

Potenzial der Fernerkundung für den Moorschutz - Bewertung von Methoden zur Erkennung von stark bewachsenen Wasserflächen

KATRIN KRZEPEK¹, JAKOB SCHMIDT¹ & DOROTA IWASZCZUK¹

Zusammenfassung: Die Seen in Mooren sind typischerweise von bis zu vier Meter hohen Schilfpflanzen bedeckt, was die tachymetrische Vermessung der Uferlinie nahezu unmöglich macht. Vor diesem Hintergrund wurde in der vorliegenden Arbeit die Vermessung der freien und der von Pflanzen überwachsenen Wasserfläche in einem Moor mittels Fernerkundung untersucht. Genutzt wurden C-Band SAR-Daten in VH- und VV-Polarisation sowie der modifizierte Normalized Differenced Water Index (MNDWI) und der Normalized Differenced Vegetation Index (NDVI). Als Klassifikationsverfahren dienen das Schwellwertverfahren und der Random Forest Algorithmus. Es wird gezeigt, dass die Seefläche trotz der Pflanzenbedeckung eindeutig detektiert werden kann. Das C-Band ist geeignet zur Durchdringung der Schilfvegetation. Durch die Kombination der Radar- und Multispektraldaten kann die Fehlklassifizierung der Wasserflächen im restlichen Bildausschnitt deutlich verringert werden.

1 Einleitung und Motivation

Der Klimawandel gilt als größte Herausforderung der heutigen Zeit. Die Europäische Union hat sich für 2050 das Ziel gesetzt Klimaneutralität zu erreichen. Der Ausstoß klimaschädlicher Gase muss somit im Gleichgewicht mit deren Speicherung stehen. Ein wichtiger Baustein bildet dabei die Vegetation. Beim Wachstum von Pflanzen wird Kohlenstoffdioxid (CO₂) aus der Luft gebunden. Werden die Pflanzen zersetzt, gelangt das Gas in die Atmosphäre zurück. Im wasserreichen Ökosystem Moor hingegen können die abgestorbenen Pflanzen aufgrund der sauerstoffarmen Umgebung nicht oder nur teilweise zersetzt werden (BUNDESAMT FÜR NATURSCHUTZ 2022). Dabei wird der Kohlenstoff im Torf gespeichert. Obwohl Moore nur ca. 3 % der Landfläche der Erde bedecken, binden sie doppelt so viel Kohlenstoff wie alle Wälder weltweit (JOOSTEN 2008).

Die Faktoren Wasserhaushalt und Vegetationswachstum spielen somit eine wichtige Rolle für die Ökosystemdienstleistungen eines Moors. Die Detektion offener Wasserflächen mittels Fernerkundungsdaten wurde unter anderem zur Überwachung von Flutereignissen (z.B. PULVIRENTI et al. 2011; MARTINIS et al. 2015; BONI et al. 2016; CAZALS et al. 2016) oder zur Bestimmung der Landnutzung und Landbedeckung (*land use land cover*, LULC) (z.B. HAQUE & BASAK 2017; BAGWAN & SOPAN 2021) in zahlreichen Studien untersucht. LIU et al (2019) stellten eine Methode für die LULC-Detektion vor, in der Multispektral- und SAR-Daten kombiniert werden und die eine Korrektheit (*User-Accuracy*) von bis zu 100 % erreicht.

¹ Technische Universität Darmstadt, Institut für Geodäsie,
Fachgebiet Fernerkundung und Bildanalyse, Franziska-Braun-Str. 7, D-64287 Darmstadt,
E-Mail: [katrin.krzepek, jakob.schmidt1, dorota.iwaszczuk]@tu-darmstadt.de

In dieser Arbeit wird untersucht, ob sich die Kombination von Multispektral- und SAR-Daten dazu eignet, stark bewachsene Wasserflächen zu detektieren.

Genutzt werden C-Band SAR-Daten sowie der modifizierte Normalized Differenced Water Index (MNDWI). Zur Abgrenzung der Wasserfläche wird zum einen ein Fusionsbild erzeugt, auf das der Schwellwertansatz angewandt wird. Zum anderen dienen die Daten als Inputparameter für eine Klassifizierung der Wasserfläche mittels des Random Forest Algorithmus. Weitergehend wird aus der erkannten Wasserfläche unter Verwendung des Normalized Differenced Vegetation Index (NDVI) die Fläche des Sees bestimmt, die mit vitaler Vegetation bedeckt ist.

Die Fernerkundung bietet Vorteile wie eine kostengünstige Erfassung und hohe zeitliche Auflösung der Daten. Zusätzlich werden Satellitendaten weltweit erhoben und sind dadurch vergleichbar. Dieser Punkt ist besonders relevant, da Klimaschutzleistungen aus dem Sektor Land- und Forstwirtschaft zukünftig auf einem CO₂-Markt anerkannt und entlohnt werden sollen (LEHMANN 2021).

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Ausarbeitung einer Methode, die auch von Akteuren angewendet werden kann, die nicht auf Fernerkundung spezialisiert sind.

2 Messung der Seefläche

Zur Messung der Seefläche wird der Radar-Rückstreukoeffizient σ^0 (C-Band, VH- und VV-Polarisation) und der MNDWI nach XU (2006) verwendet (Formel 1). Der MNDWI ist eine Weiterentwicklung des Normalized Differenced Water Index (NDWI) von McFEETERS (1996) und verwendet anstelle des nahen Infrarots (NIR) das mittelnah Infrarot (MIR).

$$MNDWI = \frac{(Green - MIR)}{(Green + MIR)} \quad (1)$$

Die Verwendung dieser Bänder geht auf die charakteristische Spektralkennlinie von Wasser zurück. Der physikalische Hintergrund der Bestimmung der Seefläche über SAR-Daten ergibt sich aus dem Verhalten der Rückstreuung des Radarsignals (σ^0) abhängig von Oberflächeneigenschaft und Dielektrizitätskonstante (ALBERTZ 2009).

Es werden zwei verschiedene Klassifikationsverfahren genutzt: Zum einen wird der Schwellwertansatz auf ein Fusionsbild aus den drei Datensätzen (σ^0 -VH, σ^0 -VV und MNDWI) angewandt. Zum anderen dienen diese drei Datensätze als Inputparameter für einen Random Forest Algorithmus, der die Klassifikation vornimmt.

Der Schwellwertansatz wird im ersten Schritt auf die drei Datensätze einzeln angewandt. Zur Festlegung der σ^0 -Schwellwerte wird ein Histogramm aus den Werten der Pixel, die im Seeausschnitt liegen, gebildet und der Schwellwert beim Minimum der zwei sich zeigenden Spitzen festgelegt. Pixel, die einen niedrigeren Wert als den Schwellwert aufweisen, werden als Seefläche klassifiziert (siehe Abb. 1).

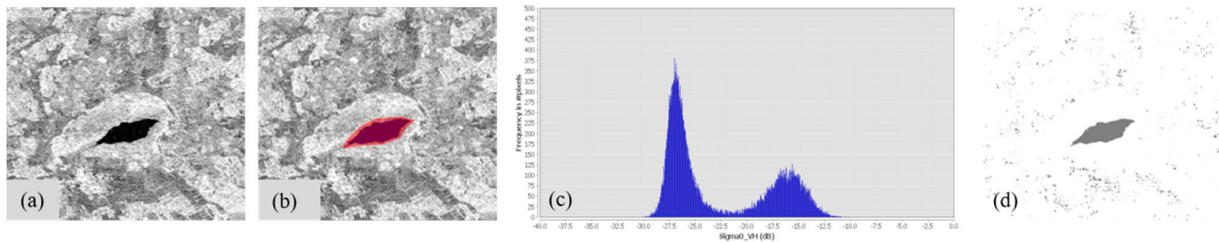


Abb. 1: Vorgehen Schwellwertansatz (a) σ^0 -VH März (b) rot: Seeausschnitt (c) Histogramm der Pixel aus dem Seeausschnitt (d) Seemaske

Die Festlegung des MNDWI-Schwellwerts erfolgt auf zwei unterschiedlichen Wegen. Zum einen werden wie zuvor die Histogramme ausgewertet und das Minimum zwischen den zwei Spitzen der See- und Landpixel ermittelt. Zum anderen wird ein fester Grenzwert von $-0,25$ festgelegt. Im Folgenden wird aus den Daten ein Fusionsbild erstellt. Aufgrund der Merkmalseigenschaften ergibt sich, dass beim MNDWI hohe Werte charakteristisch für die Seefläche sind, während bei den σ^0 -Werten Wasserflächen einen niedrigen Wert aufweisen. Zur sinnvollen Kombination müssen die Datensätze skaliert und ein Teil der Datensätze invertiert werden. Das Fusionsbild wird im Anschluss wie folgt errechnet:

$$\text{Fusionsbild} = G_{VH} * \sigma_{VH}^0 + G_{VV} * \sigma_{VV}^0 + G_{MNDWI} * MNDWI \quad (2)$$

Bei G handelt es sich um die Gewichtung der einzelnen Datensätze, die aus den vorherigen Ergebnissen ermittelt wird. Auf diese wird in Kapitel 4.2 näher eingegangen. Für das Fusionsbild wird ebenfalls eine Klassifikation der Seefläche mittels Schwellwertverfahren durchgeführt. Das Klassifikationsverfahren Random Forest wurde in den 1990er Jahren vorgestellt und vielfach erweitert (BREIMAN 2001). Der Algorithmus wird beim Machine Learning eingesetzt und hat den Vorteil, dass es ein einfach anzuwendendes Verfahren ist, welches nur relativ kurze Trainingszeiten benötigt.

Des Weiteren wird mittels der zuvor detektierten Seefläche und unter Verwendung des NDVI die mit Vegetation bedeckte Fläche des Sees ermittelt. Diese Größe kann Hinweis auf das Kohlenstoffbindungspotenzial des Moors geben. Als Bedingung wird gesetzt, dass die Fläche als See klassifiziert wurde und einen NDVI-Wert vitaler Vegetation aufweist. Genutzt wird ein NDVI-Grenzwert von $0,1$ in Anlehnung an BALDENHOFER (2022). Der NDVI wird wie folgt errechnet:

$$NDVI = \frac{(NIR-Red)}{(NIR+Red)} \quad (3)$$

3 Anwendung im Untersuchungsgebiet

Zur Anwendung der vorgestellten Methode wurde das Federseeried in Baden-Württemberg gewählt. Inmitten des Moors liegt der ca. $1,4 \text{ km}^2$ große Federsee (WERNICKE & BOSCH 2022). Der Federsee ist im Mittel nur einen Meter tief und umgeben von einem bis zu 100 m breiten Schilfgürtel, der an weitläufige Streu- und Feuchtwiesen, extensiv genutztes Grünland und naturnahe Moorwälder grenzt (WERNICKE & BOSCH 2022). Der Schilfgürtel bedeckt auch große Teile der Wasserfläche (siehe Abb. 2).

Das NABU-Naturschutzzentrum Federsee erfasst täglich die Höhe des Seepiegels. Als Untersuchungszeitraum wurde das Jahr 2019 gewählt.

Im Rahmen des Projekts wurden Satellitenbilder der Sentinel-Satelliten der European Space Agency (ESA), Sentinel-1 und Sentinel-2, verwendet. Die Sentinel-1-Satelliten messen mittels C-Band SAR-Instrumenten in einfacher oder dualer Polarisation. Es wurden Ground Range Detected (GRD)-Daten genutzt, die mittels Interferometric wide swath mode (IW) aufgenommen wurden.

Für das Untersuchungsgebiet wurde für jeden Monat des Jahres 2019 ein Sentinel-1 Produkt heruntergeladen, sowohl in VH- als auch in VV-Polarisation. Die Rückstreudaten wurden mit der open-source Software SNAP vorverarbeitet, was unter anderem die Entfernung des thermischen Rauschens, die radiometrische Kalibrierung und die Geländekorrektur umfasste. Als Speckle Filter wurde der refined Lee-Filter verwendet.

Zudem wurde ein Sentinel-2 Level 2A Produkt pro Monat verwendet. Der MNDWI wurde unter Verwendung von Band 3 (559,8 nm) und Band 11 (1.613,7 nm) errechnet. Für eine möglichst gute Fusion und Vergleichbarkeit der Datensätze wurden Aufnahmezeitpunkte gewählt, die zeitlich nah beieinander lagen. Bei den Multispektralbildern konnten auf Grund von starker Wolkenbedeckung keine Bilder für die Monate Januar und November ausgewählt werden. Bei den SAR-Daten zeigte der VV-Datensatz des März starke Auffälligkeiten und musste bei der Auswertung der Daten verworfen werden.

4 Ergebnisse und Diskussion

4.1 Analyse der Schwellwerte

Die Histogramme der SAR-Daten des Seeausschnitts zeigen in der Regel zwei Spitzen, die gut voneinander unterschieden werden können. Die Spitze links im Histogramm wird hervorgerufen durch niedrige σ^0 -Werte von ca. -22 bis -32 dB (M: -22,4 dB; SD: 1,1 dB) für die VH-Polarisation und ca. -25 bis -15 dB (M: -16,1 dB; SD: 1,9 dB) für die VV-Polarisation und ist der Wasserfläche zuzuordnen. Die rechte Spitze ist der Landfläche zuzuordnen, die einen höheren σ^0 -Wert von ca. -20 bis -12,5 dB für die VH-Polarisation und ca. -15 bis -5 dB für die VV-Polarisation aufweist. Auffällig ist, dass die Spitzen der Histogramme der VV-Polarisation weniger eindeutig voneinander abzugrenzen sind und der Schwellwert schlechter zu bestimmen ist. In den Monaten Januar und März ist es nicht möglich, aufgrund des beschriebenen Vorgehens einen Schwellwert für die VV-Polarisation festzulegen, da sich keine zwei Spitzen ermitteln lassen.

Allgemein muss festgehalten werden, dass die Wasserfläche auf den Sentinel-1-Bildern gut erkennbar ist. Eine Ausnahme bildet hier das Bild der VV-Polarisation vom 15.03.2019. Analysen der äußeren Einflüsse wie Niederschlag, Temperatur, Windgeschwindigkeit etc. konnten die körnige Struktur des Bildes nicht erklären. Es wird vermutet, dass ein Sensorproblem vorlag.

Die Histogramme sind in der Regel klar zu interpretieren. Menschliche Fehler beim Ablesen des Schwellwerts sind jedoch nicht auszuschließen. Fraglich ist zusätzlich, ob das Minimum zwischen den beiden Spitzen tatsächlich die Grenze zwischen See- und Landpixeln darstellt. Unklar ist dabei, wie die Methode mit dem Uferbereich umgeht, der ökologisch schwer dem See- oder Landgebiet zugeordnet werden kann, da die Übergänge des ökologischen Systems nicht scharf voneinander abgegrenzt sind.

Zur Bestimmung der Seegröße mittels optischer Daten wurde der MNDWI berechnet. Da die Bestimmung eines Minimums zwischen See- und Landpixel aus dem Histogramm der MNDWI-Werte nicht eindeutig möglich war, wurde auf Basis einer visuellen Auswertung ein Grenzwert von -0,25 festgelegt. Die erzeugten Masken wurden für die Erstellung der Fusionsbilder verwendet.

Werden die MNDWI-Bilder mit den Luftbildern verglichen, stellt sich heraus, dass die Bereiche mit den Werten -0,25 bis 0,25 größtenteils die bewachsene Seefläche darstellen (siehe Abb. 2).

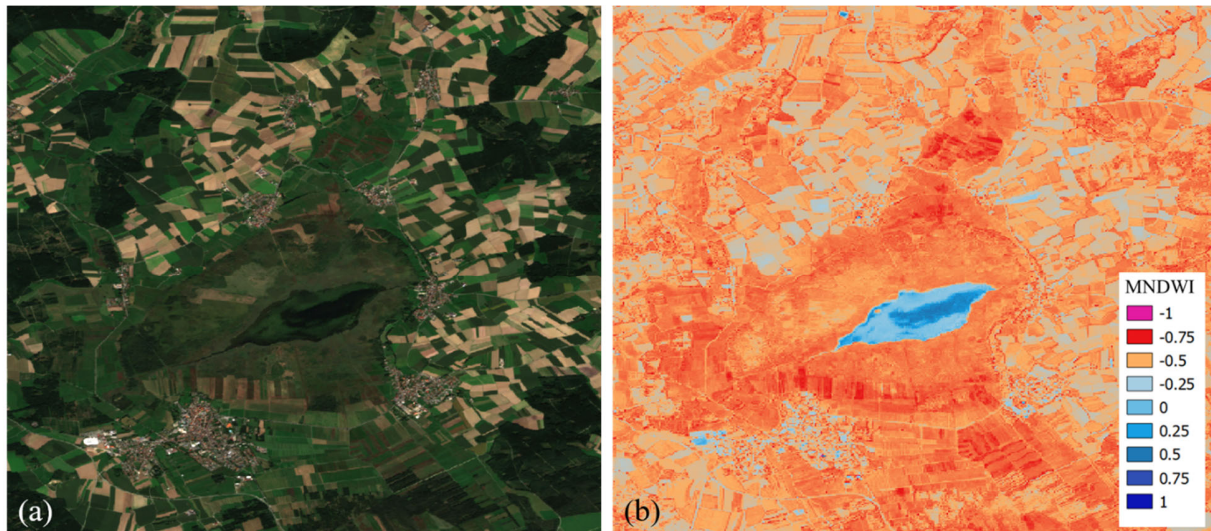


Abb. 2: (a) Luftbild September (B) MNDWI September

4.2 Bewertung der Datenquellen

Die Mittelwerte sowie die Standardabweichungen der Flächenmessungen ergeben sich wie folgt:

Tab. 1: Mittelwert (M) und Standardabweichung (SD) der gemessenen Seeflächen

Methode	M [km ²]	SD [km ²]
σ^0 -VH	1,414	0,017
σ^0 -VV	1,401	0,020
MNDWI	1,374	0,037
Fusionsbild	1,386	0,016
Random Forest	1,362	0,031

Die Seegrößen, die mittels Schwellwertverfahren aus den Fusionsbildern ermittelt wurden, weisen die geringste Standardabweichung auf. Eine Methode mit einer geringen Standardabweichung ist jedoch nicht grundsätzlich genau. Schwankungen in den Messungen der Wasserflächen können auch durch tatsächlich stattfindende Veränderungen der Seefläche hervorgerufen werden. Da keine Referenzdaten für die Seefläche vorlagen, wurde die Genauigkeit der Seegrößen wie folgt bewertet:

Zum einen wurden die Korrelationen mit dem Seepiegel bestimmt. Das NABU-Naturschutzzentrum Federseeried misst täglich die Höhe des Seepiegels. Der Seepiegel am Tag der

Radaraufnahme kann somit exakt ermittelt werden. Dieses Vorgehen wird für alle zwölf Monate durchgeführt. Es wird angenommen, dass bei einem steigenden Seepiegel auch die Seeoberfläche zunimmt. Datenreihen bei denen der Korrelationskoeffizient zwischen Seepiegel und Seefläche hoch ausfällt, werden somit als besser geeignet für die Messung gewertet als Datenreihen mit einem niedrigen Korrelationskoeffizient. Dieses Bewertungsverfahren eignet sich nicht für Verfahren, die Datensätze der verschiedenen Satelliten kombinieren, da die Aufnahmen hier in der Regel nicht am selben Tag erfolgen.

Es ergeben sich folgende Korrelationskoeffizienten (r) nach Pearson:

σ^0 -VH: $r = 0,72$; σ^0 -VV: $r = 0,46$; MNDWI: $r = 0,61$.

Aufgrund des hohen Korrelationskoeffizienten von $r = 0,72$, der visuell guten Erkennbarkeit des Sees auf den σ^0 -VH-Bildern und der einfachen Festlegung der Schwellwerte in den Histogrammen liegt der Schluss nahe, dass sich die VH-Polarisation am besten von den betrachteten Datensätzen zur Messung der Fläche des hier betrachteten Moorsees eignet.

Die ermittelten Korrelationskoeffizienten wurden zur Erstellung des Fusionsbilds genutzt. Erstellt wurden neun Fusionsbilder, da nur in neun von zwölf Monaten alle drei Datenquellen genutzt werden konnten. Die Gewichtung G der Datensätze (Formel 2) wurde festgesetzt als $1 + \text{Korrelationskoeffizient}$. Das Endergebnis der Methode ist abhängig von der Gewichtung der Datensätze. Nachteilig ist dabei, dass die Gewichtungen der einzelnen Datensätze über das Jahr hinweg konstant angenommen und des Weiteren auf Grundlage der Korrelationskoeffizienten bestimmt wurden. Die feste Gewichtung ist insofern problematisch, da die Datensätze je nach betrachtetem Zeitpunkt sehr unterschiedlich geeignet sind, Wasserflächen klar erkennen zu können. Auch die Korrelationskoeffizienten sind kritisch zu betrachten, da eine geringe Korrelation nicht zwangsläufig mit der Güte des Messverfahrens zusammenhängen muss. Sie kann z.B. auch dadurch entstehen, dass der See ein unregelmäßiges Profil hat, sodass bei gleichmäßig steigendem Pegel die Fläche nicht in entsprechender Relation zunimmt. Auch sind zehn bis zwölf Wertepaare aus Seegröße und Seepiegel eine zu geringe Stichprobe, um eine allgemeingültige Aussage zu treffen.

Im Vergleich zum Fusionsbild bietet der Random Forest Ansatz den Vorteil, dass der Algorithmus individuell mit den Datensätzen trainiert werden kann. Der Algorithmus gibt zusätzlich zum Klassifikationsergebnis auch eine Karte der Confidence an. Auf dieser sind Bereiche hervorgehoben, deren Klassifikationsergebnis Unsicherheiten aufweisen. Auffällig ist, dass die Unsicherheit in den Uferbereichen besonders hoch ist (siehe Abb. 3).

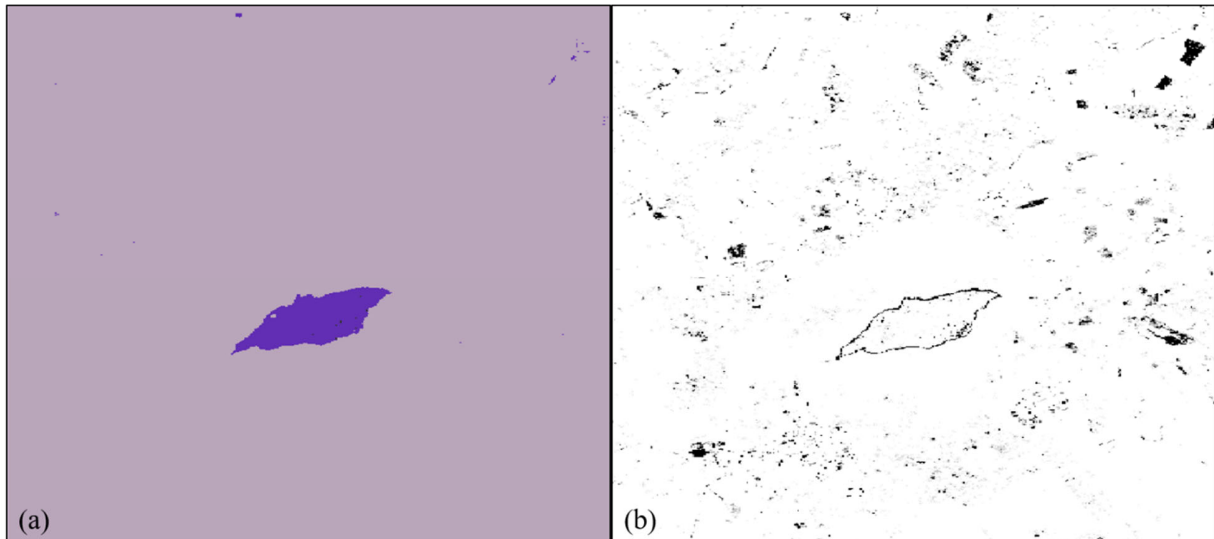


Abb. 3: Klassifikationsergebnis des Random Forest Algorithmus für den Monat September (a) Labelbild (b) Confidence

Dies ist zum einen auf den Mangel an Trainingsdaten aus diesem Bereich zurückzuführen. Die Trainingsdaten mussten händisch erstellt werden und es wurden nur Bereiche aus der Mitte des Sees gewählt, da diese zweifelsfrei dem See zuzuordnen sind. Dem Algorithmus fehlten somit Referenzdaten im Bereich des Ufers zum Trainieren. Zum anderen kann die Unsicherheit darauf zurückgeführt werden, dass auch aus ökologischen Gesichtspunkten eine Zuordnung im Uferbereich uneindeutig ist und dies nicht durch eine Schwäche der Methode begründet ist.

Für die Bewertung der Verfahren wurde zum anderen die von den Methoden fehlklassifizierte Fläche ermittelt. Das gesamte Bild umfasst 84,163 km². Es wird ein Ausschnitt um den See festgelegt (siehe Abb. 1). Liegen die von der Methode als See klassifizierte Flächen im Seeausschnitt, gelten sie als richtig klassifiziert. Liegen sie außerhalb, werden sie als fehlklassifiziert eingestuft.

Zur Bewertung werden die fehlklassifizierten Flächen übers Jahr gemittelt. Es ergeben sich folgende Anteile: VH: M = 6,981 %, VV: M = 6,626 %, MNDWI: M = 2,234 %, Fusion: M = 0,232 %, Random Forest: M = 0,228 %.

Insbesondere bei der Betrachtung der fehlklassifizierten Flächen zeigt sich die Kombination von SAR-Daten und Multispektralbildern als deutlich überlegen gegenüber der Nutzung einzelner Datenquellen. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass jeder der drei Datensätze Stärken und Schwächen bei der Erkennung von Wasserflächen aufweist. Das C-Band zeigt eine gute Durchdringung der Vegetation auf dem Wasser. Die Radardaten werden jedoch auch durch andere Faktoren beeinflusst und zeigen auch außerhalb der Wasserfläche niedrige Werte. Durch die Kombination der verschiedenen Datenquellen und die Festlegung eines gemeinsamen Schwellwertes wird die Methode stabilisiert und zeigt einen sehr geringen Anteil fehlklassifizierter Flächen im gesamten Gebiet (siehe Abb. 4).

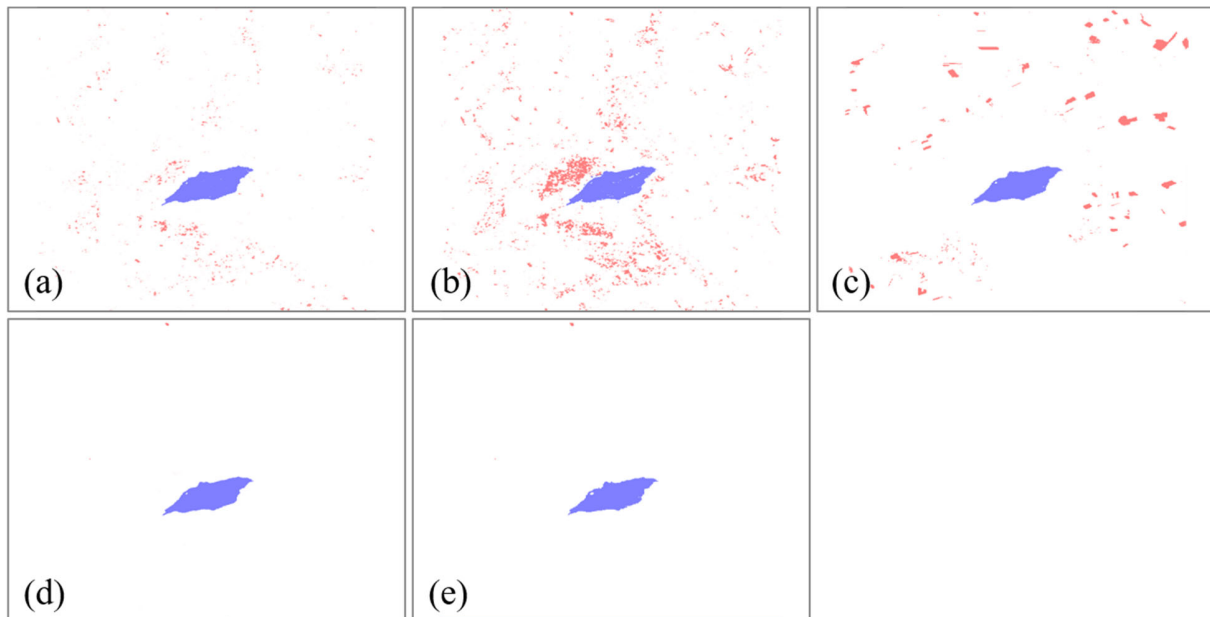


Abb. 4: Als See klassifizierte Flächen im Monat Juli, blau: im Seeausschnitt, rot: außerhalb des Seeausschnitts (a) Schwellwertverfahren σ^0 -VH (b) Schwellwertverfahren σ^0 -VV (c) Schwellwertverfahren MNDWI (d) Schwellwertverfahren Fusionsbild (e) Random Forest Algorithmus mit σ^0 -VH, σ^0 -VV und MNDWI

Der Vergleich der Methoden zeigt, dass der Anteil der fehlklassifizierte Flächen des Random Forest Algorithmus mit 0,228 % und des Schwellwertverfahrens angewandt auf das Fusionsbild mit 0,231 % ähnlich gering ausfallen. Die Ergebnisse sind vergleichbar trotz der unterschiedlich aufwendigen Methoden. Dies ist ein positives Zeichen in Bezug auf die praktische Anwendung der Methode, da beim Random Forest Ansatz der vor Ort gemessene Seepegel nicht benötigt wird und die Schwellwertsuche entfällt.

4.3 Beobachtung der bewachsenen Seefläche

Die Kombination des NDVI mit der zuvor erstellten Seemaske erweist sich zur Detektion der von Pflanzen überwachsenen Seefläche als geeignet.

Die erstellten Masken zeigen eine Entwicklung der vitalen Pflanzenbedeckung im Jahresverlauf auf bis zu 93 % (siehe Abb. 5). Der Federsee ist in den Monaten Mai bis Oktober zum größten Teil bis fast vollständig bewachsen. Da jedoch keine Referenzdaten vorliegen, kann das Ergebnis nur anhand der visuellen Interpretation der Luftbilder beurteilt werden.

Ein Vorteil der Erstellung einer Maske ist die Quantifizierung der Fläche. Die Flächenmessungen können über mehrere Jahre vorgenommen werden und so Daten zur biologischen Entwicklung des Moorees liefern.

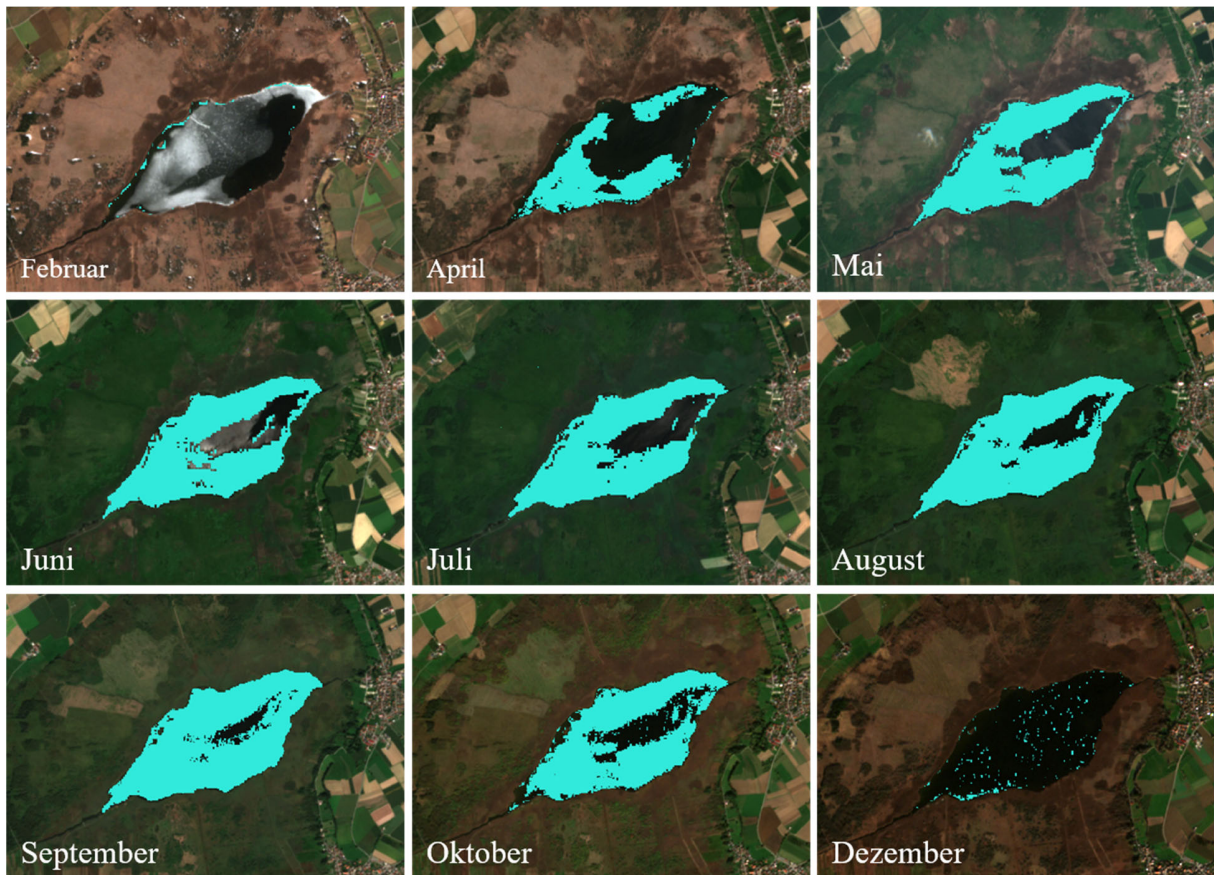


Abb. 5: Maske der bewachsenen Seefläche. Bedingung: Als Seefläche klassifiziert nach Fusionsbild-Schwellwertverfahren und $NDVI > 0,1$. Prozentualer Anteil vom See: Februar: 2 %; April: 45 %; Mai: 74 %; Juni: 78 %; Juli: 78 %; August: 85 %; September: 93 %; Oktober: 76 %; Dezember: 4 %

5 Fazit & Ausblick

Diese Arbeit zeigt, dass die Fernerkundung einen wichtigen Beitrag zur Erzeugung von Datengrundlagen für die Erfassung der Klimaschutzleistungen von Mooren leisten kann. Bei der Analyse der Ergebnisse zeigt sich, dass die Flächen, die über den Schwellwertansatz und die VH-polarisierten SAR-Daten gewonnen wurden mit einem r-Wert von 0,72 die höchste Korrelation mit dem Seepiegel aufweisen. Das C-Band zeigt sich allgemein als geeignet für die Durchdringung der Moorvegetation auf dem Wasser. Wird der Anteil fehlklassifizierter Flächen betrachtet, sind mit ca. 0,2 % die Verfahren stark überlegen, die die Radardaten und den Index aus dem Multispektralbild kombinieren.

Auch die Abgrenzung der Vegetationsfläche an Land von der Vegetationsfläche auf dem Wasser erzielt durch die Kombination der Fernerkundungsdaten gute Ergebnisse. Die Größe dieser Fläche kann Hinweis auf das Kohlenstoffbindungspotenzial des Moors geben. Durch die Verwendung von frei verfügbaren Sentinel-Daten, open-Source Software SNAP und QGIS und des einfach anzuwendenden Random Forest Algorithmus kann die Methode auch von Akteuren reproduziert

werden, deren Schwerpunkt im Bereich Ökologie und Naturschutz und nicht in der Fernerkundung liegt.

Die zeitliche Auflösung der Fernerkundungsverfahren ist mit Wiederholzeiten von ca. drei bis fünf Tagen generell als gut zu bewerten. Probleme ergeben sich jedoch daraus, dass die Aufnahmezeitpunkte von Sentinel-1 und Sentinel-2 in der Regel nicht übereinstimmen und Sentinel-2-Bilder bei Wolkenbedeckung nicht genutzt werden können. Die Daten der Satelliten können aufgrund der unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkte nur unter Vorbehalt kombiniert werden. Die räumliche Auflösung der genutzten Fernerkundungsdaten ist bezogen auf das kleinräumig sehr variable Ökosystem Moor gering. Zu Ungenauigkeiten kann es beispielsweise aufgrund von Mischpixeln kommen, wenn verschiedene Landbedeckungen in einem Pixel enthalten sind. Weiterer Forschungsbedarf und Potenziale liegen in der Anwendung der Methodik auf andere Mooreseen, der Verbesserung der Auflösung und der genaueren Betrachtung des Uferbereichs.

6 Literaturverzeichnis

- ALBERTZ, J., 2009: Einführung in die Fernerkundung - Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern. WBG, Darmstadt, 4. Auflage. ISBN: 9783534231508.
- BAGWAN, W.A., SOPAN GAVALI, R., 2021: Dam-triggered Land Use Land Cover change detection and comparison (transition matrix method) of Urmodi River Watershed of Maharashtra, India: a Remote Sensing and GIS approach. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 1-9, <https://doi.org/10.1080/24749508.2021.1952762>.
- BALDENHOFER, K. G., 2022: Lexikon der Fernerkundung, NDVI. <https://www.felexikon.info/lexikon-n.htm#ndvi>, letzter Zugriff am 06.01.2022.
- BONI, G, FERRARIS, L, PULVIRENTI, L, SQUICCIARINO, G., PIERDICCA, N., CANDELA, L., PISANI, A. R., ZOFFOLI, S., ONORI, R., PROIETTI, C., PAGLIARA, P., 2016: A Prototype System for Flood Monitoring Based on Flood Forecast Combined With COSMO-SkyMed and Sentinel-1 Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(6), 2794–2805, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2514402>.
- BREIMAN, L., 2001: Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32, <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- BUNDESAMT FÜR NATURSCHUTZ, 2022: Moore, Entstehung und Zustand. <https://www.bfn.de/entstehung-und-zustand>, letzter Zugriff 06.01.2022.
- CAZALS, C., RAPINEL, S., FRISON, P.-L., BONIS, A., MERCIER, G., MALLET, C., CORGNE, S., RUDANT, J.-P., 2016: Mapping and Characterization of Hydrological Dynamics in a Coastal Marsh Using High Temporal Resolution Sentinel-1A Images. *Remote Sensing*, 8(7), <https://doi.org/10.3390/rs8070570>.
- JOOSTEN, H., 2008: Peatlands and Carbon. Assessment on Peatlands, Biodiversity and Climate Change, Main Report, Global Environment Centre, Kuala Lumpur and Wetlands International, Wageningen, ISBN: 978-983-43751-0-2.
- HAQUE, I., BASAK, R., 2017: Land cover change detection using GIS and remote sensing techniques: A spatio-temporal study on Tanguar Haor, Sunamganj, Bangladesh. *The*

- Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, **20**(2), 251–263, <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.12.003>.
- LEHMANN, N., 2021: EU-Kommission will Landwirte für Kohlenstoffbindung belohnen. <https://www.agrarheute.com/politik/eu-kommission-will-landwirte-fuer-kohlenstoffbindung-belohnen-588500>, letzter Zugriff 06.01.2022.
- LIU, S., QI, Z., LI, X. & Y, A., 2019: Integration of Convolutional Neural Networks and Object-Based Post-Classification Refinement for Land Use and Land Cover Mapping with Optical and SAR Data. Remote Sensing, **11**(6), <https://doi.org/10.3390/rs11060690>.
- MARTINIS, S., KERSTEN, J., TWELE, A., 2015: A fully automated TerraSAR-X based flood service. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, **104**, 203–212, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.014>.
- MCFEETERS, S. K., 1996: The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing, **17**(7), 1425–1342, <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>.
- PULVIRENTI, L., PIERDICCA, N., CHINI, M., GUERRIERO, L., 2011: An algorithm for operational flood mapping from Synthetic Aperture Radar (SAR) data using fuzzy logic. Natural Hazards and Earth System Sciences, **11**(2), 529–540, <https://doi.org/10.5194/nhess-11-529-2011>.
- WERNICKE, K. & BOSCH, S., 2022: Weißen überm Wackelwald. <https://www.nabu.de/natur-und-landschaft/schutzgebiete/nabu-schutzgebiete/baden-wuerttemberg/05702.html>, letzter Zugriff am 06.01.2022.
- XU, H., 2006: Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. International Journal of Remote Sensing, **27**(14), 3025–3033, <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>.