadurch sind Modellflugzeuge aus Elapor auch nach ungünstigen Landungen sehr gut zu reparieren. Zudem werden die Instrumente an Bord des UAVs durch das Elapor gegen harte Aufpralle geschützt.

An Bord des UAVs befinden sich neben den elektronischen Bauteilen zum Betrieb des Modellflugzeugs auch die Sensoren und Bauteile für das Autopilotensystem. Abbildung A.3 zeigt die schematische Anordnung der Bauteile. Im Flugbetrieb ohne Autopilot (manueller

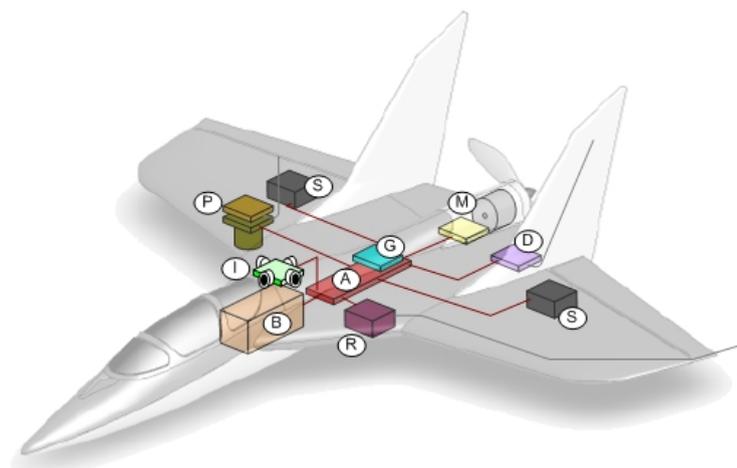


Abbildung A.3.: Schematische Anordnung der elektronischen Bauteile des Paparazzi-UAV-System in einem Modellflugzeug (aus [183]): A Autopilotplatte, B Batterie, M, Motor und Motorregler, S Servos, R Empfänger und Antenne für die Funkfernsteuerung, G GPS-Empfänger, D Funkmodul, I Infrarotsensoren, P Nutzlast



Abbildung A.4.: Instrumentierung für das Autopilotsystem Paparazzi: Autopilotplatine (links unten), Funkmodul (rechts oben), Infrarotsensoren zur Bestimmung der horizontalen (links oben) und vertikalen (rechts unten) Lage des UAVs

Modus) erfolgt die Steuerung eines Modellflugzeugs direkt mit einer Funkfernsteuerung. Das gesendete Signal wird vom Empfänger an Bord des Modellflugzeugs an die einzelnen Servos sowie den Motorregler weitergeleitet. Die Servos sind kleine Motoren, die die Bewegung der Ruder steuern.

Wird das Modellflugzeug als UAV umgebaut, so werden zusätzlich die Autopilotplatine und das Funkmodul eingefügt (siehe Abbildung A.4). Die Servos und der Motorregler werden dann direkt an die Autopilotplatine angeschlossen und können so vom Autopiloten gesteuert werden. Um das UAV nicht nur im Autopilot-Modus (siehe Kapitel A.1), sondern auch im manuellen und halbautomatischen Modus fliegen zu können, wird auch der Empfänger an die Autopilotplatine angeschlossen. Im manuellen Modus werden alle vom Empfänger kommenden Signale direkt an die Servos und den Motorregler weitergeleitet. Als Autopilotplatine wird für das hier beschriebene UAV eine kleine Platine, der sogenannte "Tiny 2.11" ([184], siehe Abbildung A.4) mit quelloffenen Konstruktionszeichnungen und Bauteillisten verwendet.

Zur Lage- und Positionskontrolle sind darüber hinaus noch ein GPS-Empfänger sowie drei Paar Infrarotsensoren an der Autopilotplatine angeschlossen (siehe Abbildung A.4). Die Infrarotsensoren sind jeweils paarweise angeordnet und messen die Differenz der Infrarotstrahlung in gegenüberliegenden Raumrichtungen. Dabei wird angenommen, dass der Erdboden stets wärmer als der Himmel ist. Zwei dieser Infrarotsensorpaare werden für die horizontale Lage und ein weiteres Paar Infrarotsensoren für die Bestimmung der vertikalen Ausrichtung des Flugzeugs benötigt.

A.3. Integration des Infrarotradiometers Apogee IRR-PN

Zur in-situ Messung von Landoberflächentemperaturen über großen Flächen, wie beispielsweise einem MSG/SEVIRI-Pixel wurde das Infrarotradiometer Apogee IRR-Pn der Firma Campbell gewählt. Dieses Radiometer bietet den Vorteil, dass es ein passives Instrument ist und somit vergleichsweise wenig Energie benötigt und robust gegenüber Umwelteinflüssen ist. Darüber hinaus ist es mit 190 g Gewicht sehr leicht und lässt sich gut in das Modellflugzeug integrieren. Das Infrarotradiometer sowie die zur Datenerfassung notwendige Verstärkerschaltung sind in Abbildung A.5 dargestellt.

Durch eine leichte Modifikation der Autopilotsoftware werden nicht nur die Spannungswerte von der Autopilotplatine abgegriffen und gespeichert, sondern auch die Helligkeits- und Gehäusetemperatur berechnet. Durch eine weitere Modifikation der Autopilotsoftware werden die von dem Radiometer gemessenen Daten direkt mit den übrigen Daten des Autopiloten an die Bodenstation gefunkt und können dort in Echtzeit verfolgt werden.

A.4. Konzept der flächendeckenden Messungen mit dem UAV

Zur flächendeckenden Vermessung von Landoberflächen kann die zu vermessende Fläche durch die vorherige Definition eines geeigneten Flugplans sehr genau von dem hier beschriebenen UAV-System abgeflogen werden.

Für die Überprüfung der in Kapitel 3 und 4 beschriebenen Methoden zur Extrapolation von in-situ Landoberflächentemperaturen kann das Modellflugzeug mit einer hochauflösenden HD-Kamera sowie dem Apogee-Infrarotradiometer ausgerüstet werden. Im Flug werden die Daten des Radiometers sowohl an Bord des Autopiloten gespeichert als auch direkt an die Bodenstation gefunkt. Die Daten der Kamera werden, auf Grund der hohen Datenrate, auf eine in der Kamera enthaltene SD-Speicherkarte geschrieben.

Die so gemessenen Daten im sichtbaren und thermischen infraroten Spektralbereich können für jeden Zeitpunkt mit den vom Autopiloten erfassten GPS-Positionen verknüpft werden. Auf diese Weise können alle Daten georeferenziert und mit den Ergebnissen aus anderen mobilen Messungen (siehe Kapitel 6) und Satellitendaten verglichen werden.

Die räumliche Auflösung der aufgezeichneten Daten kann dabei durch eine Veränderung der Flughöhe variiert werden. Auf diese Weise kann das UAV-System auch zur in-situ Extrapolation von Landoberflächentemperaturen auf verschiedene räumliche Skalen verwendet werden.



Abbildung A.5.: Das Infrarotradiometer Apogee IRR-PN mit Verstärkerschaltung zur Integration in das UAV-System

Danksagung

Zum Schluss möchte ich mich bei allen bedanken, die mich bei dieser Arbeit unterstützt haben:

- Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Orphal für die interessante Fragestellung und die Betreuung der Arbeit.
- Herrn Prof. Dr. Kottmeier möchte ich für die Übernahme des Korreferats danken.
- Ganz besonders bedanken möchte ich mich auch bei Folke Olesen, Dr. Frank Göttsche und Walter Fiebig für die tolle Zusammenarbeit und Unterstützung in den letzten drei Jahren, die irgendwie im Flug vorbei gegangen sind.
- Meinem GRACE-Mentor Dr. Boris Jutzi möchte ich ganz herzlich für die vielen Gespräche und Anregungen in den letzten Jahren danken.
- Ein ganz herzliches Dankeschön auch an Dr. Uwe Weidner für das Korekturlesen dieser Arbeit und die vielen guten Ideen.
- Zum Schluss möchte ich mich noch ganz herzlich bei meiner Familie für die anhaltende Unterstützung bedanken.

Publikationen der Autorin

- [1] A. Bork-Unkelbach, F.-S. Olesen, and F.-M. Göttsche. Characterisation of Permanent LST Validation Sites with Field Surveys and an Unmanned Aerial Vehicle (UAV). In *EUMETSAT Meteorological Conference Proceedings (2010)*, 2010.
- [2] A. Bork-Unkelbach, F.-S. Olesen, and F.-M. Göttsche. VIS and IR characterization of a permanent LST validation site. In *EUMETSAT Meteorological Conference Proceedings (2011)*, 2011.
- [3] P. C. Guillevic, A. Bork-Unkelbach, F. M. Göttsche, G. Hulley, J.-P. Gastellu-Etchegorry, J. L. Privette, and F. S. Olesen. Directional viewing effects on Land Surface Temperature products over sparse vegetation canopies - A multi-sensors analysis from field to polar to geostationary satellites measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, accepted.
- [4] F.-M. Göttsche, F.-S. Olesen, and A. Bork-Unkelbach. Field measurements and modelling of diurnal cycles of land surface temperature at Gobabeb, Namibia. In *Recent Advances in Quantitative Remote Sensing III Proceedings (2010)*, 2010.
- [5] F.-M. Göttsche, F.-S. Olesen, and A. Bork-unkelbach. Validation of operational land surface temperature products with three years of continuous in-situ measurements. In *EUMETSAT Meteorological Conference Proceedings (2011)*, 2011.
- [6] F.-M. Göttsche, F.-S. Olesen, and A. Bork-Unkelbach. Validation of land surface temperature derived from MSG/SEVIRI with in-situ measurements at Gobabeb, Namibia. *International Journal of Remote Sensing*, 2012.
- [7] S. Schmaus, A. Bargets, Y. Nahas, T.K. Yamada, A. Bork, M. Bowen, E. Beurepaire, F. Evers, and W. Wulfhekel. Giant magnetoresistance through a single molecule. *Nature Nanotechnology*, 6:185–189, 2011.

Publikationen der Autorin in Vorbereitung

- [1] A. Bork-Unkelbach, F.-M. Göttsche, and F.-S. Olesen. Extrapolation of in-situ land surface temperature (LST) to satellite spatial resolution using mixing ratios of spectral end-members.
- [2] A. Bork-Unkelbach, F.-M. Göttsche, and F.-S. Olesen. Validation of MSG/SEVIRI derived fractional vegetation cover (FVC) using object-based image analysis.
- [3] A. Bork-Unkelbach, P. Guillevic, F.-M. Göttsche, F.-S. Olesen, and J. L. Privette. Comparison of two extrapolation methods to scale in-situ IR measurements to satellite spatial resolution.

Literaturverzeichnis

- [1] H. Mannstein. *Surface energy budget, surface temperature, and thermal inertia*, volume 201 of *NATO ASI Series: Series C : Mathematical and Physical Sciences*. Dordrecht, Netherlands, 1987.
- [2] P. J. Sellers, F. G. Hall, G. Asrar, D. E. Strelbel, and R. E. Murphy. The first ISLSCP Field Experiment (FIFE). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 69(1):22–27, 1988.
- [3] S. Isodo, T. J. Schmugge, R. D. Jackson, and . J. Reginato. The utility of surface temperature measurements for the remote sensing of surface soil water status. *Journal of Geophysical Research*, 80:3044–3048, 1975.
- [4] A. Rosema. *Simulation of the thermal behavior of bare soil for remote sensing purposes*, pages 109–123. Heat and Mass Transfer in the Biosphere I. Scripta, 1975.
- [5] J. C. Price. The potential of remotely sensed thermal infrared data to infer surface soil moisture and evaporation. *Water Resources Research*, 16(4):787–795, 1980.
- [6] F. Caparrini, F. Castelli, and D. Entekhabi. Variational estimation of soil and vegetation on turbulent transfer and heat flux parameters from sequences of multisensor imagery. *Water Resources Research*, 40(W12515), 2004.
- [7] Z. Wan, P. Wang, and X. Li. Using MODIS land surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index products for monitoring drought in the southern Great Plains, USA. *International Journal of Remote Sensing*, 25:61–72, 2004.
- [8] M. Matson, S. R. Schneider, B. Albridge, and B. Satchwell. Fire detection using the NOAA-series satellites. Technical report, 1984.
- [9] M. Matson, G. Stephens, and J. Robinson. Fire detection using the NOAA-series satellites. *International Journal of Remote Sensing*, 8(7):961–970, 1987.
- [10] M. Jin, R. E. Dickinson, and D. Zhang. The footprint of urban areas on global climate as characterized by MODIS. *Journal of Climate*, 18:1551–1565, 2005.
- [11] Y. H. Kerr, J. P. Lagouarde, F. Nerry, and C. Ottle. *Land surface temperature retrieval: techniques and applications: Case of AVHRR*, pages 33–109. CRC Press, 2004.
- [12] M. S. Moran, R. L. Scott, T. O. Keefer, W. E. Emmerich, M. Hernandez, G. S. Nearing, G. P. Paige, M. H. Cosh, and P. E. O’Neill. Partitioning evapotranspiration in semiarid grassland and shrubland ecosystems using time series of soil surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149:59–72, 2009.
- [13] P. Dash, F. M. Göttsche, F. S. Olesen, and H. Fischer. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: theory and practice - current trends. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13):2536–2594, 2002.
- [14] Land Surface Analysis - Satellite Application Facility. *Product User Manual Land Surface Temperature (PUM LST)*, 2008.

- [15] J. M. Norman and F. Becker. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces. *Agricultural and Forest Meteorology*, 77:153–166, 1995.
- [16] A. J. Prata. Land surface temperature derived from the advanced very high resolution radiometer and the along-track scanning radiometer 1. Theory. *Journal of Geophysical Research*, 98:16689–16702, 1993.
- [17] A. J. Prata. Land surface temperature derived from the advanced very high resolution radiometer and the along-track scanning radiometer 2. Experimental results and validation of AVHRR algorithms. *Journal of Geophysical Research*, 99(D6):13025–13058, 1994.
- [18] A. C. T. Pinheiro, R. Mahoney, J. L. Privette, and C. J. Tucker. Development of a daily long term record of NOAA-14-AVHRR land surface temperature over Africa. *Remote Sensing of Environment*, 44(4):153–164, 2006.
- [19] F.-M. Göttsche, F.-S. Olesen, and A. Bork-Unkelbach. Validation of land surface temperature derived from MSG/SEVIRI with in-situ measurements at Gobabeb, Namibia. *International Journal of Remote Sensing*, 2012.
- [20] G. C. Hulley, S. J. Hook, E. Manning, S.-Y. Lee, and E. Fetzer. Validation of the Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) Version 5 land surface emissivity product over the Namib and Kalahari Deserts. *Journal of Geophysical Research*, 114(D19104), 2009.
- [21] G. C. Hulley and S. J. Hook. Intercomparison of Versions 4, 4.1 and 5 of the MODIS land surface temperature and emissivity products and validation with laboratory measurements of sand samples from the Namib Deserts, Namibia. *Remote Sensing of Environment*, 113:1313–1318, 2009.
- [22] G. C. Hulley and S. J. Hook. The North American ASTER Land Surface Emissivity Database (NAALSED) Version 2.0. *Remote Sensing of Environment*, pages 1967–1975, 2009.
- [23] M. G. Bosilovich. A comparison of MODIS land surface temperature with in situ observations. *Geophysical Research Letters*, 33(L20112), 2006.
- [24] K. Wang and S. Li. Evaluation of ASTER and MODIS land surface temperature and emissivity products using long-term surface longwave radiation observations at SURFRAD sites. *Remote Sensing of Environment*, 113(7):1556–1565, 2009.
- [25] K. Wang, S. Liang, and T. P. Meyers. Validating MODIS land surface temperature products using long-term nighttime ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112:623–635, 2008.
- [26] P. C. Guillevic, J. L. Privette, B. Coudert, M. A. Palecki, J. Demarty, C. Otle, and J. A. Augustine. Land Surface Temperature product validation using NOAA’s surface climate observation networks - Scaling methodology for Visible Infrared Imager Radiometer Suite (VIIRS). *Remote Sensing of Environment*, 124:282–298, 2012.
- [27] I. F. Trigo, I. T. Monteiro, F. Olesen, and E. Kabsch. An assessment of remotely sensed land surface temperature. *Journal of Geophysical Research*, 113(D17108), 2008.
- [28] B. Coudert, C. Ottl’e, B. Boudevillain, J. Demarty, and P. Guillevic. Contribution of Thermal Infrared Remote Sensing Data in Multiobjective Calibration of a Dual-Source SVAT Model. *Journal of Hydrometeorology*, 7:404–420, 2006.
- [29] J. Schmetz, P. Pili, S. Tjemkes, D. Just, J. Kerkmann, S. Rota, and A. Ratier. An introduction to Meteosat Second Generation (MSG). *Bulletin of the American Meteorological Society*, pages 977–992, July 2002.

- [30] Meteosat Second Generation MSG System Overview. Technical Report EUM TD 07, issue 1.1, EUMETSAT, 2001.
- [31] J. Schmid. The SEVIRI instrument. Proceedings of the 2000 EUMETSAT Meteorological Satellite Users' Conference, pages 23–32, 2000.
- [32] K. N. Liou. *An introduction to Atmospheric Radiation*. International Geophysics Series. Academic Press, 2 edition, 2002.
- [33] P. R. Goode, J. Qiu, V. Yurchyshyn, J. Hickey, M.-C. Chu, E. Kolbe, C. T. Brown, and S. E. Koomin. Earthshine Observations of the Earth's Reflectance. *Geophysical Research Letters*, 28(9):1671–1674, 2001.
- [34] W. Salisbury and D. M. D'Aria. Emissivity of terrestrial materials in the 8-14 microm atmospheric window. *Remote Sensing of Environment*, 42:83–106, 1992.
- [35] G. W. Petty. *A First Course in Atmospheric Radiation*. Sundog Publishing, 2006.
- [36] S. Chandrasekhar. *Radiative Transfer*. Dover, New York, 1960.
- [37] T. v. Clarmann, A. Dudhia, G. Echle, J.-M. Flaud, C. Harrold, B. Kerridge, K. Kou-toulaki, A. Linden, M. Lopez-Puertas, M. A. Lopez-Valverde, F. J. Martin-Torres, J. Reburn, J. Remedios, C. D. Redgers, R. Siddans, R. J. Wells, and G. Zaragoza. Study on the simulation of atmospheric infrared spectra. ESA Final Report, 1998.
- [38] J. Susskind, J. Rosenfield, and D. Reuter. An accurate radiative transfer model for use in the direct physical inversion of HIRS2 and MSU temperature sounding data. *Journal of Geophysical Research*, 88:8550–8568, 1983.
- [39] G. B. Franca and A. P. Cracknell. Retrieval of land and sea surface temperature using NOAA-11 AVHRR data in north-eastern Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, 15:1695–1712, 1994.
- [40] J. C. Price. Estimation of surface temperatures from satellite thermal infrared data - a simple formulation for the atmospheric effect. *Remote Sensing of Environment*, (13):353–361, 1983.
- [41] F. Becker. The impact of spectral emissivity on the measurement of land surface temperature from satellite. *International Journal of Remote Sensing*, (8):1507–1522, 1987.
- [42] F. Becker and Z.-L. Li. Towards a local split window method over land surface. *International Journal of Remote Sensing*, (11):369–394, 1990.
- [43] J. Susskind, J. Rosenfield, D. Reuter, and M. T. Chahine. Remote sensing of weather and climate parameters from HIRS2/MSU on TIROS-N. *Journal of Geophysical Research*, 89(D3):4677–4697, 1984.
- [44] C. Ottele and D. Vidal-Madjar. Estimation of land surface temperature with NOAA9 data. *Remote Sensing of Environment*, 40:27–41, 1992.
- [45] F.-M. Göttsche and F.-S. Olesen. Substituting radiative transfer modelling in the thermal infrared by neural networks. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE 2001 International*, volume 2, 2001.
- [46] L. M. McMillin. Estimation of sea surface temperature from two infrared window measurements with different absorption. *Journal of Geophysical Research*, (25):5113–5117, 1975.
- [47] J. C. Price and and. Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA-7 AVHRR. *Journal of Geophysical Research*, 79:5039–5044, 1984.

- [48] Z. Wan and J. Dozier. Land-surface temperature from space: physical principles and inverse modeling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(3):268–278, 1989.
- [49] J. A. Sobrino, C. Coll, and V. Casalles. Atmospheric corrections for land surface temperature using AVHRR channel 4 and 5. *Remote Sensing of Environment*, 38(1):19–34, 1991.
- [50] A. Vidal. Atmospheric and emissivity correction of land surface temperature measured from satellite using ground measurements or satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 12(12):2449–2460, 1991.
- [51] Y. H. Kerr, J. P. Lagouarde, and J. Imbernon. Accurate land surface temperature retrieval from AVHRR data with use of an improved split window algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 41(2-3):197–209, 1992.
- [52] C. Ottle and M. P. Stoll. Effect of atmospheric absorption and surface emissivity on the determination of land surface temperature from infrared satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 14(10):2025–2037, 1993.
- [53] A. Chedin, N. Scott, and A. Berroir. A single-channel double viewing method for SST determination from coincident Meteosat and TIROS-N measurements. *Journal of Applied Meteorology*, (21):613–618, 1982.
- [54] Z. Wan and Z.-L. Li. A physics-based algorithm for land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35:980–996, 1997.
- [55] C. C. DaCamara. The land surface analysis SAF: One year of pre-operational activity. EUMETSAT Meteorological Satellite Conference, 2006.
- [56] C. Madeira. Generalised Split-Window Algorithm for Retrieving Land Surface Temperature from MSG/SEVIRI Data. SAF on Land Surface Analysis Training Workshop, July 2002.
- [57] Z. Wan and J. Dozier. A Generalised Split-Window Algorithm for Retrieving Land Surface Temperature from Space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(4):892–905, 1996.
- [58] E. Borbas, S. W. Seemann, H.-L. Huang, J. Li, and W. P. Menzel. Global profile training database for satellite regression retrievals with estimates of skin temperature and emissivity. In *ATOVS Study Conference*, pages 763–770, May 25-31 2005.
- [59] S. W. Seemann, J. Li, W. P. Menzel, and L. E. Gumley. Operational retrieval of atmospheric temperature, moisture, and ozone from MODIS infrared radiances. *Journal of Applied Meteorology*, 42(8):1072–1091, 2003.
- [60] F. Chevallier, A. Chedin, N. Cheruy, and J. J. Mockette. TIGR-like atmospheric profile database for accurate radiative flux computation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, (126):777–785, 2000.
- [61] F. Chevallier. Sampled database of 60-level atmospheric profiles from ECMWF analyses. In *NWP SAF Res. Rep. 4*. Reading, U.K., 2002.
- [62] A. Chedin, N. A. Scott, C. Wahiche, and P. Moulinier. The improved initialization method: A high resolution physical method for temperature retrievals from satellites of the TIROS-N series. *Journal of Applied Meteorology*, 24(2):128–143, 1985.
- [63] S. C. Freitas, I. F. Trigo, J. M. Bioucas-Dias, and F.-M. Göttsche. Quantifying the Uncertainty of Land Surface Temperature Retrievals From SEVIRI/Meteosat. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1), 2010.

- [64] IGBP-DIS Office, Meteo France, Toulouse, France. *The IGBP-DIS Global 1km Land Cover Data Set (DISCover) - Proposal and Implementation Plans*, igbp-dis working paper 13 edition.
- [65] A. Berk, G. P. Anderson, P. K. Acharya, J. H. Chetwynd, L. S. Bernstein, E. P. Shettle, M. W. Mathew, and S. M. Adler-Golden. MODTRAN4 Version 2 User's Manual. Technical report, Air Force Research Laboratory, Space Vehicles Directorate, Air Force Material Command, Hanscom Air Force Base, MA 01731-3010, USA, 2000.
- [66] Algorithm Theoretical Basis Document for 'Cloud Products'. Technical Report 1.4, NWC-SAF, 2007.
- [67] W. C. Snyder, Z. Wan, Y. Zhang, and Y.-Z. Feng. Classification-based emissivity for land surface temperature measurement from space. *International Journal of Remote Sensing*, 19(14):2753–2774, 1998.
- [68] L. F. Peres and C. C. DaCamara. Emissivity maps to retrieve land surface temperature from MSG/SEVIRI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1834–1844, 2005.
- [69] C. Francois, C. Otle, and L. Prevot. Analytical parameterization of canopy directional emissivity and directional radiance in the thermal infrared. Application on the retrieval of soil and foliage temperatures using two directional measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 18(12):2587–2621, 1997.
- [70] B. K. McAtee, A. J. Prata, and M.-J. Lynch. The behavior of emitted thermal infrared radiation (8-14 μ m) at a semiarid site. *Journal of Applied Meteorology*, 42(8):1060–1071, 2003.
- [71] E. Valor and V. Casalles. Mapping land surface emissivity from NDVI: Application to European, African and South American Areas. *Remote Sensing of Environment*, 57:164–184, 1996.
- [72] V. Casalles, E. Valor, C. Coll, and E. Rubio. Thermal band selection for the PRISM instrument 1. Analysis of emissivity-temperature separation algorithms. *Journal of Geophysical Research*, 102(D10):11145–11164, 1997.
- [73] V. Casalles and J. A. Sobrino. Determination of frosts in orange groves from NOAA-9 AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 29(2):135–146, 1989.
- [74] C. J. Tucker. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2):127–150, 1979.
- [75] J. W. Rouse Jr., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. volume NASA SP-351 of *Third ERTS Symposium*, pages 309–317, 1973.
- [76] D. W. Deering, J. W. Rouse Jr., R. H. Haas, and J. A. Schell. Measuring "forage production" of grazing units from Landsat MSS data. Proceedings of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of Environment, pages 1169–1178, Ann Arbor, Michigan, USA, 1975.
- [77] D. W. Deering. *Rangeland reflectance characteristics measured by aircraft and spacecraft sensors*. PhD thesis, Texas A&M University, College Station, Texas, USA, 1978.
- [78] R. D. Jackson, P. N. Slater, and P. J. Pinter. Discrimination of Growth and Water Stress in Wheat by Various Vegetation Indices Through Clear and Turbid Atmospheres. *Remote Sensing of Environment*, 15:187–208, 1983.

- [79] P. J. Sellers. Canopy Reflectance, Photosynthesis and Transpiration. *International Journal of Remote Sensing*, 6:1335–1372, 1985.
- [80] R. D. Jackson and A. R. Huete. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, 11:185–200, 1991.
- [81] *ENVI User's Guide*, 2007.
- [82] Land Surface Analysis - Satellite Application Facility. *Product User manual (PUM) Vegetation Parameters (FVC, LAI, FPAR)*, 2008.
- [83] J. L. Roujean. A tractable physical model of shortwave radiation interception by vegetative canopies. *Journal of Geophysical Research*, 101(D5):9523–9532, 1996.
- [84] J. K. Ross. *The radiation regime and architecture of plant stands*, page 391. Norwell, 1981.
- [85] J. L. Roujean, D. Tanre, F.-M. Breon, and J.-L. Deuze. Retrieval of land surface parameters from airborne POLDER bi-directional reflectance distribution function during HAPEX-Sahel. *Journal of Geophysical Research*, 102(D10):11201–11218, 1997.
- [86] J. L. Roujean and R. Lacaze. Global mapping of vegetation parameters from POLDER multiangular measurements for studies of surface-atmosphere interactions: A pragmatic method and its validation. *Journal of Geophysical Research*, 107(D10):10129–10145, 2002.
- [87] A. J. Prata. Validation Data for Land Surface Temperature Determination from Satellites. Technical Report 33, CSIRO, Division of Atmospheric Research, Australia, 1994.
- [88] Z. Wan and Z.-L. Li. Radiance-based validation of the V5 MODIS land-surface-temperature product. *International Journal of Remote Sensing*, 29(17-18):5373–5395, 2008.
- [89] C. Coll, Z. Wan, and J. M. Galve. Temperature-based and radiance-based validations of the V5 MODIS land surface temperature product. *Journal of Geophysical Research*, 114(D20102), 2009.
- [90] F.-M. Göttsche and G. C. Hulley. Validation of six satellite-retrieved land surface emissivity products over two land cover types in a hyper-arid region. *Remote Sensing of Environment*, 124:149–158, 2012.
- [91] Z. Wan. Estimate for noise and systematic error in early thermal infrared data of the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). *Remote Sensing of Environment*, 80:47–54, 2002.
- [92] Z. Wan, Y. Zhang, Q. Zhang, and Z. L. Li. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 83:163–180, 2002.
- [93] Z. Wan. New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products. *Remote Sensing of Environment*, 112:59–74, 2008.
- [94] J. S. Pereira, J. A. Mateus, L. M. Aires, G. Pita, C. Pio, J. S. David, V. Andrade, J. Banza, T. S. David, T. A. Paco, and A. Rodrigues. Net ecosystem carbon exchange in three contrasting Mediterranean ecosystems - the effect of drought. *Biogeosciences*, 4:791–802, 2007.
- [95] W. Köppen. *Das geographische System der Klimate*. Handbuch der Klimatologie. Gebr. Bornträger, 1936.

- [96] M. C. Peel, B. L. Finlayson, and T. A. McMahon. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11:1633–1644, 2007.
- [97] M. O. Rasmussen, F.-M. Göttsche, D. Diop, C. Mbow, F.-S. Olesen, R. Fensholt, and I. Sandholt. Tree survey and allometric models for tiger bush in northern Senegal and comparison with tree parameters derived from high resolution satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13:517–527, 2011.
- [98] J. Lancaster, N. Lancaster, and M. K. Seely. Climate of the central Namib Desert. *Madoqua*, 14(1):5–61, 1984.
- [99] F. D. Eckardt, K. Soderberg, L. J. Coop, A. A. Muller, K. J. Vickery, R. D. Grandin, C. Jack, T. S. Kapalanga, and J. Henschel. The nature of moisture at Gobabeb, in the central Namib Desert. *Journal of Arid Environments*, 2012.
- [100] S. J. Mason and M. R. Jury. Climate variability and change over southern Africa: a reflection on underlying processes. *Progress in Physical Geography*, 21:25–50, 1997.
- [101] M. K. Seely. Standing crop as an index of precipitation in the central Namib grassland. *Madoqua*, 9(3):5–13, 1978.
- [102] E. Kabsch, F.-S. Olesen, and F. Prata. Initial results of land surface temperature (LST) validation with the Evora, Portugal ground-truth station measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 29(17):5329–5345, 2008.
- [103] E. Theocharous, E. Usadi, and N. P. Fox. Part I: Laboratory and ocean surface temperature comparison of radiation thermometers. In *CEOS comparison of IR brightness temperature measurements in support of satellite validation*, pages 1754–2944. UK, 2010.
- [104] S. Schädlich, F.-M. Göttsche, and F.-S. Olesen. Influence of land surface parameters and atmosphere on METEOSAT brightness temperatures and generation of land surface temperature maps by temporally and spatially interpolating atmospheric correction. *Remote Sensing of Environment*, 75:39–46, 2001.
- [105] W. H. Dines and L. H. G. Dines. Monthly mean values of radiation from various parts of the sky at Benon, Oxfordshire. *Mem. Roy. Meteor. Soc.*, 2:1–8, 1927.
- [106] M. H. Unsworth and J. L. Monteith. Long-wave radiation at the ground I. Angular distribution of incoming radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 101:13–24, 1975.
- [107] G. D. Robinson. Notes on the measurement and estimation of atmospheric radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 73:127–150, 1947.
- [108] W. M. Elsasser. *Heat transfer by infrared radiation in the atmosphere*. Milton, Mass., Harvard University, Blue Hill meteorological observatory, harvard meteorological studies no. 6 edition, 1942.
- [109] E. Kabsch. *Validation of land surface temperature from MSG satellite measurements by observations at the ground station near Evora, Portugal*. PhD thesis, Universität Karlsruhe (TH), Karlsruhe, 2009.
- [110] J. M. P. Nascimento and J. M. Bioucas Dias. Does Independent Component Analysis Play a Role in Unmixing Hyperspectral Data? *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(1):175–187, 2005.

- [111] N. Keshava and J. Mustard. Spectral Unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1):44–57, 2002.
- [112] J. B. Adams and M. O. Smith. A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research*, 91(B8):8098–8112, 1986.
- [113] S. Liangrocapart and M. Petrou. Mixed pixels classification. volume 3500 of *Proceedings of SPIE*, pages 72–83, 1998.
- [114] N. Keshava, J. Kerekes, D. Manolakis, and G. Shaw. An algorithm taxonomy for hyperspectral unmixing. volume 4049 of *Proceedings of SPIE*, pages 42–63, 2000.
- [115] B. Hapke. *Theory of Reflectance and Emittance Spectroscopy*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 1993.
- [116] B. Hapke. Bidirection reflectance spectroscopy. I. theory. *Journal of Geophysical Research*, 86:3039–3054, 1981.
- [117] R. N. Clark and T. L. Roush. Reflectance spectroscopy: Quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research*, 89(B7):6329–6340, 1984.
- [118] R. B. Singer and T. B. McCord. Mars: Large scale mixing of bright and dark surface materials and implications for analysis of spectral reflectance. *Proceedings of the 10th Lunar Planetary Science Conference*, pages 1835–1848, 1979.
- [119] G. Shaw and H. Burke. Spectral unmixing for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14(1):3–28, 2003.
- [120] D. Tanre, M. Herman, P. Deschamps, and A. de Lefte. Atmospheric modeling for space measurements of ground reflectances, including bidirectional properties. *Applied Optics*, 18:3587–3594, 1979.
- [121] E. Vermonte, D. Tanre, J. Deuz, M. Herman, and J. Morcette. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum 6S: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):675–686, 1997.
- [122] A. R. Gillespie, M. O. Smith, J. B. Adams, and S. C. Willis. Spectral mixture analysis of multispectral thermal infrared images. Number 90-55 in *Proceeding of the 2nd Thermal IR Multispectral Scanner (TIMS) Workshop*, pages 57–74, Pasadena, California, USA, 1990. JPL Publishing.
- [123] A. R. Gillespie, M. O. Smith, J. B. Adams, and S. C. Willis. Spectral mixture analysis of multispectral thermal infrared images: two test cases. volume 1 of *Proceedings of the 5th Australian Remote Sensing Conference*, pages 381–390, Perth, Australia, 10 1990.
- [124] A. R. Gillespie. Spectral Mixture Analysis of Multispectral Thermal Infrared Images. *Remote Sensing of Environment*, 42:137–145, 1992.
- [125] A. Papoulis. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, 3 edition, 1991.
- [126] P. Comon. Independent component analysis - a new concept? *Signal Processing*, 36:287–314, 1994.
- [127] A. Hyvärinen. Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 10(3):626–634, 1999.
- [128] B. Jähne. *Digitale Bildverarbeitung*. Springer-Verlag, 1989.
- [129] K. Pearson. On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space. *Philosophical Magazines*, 2(6):559–572, 1901.

- [130] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. Springer Series in Statistics. Springer, NY, USA, 2 edition, 2002.
- [131] G. Dial, H. Bowen, F. Gerlach, J. Grodecki, and R. Oleszczuk. IKONOS satellite, imagery, and products. *Remote Sensing of Environment*, 88:23–36, 2003.
- [132] R. Welch and W. Ahlers. Merging Multiresolution SPOT HRV and Landsat TM Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53(3):301–303, 1987.
- [133] J. Vrabel. Multispectral Imagery Band Sharpening Study. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(9):1075–1083, 1996.
- [134] J. Vrabel, P. Doraiswamy, J. McMurtrey, and A. Stern. Demonstration of the Accuracy of Improved Resolution Hyperspectral Imagery. In *SPIE Symposium Proceedings*, 2002.
- [135] J. Vrabel, P. Doraiswamy, and A. Stern. Application of Hyperspectral Imagery Resolution Improvement for Site-Specific Farming. In *ASPRS 2002 Conference Proceedings*, 2002.
- [136] C. A. Laben and B. V. Brower. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery using Pan-sharpening. Technical Report 6,011,875, United States Patent, 2000.
- [137] J. T. S. Yuhendra and H. Kuze. Performance Analyzing of High Resolution Pan-sharpening Techniques: Increasing Image Quality for Classification using Supervised Kernel Support Vector Machine. *Research Journal of International Technology*, 3(1):12–23, 2011.
- [138] D. G. Clayton. *Applied Statistics*, chapter Gram-Schmidt Orthogonalization, pages 335–338. 1974.
- [139] R. W. Farebrother. *Applied Statistics*, chapter The Gram-Schmidt Regression, pages 470–476. 1974.
- [140] Q. Du, N. H. Younan, R. King, and V. P. Shah. On the Performance Evaluation of Pan-Sharpener Techniques. *IEEE TransaIEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(4):518–522, 2007.
- [141] R. Haralick and L. Shapiro. *Texture*, volume I of *Computer and Robot Vision*, chapter 9, pages 453–494. Addison-Wesley, Reading, USA, 1992.
- [142] B. Grote. *Probabilistic segmentation of remotely sensed images*. PhD thesis, Wageningen Agricultural University and ITC, 1998.
- [143] M. Molenaar. *An introduction to the theory of spatial object modelling for GIS*. CRC Press, Dordrecht, 1998.
- [144] M. Baatz and A. Schäpe. *Multiresolution Segmentation - an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation*, pages 12–23. Wichmann-Verlag, Heidelberg, 2000.
- [145] M. Baatz and M. Mimler. *Bildobjekt-Primitive als Bausteine-Extraktion von Objekten of interest bzw. anthropogenen Objekten basierend auf der expliziten Kanteninformation von Bildobjekt-Primitiven*, pages 179–188. GIS und Fernerkundung: Neue Sensoren - Innovative Methoden. Wichmann-Verlag, Heidelberg, Deutschland, 2002.
- [146] U. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, and M. Heynen. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, pages 239–258, 2004.

- [147] eCognition Developer 8.64.1 User Guide. Technical report, Trimble, München, Germany, 03 2011.
- [148] G. M. Foody. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80:185–201, 2002.
- [149] J. B. Campbell. *Introduction to remote sensing*. Taylor and Francis, London, UK, 2 edition, 1996.
- [150] L. L. F. Janssen and F. J. M. van der Wel. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: a review. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60:419–426, 1994.
- [151] D. H. Maling. *Measurements from maps: principles and methods of cartometry*. Pergamon Press, 1989.
- [152] P. C. Smits, S. G. Dellepiane, and R. A. Schowengerdt. Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review and proposal for a cost-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, 20:1461–1486, 1999.
- [153] F. Canters. Evaluating the uncertainty of area estimates derived from fuzzy land-cover classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63:403–414, 1997.
- [154] S. V. Stehman and R. L. Czaplewski. Design and analysis for thematic map accuracy assessment: fundamental principles. *Remote Sensing of Environment*, 64:331–344, 1998.
- [155] R. G. Pontius. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66:1011–1016, 2000.
- [156] G. H. Rosenfield and K. Fitzpatrick-Lins. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52:223–227, 1986.
- [157] G. Turk. GT index: a measure of the success of prediction. *Remote Sensing of Environment*, 8:75–86, 1979.
- [158] J. M. B. Carreiras, J. M. C. Pereira, and J. S. Pereira. Estimation of tree canopy cover in evergreen oak woodlands using remote sensing. *Forest Ecology and Management*, (223):45–53, 2006.
- [159] F. Göttsche, F. Olesen, and A. Bork-Unkelbach. Validation of operational land surface temperature products with three years of continuous in-situ measurements. In *Proceedings 2011 EUMETSAT Meteorological Satellite Conference*, 2011.
- [160] M. O. Rasmussen. Site and setup (2007-05) mads - secondarymast.jpg. 2007.
- [161] R. Vogt. Ansicht2.jpg. IR Data, 07 2009.
- [162] C. Francois. The potential of directional radiometric temperatures for monitoring soil and leaf temperature and soil moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 80:122–133, 2002.
- [163] C. Ottele, A. Kallel, G. Monteil, S. LeHegar, and B. Coudert. Subpixel temperature estimation from low resolution thermal infrared remote sensing. In *IGARSS 2008 proceedings*. Boston, USA, 2008.
- [164] J. W. Deardorff. Efficient Prediction of Ground Surface Temperature and Moisture with Inclusion of a Layer of Vegetation. *Journal of Geophysical Research*, 83(C4):1889–1903, 1978.

- [165] A. Thom. Momentum, mass and heat exchange of vegetation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 98:124–134, 1972.
- [166] W. Shuttleworth and J. S. Wallace. Evaporation from sparse crops - An energy combination theory. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 111:839–855, 1985.
- [167] R. Bernard, J. V. Soares, and D. Vidal-Madjar. Differential bare field drainage properties from airborne microwave observations. *Water Resources Research*, 22:869–875, 1986.
- [168] P. Wetzel and J.-T. Chang. Evapotranspiration from non-uniform surfaces: A first approach for short-term numerical weather prediction. *Monthly Weather Review*, 116:600–621, 1988.
- [169] J. Soares, R. Bernard, O. Taconet, D. Vidal-Madjar, and A. Weill. Estimation of bare soil evaporation from airborne measurements. *Journal of Hydrology*, 99:281–296, 1988.
- [170] D. Etling. *Theoretische Meteorologie - Eine Einführung*. Vieweg, 1996.
- [171] C. Bhumralkar. Numerical experiments on the computation of ground surface temperature in an atmospheric general circulation model. *Journal of Applied Meteorology*, 14:1246–1258, 1975.
- [172] A. Blackadar. Modeling the nocturnal boundary layer. Preprints. In *Third Symposium on Atmospheric Turbulence Diffusion with Second Air Quality*, pages 46–49, Raleigh, N.C., USA, 1976. American Meteorological Society.
- [173] P. Sellers, B. W. Meeson, J. Closs, J. Collatz, F. Corprew, D. Dazlich, F. G. Hall, Y. Kerr, R. Koster, S. Los, K. Mitchell, J. McManus, D. Myers, K.-J. Sun, and P. Try. The ISLSCP Initiative I global datasets: Surface boundary conditions and atmospheric forcings for land-atmosphere studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77:1987–2005, 1996.
- [174] F. Olesen. 2010-03-11 mobilmast(prairie)-n06450-bearbeitet.jpg. 03 2010.
- [175] F. Olesen. Dsc-4053.jpg. 04 2011.
- [176] F. Olesen. 2010-03-11 mobilmast(prairie)-n06454.jpg. 03 2010.
- [177] F. Olesen. 2010-03-14 radiometerfahrt lst-n06579.jpg. 03 2010.
- [178] P. Guillevic, J. P. Gastellu-Etchegorry, J. Dermarty, and L. Prevot. Thermal radiative transfer within three-dimensional vegetation covers. *Journal of Geophysical Research*, 108(D8), 2003.
- [179] A. C. T. Pinheiro, J. L. Privette, and P. Guillevic. Modelling the observed angular anisotropy of land surface temperature in a savanna. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4):1036–1047, 2006.
- [180] P. C. Guillevic, A. Bork-Unkelbach, F. M. Göttsche, G. Hulley, J.-P. Gastellu-Etchegorry, J. L. Privette, and F. S. Olesen. Directional viewing effects on Land Surface Temperature products over sparse vegetation canopies - A multi-sensors analysis from field to polar to geostationary satellites measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, accepted.
- [181] M. O. Rasmussen, A. C. Pinheiro, S. R. Proud, and I. Sandholt. Modelling angular dependences in land surface temperature from the SEVIRI instrument onboard the geostationary Meteosat Second Generation satellites. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(8):3123–3133, 2010.

- [182] J. P. Gastellu-Etchegorry, V. Demarez, V. Pinel, and F. Zagolski. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58:131–156, 1996.
- [183] *Paparazzi - Overview*. <http://paparazzi.enac.fr/wiki/Overview>.
- [184] *Autopilots - Paparazzi*. <http://paparazzi.enac.fr/wiki/Autopilots>.