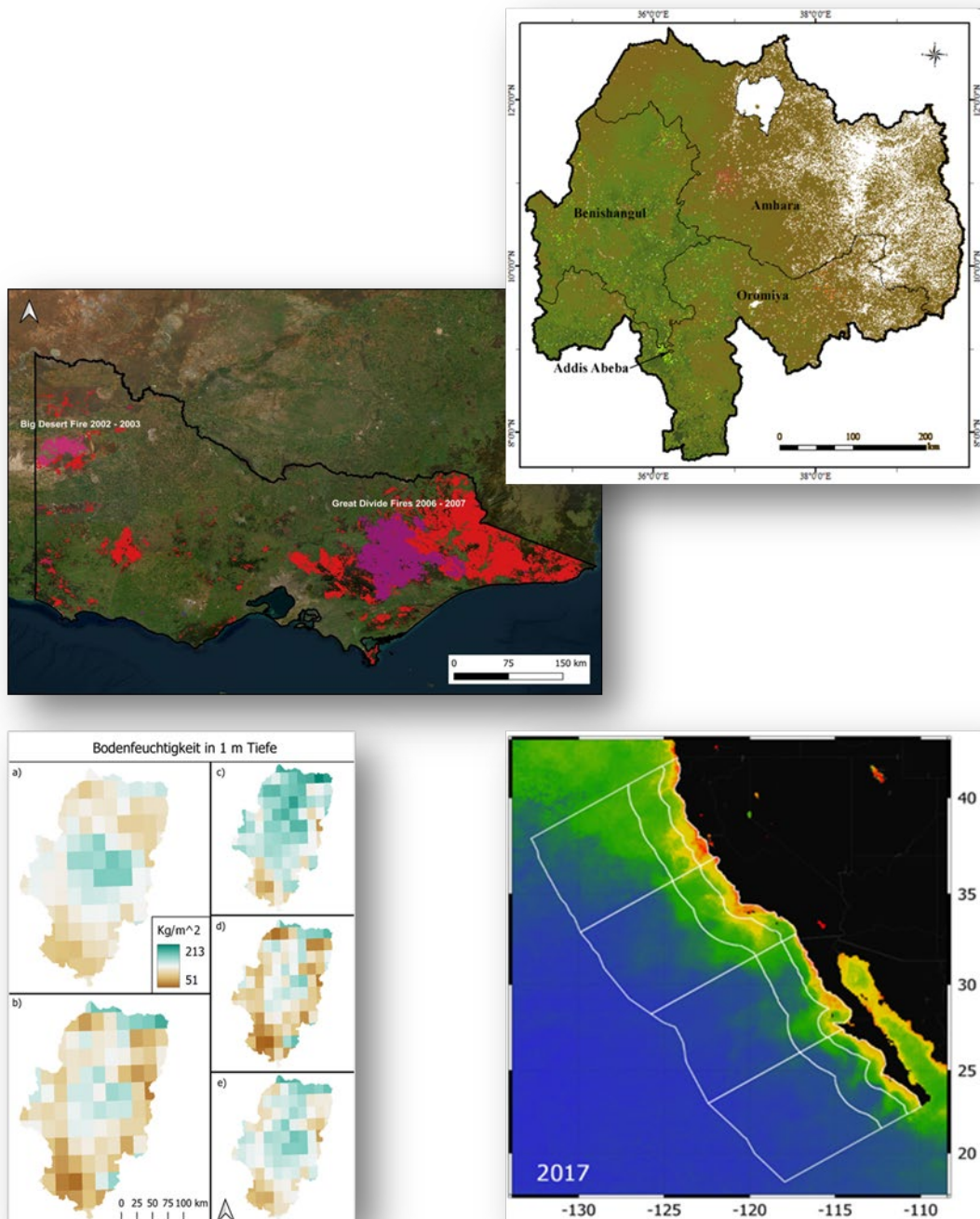


Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine



Mit Beiträgen von: *Eileen Berg, Justus Buschmeier, Tobias Hüsken, Svenja Rakers, Kimberley Reichardt, Erik Richter, Georg Stauch und Jana Werres*

Hrsg.: Georg Stauch

Impressum:

Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine

Georg Stauch (Hrsg.)

Geographisches Institut der RWTH Aachen

Templergraben 55

52056 Aachen

Aachen, 2024

120 S.

Verfügbar über das institutionelle Repositorium der RWTH Aachen University:

DOI: [10.18154/RWTH-2024-03408](https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-03408)



[CC BY 4.0 Deed | Attribution 4.0 International | Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Dieser Sammelband wird lizenziert unter der CC-BY Lizenz, ausgenommen hiervon sind Teile oder Werke, die ausdrücklich unter einer anderen Lizenz stehen.

Inhaltsverzeichnis

Fernerkundung und Cloud Computing – eine kurze Einführung (<i>Georg Stauch</i>)	1
Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien – eine Untersuchung mit der Google Earth Engine (<i>Svenja Rakers und Jana Werres</i>)	8
Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine (<i>Kimberley Reichardt</i>)	41
Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen (<i>Eileen Berg, Justus Buschmeier und Tobias Hüsgen</i>)	66
Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System (<i>Erik Richter</i>)	99

Fernerkundung und Cloud-Computing – Eine kurze Einführung

Georg Stauch

Zusammenfassung

In den letzten Jahrzehnten haben sich Fernerkundungsdaten zu einer essentiellen Informationsquelle für geographische Forschung entwickelt und sind heute ein wichtiger Bestandteil der geographischen Ausbildung. Dieser Sammelband stellt einige Ergebnisse eines Kurses zur Analyse von Fernerkundungsdaten aus der Geographie an der RWTH zusammen. Ziel ist es einerseits einen kleinen Überblick über möglichen Anwendungsfelder zu geben und andererseits Studierende schon im Rahmen ihres Studiums an das wissenschaftliche Publizieren heranzuführen. Alle Arbeiten wurden daher im Rahmen eines internen peer-review Verfahrens von den Studierenden selbst begutachtet. Der Sammelband umfasst vier Studien. Von **Werres und Rakers** werden *Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien* analysiert. Der zweite Beitrag erfasst *Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine* (**Reichardt**). Waldbrände in Australien werden von **Berg, Buschmeier und Hüsgen** in ihrer Studie *Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen* betrachtet. **Richter** untersucht den *Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System*.

1 Einleitung

Während die Analyse von Luftbildern schon seit der Mitte des 20. Jahrhunderts in der geographischen Forschung verankert ist (z. B. Finkel, 1959), führte der Beginn der Landsat-Reihe 1972 zu einer schnellen Erweiterung des Nutzungskreises für Fernerkundungsdaten. Der Einsatz dieser Daten war aber weiterhin durch

die Beschaffung und insbesondere Limitierungen bei der Prozessierung begrenzt. Dennoch entwickelt sich die Fernerkundung schnell zu einer wichtigen Informationsquelle für geographische Fragestellungen. Die Auswertung war jedoch meist auf einzelne oder eine geringe Anzahl an Szenen beschränkt (Casu et al., 2017).

2 Aktuelle Entwicklungen in der Fernerkundung

In den letzten Jahren gab es signifikante Entwicklungen im Bereich der Fernerkundung, die zu einem Paradigmenwechsel geführt haben. Zu diesen neuen Entwicklungen zählen insbesondere deutliche Verbesserungen bei der räumlichen und spektralen Auflösung sowie bei der Anzahl der verfügbaren Sensoren (Toth and Józków, 2016). Hochauflösende multi- und zum Teil hyperspektrale Systeme sind inzwischen weit verbreitet. So haben Landsat 8 und 9 eine räumliche Auflösung von 30 m im Bereich des sichtbaren Lichts und des nahen Infrarots sowie 15 m im panchromatischen Kanal. Die Satelliten der Sentinel-2 Reihe weisen sogar eine räumliche Auflösung von 10 m auf. Kommerzielle Satelliten erreichen Auflösungen von unter 50 cm (z.B. WorldView, GeoEye oder Pléiades Neo). Hinzu kommen Radarsensoren wie z. B. die europäische Sentinel-1 Satellitenreihe, welche ganz neue Anwendungsmöglichkeiten bieten (Ullmann and Stauch, 2020). Aufgrund der Vielzahl an Systemen ist auch die zeitliche Auflösung bei der Erdbeobachtung deutlich gestiegen (Drusch et al., 2012). In Kombination mit der verbesserten räumlichen und spektralen Auflösung ist es damit aber auch zu einem enormen Anstieg der Datenmengen gekommen (Shirmard et al., 2022). Durch die freie Verfügbarkeit von Geodaten (open-data policy) und insbesondere auch

von Satellitendaten sowie open-source Programmen zu Auswertung stehen den Nutzern in jüngerer Zeit eine Vielzahl von Daten zur Lösung geographische Fragestellungen zur Verfügung. An erster Stelle sind hier die lang zurückreichende Landsat-Reihe und die MODIS-Sensoren auf den NASA Satelliten Aqua und Terra sowie die verschiedenen Plattformen und Sensoren der europäischen Sentinel-Satelliten zu nennen. Diese sind auch in jüngerer Zeit die am häufigsten in der Forschung verwendeten Systeme und es wird erwartet, dass insbesondere die Bedeutung von Sentinel zukünftig deutlich zunehmen wird (Zhao et al., 2022). Als weitere großer Schritt hat der Einsatz von Machine-Learning Methoden die Datenauswertung in vielen Fällen revolutioniert. Insbesondere lassen sich jetzt eine Vielzahl von Kanälen und Sensoren gleichzeitig für eine Fragestellung auswerten (Parente et al., 2019; Shirmard et al., 2022).

3 Cloud Computing

Aufgrund der großen Datenmengen basiert die Auswertung der Daten in den letzten Jahrzehnten in einem immer größeren Maße auf Cloud-Computing. Dabei werden die Daten nicht mehr lokal auf dem eigenen Rechner verarbeitet, sondern es wird für die Datenspeicherung und -verarbeitung auf Server via Internet zugegriffen. Allein die Landsat Satelliten haben seit 1972 ca. 9 Mio. Bilder der Erdoberfläche aufgezeichnet.

Zur bedeutendste Cloud-Computing-Plattform hat sich in den letzten Jahren die Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com>) entwickelt. Die web-basierte Plattform ermöglicht die Auswertung großer Datenmengen ohne diese auf das lokale Endgerät zu laden (Gorelick et al., 2017). Die Nutzung ist kostenfrei und erfordert nur eine Anmeldung. Die Abfragen erfolgen über die IDE (Integrated Development Environment) entweder in Java Skript (JS) oder in Python. Der Datenexport erfolgt u. a. über Google Drive und die Daten können dann z. B. für das Layout in QGIS weiterverarbeitet werden. Eine Vielzahl von fertigen Skripten und Algorithmen ermöglicht einen schnellen Einstieg in die Datenverarbeitung, allerdings sind diese nicht in allen Fällen nachvollziehbar (Black Box).

4 Anwendung

Aufgrund der einfachen Bedienbarkeit und der Vielzahl an verfügbaren Datensätzen hat sich die Google Earth Engine in den letzten Jahren zu einem bedeutenden Werkzeug für die geographische Forschung entwickelt (Tamiminia et al., 2020; Velastegui-Montoya et al., 2023). Cloud-Computing hat die Analyse von großräumiger und zum Teil die gesamte Landoberfläche umfassenden Forschungsfragen ermöglicht. Diese sind aufgrund der großflächigen sowie lokalen Änderungen auf der Erdoberfläche (Cendrero et al., 2022; Cooper et al., 2018)

durch den globalen Klimawandel (IPCC, 2023) und des zunehmenden anthropogenen Flächenverbrauch (Rockström et al., 2023; Syvitski et al., 2022) von zunehmender Bedeutung.

Eine der ersten dieser Analysen war die Erfassung der globalen Waldflächen (Hansen et al., 2013). Neuere Studien beinhalten die Erfassung von Siedlungsflächen (Liu et al., 2018) oder des Chlorophyllgehaltes von Seen (Zhao et al., 2024). Aber auch für die Erfassung von lokalen Änderungen wird auf Cloud-Computing zurückgegriffen. Studien unter Verwendungen der Google Earth Engine umfassen z.B. den Einfluss von Trockenphasen auf die Wälder in Deutschland (Philipp et al., 2021), die Erfassung von Seen in der Mongolei (Zhou et al., 2019) oder von Dünen in der Sahara (Pradhan et al., 2018). Einen großen Anwendungsbereich stellen verschiedenen Verfahren zur Landnutzungsklassifikation dar (Phan et al. 2020).

Für die Lehre bietet die Google Earth Engine verschiedene Vorteile. Der Einstieg in die Programmierung ist mit Java Skript vergleichsweise einfach und ermöglicht auch Studierenden ohne Erfahrung im Programmieren einen schnellen Einstieg. Hinzu kommt, dass inzwischen eine Vielzahl von Tutorials auf verschiedenen Plattformen zur Verfügung stehen, die auch ein eigenständiges Lernen der Studierenden z. B. vor Kursbeginn ermöglichen. Die große Anzahl an verfügbaren Datensätzen sowie die relativ gute Dokumentation derselben geben den Studierenden die Möglichkeit, Daten

von verschiedenen Sensoren zu testen und auch zu kombinieren. Des Weiteren entfällt die Installation von Software, welche insbesondere auf privaten Geräten regelmäßig zu Problemen führt und somit den Lehrbetrieb aufhält. Studierende können die Earth Engine mit fast jedem Endgerät nutzen und sind daher in der Lage, auch nach dem Kursende weiter an ihren Projekten oder an eigenen neuen Fragestellungen zu arbeiten. Vier Beispiele für solche Fragestellungen werden in diesem Sammelband vorgestellt.

Im ersten Beitrag werden von Werres und Rakers (2024) *Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien* untersucht. Die Autorinnen vergleichen den NDVI als Indikator für den Vegetationszustand mit einem Niederschlagsindex in der Region Aragonien in Spanien. Zusätzlich wurden die durchschnittlichen Temperaturen, der Niederschlag und die Bodenfeuchte der Jahre 2000 bis 2022 ermittelt. Als Datengrundlage wurden MODIS sowie CHIRPS-Daten verwendet. Insbesondere der Sommer 2016 war von einem deutlichen Rückgang der Vegetation gekennzeichnet, allerdings waren die Folgen regional sehr unterschiedlich ausgeprägt.

Der zweite Beitrag von Reichardt (2024) erfasst *Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine*. Die Studie basiert auf MODIS

NDVI Daten, der Copernicus Landnutzungs-kartierung sowie der Jaxa Forest/Non-Forest Map und dem Hansen Global Forest Change Datensatz. Insgesamt zeigt sich in der Region ein deutlicher Rückgang der Waldbedeckung trotz verschiedener Aufforstungsbemühungen.

Waldbrände von außergewöhnlichen Ausmaßen haben in den letzten Jahren die Gesellschaft und das Ökosystem in Australien vor große Herausforderungen gestellt. Berg, Buschmeier und Hüsken (2024) haben in ihrer Studie *Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen* die Auswirkungen dieser Waldbrände im Südosten Australiens untersucht. MODIS Daten sind auch bei dieser Studie eine wichtige Grundlage. Ausgangspunkt der Studie waren das „Big Desert Fire“ 2002/2003 und die „Great Divide Fires“ 2006/2007. Die Studie zeigt für beide Ereignisse eine relative schnelle Regeneration der Vegetation.

Richter (2024) untersucht den *Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System* vor der Küste Kaliforniens. Sowohl die Daten für die Chlorophyll-*a*-Konzentration als auch die Meeresoberflächentemperatur beruhen auf MODIS Daten. Die Ergebnisse zeigen eine negative Korrelation zwischen Chlorophyll und El-Niño-Ereignissen. Allerdings ohne ein klares räumliches Muster.

Literaturverzeichnis

- Berg, E., Buschmeier, J. & Hüsgen, T. (2024): Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 66 – 99.
- Casu, F., Manunta, M., Agram, P.S. & Crippen, R.E. (2017): Big Remotely Sensed Data: tools, applications and experiences. *Remote Sensing of Environment, Big Remotely Sensed Data: tools, applications and experiences* 202, 1–2. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.09.013>
- Cendrero, A., Remondo, J., Beylich, A.A., Cienciala, P., Forte, L.M., Golosov, V.N., Gusarov, A.V., Kijowska-Strugała, M., Laute, K., Li, D., Navas, A., Soldati, M., Vergari, F., Zwoliński, Z., Dixon, J.C., Knight, J., Nadal-Romero & E., Płaczkowska, E. (2022): Denudation and geomorphic change in the Anthropocene; a global overview. *Earth-Science Reviews* 233, 104186. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2022.104186>
- Cooper, A.H., Brown, T.J., Price, S.J., Ford, J.R. & Waters, C.N. (2018): Humans are the most significant global geomorphological driving force of the 21st century. *The Anthropocene Review* 5, 222–229. <https://doi.org/10.1177/2053019618800234>
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F. & Bargellini, P. (2012): Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment, The Sentinel Missions - New Opportunities for Science* 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Finkel, H.J. (1959): The Barchans of Southern Peru. *The Journal of Geology* 67, 614–647. <https://doi.org/10.1086/626622>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. & Moore, R. (2017): Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment* 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S.V., Goetz, S.J., Loveland, T.R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C.O. & Townshend, J.R.G. (2013): High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* 342, 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- IPCC (2023): AR6 Synthesis Report: Climate Change 2023. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/> (accessed 4.6.23).
- Liu, X., Hu, G., Chen, Y., Li, X., Xu, X., Li, S., Pei, F. & Wang, S. (2018): High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine

- Platform. Remote Sensing of Environment 209, 227–239. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.055>
- Parente, L., Taquary, E., Silva, A.P., Souza, C. & Ferreira, L. (2019): Next Generation Mapping: Combining Deep Learning, Cloud Computing, and Big Remote Sensing Data. Remote Sensing 11, 2881. <https://doi.org/10.3390/rs11232881>
- Phan, T.N., Kuch, V. & Lehnert, L.W. (2020): Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition. Remote Sensing 12, 2411. <https://doi.org/10.3390/rs12152411>
- Philipp, M., Wegmann, M. & Kübert-Flock, C. (2021): Quantifying the Response of German Forests to Drought Events via Satellite Imagery. Remote Sensing 13, 1845. <https://doi.org/10.3390/rs13091845>
- Pradhan, B., Moneir, A.A.A. & Jena, R. (2018): Sand dune risk assessment in Sabha region, Libya using Landsat 8, MODIS, and Google Earth Engine images. Geomatics, Natural Hazards and Risk 9, 1280–1305. <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1518880>
- Reichardt, K. (2024): Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 41 – 65.
- Richter, E. (2024): Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 100 – 119.
- Rockström, J., Gupta, J., Qin, D., Lade, S.J., Abrams, J.F., Andersen, L.S., Armstrong McKay, D.I., Bai, X., Bala, G., Bunn, S.E., Ciobanu, D., DeClerck, F., Ebi, K., Gifford, L., Gordon, C., Hasan, S., Kanie, N., Lenton, T.M., Loriani, S., Liverman, D.M., Mohamed, A., Nakicenovic, N., Obura, D., Ospina, D., Prodani, K., Rammelt, C., Sakschewski, B., Scholtens, J., Stewart-Koster, B., Tharammal, T., van Vuuren, D., Verburg, P.H., Winkelmann, R., Zimm, C., Bennett, E.M., Bringezu, S., Broadgate, W., Green, P.A., Huang, L., Jacobson, L., Ndehedehe, C., Pedde, S., Rocha, J., Scheffer, M., Schulte-Uebbing, L., de Vries, W., Xiao, C., Xu, C., Xu, X., Zafra-Calvo, N. & Zhang, X. (2023): Safe and just Earth system boundaries. Nature 619, 102–111. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06083-8>
- Shirmard, H., Farahbakhsh, E., Müller, R.D. & Chandra, R. (2022): A review of machine learning in processing remote sensing data for mineral exploration. Remote Sensing of Environment 268, 112750. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112750>

- Syvitski, J., Ángel, J.R., Saito, Y., Overeem, I., Vörösmarty, C.J., Wang, H. & Olago, D. (2022): Earth's sediment cycle during the Anthropocene. *Nat Rev Earth Environ* 3, 179–196. <https://doi.org/10.1038/s43017-021-00253-w>
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S. & Brisco, B. (2020): Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 164, 152–170. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>
- Toth, C. & Józków, G. (2016). Remote sensing platforms and sensors: A survey. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Theme issue “State-of-the-art in photogrammetry, remote sensing and spatial information science” 115, 22–36. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.10.004>
- Ullmann, T. & Stauch, G. (2020): Surface Roughness Estimation in the Orog Nuur Basin (Southern Mongolia) Using Sentinel-1 SAR Time Series and Ground-Based Photogrammetry. *Remote Sensing* 12, 3200. <https://doi.org/10.3390/rs12193200>
- Velastegui-Montoya, A., Montalván-Burbano, N., Carrión-Mero, P., Rivera-Torres, H., Sadeck, L. & Adami, M. (2023): Google Earth Engine: A Global Analysis and Future Trends. *Remote Sensing* 15, 3675. <https://doi.org/10.3390/rs15143675>
- Werres, J. & Rakers, S. (2024): Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien – eine Untersuchung mit der Google Earth Engine. In Stauch, G. (Hrsg.): *Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine*. S. 8 – 40.
- Zhao, D., Huang, J., Li, Z., Yu, G. & Shen, H. (2024): Dynamic monitoring and analysis of chlorophyll-a concentrations in global lakes using Sentinel-2 images in Google Earth Engine. *Science of The Total Environment* 912, 169152. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.169152>
- Zhao, Q., Yu, L., Du, Z., Peng, D., Hao, P., Zhang, Y. & Gong, P. (2022): An Overview of the Applications of Earth Observation Satellite Data: Impacts and Future Trends. *Remote Sensing* 14, 1863. <https://doi.org/10.3390/rs14081863>
- Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Liu, R., Zou, Z., Zhao, G. & Ge, Q. (2019): Continuous monitoring of lake dynamics on the Mongolian Plateau using all available Landsat imagery and Google Earth Engine. *Science of The Total Environment* 689, 366–380.

Stauch, G. (2024): Fernerkundung und Cloud-Computing – Eine kurze Einführung. In Stauch, G. (Hrsg.): *Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine*. S. 1 – 7.

DOI: [10.18154/RWTH-2024-03412](https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-03412)

Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien – eine Untersuchung mit der Google Earth Engine

Jana Werres und Svenja Rakers

Abstract

Dürreereignisse und Trockenheit haben sich in den vergangenen Jahrzehnten zu einem Phänomen mit gravierenden sozioökonomischen und ökologischen Folgen entwickelt, von denen nahezu jede Region der Erde betroffen ist. In der wissenschaftlichen Praxis hat sich das Dürremonitoring daher zu einem bedeutenden Forschungsgebiet entwickelt. Zur Überwachung der raum-zeitlichen Verteilung von Dürren werden oftmals einzelne oder zusammengesetzte Fernerkundungsindizes genutzt. In dieser Studie wird die zeitliche Verteilung von Dürreereignissen im Zeitraum von 2001 bis 2022 und die räumlichen Auswirkungen der sommerlichen Dürre 2016 auf die Vegetation in Aragonien (Nordspanien) untersucht. Dabei kommt die Google Earth Engine-Plattform zum Einsatz. Unter Berücksichtigung verschiedener MODIS- und CHRIPS-Satellitendaten wird der SPI (Standardized Precipitation Index) als Indikator für meteorologische Dürreereignisse genutzt und mit der Temperatur, Bodenfeuchte, Waldbrandentwicklung sowie dem NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) zur Bewertung des Vegetationszustandes in Verbindung gesetzt. Die Ergebnisse zeigen, dass bereits moderate Dürreperioden einen negativen Einfluss auf die Vegetation haben können. Das Ausmaß der Auswirkungen wird dabei maßgeblich durch die vorherrschenden Gegebenheiten beeinflusst und kann lokalräumlich stark variieren. Besonders starke Rückgänge in der Vegetationsvitalität sind die landwirtschaftlich geprägten semi-ariden Gebiete des Ebro-Tals im Zentrum der Provinz sowie in den Vorläufern des Iberischen Gebirges im Südwesten Aragoniens zu verzeichnen.

1 Einleitung

Mit dem Klimawandel und der globalen Erderwärmung in den vergangenen Jahrzehnten hat sich die Dürreproblematik global zugespitzt.

Der jüngste Bericht des IPCC (2022) (Intergovernmental Panel on Climate Change) verdeutlicht die alarmierende Situation. Wenn gleich Dürre nicht auf direkte Weise durch die Erderwärmung ausgelöst wird, kann eine zu-

nehmende Verdunstung bei abnehmender Bodenfeuchte zu einer Verschärfung des Dürre-Risikos in Bezug auf die Häufigkeit, Dauer und Intensität führen (Samaniego et al. 2018:421). Dürre ist ein komplexes Phänomen des Erdsystems, welches auf einer Vielzahl an meteorologischen, hydrologischen und biophysikalischen Prozessen beruht und nur schwer zu definieren ist. Im Allgemeinen beschreibt eine Dürre ein gegenüber dem langfristigen Durchschnitt anhaltendes Niederschlagsdefizit. Damit sind Dürren nicht an ein spezifisches Klima geknüpft, sondern können in allen Teilen der Erdoberfläche auftreten (Tran et al. 2016:167).

Die Mittelmeerregion gilt aufgrund ihrer großen innerjährlichen Niederschlagsvariabilität und langen Zeiträumen mit niedrigen Niederschlägen als besonders dürregefährdet (Gouveia et al. 2017:15). Aktuelle Studien konnten einen Anstieg von Dürreereignissen in dieser Region belegen, der sich in Zukunft noch verschärfen wird (vgl. Caloiero et al. 2018; Raymond et al. 2019; Gu et al. 2020). Damit steigen auch die Auswirkungen auf die Vegetation und Landschaft. Dürren können den Wasserkreislauf in einen extremen Zustand versetzen, der alle abhängigen Systeme belastet. Dies ist problematisch, da die Vegetationsdynamik vieler mediterraner Pflanzenarten in starker Abhängigkeit zur Wasserverfügbarkeit stehen. Insbesondere die biophysischen Prozesse in Pflanzen werden durch ein Wasserdefizit beeinflusst, was zu einer Beeinträchtigung des Wachstums

und der Entwicklung, bis hin zu einer erhöhten Mortalität führen kann (Swann 2018:192). Damit haben langanhaltende Dürreereignisse nicht nur negative Auswirkungen auf die vorzufindenden Ökosysteme und Artenvielfalt, sondern sind häufig auch mit erheblichen Ernteeinbußen in der landwirtschaftlichen Produktion verbunden. Gleichzeitig bergen außergewöhnliche Trockenperioden ein erhöhtes Risiko von Waldbränden und Waldsterben. Damit können insbesondere in ariden und semiariden Gebieten Degradations- und Desertifikationsprozessen einhergehen (Gouveia et al. 2017:15f.).

Aus diesem Grund besteht eine große Notwendigkeit darin, die räumlich-temporale Verteilung von Dürren und ihre Auswirkungen auf die Vegetation und Ökosysteme zu überwachen. Nur das ermöglicht es, möglichst effizient auf aktuelle und zukünftige Veränderungen reagieren und geeignete Adaptionen- und Mitigationsstrategien entwickeln zu können (Tramblay 2020:3). In der jüngeren Vergangenheit hat sich im Dürremonitoring neben der Analyse lokaler meteorologischer Daten insbesondere die Nutzung von Fernerkundungsdaten etabliert. Diese bieten das Potenzial, große Territorien abzudecken und zugleich lange Zeitreihenanalysen durchführen zu können (Gouveia et al. 2015:16). Gängige Praxis ist dabei die Bewertung der Dürreereignisse mittels unterschiedlicher Dürreindizes. In diesem Paper wird der Standardized Precipitation Index (SPI) verwendet. Er gilt als der am häufigsten genutzte In-

situ-Parameter, um meteorologische Dürren zu überwachen (Pande et al. 2022:2040). Darüber hinaus stützt sich die Untersuchung u.a. auf die Verwendung des Normalized Difference Vegetation Indexes (NDVI) und den Einbezug der Bodenfeuchte, welche sich weltweit zur Quantifizierung von Dürrefolgen auf Vegetation etabliert haben (Dutta et al. 2015:54).

Verschiedene Studien, darunter Gouveia et al. (2015) und Zribi et al. (2016), konnten bereits deutliche Fortschritte in der Überwachung von Dürreereignissen im Mittelmeerraum und dem Verständnis ihrer Auswirkungen auf die Vegetation machen. Auf regionaler Maßstabsebene bestehen jedoch weiterhin erhebliche Forschungslücken. Spanien ist aufgrund der starken Heterogenität der Vegetation und des Klimas innerhalb des Landes besonders interessant. Ziel dieses Papers ist es daher, die Ausprägung von Dürreereignissen und ihre Folgen für die ansässige Vegetation auf regionaler Ebene in Spanien zu analysieren. Der zeitliche Fokus der Untersuchung liegt dabei auf den Sommermonaten, da die Vulnerabilität gegenüber Wasserdefiziten aufgrund des erhöhten Wasserbedarfs von Natur und Gesellschaft in diesem Zeitraum durchschnittlich am höchsten ist (Van der Weil et al. 2023:1786). In ersten Auswertungen mittels des SPIs (vgl. Kapitel 3) wurde eine Konzentration der letzten sommerlichen Dürreperiode im Jahr 2016 auf die wissenschaftlich bisher nur eingeschränkt beachtete

Region Aragonien im Norden des Landes festgestellt. Vor diesem Hintergrund werden in diesem Paper zwei konkrete Fragestellungen mit Hilfe satellitengestützter Daten aus der MODIS-Collection, CHIRPS und GPM sowie der Google Earth Engine untersucht:

- 1) *Welche saisonalen Dürreereignisse lassen sich anhand des Standardized Precipitation Indexes in Aragonien in den letzten 20 Jahren identifizieren?*
- 2) *Inwieweit können Auswirkungen auf die Vegetationsbestände durch eine sommerliche Dürreperiode in der Region im jahreszeitlichen Verlauf festgestellt werden?*

Hierzu wird das Untersuchungsgebiet zunächst mit seinen geographischen und klimatischen Charakteristika dargestellt und die Datengrundlage und Methodik der Studie präsentiert. Darauf aufbauend werden signifikante Dürreperioden in Aragonien im zeitlichen Verlauf ausgemacht und die Vegetationsvitalität im von sommerlicher Dürre gekennzeichneten Jahr 2016 mit den wachstumsbedingenden Faktoren Bodenfeuchte, Lufttemperatur und Waldbränden in Verbindung gesetzt. Abgeschlossen wird das Paper mit einer kritischen Diskussion der Ergebnisse und einer schlussfolgenden Beantwortung der Forschungsfragen.

2 Untersuchungsgrundlagen

2.1 Untersuchungsgebiet

Aragonien (Aragón) liegt mit einer Fläche von mehr als 47.000 km² im Nordosten Spaniens und ist maßgeblich durch seine differenzierte Orographie geprägt. In dem an Frankreich angrenzenden Norden befinden sich die Pyrenäen, während sich der Mittellauf des Ebro durch die Ebene im zentralen Teil Aragoniens zieht. Bedeutende Nebenflüsse des Ebro sind der Aragón, der Gállego, der Segre und der Jalón. Das Iberische Randgebirge liegt im Süden der Region. In Abbildung 1 sind das Untersuchungsgebiet sowie die vorhandenen Höhenunterschiede von bis zu 2200 m zu erkennen. Die Hauptstadt Saragossa (Zaragoza) liegt im Zentrum der im Vergleich zu ganz Spanien dünn besiedelten Provinz (Gobierno de Aragon 2022).

Im aragonischen Gebiet herrscht ein kontinentales Mittelmeerklima vor, welches durch kalte

Winter und heiße Sommer gekennzeichnet ist, die zu thermischen Amplituden von mehr als 55°C führen können. Weiter gibt es zwei Niederschlagsperioden im Frühjahr und Herbst, während die Sommermonate besonders niederschlagsarm sind. Insgesamt weist der untersuchte Raum eine Heterogenität des Klimas auf, welches auf die Höhenunterschiede zwischen den Gebirgen und den Ebenen zurückzuführen ist (Gobierno de Aragon 2020a, b). In Bezug auf die Flächennutzung lässt sich Aragonien in mehrere Gebiete gliedern. Die Pyrenäen sowie das Iberische Gebirge sind vorwiegend durch Waldgebiete gekennzeichnet, die sich von den Vorläufern bis zu den Tallagen des Ebro immer stärker mit landwirtschaftlicher Nutzung vermischen. Die Siedlungsstrukturen konzentrieren sich vorwiegend auf die tieferen Lagen. Eine detaillierte Flächennutzungskarte ist dem Anhang 1 zu entnehmen.

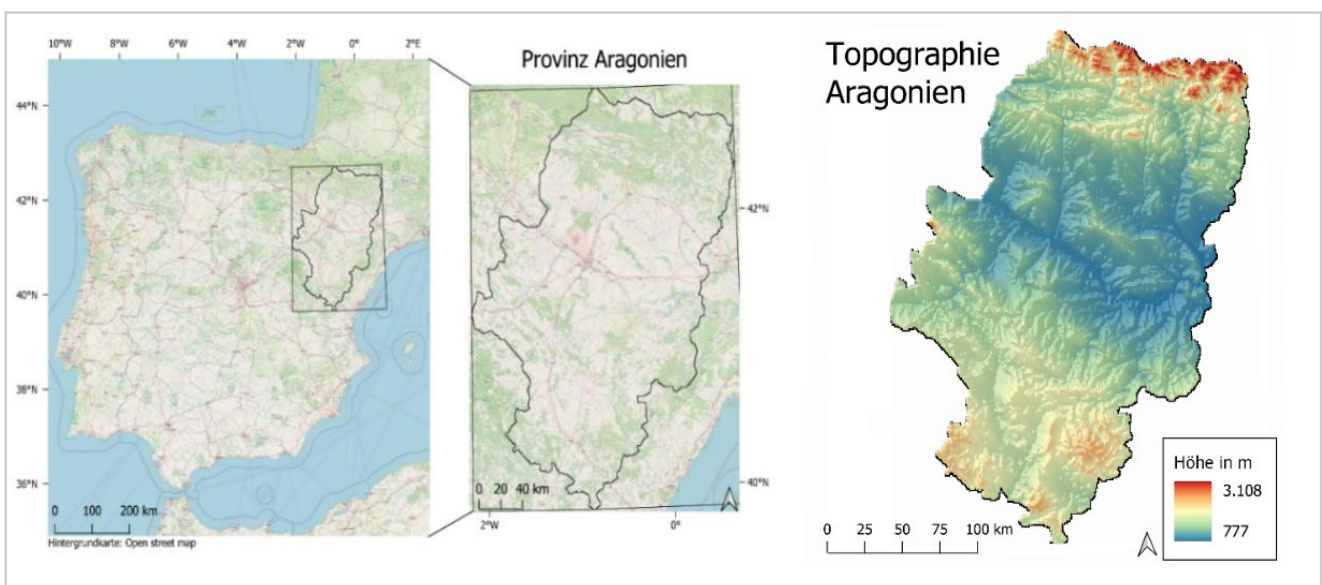


Abb. 1: Untersuchungsgebiet (Hintergrund: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.0/)) sowie Topographie von Aragonien.

2.2 Datengrundlage

Zur näheren Analyse des Untersuchungsgebietes mit der Google Earth Engine wurde auf eine Bandbreite an Fernerkundungsdaten der cloud-basierten Geodatenverarbeitungsplattform zurückgegriffen.

Die Niederschlagsdaten aus dem *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation With Station Data* (CHIRPS) Datensatz wurden zur Berechnung des Dürreindexes SPI verwendet. Die Daten mit einer Auflösung von $0,05^\circ$ reichen fortlaufend vom 01.01.1981 (Stand 2023) und umfassen alle Längengrade auf einer Breite von 50° S bis 50° N. Durch den nahezu globalen Datensatz können Niederschlagsschwankungen über einen langen Zeitraum hinweg im Raum beobachtet und verglichen werden (Funk et al. 2015).

Der MODIS Datensatz *MOD11A2.006 Terra Land Surface Temperature and Emissivity 8-Day Global 1km*, aus der Terra MODIS Collection beinhaltet die Landoberflächentemperatur pro Pixel, wobei die Pixelwerte den Durchschnitt von acht Tagen bilden. Die Raster von 1200×1200 km mit einer Auflösung von einem Kilometer stehen für den Zeitraum vom 18.02.2000 bis zum 09.11.2022 global zur Verfügung. Die Temperaturen werden in Kelvin angegeben (Wan et al. 2015).

Die Daten des Vegetationsindexes Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) sind dem

Datensatz *MOD13Q1.061 Terra Vegetation Indices 16-Day Global 250m* aus der Terra MODIS Collection zu entnehmen und stehen seit dem 18.02.2000 bis heute (Stand 2023) auf einem globalen Maßstab zur Verfügung. Alle 16 Tage werden Daten mit einer räumlichen Auflösung von 250 m generiert. Dabei kommt jeweils der Pixelwert aus dem Erfassungszeitraum zur Verwendung, der die geringste Wolkenbedeckung bei gleichzeitig höchstem NDVI-Wert aufweist (Didan 2021).

Aus den *Global Land Data Assimilation System* Daten, welche aus drei Komponenten bestehen, wurde die Kollektion GLDAS-2.1 genutzt. Die Werte der Bodenfeuchtigkeit in 1 m Tiefe beziehen sich auf den fortlaufenden Zeitraum ab dem 01.01.2000 (Stand 2023) und basieren sowohl auf Modell-, als auch auf Beobachtungsdaten (Rodell et al. 2004).

In welchem Umfang und zu welchem Zeitpunkt es in dem Untersuchungsgebiet gebrannt hat, lässt sich anhand der *MODIS Burned Area Monthly Global 500m* Daten in einem Zeitraum vom 01.11.2000 bis heute (Stand 2023) nachvollziehen. Diese werden mit dem MCD64A1 Version 6 Burned Area-Datenprodukt von Terra und Aqua kombiniert. Aus den MODIS-Oberflächenreflexionsbilder aus 500 m Entfernung und den aktiven MODIS-Brandbeobachtungen aus 1 km Entfernung werden mit dem brennempfindlichen Vegetationsindex (VI) dynamische Schwellenwerte erstellt, die weltweit

in Rastern von 50 m die Waldbranddaten ausgeben (Giglio et al. 2015).

3 Methodik

3.1 Methodische Herangehensweise

Die zuvor vorgestellten Datensätze wurden genutzt, um jahreszeitliche Dürreperioden der letzten 20 Jahre in der Provinz Aragonien zu identifizieren und deren Auswirkungen auf die Vegetationsdynamik zu beurteilen. Für die Identifikation der Dürreperioden kam der standardisierte Niederschlagsindex (Standardized Precipitation Index SPI) zur Verwendung. Dieser wurde aufgrund der zeitlichen Begrenzung der Vergleichs-Datensätze aus der MODIS-Kollektion für einen Zeitraum von 2000 bis Mitte 2022 erstellt. Auf räumlicher Ebene wurde der SPI zunächst auf Spanien angewendet, um eine von sommerlicher Dürre betroffene Region für die Analyse auf kleinräumiger Skala auszumachen. Anhand der Ergebnisse wurde die Provinz Aragonien für die nähere Betrachtung hinzugezogen und mittels des SPI auf jahreszeitliche Dürreperioden untersucht. Die Provinz Aragonien erwies sich aufgrund der starken Dürrebetroffenheit sowie der Variabilität der Topographie und des damit verbundenen Klimas als besonders relevant.

Als Index zur näheren Untersuchung der Dürreauswirkungen auf die Vegetation wurde der Normalized Difference Vegetation Index NDVI genutzt und die Oberflächentemperatur,

der Niederschlag sowie die Bodenfeuchte als wachstumsrelevante Faktoren aus den zuvor beschriebenen Datensätzen in die Betrachtung mit einbezogen (Vincente-Serrano 2007:178, Tran et al. 2017:173). Außerdem wurden die Landnutzungsformen als weiterer Einflussfaktor berücksichtigt und die Waldbrände in dem ausgewählten Dürrejahr untersucht. Zu den einzelnen Parametern wurde jeweils Graphiken erstellt, die zum einen den Verlauf im Dürrejahr und zum anderen ein 20-jähriges Mittel als Referenzzeitraum beinhalten. Hierzu wurden die Mittelwerte aller Parameter pro Monat berechnet. Außerdem wurden Darstellungen der räumlichen Konzentrationen der Untersuchungsaspekte im Dürrejahr pro Jahreszeit mithilfe der Google Earth Engine erzeugt und anschließend mit QGIS aufbereitet. Auch der langjährige Durchschnitt der Sommermonate wurde vergleichend dargestellt. Diese Vorgehensweise ermöglicht einen direkten Vergleich des Dürrejahres mit dem Referenzzeitraum von 2000-2022. Die Funktionsweisen der beiden erwähnten Indizes werden im Folgenden näher beschrieben.

3.1 Standardized Precipitation Index SPI

Der Standardisierte Niederschlagsindex SPI wurde von McKee et al. (1993) entwickelt und ist ein klimatologischer, auf niederschlagsdatenbasierender Dürreindex. Es ist einer der am häufigsten verwendeten Indizes zur Identifikation von Dürren und wird von der World Mete-

orological Organization (WMO) als Maß für meteorologische Dürren empfohlen (Ag-haKouchak et al. 2015:454, EDO 2020:1f.). Der Index bietet eine standardisierte und einfach zu handhabende Klassifizierung für die Abweichungen der Niederschläge vom Mittelwert des Gesamtniederschlags in einem bestimmten Gebiet und zu einem bestimmten Zeitraum (EDO 2020:2). Da er nur Niederschlagsdaten erfordert, hängt seine Genauigkeit von der Qualität und Länge der Niederschlagsreihen ab (Vincente-Serrano 2007:178f., DWD 2018:1).

Die kumulativen Niederschlagswahrscheinlichkeiten der Gammaverteilung müssen in eine Standardnormalverteilung überführt werden, da die Niederschläge nicht normalverteilt sind. Das Ziel ist hierbei, dass die mittleren SPI-Werte bei Null liegen (EDO 2020:2). Somit ist der SPI die Anzahl der Standardabweichungen, um die der Niederschlag vom langjährigen Mittel abweicht (Vincente-Serrano 2007:178).

Ein negativer SPI- Wert steht für eine Trockenperiode bzw. für eine trockenere Periode als im langjährigen Mittel. Nach dem Deutschen Wetterdienst (2018) handelt es sich bei einem SPI von -1 bis -1.5 um eine moderate Dürre, von -1,5 bis -2 um eine schwere Dürre und darüber hinaus um eine extreme Dürre. Positive Werte verweisen auf eine Regenperiode (Ag-haKouchak et al. 2015:454, DWD 2015, EDO 2020:2). Es können demnach sowohl niederschlagsreiche als auch niederschlagsarme Perioden identifiziert werden (EDO 2020:4).

Der SPI kann Wasserdefizite für verschiedene Zeitskalen berechnen. In diesem Fall wurde aufgrund der Schwerpunktsetzung der Studie auf die Sommermonate eine Akkumulationsperiode von drei Monaten ausgewählt, sodass jahreszeitliche Ausprägungen und Stärken unterschieden werden können. Geringere Akkumulationsperioden verweisen auf direkte Auswirkungen der Dürren, darunter auch die Reduzierung der Bodenfeuchtigkeit (EDO 2020:2, Vincente-Serrano 2007:179)

3.2 *Normalized Difference Vegetation Index*

Der normalized difference vegetation index (NDVI) ist ein Indikator zur Beurteilung der Vegetationsbedeckung und der allgemeinen Vegetationsgesundheit. Er wurde in den frühen 1980er Jahren im Goddard Space Flight Center der NASA entwickelt (Tran et al. 2017:173). Es ist der am weitesten verbreitete Vegetationsindex, der auf Fernerkundungsdaten basiert (Vincente-Serrano 2007:177). Die Grundlage des Index bildet die Differenz zwischen der Absorption und Reflexion von rotem und nahinfrarotem Licht der grünen Blätter, da jedes Objekt unterschiedliche spektrale Reaktionen aufweist (Tran et al. 2017:173 f.; Huang et al. 2021:3).

Mathematisch wird der NDVI wie folgt ausgedrückt:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (-1 < NDVI < 1)$$

(Tran et al. 2017:174, Huang et al. 2021:3).

Die NDVI- Werte reichen von -1 bis +1, wobei nicht-vegetative Flächen wie Gewässer negative Werte aufweisen, Steine, Sand und Betonoberflächen nahe 0 sind und positive Werte auf das Vorhandensein lebendiger Vegetation hindeuten. Je höher der Wert, desto dichter und gesünder ist die Vegetation (Tran et al. 2017:174, Huang et al. 2021:3). In dem Google Earth Engine Datensatz *MOD13Q1.061 Terra Vegetation Indices 16-Day Global 250m* wird eine Skala von -0,2 bis 1 genutzt, womit nur auf die Vegetation eingegangen wird (Didan 2021).

Es wurden ausschlaggebende Zusammenhänge zwischen dem NDVI und der Oberflächentemperatur, dem Niederschlag sowie der Bodenfeuchtigkeit beschrieben (AghaKouchak et al. 2015:459). Der Temperatur- und der Feuchtigkeitsstress können zur Überwachung von Dürren in Bezug auf ihre räumliche Ausdehnung und Auswirkungen auf die Vegetation genutzt werden (Vincente-Serrano 2007:178, Tran et al. 2017:173).

4 Ergebnisse

4.1 *Standardized Precipitation Index*

Der in den Graphen dargestellte Standardized Precipitation Index zeigt die über drei Monate anhaltenden Dürreereignisse im Zeitraum von 2000 bis Mitte 2022 in Spanien (Abb. 2) und in Aragonien (Abb. 3).

Großräumig betrachtet wird aus dem Diagramm zu Spanien deutlich, dass das Land regelmäßig von den in Rot dargestellten trockenen Perioden gekennzeichnet ist. Die letzte sommerliche Dürre, bei der der SPI Grenzwert von -1 unterschritten wird, ist im Jahr 2016 zu verzeichnen. Der in Abbildung 4 abgebildeten räumlichen Darstellung des SPIs von Spanien ist zu entnehmen, dass es in gesamt Spanien im Jahr 2016 trockener als im 20-jährigen Durchschnitt ist. Im Norden des Landes lässt sich eine ausgeprägte sommerliche Dürre feststellen.

Die in Spanien aufgezeigten Dürreereignisse sind auch auf kleinräumiger Ebene sichtbar, unterscheiden sich jedoch teilweise in der Intensität und Dauer. In der zur näheren Betrachtung ausgewählten Provinz Aragonien sind insbesondere im Zeitraum von 2015 bis 2018 trockene Phasen und Dürren sichtbar. 2017 war das Gebiet beispielsweise von einer starken Herbstdürre betroffen. Die letzte sommerliche Dürre ist 2016 mit einem SPI von -1,49 zu verzeichnen. Damit handelt es sich entsprechend der Klassifizierung des Deutschen Wetterdienstes (2018:3) um eine moderate Dürre an der Grenze zu einer schweren Dürre. Sie konzentriert sich auf den Nordwesten und Nordosten der Provinz sowie auf den Bereich des Ebro-Tals. Der Süden ist weniger betroffen (Abb. 5).

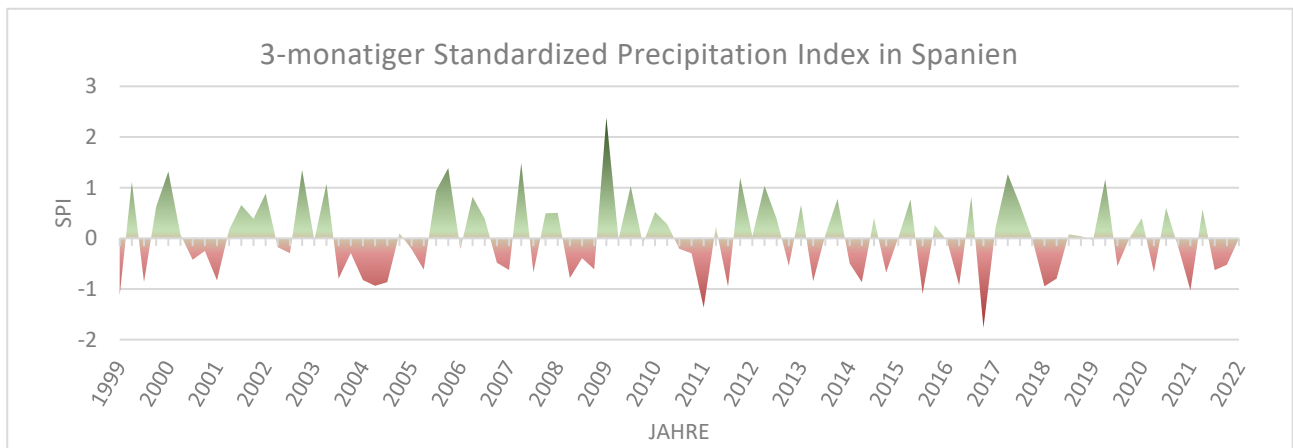


Abb. 2: 3-monatiger SPI von Spanien zwischen 2000 und 2022 (Eigene Darstellung).

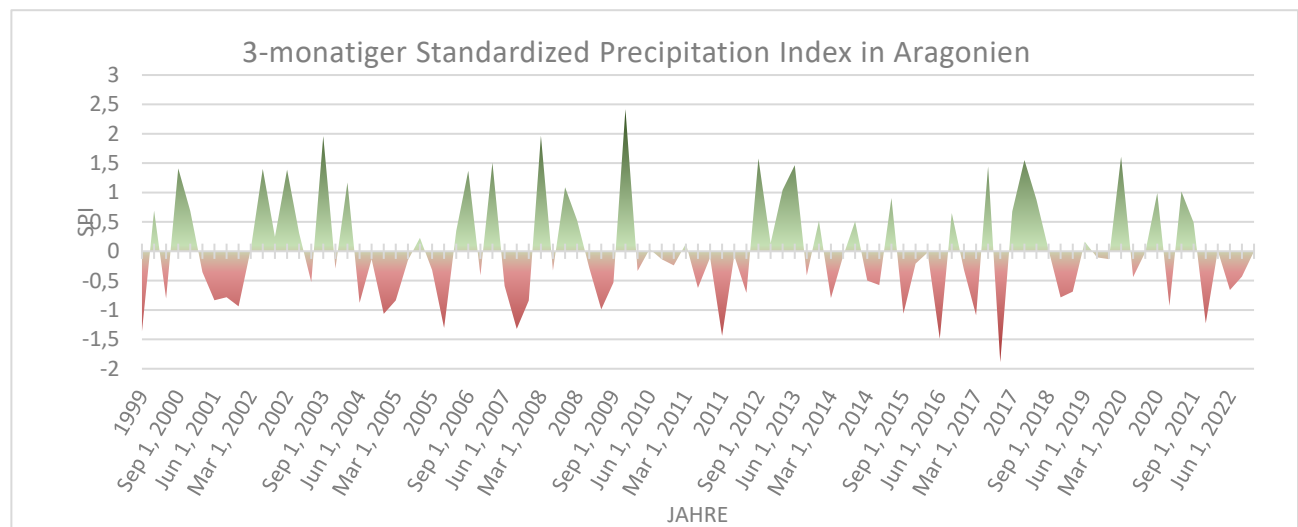


Abb. 3: 3-monatiger SPI von Aragonien (Eigene Darstellung)

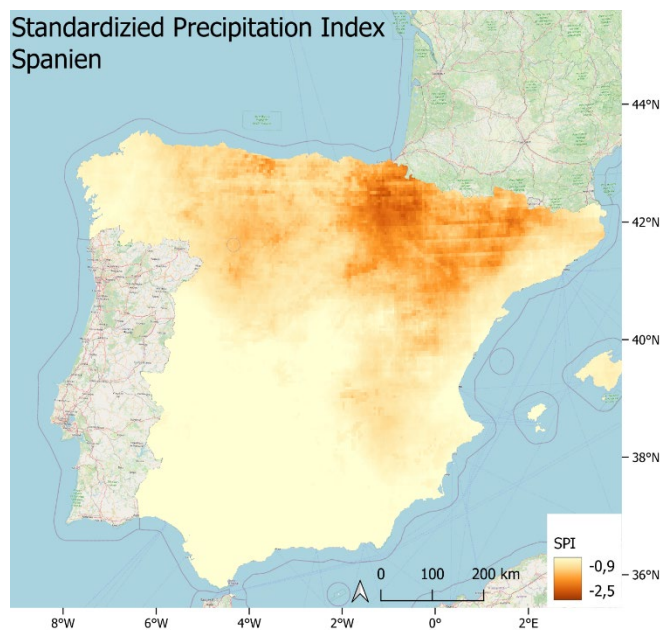


Abb. 4: Räumliche Darstellung des 3-monatigen SPIs im Sommer 2016 von Spanien (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](#)).

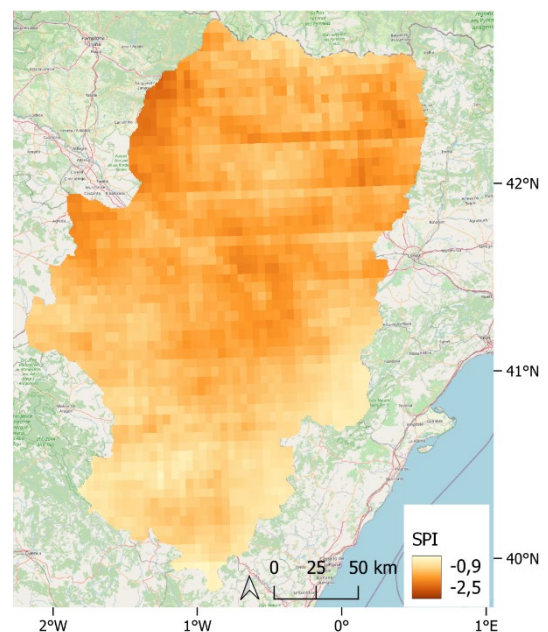


Abb. 5: räumliche Darstellung des 3-monatigen SPIs im Sommer 2016 von Aragonien (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](#)).

4.2 Temperatur- und Niederschlagsverhältnisse

Aragonien weist, wie bereits beschrieben, eine hohe Variabilität in der Orologie auf, aber auch in seinem Klima. Für einen Überblick und einen Vergleich von den Temperatur- und Niederschlagsverhältnissen in Aragonien im Jahr 2016 und dem 20-jährigen Durchschnitt lassen sich Abbildung 6 und Abbildung 7 gegenüberstellen. In beiden Diagrammen werden die Temperaturen in °C auf der Y1-Achse und die Monatssummen der Niederschläge in mm auf der Y2-Achse in Bezug auf die Monate (X-Achse) dargestellt. Die Temperaturkurven verlaufen über das Jahr gesehen recht ähnlich, mit den höchsten Temperaturen im Juli mit 35,09 °C im 20-jährigen Mittel bzw. 35,99 °C 2016 und den geringsten Temperaturen im Januar mit 7,52 °C bzw. 8,93 °C. Jeweils im Frühling und im Spätherbst sind Niederschlagsmaxima zu verzeichnen, wobei 2016 im Februar und November vergleichsweise hohe Niederschläge mit 93,67 mm und 126,97 mm fielen. Im langjährigen Mittel belaufen sich die höchsten Niederschlagssummen pro Monat auf 71,70 mm im April und 69,96 mm im November. Das Jahr 2016 ist dagegen in den Sommermonaten von einer höheren Aridität gekennzeichnet als der 20-jährige Durchschnitt. Im August wird beispielsweise eine Monatsniederschlagssumme von 12,10 mm verzeichnet.

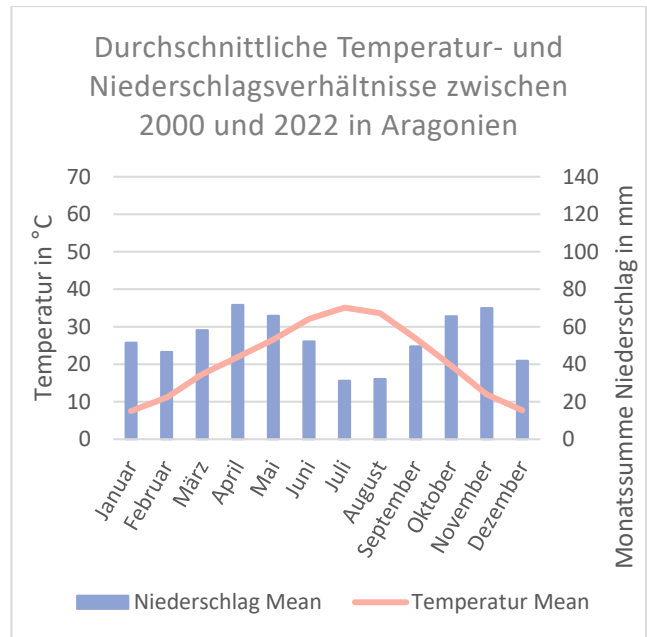


Abb. 6: Temperatur und Niederschlag in Aragonien im langjährigen Durchschnitt 2000-2022 (Eigene Darstellung).

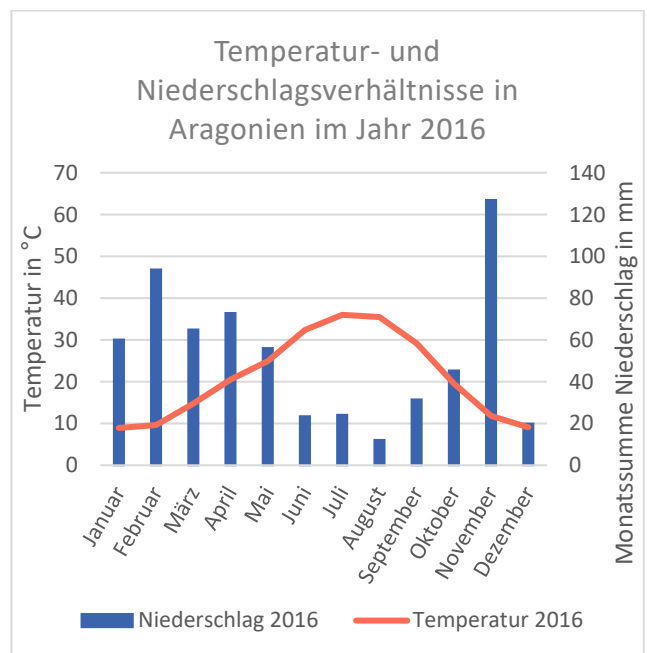


Abb. 7: Temperatur und Niederschlag in Aragonien für das Jahr 2016 (Eigene Darstellung).

Werden die Niederschlagsdaten in mm/Monat in Abbildung 8 für das Jahr 2016 und den 20-jährigen Durchschnitt in Aragonien vergleichend betrachtet, wird deutlich, dass die Nie-

derschläge im Sommer 2016 unter dem Durchschnitt liegen, während sie im Frühling und November überschreiten. In Abbildung 9 werden die räumlichen Verteilungen der Niederschläge über Aragonien in mm/Monat dargestellt. Es ist zu erkennen, dass insbesondere der Norden im Jahresverlauf durch vergleichsweise hohe Niederschläge gekennzeichnet ist (c-e). Im langjährigen Durchschnitt sind diese dort auch im Sommer zu verzeichnen (a). In den Sommermonaten 2016 blieben sie allerdings aus (b).

In Bezug auf die Temperaturen in Aragonien ist in Abbildung 10 zu erkennen, dass sie im Jahr 2016 von Februar bis Juni unter dem 20-jährigen Durchschnitt und im Sommer ca. 2 °C darüber lag. Im Herbst nähern sich die Temperaturgraphen einander wieder an. Räumlich betrachtet weisen die Gebirgsräume im Norden und Süden der Provinz geringere Temperaturen auf (im Winter bis zu -7,59 °C) als die tieferen Lagen, wie beispielsweise die Gebirgstäler und die Ebro-Senke. Auch die Flussbecken sind kühler als ihr unmittelbares Umfeld (Abb. 11, c-d). Die höheren Temperaturen in den Sommermonaten 2016 im Vergleich zum Durchschnitt lassen sich insbesondere im südwestlichen Gebirgsvorland und im Zentrum erfassen, sind allerdings grundsätzlich im ganzen Untersuchungsgebiet aufzufinden (a, b). Es werden Temperaturen von bis zu 43 °C gemessen. Der Temperaturgradient liegt, mit 11 °C, die im Norden verzeichnet wurden, bei 32 °C.

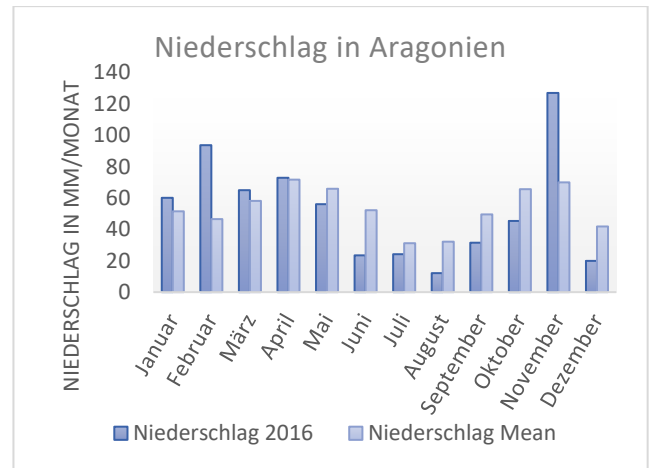


Abb. 8: Niederschläge in Aragonien für das Jahr 2016 und dem Durchschnitt von 2000-2020 im Vergleich (Eigene Darstellung).

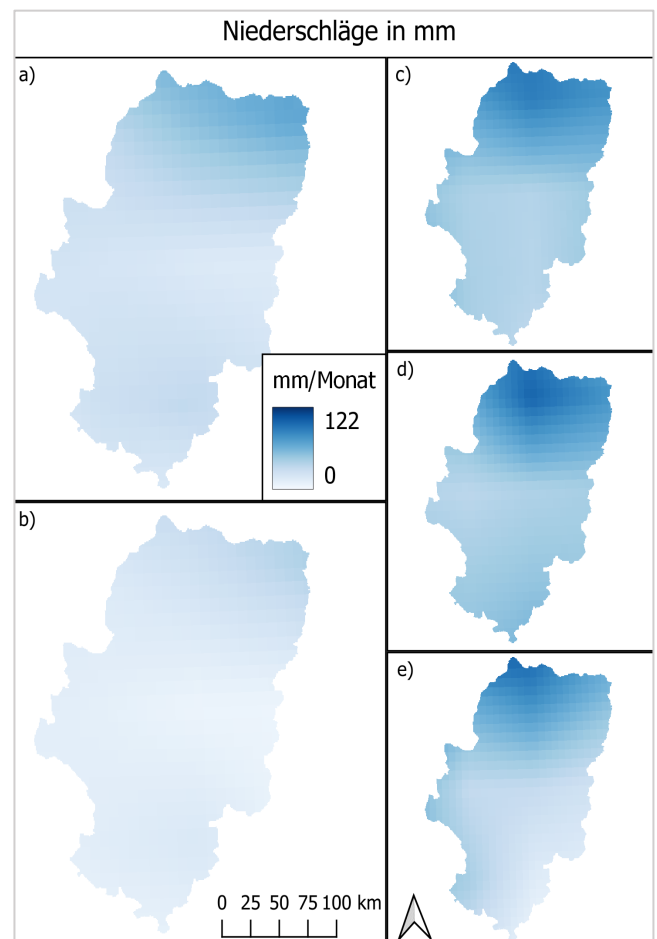


Abb. 9: Räumliche Verteilung der Niederschläge in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).

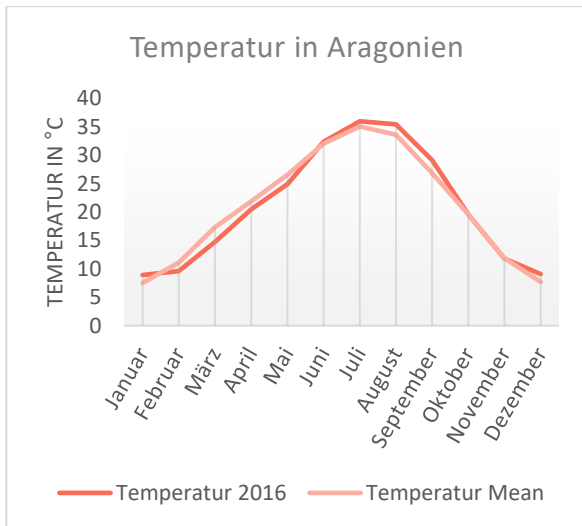


Abb. 10: Temperaturen in Aragonien für das Jahr 2016 und dem langjährigen Durchschnitt von 2000-2020 im Vergleich (Eigene Darstellung).

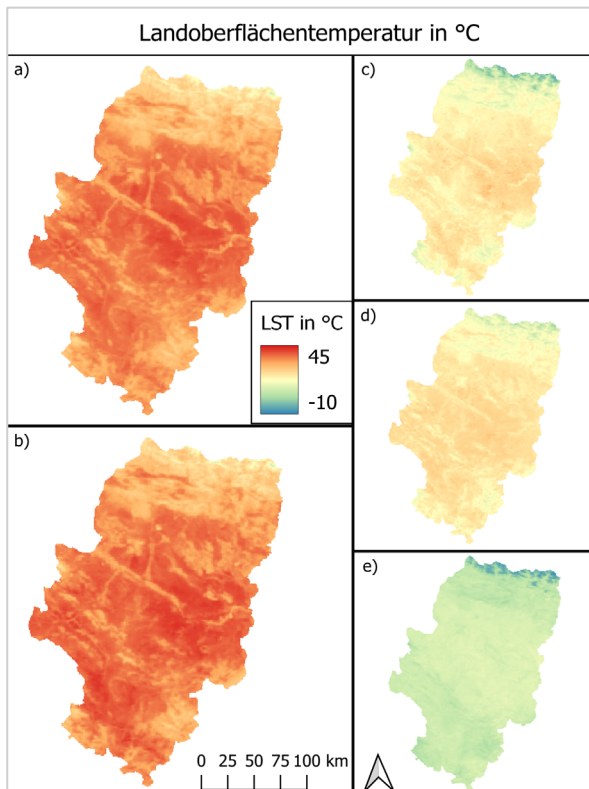


Abb. 11: Räumliche Verteilung der Temperaturen in Aragonien für a) den Durchschnitt der Sommermonate 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).

4.3 Bodenfeuchte

Die Bodenfeuchte in 1 m Tiefe in kg/m^2 liegt im gesamten Jahr 2016 unter dem allgemeinen

Durchschnitt von Aragonien (Abb. 12). Die höchste Differenz zwischen den zwei Graphen ist im Januar festzustellen. Zwischen April und Oktober liegt die Differenz nahezu gleichbleibend bei etwa 10 kg/m^2 . Im Dezember nähern sich die Werte einander wieder an. Ähnlich wie die Niederschlagsverläufe weisen die Werte der Bodenfeuchte zwei Peaks im Jahresverlauf auf, wobei sie den Niederschlagshöchstwerten im November mit einer leichten zeitlichen Verschiebung von einem Monat folgen. Entsprechend wird die höchste Bodenfeuchte mit 162 kg/m^2 im März gemessen, auf den ein Abfall bis 112 kg/m^2 im November erfolgt, gefolgt von einem deutlichen Anstieg bis Dezember. Im Jahr 2016 lagen die maximalen Bodenfeuchtigkeitswerte bei 153 kg/m^2 im April und die minimalen bei 103 kg/m^2 im September.

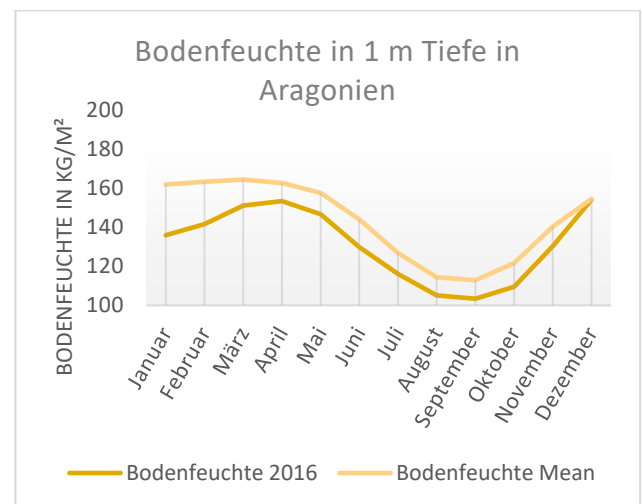


Abb. 12: Bodenfeuchte in Aragonien für das Jahr 2016 und den Durchschnitt von 2000-2022 im Vergleich (Eigene Darstellung).

Eine hohe Bodenfeuchte wird erneut besonders in den Gebirgsregionen und im Bereich der Flussbetten identifiziert. Die Gebirgsvorländer

im Norden und insbesondere der Süden sind durch deutlich niedrigere Bodenfeuchten gekennzeichnet (Abb. 13). Die trockene Periode in Aragonien erreichen ihren Höhepunkt im Herbst (d). Im Frühling und Winter erstreckt sich das Gebiet mit feuchten Böden auf 1 m Tiefe von Norden bis ins Zentrum von Aragonien (c-e). Die verringerte Bodenfeuchtigkeit im Sommer 2016 im Gegensatz zum 20-jährigen Durchschnitt prägt sich im gesamten Gebiet aus (a,b).

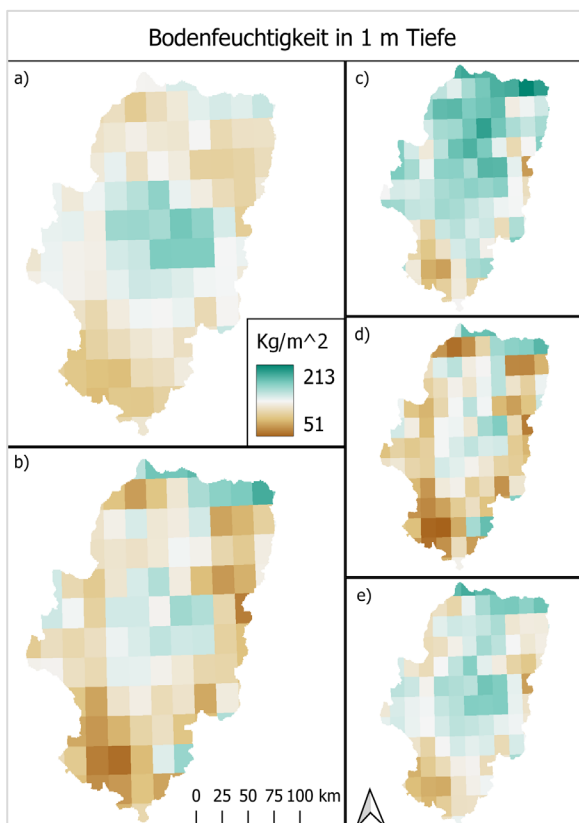


Abb. 13: Räumliche Verteilung der Bodenfeuchte in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate von 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).

4.4 NDVI

Der Normalized Difference Vegetation Index in Aragonien ist in Abbildung 14 im Jahresverlauf

für beide Untersuchungszeiträume angegeben. Im durchschnittlichen Jahresverlauf ist der NDVI durch einen Anstieg im Februar und einen Höhepunkt (0,46) im Mai charakterisiert. Ab da an fällt der NDVI bis August (0,38) und es folgt ein schwacher Anstieg. Im Jahr 2016 sind Unterschiede erkennbar: Bis Mitte Mai liegen die Werte deutlich über dem 20-jährigen Durchschnitt. Ab Mitte Mai bis Oktober liegt der NDVI in Aragonien dagegen unter dem Durchschnitt. Der Peak ist bereits im April und erreicht einen NDVI Wert von 0,48. Damit wird er etwas früher als im langjährigen Mittel und mit einem geringfügig höheren Wert erreicht. Im Mai fällt der Wert stärker als im Referenzzeitraum, bis das Minimum mit 0,36 im August erreicht wird. Im Oktober gleichen sich die Graphen dann wieder an.

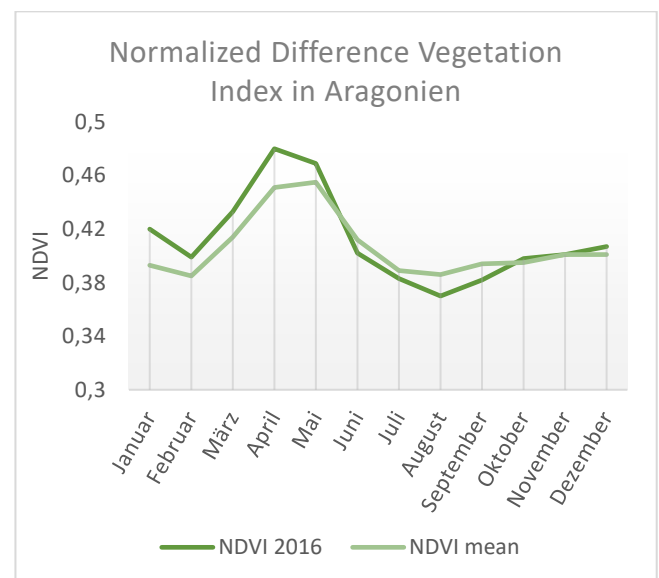


Abb. 14: Der NDVI in Aragonien für das Jahr 2016 und den langjährigen Durchschnitt von 2000-2020 im Vergleich (Eigene Darstellung).

Im Norden ist in den höchsten Lagen keine vitale Vegetation vorhanden, ansonsten sind im

nördlichen Teil Aragoniens überdurchschnittlich hohe NDVI Werte zu verzeichnen, genauso wie unmittelbar im Umfeld der Flussufer. Die niedrigeren Lagen im Zentrum und im Südwesten weisen einen geringeren NDVI und damit schwächere Vegetation auf (Abb. 15, c-e). Im Sommer fällt der NDVI in den niedrigeren Lagen sowohl im Referenzzeitraum als auch im Jahr 2016 deutlich ab (a, b). Auffallend ist, dass die südwestliche Vorgebirgsregion 2016 vergleichsweise sensible reagiert. Dort sind gegenüber dem sommerlichen Durchschnitt deutlich niedrigere Werte angegeben. In kleinerem Ausmaß hat sich die Grenze der niedrigeren NDVI-Werte sowohl im Zentrum als auch im Übergangsbereich zum nördlichen Gebirge räumlich in Richtung Norden verschoben.

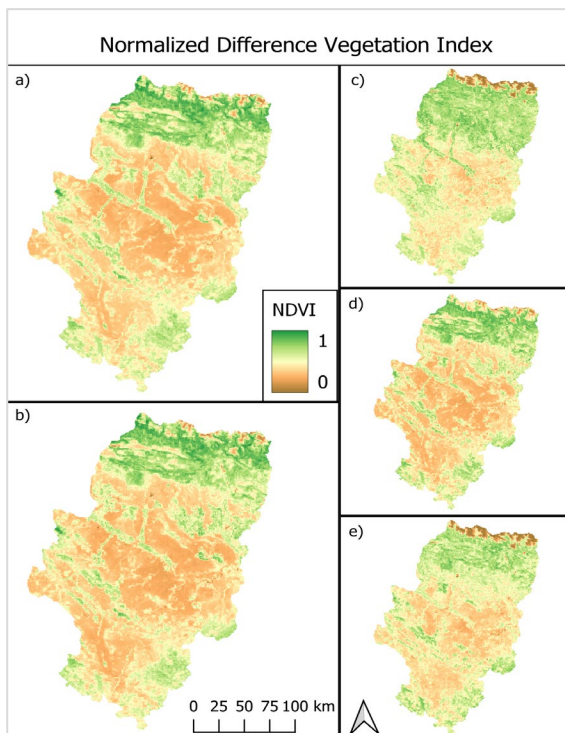


Abb. 15: Räumliche Verteilung des NDVIs in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate von 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).

4.5 Waldbrände

Kleinere Waldbrände brachen im Jahr 2016 vereinzelt in Regionen im Nordwesten von Aragonien aus. Die größten Brände entstanden nordwestlich von Saragossa und nordöstlich von Huesca. Westlich von Sariñena und östlich von Lanaja ereignete sich ein vergleichsweise kleiner Waldbrand. Der einzige Brand, der mit einiger Entfernung zu Siedlungen ereignete, entstand westlich von Sabiñánigo (Abb. 16).

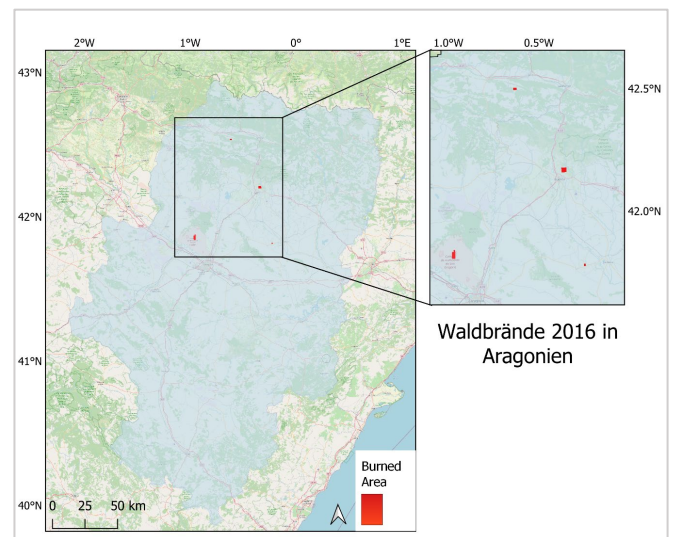


Abb. 16: Räumliche Verteilung der Waldbrände in Aragonien 2016 (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, CC BY-SA 2.0).

In Bezug auf einer gemeinsamen Betrachtung der untersuchten Aspekte lässt sich der Norden Aragoniens als regenreichste Region mit der höchsten Bodenfeuchte auf einem Meter Tiefe, den geringsten Temperaturen in den höheren Lagen und der vitalsten Vegetation beschreiben. Das Zentrum und der Süden weisen dagegen geringe Niederschläge und höhere Temperaturen auf mit geringen NDVI-Werten. Ausnahmen sind die Flussbetten und das Iberische

Randgebirge. Während im zentralen Teil der Provinz eine hohe Bodenfeuchte gemessen wird, ist diese im Süden gering.

5 Diskussion

5.1 Identifikation von Dürreereignisse in Aragonien mittels des SPI

Diese Ergebnisse der Studie unterstreichen, dass der SPI als Index zur Identifizierung von Dürreereignissen in Aragonien genutzt werden und als Grundlage zur Bewertung von räumlichen und zeitlichen Auswirkungen von Dürren auf die Vegetation dienen kann. Die mehrjährige Trockenheit mit deutlich negativen Wasserbilanzen zwischen 2015 und 2018, die weite Teile West- und Mitteleuropas betroffen hat (Freund et al. 2023:2f.), wird auch in Aragonien deutlich. Wenngleich die Zeitreihe von 23 Jahren für die Aussage über langfristige Trends nicht ausreichend ist, ist auffallend, dass nur geringe Veränderungen des durchschnittlichen SPI über den gesamten Zeitraum der zwei Jahrzehnte hinweg zu beobachten sind. Damit scheinen die Ergebnisse zunächst anderen Studien zu widersprechen, die eine Zunahme der Dürreereignisse in Aragonien in den vergangenen Jahrzehnten festgestellt haben (vgl. Vincente-Serrano 2021:6). Sie sind jedoch der Tatsache geschuldet, dass der SPI ausschließlich den Niederschlag mit einbezieht und anderen Parametern gegenüber unempfindlich ist. Als

Rückschluss ist der konstante SPI damit zu erklären, dass die festgestellte Zunahme der Trockenheit im Mittelmeerraum vorwiegend auf einen steigenden atmosphärischen Verdunstungsbedarf zurückzuführen ist, während sich die Niederschläge in den vergangenen Jahrzehnten nicht maßgeblich verändert haben (Vincente-Serrano et al. 2020:11). Dieses Ergebnis stimmt mit der jüngsten Forschung ähnlicher Studien zum SPI in Südeuropa überein (vgl. Gaitán et al. 2020, Vicente-Serrano 2020).

5.2 Auswirkungen des Dürresommers 2016 auf die Vegetationsdynamik in Aragonien

Die Ergebnisse der wachstumsrelevanten Faktoren unterstreichen, dass die sommerliche Dürreperiode 2016 einen nachweislichen negativen Einfluss auf die Vegetation gehabt hat und lassen damit Rückschlüsse auf das Verhalten der Vegetationsbestände auf Wasserdefizite zu. Die Ausprägung der Vegetationsaktivität sind eng mit den topographischen und klimatischen Faktoren sowie der Art der Bodenbedeckung verknüpft (Vincente-Serrano 2006:199). Der visuelle Vergleich des NDVI im Referenzzustand zeigt eine reguläre räumliche Variabilität des Vegetationszustandes innerhalb Aragoniens. Die niederschlagreichen Waldregionen im Norden Aragoniens sind vorwiegend durch vitale Laubwälder gekennzeichnet, während tiefer gelegenen Flächen des Ebro-Tals ganzjährig deutlich geringere NDVI-Werte aufweisen,

welche auf das umliegende semiaride Klima und die landwirtschaftliche Nutzung zurückzuführen sind. Die natürlichen Unterschiede in Aragonien erschweren es, generalisierte Aussagen über die Auswirkungen sommerlicher Dürreereignisse auf die Vegetation und deren Hintergründe zu treffen. Gleichwohl macht der Vergleich der NDVI-Graphen deutlich, dass der Sommer 2016 gegenüber dem Referenzzeitraum durch einen Rückgang der Vitalität der Vegetation in Aragonien gekennzeichnet ist. Insbesondere mit Beginn der Dürre im Mai ist ein rapider Rückgang des NDVIs um fast 7 % innerhalb eines Monats zu verzeichnen, der sich deutlich vom landjährigen Durchschnitt unterscheidet. Dies ist ein deutlicher Hinweis auf einen Stresszustand der Vegetation, welcher mit hoher Wahrscheinlichkeit durch die ungewöhnliche Trockenheit ausgelöst wurde.

Die Ergebnisse des SPI haben eine Konzentration besonders schweren Dürreerscheinungen in der Grenzregion zu Navarra im Nordwesten Aragoniens sowie in den tieferen Lagen in den Randgebieten des Ebro-Tals ergeben. Interessanterweise zeigt der NDVI im Vergleich dazu nur geringe Verschiebungen der Vegetationsdynamik in den Pyrenäen und ihren Vorläufern gegenüber den weniger stark dürre betroffenen Regionen im Süden. Dieser Unterschied ist auf die klimatisch feuchtere und kühlere Ausgangssituation im Gebirge und die sich differierenden Vegetationsformen zurückzuführen.

Die Pyrenäen und Vorpyrenäen sind vorwiegend durch eine großräumige Laub- und Mischbewaldung sowie Nadelwäldern in den Hochlagen gekennzeichnet. Die natürliche Vegetation im Mittelmeerraum hat sich über die Jahrhunderte hinweg durch verschiedene morphologische und phänologische Strategien gut an wiederkehrende Dürreereignisse anpassen können (Gouveia et al. 2017:16). Im Allgemeinen reagieren Laubwälder und bewässerte Flächen unempfindlicher auf Dürreereignisse als Sträucher, Weideflächen und Trockenlandwirtschaften (Vincenzo-Serrano 2007:199). Insbesondere in den höheren Lagen der Pyrenäen befinden sich zudem Gebiete mit einem Wasserüberschuss, in denen genügend Abflüsse erzeugt werden, um die Vegetationsaktivität trotz zeitlich begrenzter Niederschlagsdefizite aufrechtzuerhalten (Vincenzo-Serrano et al. (2021:16).

Dem gegenüber stehen das Ebro-Tal und der Südwesten Aragoniens, die durch ein eher semi-arides Klima und eine starke landwirtschaftliche Nutzung dürregefährdeter sind. Hier konnte ein verhältnismäßig starker Rückgang der Wasserverfügbarkeit im Boden während der gegenüber dem Referenzzeitraum erfasst werden, der in einem direkten Zusammenhang mit dem Rückgang des Niederschlags bei gleichzeitig überdurchschnittlich hohen Temperaturen steht. In dessen Folge ist es zu einer vergleichsweise starken Abnahme der Vegetationsvitalität gegenüber anderen Regionen im Jahr 2016 gekommen. Dieses Ergebnis deckt

sich mit früheren Studien, die unterstreichen, dass die Bodenfeuchte und die Wasserverfügbarkeit die wesentlichen limitierenden Faktoren in der Pflanzendynamik des Mittelmeerraums darstellen (vgl. Vincento-Serrano 2007, Gouveia et al. 2017). Eine Vielzahl an Nutzpflanzen sind nicht an Trockenheit angepasst und sind nicht durch ein Wurzelwert gekennzeichnet, das bis in tiefere Bodenschichten reicht. Dadurch ist das Risiko höher, dass sie während einer Dürreperiode austrocknen (Samaniego/Thober 2018:25ff.). Insbesondere eine sommerliche Dürre im Ebro-Tal ist als problematisch zu betrachten, da diese mit Saragossa als bevölkerungsreichste Stadt der Provinz und der ausgeprägten Landnutzung eine besonders hohe Vulnerabilität gegenüber Dürreperioden und deren sozioökonomische Auswirkungen aufweist.

5.3 *Rückschlüsse der sommerlichen Dürreperiode 2016 auf zukünftige Dürren*

Es bleibt die Frage offen, als wie schwerwiegend die Auswirkungen des Dürresommers 2016 auf die Vegetationsdynamik zu bewerten sind und welche Rückschlüsse dies auf generelle Aussagen zu sommerlicher Dürrefolgen zulässt. Aus den Ergebnissen der Studie wird deutlich, dass die Bodenfeuchte als Schlüsselfaktor im Vegetationswachstum im Jahr 2016 ganzjährig unter dem langjährigen Mittel liegt. Gleichwohl ändert sich die durchschnittliche Differenz gegenüber dem Referenzzeitraum

auch während der im Niederschlagsdefizit befindlichen Sommermonate und deren Folgemonate nicht maßgeblich, sondern verhält sich entsprechend der natürlichen jahreszeitlichen Schwankungen. Dieses Ergebnis könnte darauf hinweisen, dass die sommerlichen Dürremonate 2016 nicht in einer starken, längerfristigen Austrocknung der tieferen Bodenschichten resultiert sind und die vorhandenen Wasserreserven in Aragonien trotz des Niederschlagsdefizit bis zu den Herbstniederschlägen weitestgehend erhalten geblieben zu sein scheinen. Derweil haben die überdurchschnittlich hohen Niederschlagswerte im Februar und November des Jahres eine Annäherung der Bodenfeuchte an das Referenzjahr zur Folge gehabt. Eine Erklärung für diese Gegebenheiten ist das *soil moisture memory* (engl.), welches besagt, dass der Boden als Speicher fungiert und mit einer zeitlichen Verzögerung auf positive oder negative klimatische Einflüsse reagiert (Martínez-Fernández 2021:2). In Aragonien könnte diese Tatsache insgesamt zu einer leichten Abmilderung der lokalräumlich vorhandenen Dürreauswirkungen geführt haben. Einerseits lässt die konstante Bodenfeuchtedifferenz vermuten, dass die Vegetation im Sommer noch von einem verbliebenen Wasserreservoir aus den überdurchschnittlich feuchten Frühlingsmonaten profitiert hat. Andererseits scheint das Risiko von langfristigen Folgen für die Vegetation durch das Einsetzen der Regenzeit im Herbst gemindert worden zu sein. Diese Schlussfolgerung wird durch die rasche Angleichung des

NDVI im Oktober an den Referenzzeitraum bekräftigt. Als Schnittstelle zwischen den gemäßigten und trockenen Biomen ist der mediterrane Raum zudem der waldbrandgefährdetste aller gemäßigten Ökosysteme (Tramblay 2020:3). Vergangene Studien haben festgestellt, dass das Ausmaß der Brandschäden wesentlich von der Vegetationsdichte und der Wasserverfügbarkeit im Frühling und Frühsommer beeinflusst wird. Bereits vergleichsweise kurze Dürreperioden können das Risiko von Waldbränden deutlich erhöhen und die Genesungszeit der Vegetation um mehrere Monate verzögern (Gouveia et al. 2012:3123). Im Jahr 2016 haben sich die Waldbrände auf wenige räumlich konzentrierte Waldflächen begrenzt. Dies stimmt mit dem offiziellen Waldbrand-Monitoring der Provinz Aragonien überein (Gobierno de Aragon 2020c) und lässt ebenfalls auf Feuchtigkeitsreserven in den Waldgebieten aus den Frühjahrsmonaten schließen.

Dennoch ist die Wirkung sommerlicher Dürreereignisse nicht zu unterschätzen. Aus den Ergebnissen kann abgeleitet werden, dass Dürreperioden insbesondere auf loklräumlicher Ebene bereits nach kurzer Dauer einen negativen Einfluss auf die Vegetation haben. Diese Belastung wird sich durch die anhaltende Klimaerwärmung auch in Aragonien erhöhen. In ihrer Studie prognostizieren Gaitán et al. (2020:15) für die Provinz bis zum Ende des 21. Jahrhunderts eine deutliche Verschärfung von

Dürren in Dauer und Intensität, welche im Besonderen auf den Anstieg der Temperaturen und der Evapotranspiration zurückzuführen sein werden. Gleichzeitig ist infolge der wärmer und trockener werdenden Bedingungen mit einer Zunahme der Waldbrände zu rechnen, die durch verbesserte Brandmanagementstrategien abgefangen werden müssen (Tramblay 2019:11). Insbesondere das Ebro-Tal und der Südwesten werden mit hoher Wahrscheinlichkeit von einer Zunahme an Dürreereignissen betroffen sein (Gaitán et al. 2020:13). Somit liegt die räumliche Konzentration gezielt auf den Gebieten, die bereits innerhalb der Studie als besonders dürregefährdet und vulnerabel herausgestellt wurden. Während die sommerliche Dürre 2016 noch in relativ milden Folgen resultierte, kann eine zukünftige Anhäufung und Wiederkehr von sommerlichen Dürren eine gravierende Auswirkung auf die Vegetation und Landwirtschaft in Aragonien haben. Die Bodenfeuchte und der Grundwasserspiegel können sich bei mehreren aufeinander folgende Sommertrockenperioden im Winter gegebenenfalls nicht vollständig regenerieren (van der Weil et al. 2023:1796). Das macht das System anfälliger für weitere Dürren und kann von erheblichen Ernteverlusten, über großflächige Waldbrände bis hin zu Prozessen der Landdegradation führen (Vicente-Serrano 2007:173 f.).

4.4 *Methodenkritik und zukünftige Untersuchungen*

Abschließend soll die angewandte Methodenauswahl kritisch diskutiert werden. Die Google Earth Engine bietet als cloud-basierte Plattform eine große Bandbreite an frei verfügbaren Daten mit schnellen Verarbeitungs- und Berechnungszeiten an (Khan et al. 2021:412). Damit stellt sie in der Studie eine leistungsstarke Plattform dar, die es ermöglicht hat, unterschiedliche Satellitendaten mit einer hohen Flächenabdeckung zur Analyse von Dürreauswirkungen miteinander zu kombinieren. Vor dem Hintergrund dieser Studie hat sich der SPI besonders gut für das Dürremonitoring geeignet, da er bei vergleichsweise einfacher Anwendung zur Identifikation verschiedener Dürrentypen und Auswirkungen für beliebig viele Zeiträume geeignet ist (EDO 2020). Die größte Einschränkung dieses Indexes liegt darin, dass er ausschließlich auf dem Parameter des Niederschlags beruht. Dadurch hat er sich in Aragonien zur Identifikation von Trendentwicklung als eingeschränkt nutzbar erwiesen. Andere Studien haben in diesem Zusammenhang den SPEI als Dürreindex genutzt (vgl. Gaitán et al. 2020; Vicente-Serrano et al. 2021). Dieser bezieht als zusätzliche Komponente die Evapotranspiration mit ein und ist daher dazu geeignet, auch Temperatureinflüsse in das Dürremonitoring miteinfließen zu lassen (Gaitán et al 2020:12). Insbesondere im Kontext des voran-

schreitenden Klimawandels und der prognostizierten zunehmenden Temperaturen in Aragonien ist der SPEI zur Beurteilung von Dürren dem SPI in zukünftigen Untersuchungen vorzuziehen.

Der NDVI und die Bodenfeuchte haben sich als bedeutende Faktoren zur Beurteilung der Vegetationsdynamik herausgestellt. In Bezug auf die Bodenfeuchte ist zu beachten, dass die geringe räumliche Auflösung Aussagen über kleinräumige Veränderungen nur bedingt möglich gemacht hat. Dies ist der hohen Datenmenge geschuldet. Eine Untersuchung auf kleinerer Maßstabsebene, insbesondere im Umfeld der Flusssysteme, ist für weitere Forschungen zu Dürreauswirkungen in der Region interessant. Der NDVI ist ein weltweit anerkannter Index zur Einschätzung und Überwachung von Umweltbedingungen und konnte auch in dieser Studie effizient genutzt werden und wichtige Erkenntnisse für die Beurteilung der Dürreauswirkungen in der Provinz geben. Einige Studien empfehlen, zusätzlich zum NDVI den VCI (Vegetation Condition Index) zu nutzen, da dieser die langfristige Entwicklung des NDVI mit einbezieht (Dutta et al. 2015, Trambly 2020).

In dieser Studie wurde die bedeutende Rolle der Klimavariabilität auf den Einfluss von Dürreauswirkungen auf die Vegetation unterstrichen. Dennoch haben auch andere Aspekte wie die Landnutzungsveränderungen, Bodeneigenschaften, Vegetationstypen und Landmanagementstrategien einen wesentlichen Einfluss auf

die Empfindlichkeit von der Vegetation gegenüber Dürreereignisse (Gouveia et al. 2017:25). Um ein ganzheitliches Bild der Dürreauswirkungen auf die Vegetation abbilden zu können, sind weitere Untersuchungen lokaler Gegebenheiten daher sinnvoll.

6 Schlussfolgerungen

Dürre ist ein weitreichendes Phänomen, das sich in seiner räumlichen und zeitlichen Ausprägung stark unterscheidet. In dieser Studie wurden saisonale Dürreereignisse und der Einfluss sommerlicher Dürreperioden auf die Vegetationsdynamik in Aragonien untersucht. Anhand des Standardized Precipitation Indexes konnten in Aragonien in den letzten 20 Jahren eine Vielzahl wiederkehrender Trockenperioden und Dürreereignisse identifiziert werden. Insbesondere sommerliche Dürren sind als problematisch zu betrachten, da die Nachfrage nach Wasser in diesen Monaten besonders hoch ist. Die letzte sommerliche Dürre 2016 in der Region führte bereits in einem kurzen Zeitraum zu einem negativen Einfluss auf die Vegetationsvitalität. Die semi-ariden und landwirtschaftlich geprägten Gebiete des Ebro-Tals und die nordwestlichen Vorläufer des Iberischen Gebirges sind besonders stark von abnehmenden Vegetationsdynamiken durch die sommerliche Dürreperiode gekennzeichnet. Demgegenüber weisen die Waldflächen in den feuchteren Pyrenäen und Vorpyrenäen trotz starker Dürreerscheinungen nur geringe Verluste der

der Vegetationsvitalität auf. Dies verdeutlicht, dass sich die Auswirkungen von Dürren in Aragonien entsprechend der lokalräumlichen Gegebenheiten deutlich unterscheiden. Vor allem die Landnutzung mit Fokus auf die landwirtschaftlichen Flächen und Waldgebiete sowie die Wasserverfügbarkeit konnten als Schlüsselfaktoren identifiziert werden. Diese Faktoren könnten somit als Basis für weiterführende Forschungsansätze in der Region dienen.

Die Ergebnisse der Studie sind als Grundlage zu sehen, um die Relevanz der Dürreproblematik zu unterstreichen. Es konnte herausgestellt werden, dass die Auswirkungen der Vegetation auf Dürre räumlich variieren und durch die gegebenen Umstände beeinflusst werden. Vor dem Hintergrund des Klimawandels wird auch in Aragonien eine deutliche Verschärfung der Dürreproblematik prognostiziert, sodass von einer Intensivierung der Dauer und Häufigkeit von Dürren ausgegangen werden kann. Diese länger anhaltenden Wasserdefizite führen heute und zukünftig zu einer deutlich erhöhten Vulnerabilität gegenüber Ernteverlusten, Landdegradation und der Waldbrandgefahr. Für eine aussagekräftige Beurteilung von sommerlichen Dürrefolgen ist es daher unerlässlich, alle Wechselwirkungen zwischen der Vegetation und ihrem Umfeld zu berücksichtigen. Nur das macht ein langfristiges Dürremonitoring möglich.

Literaturverzeichnis

- AghaKouchak, A., Farahmand, A., Melton, F. S., Teixeira, J., Anderson, M. C., Wardlow, B. D. & Hain, C. R. (2015): Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. In: *Reviews of Geophysics* 53, 452-480.
- Caloiero, T., Veltri, S., Caloiero, P. & Frustaci, F. (2018): Drought analysis in europe and in the Mediterranean Basin using the standardized Precipitation Index. In: *Water* 10, 1043.
- Didan, K. (2021): MODIS, Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V061 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC.
- Dutta, D., Kundu, A., Patel, N.R., Saha, S.K. & Siddiqui, A.R. (2015): Assesment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI). In: *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences* 18, 53-63.
- [DWD] Deutscher Wetterdienst (2015): Standardized Precipitation Index (SPI). <<https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions,glossar.html?lv2=102248&lv3=603324>> zuletzt abgerufen am 26.05.2023.
- [DWD] Deutscher Wetterdienst (2018): RCC Node-CM Produktbeschreibung Version 3.1.1. Dürre. <https://www.dwd.de/DE/leistungen/rcccm/int/descriptions/spi/pds_spi_de.pdf;jsessionid=71F7FEB3E14FDB12E675A633744D0601.live31093?__blob=publicationFile&v=9> zuletzt abgerufen am 26.05.2023.
- [EDO] Copernicus European Drought Observatory (2020): Standardized Precipitation Index (SPI). <https://edo.jrc.ec.europa.eu/documents/factsheets/factsheet_spi.pdf> zuletzt abgerufen am 26.06.2023.s
- Freund, M.B., Helle, G., Balting, D.F, Basllis, N., Schleser, G.H. & Cubasch, U. (2023): European tree-ring isotopes indicate unusual recent hydroclimate. In: *Communications Earth & Environment* 4(26), 1-8.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, J., Hoell, A. & Michaelsen, J. (2015): The climate hazards infrared precipitation with stations-a new environmental record for monitoring extremes. In: *Scientific Data* 2, 150066.
- Gaitán, E., Monjo, R., Pórtoles, J., Pino-Otín, M.R. (2020): Impact of climate change on drought in Aragon (NE Spain). In: *Science of the Total Environment* 740, 1-18.
- Giglio, L., Justice, C., Boschetti, L. & Roy, D. (2015). MCD64A1 MODIS, Terra + Aqua Burned Area Monthly L3 Global 500m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <<https://doi.org,10.5067,MODIS,MCD64A1.006>> zuletzt abgerufen am 30.06.2023.

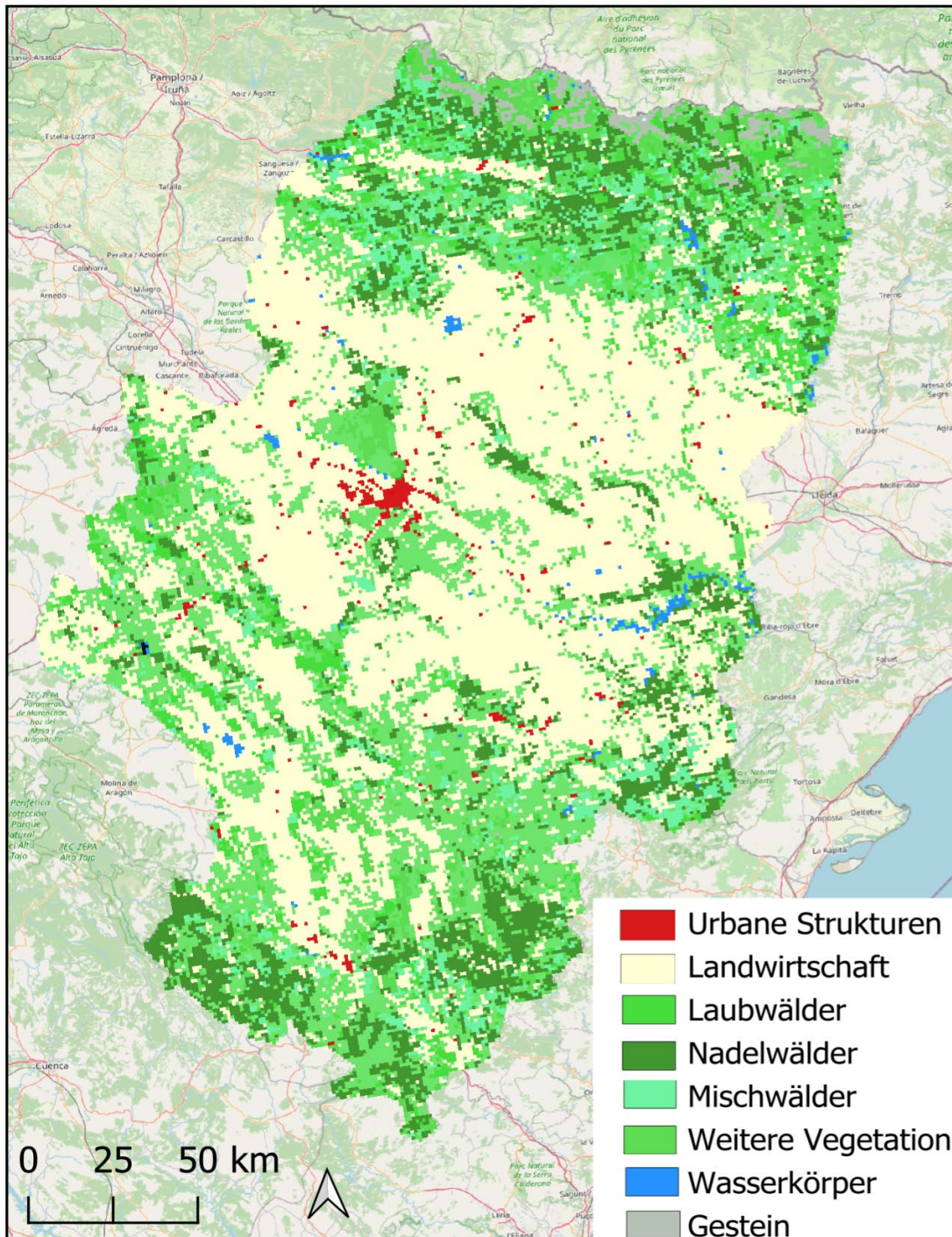
- Gobierno de Aragon (2020a): ATLAS CLIMÁTICO DE ARAGÓN. <<https://idearagon.aragon.es/atlas/Clima>> zuletzt abgerufen am 26.05.2023.
- Gobierno de Aragon (2020b): Serie histórica diaria de precipitaciones. <<https://idearagon.aragon.es/atlas/Clima/info/atlas-climatico-aragon,precipitacion/serie-historica-diaria-de-precipitaciones>> zuletzt abgerufen am 26.05.2023.
- Gobierno de Aragon (2020c): Evolución histórica de los incendios forestales en Aragón entre 2001 y 2019. <<https://www.aragon.es/documents/20127/3647218/Incendios+Evolucion+historica+2001-2019.pdf/df1a7354-05be-f705-afd6-9695258e7988?t=1651234056537>> zuletzt abgerufen am 26.06.2023.
- Gobierno de Aragon (2022): Densidad de población. <<https://idearagon.aragon.es/atlas/Aragon/info/poblacion/densidad-de-poblacion/densidad-de-poblacion>> zuletzt abgerufen am 26.05.2023
- Gouveia, C. M., Bastos, A., Trigo, R. M. & DaCamara, C. C. (2012): Drought impacts on vegetation in the pre- and post-fire events over Iberian Peninsula. In: *Natural Hazards Earth System Sciences* 12, 3123–3137.
- Gouveia, C.M., Trigo, R.M., Beguería, S. & Vicente-Serrano, S.M. (2017): Drought impacts on vegetation activity in the Mediterranean region: An assessment using remote sensing data and multi-scale drought indicators. In: *Global and Planetary Change* 151, 15-27.
- Gu, L., Chen, J., Yin, J., Sullivan, S.C., Wang, H.-M., Guo, S., Zhang, L. & Kim, J.-S. (2020): Projected increases in magnitude and socioeconomic exposure of global droughts in 1.5 and 2 °C warmer climates. *Hydrological Earth System Sciences* 24, 451–472.
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y. & Shao, G. (2021): A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. In: *J. For. Res.* 32 (1), 1-6.
- IPCC (2022): *Climate Change 2022. Impacts, Adaptation and Vulnerability; IPCC Sixth Assessment Report*. Cambridge University Press: Cambridge, UK; New York, NY, USA.
- Khan, R. & Gilani, H. (2021): Global drought monitoring with drought severity index (DSI) using Google Earth Engine. In: *Theoretical and Applied Climatology* 146, 411-427.
- Martínez-Fernández, J., González-Zamora, A. & Almendra-Martín, L. (2021): Soil moisture memory and soil properties: an analysis with the stored precipitation fraction. In: *Journal of Hydrology* 593, 1-10.
- Pande, C.B., Al-Ansari, N., Kushwaha, N.L., Srivastava, A., Noor, R., Kumar, M., Moharir, K.N. & Elbeltagi, A. (2022): Forecasting of SPI and Meteorological Drought Based on the Artificial Neural Network and M5P Model Tree. In: *Land* 11, 2040-2064.

- Qazvini, A.T. & Carrion, D. (2023): A Spatiotemporal Drought Analysis Application Implemented in the Google Earth Engine and Applied to Iran as a Case Study. In: *Remote Sensing* 15, 2218-2234.
- Raymond, F., Ullmann, A., Camberlin, P., Drobinski, P. & Smith, C.C. (2016): Extreme dry spell detection and climatology over the Mediterranean Basin during the wet season. In: *Geophysical Research Letters* 43, 7196–7204.
- Rodell, M., Houser, P. R., Jambor, U., Gottschalck, J., Mitchell, K., Meng, C. J., Arsenault, K., Cosgrove, B., Radakovich, J., Bosilovich, M., Entin, J.K., Walker, J.P., Lohmann, D., Toll & D. (2004): The Global Land Data Assimilation System. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 85(3), 381-394.
- Samaniego, L., Thober, S., Kumar, R., Wanders, N., Rakovec, O., Pan, M., Zink, M., Sheffield, J., Wood, E.F. & Marx, A. (2018): Anthropogenic warming exacerbates European soil moisture droughts. In: *Nature Climate Change* 8(5), 421-426.
- Swann, A.L.S. (2018): Plants and drought in a changing climate. In: *Current Climate Change Reports* 4, 192–201.
- Tramblay (2020): Challenges für drought assessment in the Mediterranean region under future climate scenarios. In: *Earth Science Reviews* 210, 1-24.
- Tran, H.T., Campbell, J.B., Tran, T.D. & Tran, H.T. (2017): Monitoring drought vulnerability using multispectral indices observed from sequential remote sensing. In: *GIScience & Remote Sensing* 52(2) 167-184.
- Van der Weil, K., Batelaan, T. J. & Wanders, N. (2023): Large increases of multi-year droughts in north-western Europe in a warmer climate. In: *Climate Dynamics* 60, 1781-1800.
- Vincente-Serrano, S. (2007): Evaluating the Impact of Drought Using Remote Sensing in a Mediterranean, Semi-arid Region. In: *Natural Hazards* 40, 173-208.
- Vicente-Serrano, S., Domínguez-Castro, F., Murphy, C. Hannaford, J., Reig, F., Peña- Angulo, D., Tramblay, Y., Trigo, R., MacDonald, N., Luna, M., McCarthy, M., Schrier, G., Turco, M., Camuffo, D., Noguera, I., El Kenawy, A., García-Herrera, R., Becherini, F. & Valle, A. (2020): Long term variability and trends of droughts in Western Europe (1851-2018). In: *International Journal of Climatology* 41, E690-E717.
- Wan, Z., Hook, S. & Hulley, G. (2015): MOD11A2 MODIS, Terra Land Surface Temperature, Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. (2015) < <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.006>> zuletzt abgerufen am 30.06.2023.

Anhang

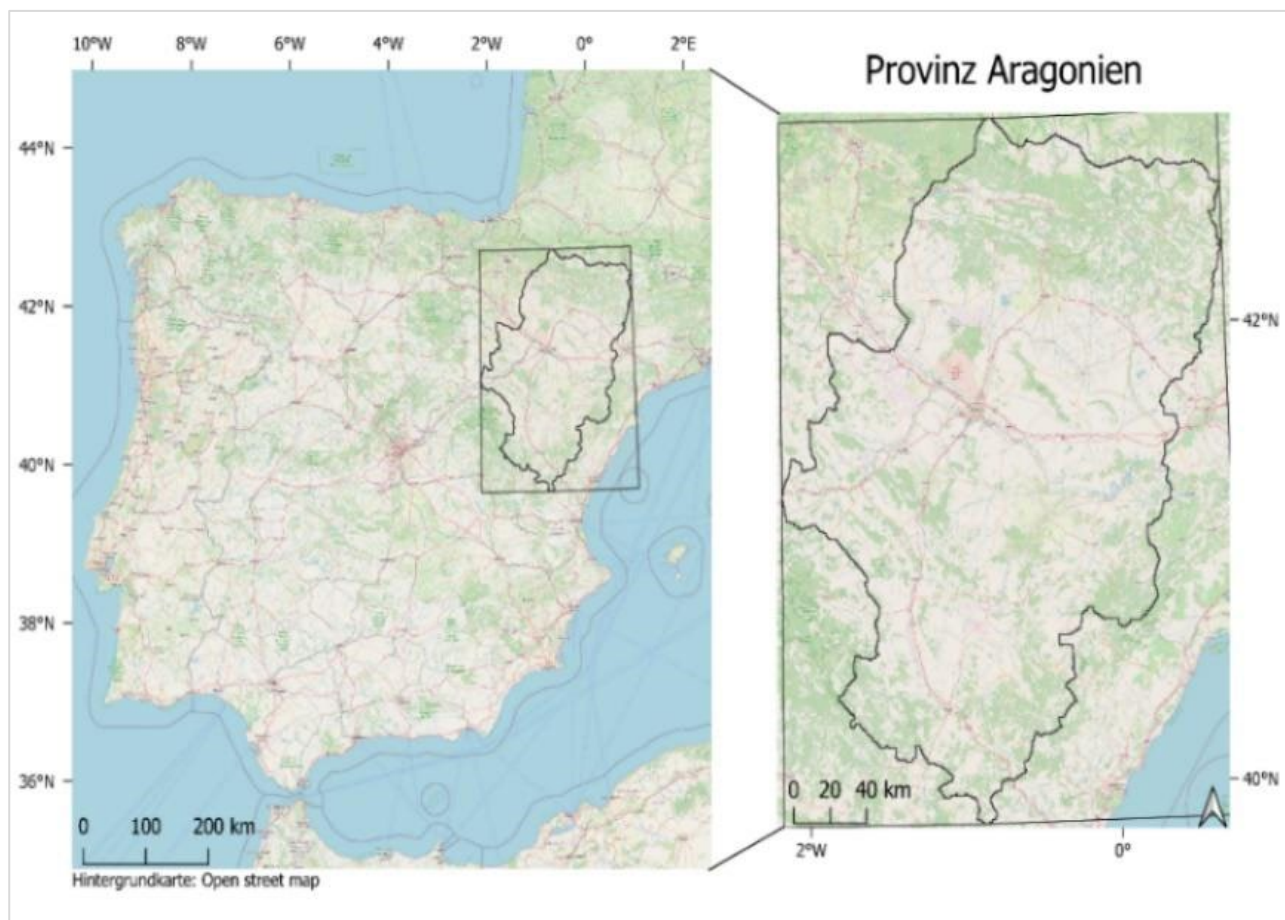
Anhang 1: Landnutzungsformen in Aragonien (Eigene Darstellung, OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](#)).

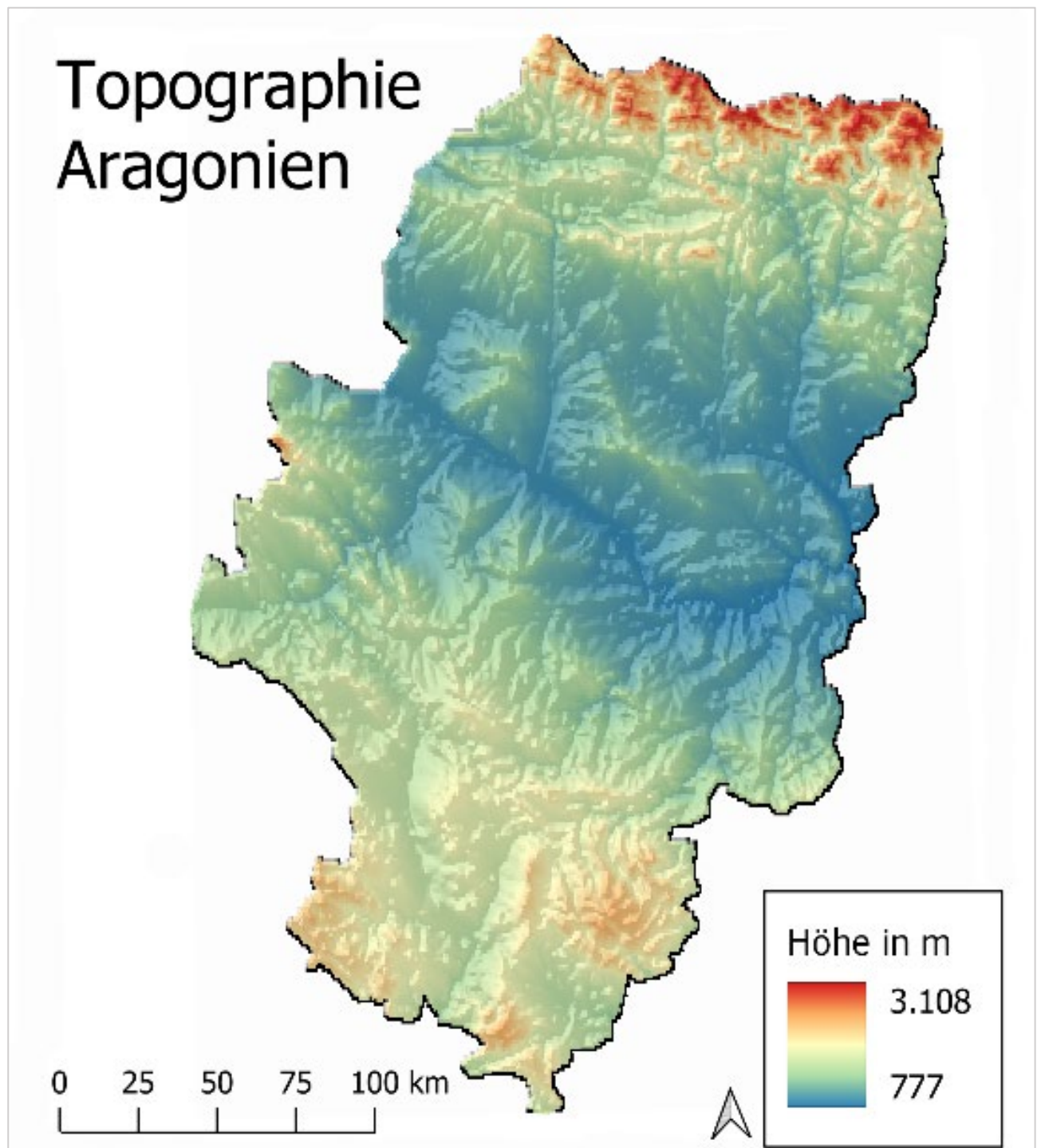
Landnutzung in Aragonien



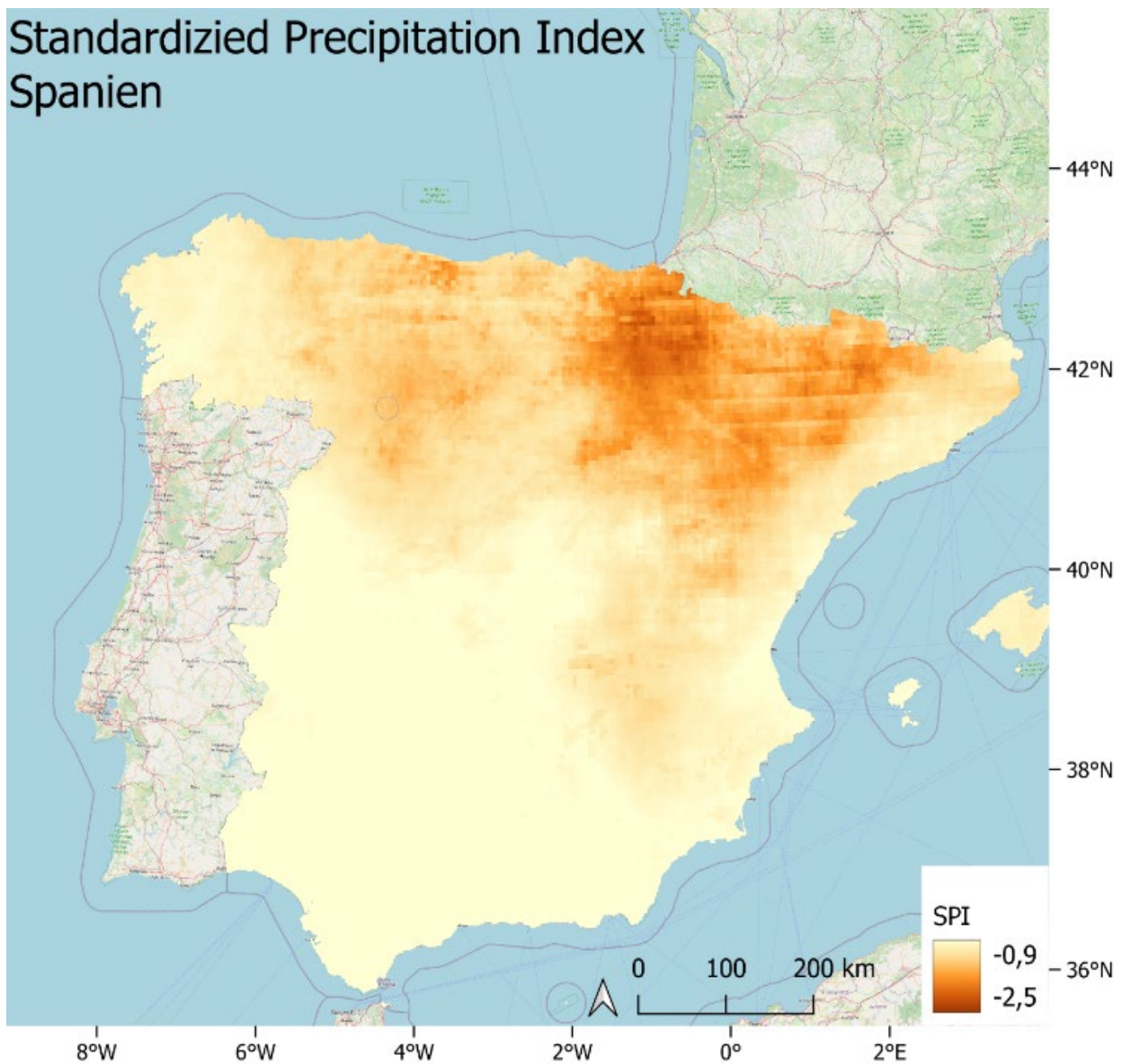
Hintergrundkarte: Open Street Map

Datengrundlage: Copernicus CORINE Land Cover

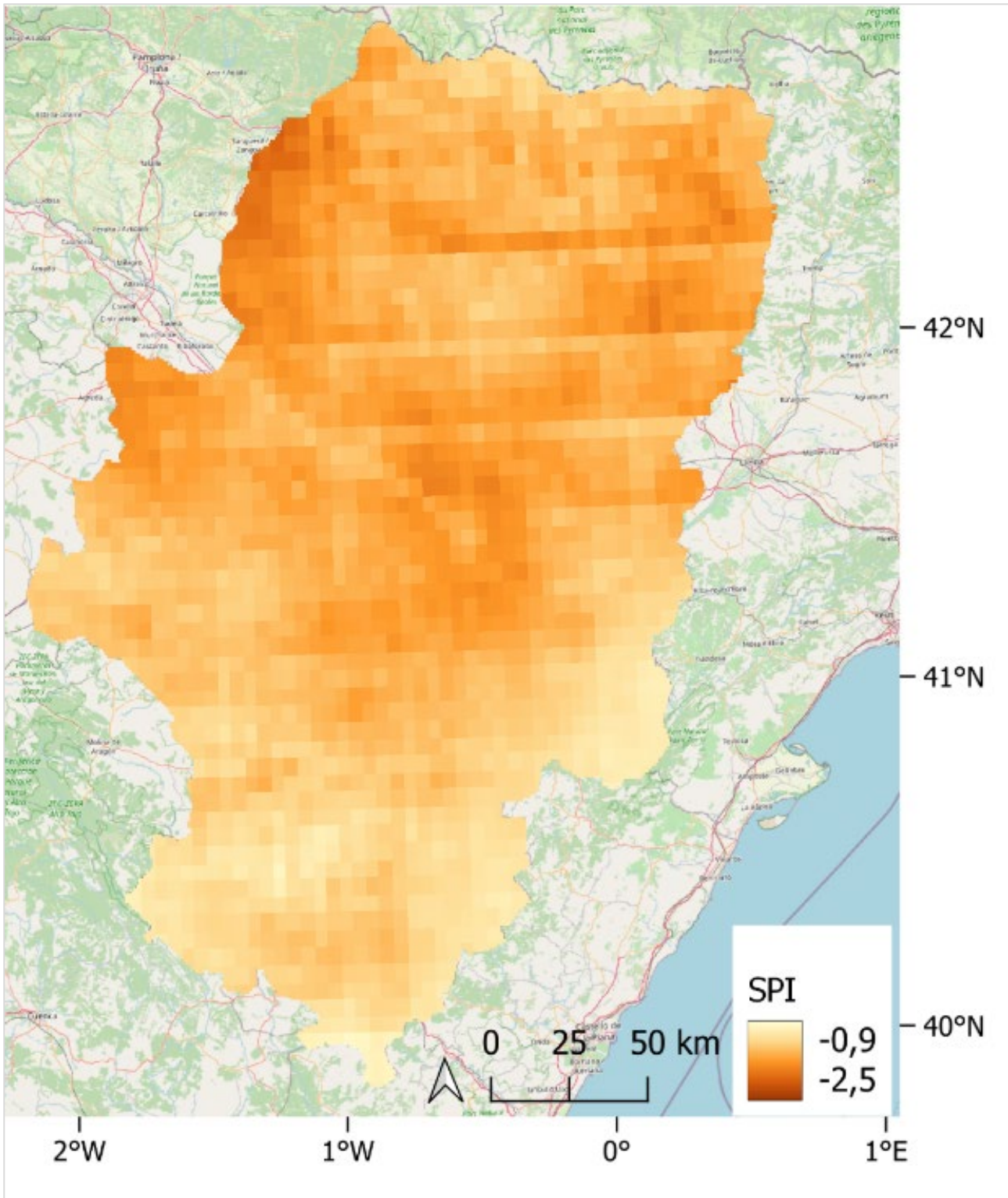




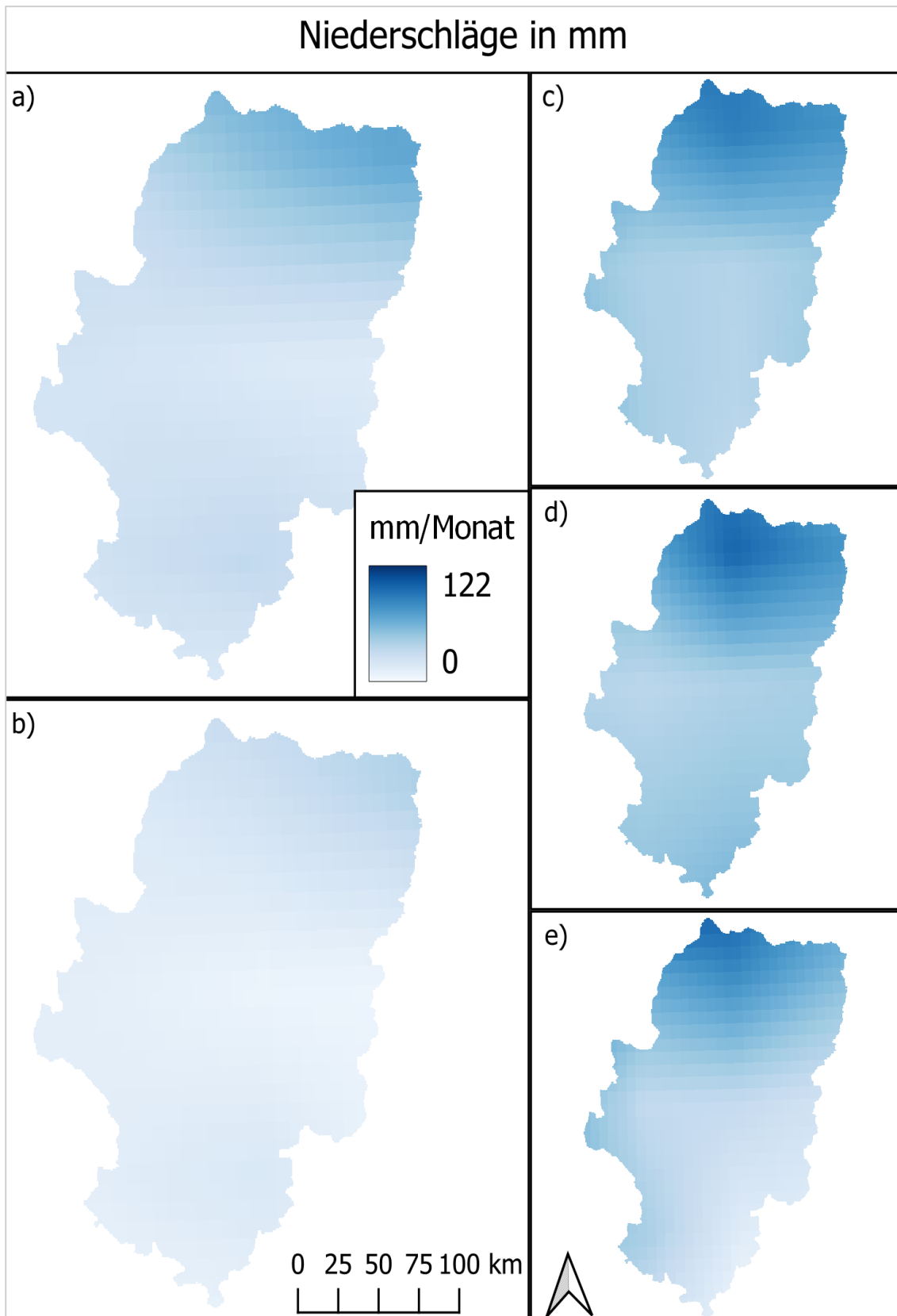
Anhang 4: Räumliche Darstellung des 3-monatigen SPIs im Sommer 2016 von Spanien (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](#)).



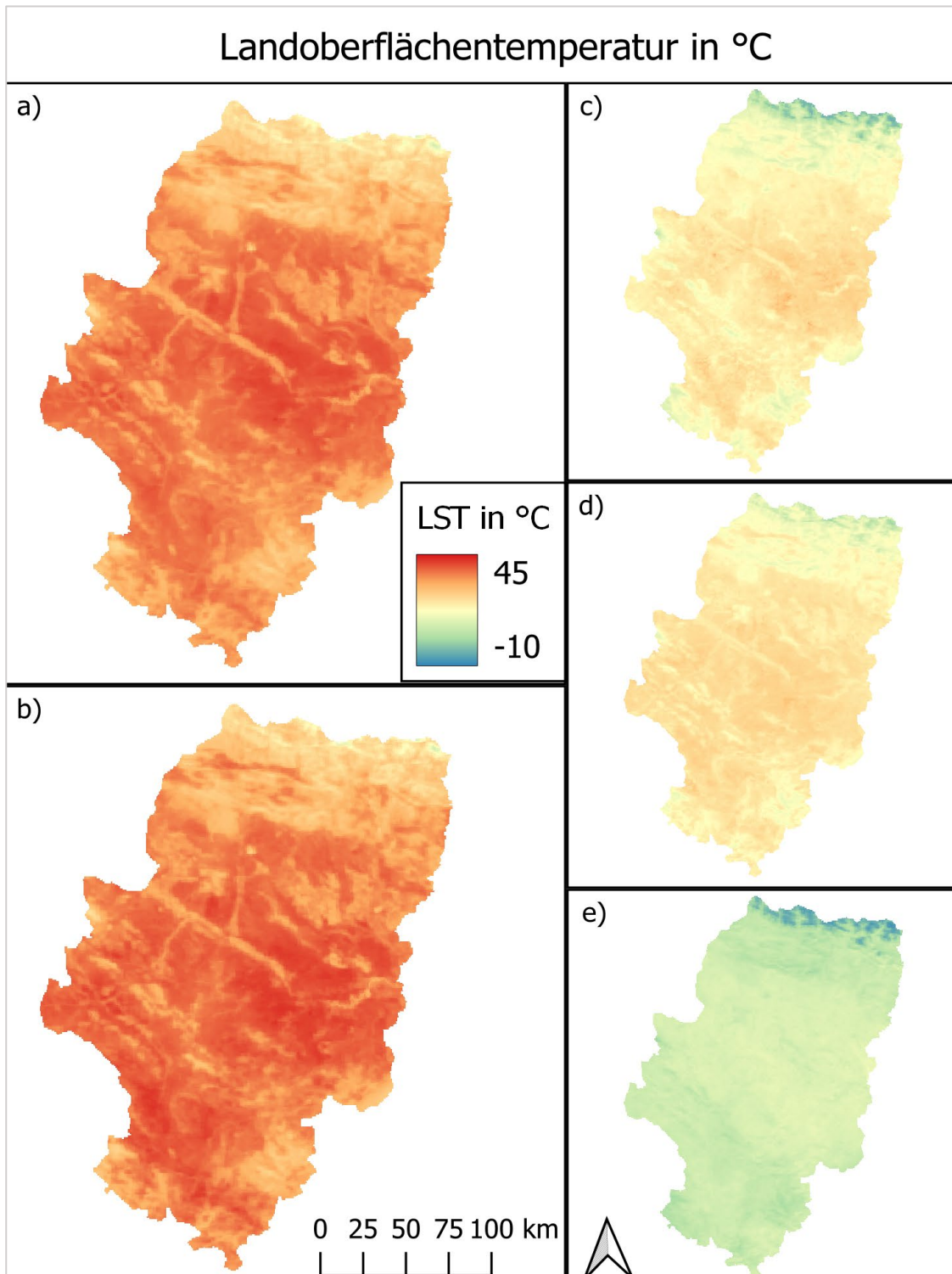
Anhang 5: Räumliche Darstellung des 3-monatigen SPIs im Sommer 2016 von Aragonien (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](#)).



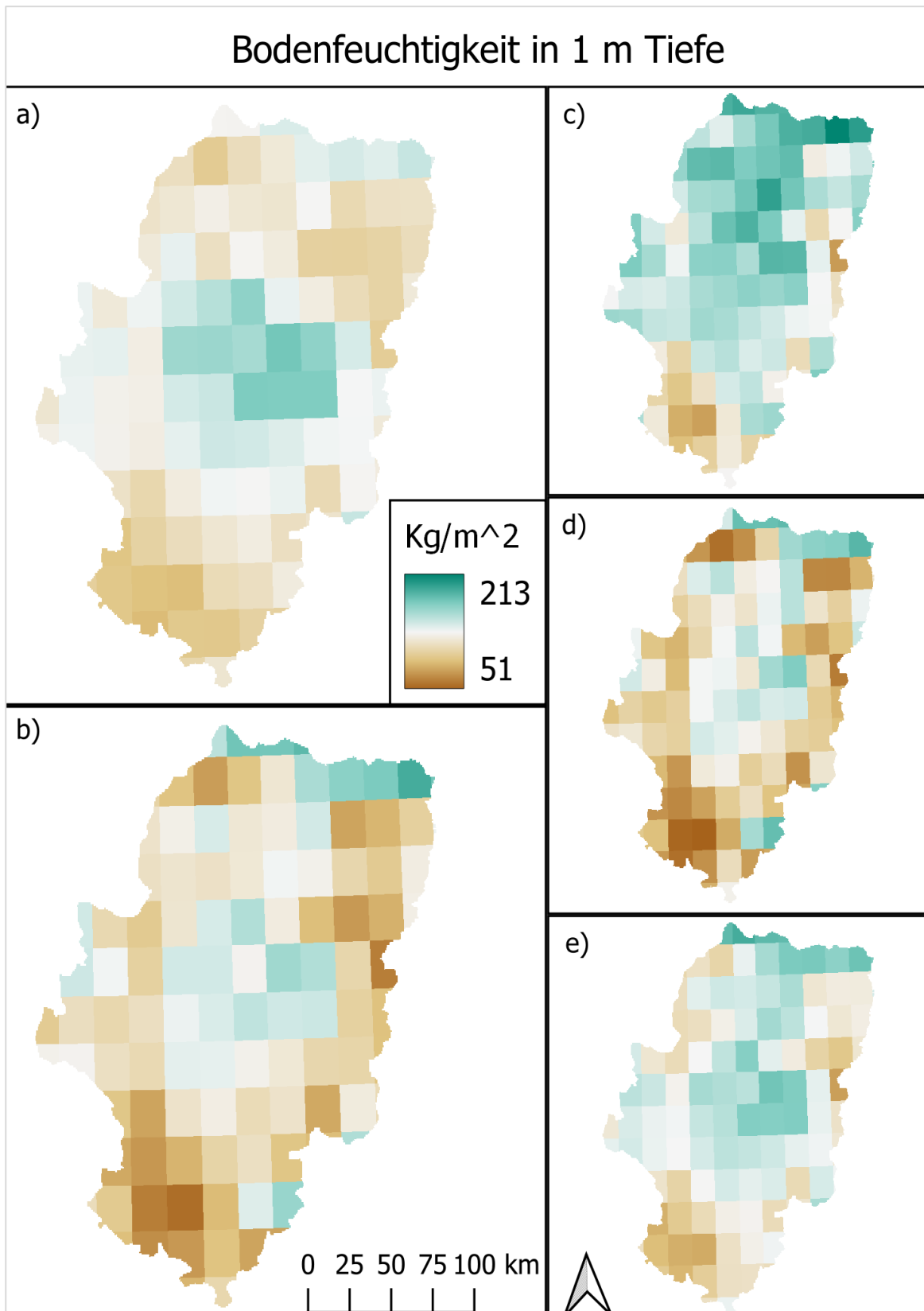
Anhang 6: Räumliche Verteilung der Niederschläge in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).



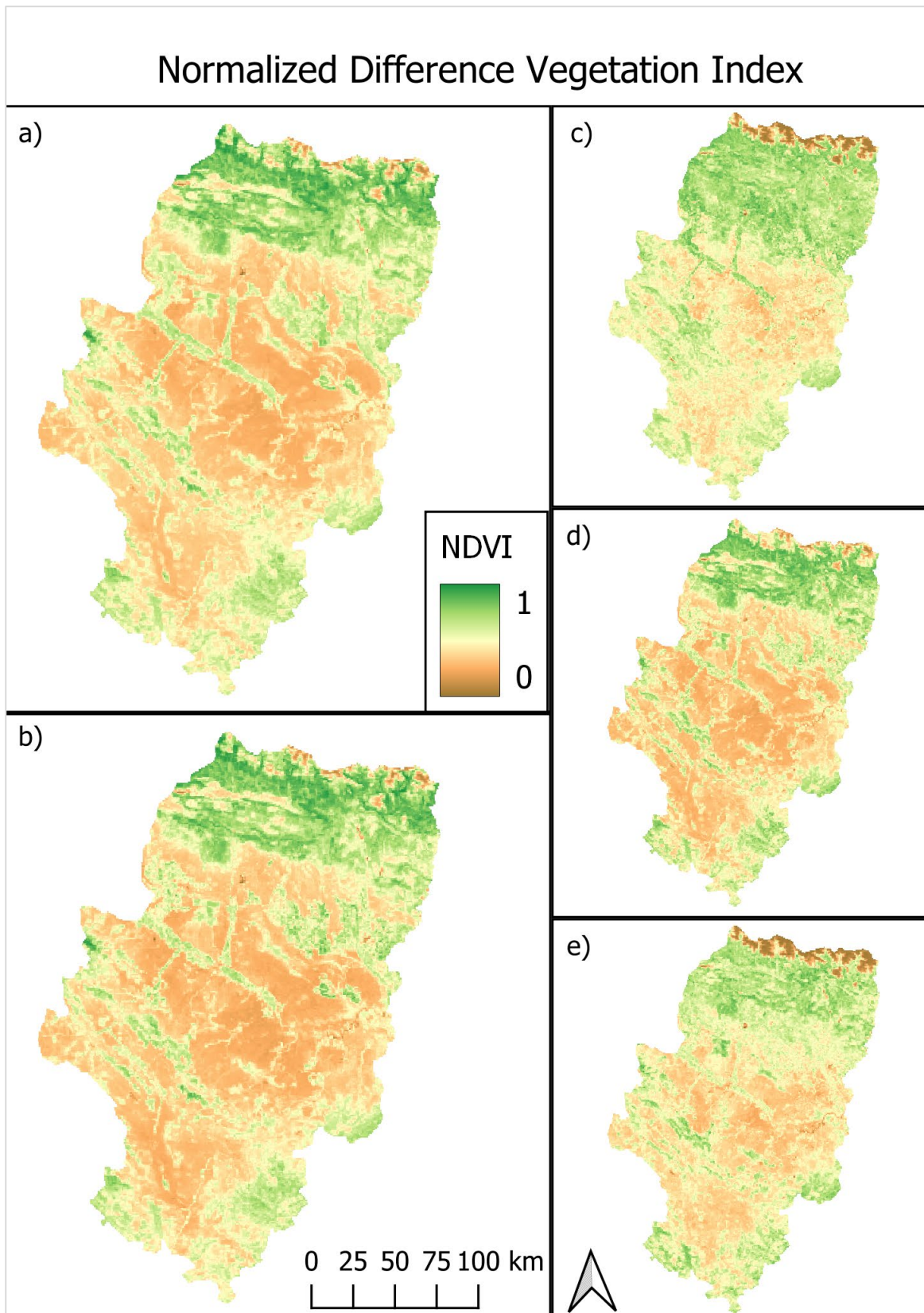
Anhang 7: Räumliche Verteilung der Temperaturen in Aragonien für a) den Durchschnitt der Sommermonate 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).



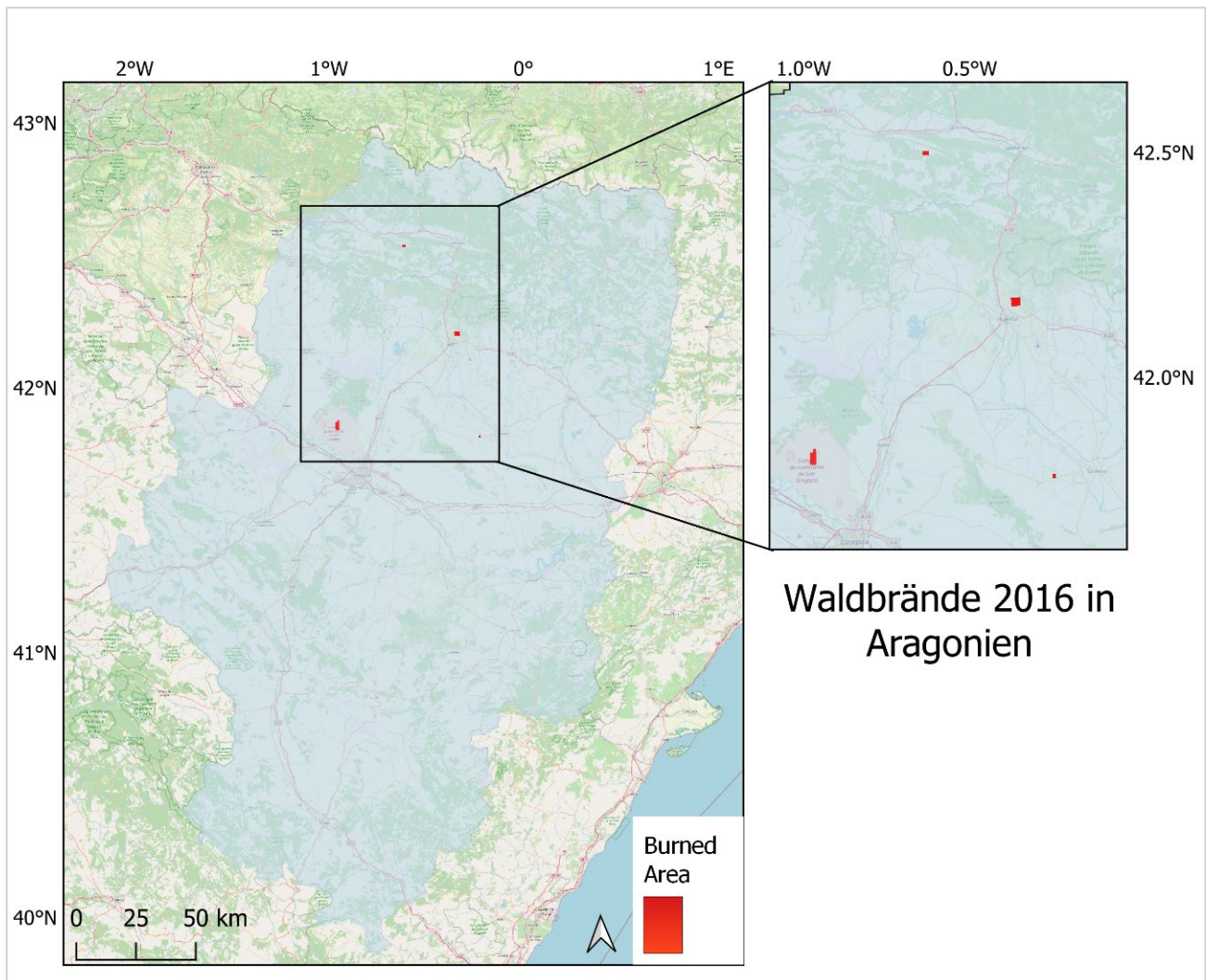
Anhang 8: Räumliche Verteilung der Bodenfeuchte in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate von 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).



Anhang 9: Räumliche Verteilung des NDVIs in Aragonien für a) den langjährigen Durchschnitt der Sommermonate von 2000-2020, b) die Sommermonate 2016, c) den Frühling 2016, d) den Herbst 2016 und e) den Winter 2016 (Eigene Darstellung).



Anhang 10: Räumliche Verteilung der Waldbrände in Aragonien im Jahr 2016 (Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: OpenStreetMap, [CC BY-SA 2.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.0/)).



Werres, J. & Rakers, S. (2024): Sommerliche Dürreereignisse und ihre Auswirkungen auf die Vegetation am Beispiel von Aragonien in Spanien – eine Untersuchung mit der Google Earth Engine. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 8 – 40.

[DOI: 10.18154/RWTH-2024-03414](https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-03414)

Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine

Kimberley Reichardt

Abstract

The aim of this study is to investigate the success of reforestation campaigns in the Upper Blue Nile Basin (UBNB) that were carried out to combat deforestation. Deforestation is mainly caused by short-term economic benefits. In the long term, however, it leads to ecological problems such as soil degradation and loss of biodiversity. The results of the remote sensing studies using the Google Earth Engine show progressive deforestation. Despite decades of efforts to curb deforestation, the UBNB is the most deforested region in Ethiopia with a loss of 43% of forest cover between 2000 and 2022. The analysis of the land cover classifications shows a decrease in forest area with an increase in the Normalized Difference Vegetation Index despite new tree plantings. This indicates that existing forests have been converted into non-forest areas or agricultural land. Furthermore, tree planting has been hampered by the historical top-down approach and hasty actions. The study results underline the insufficient quantity and quality of the campaign-based reforestation measures. However, a shift in reforestation towards community-centred planting and sustainable care of the seedlings has potential for successful long-term reforestation of the UBNB.

1 Introduction

Land degradation is defined as deterioration or loss of the productive capacity of soils (GEF 2023:sec.1) caused by and leading to ecological and socioeconomic issues (Tekle 1999:419). Due to natural and human activities, Ethiopia is facing severe land degradation (Megerssa/Bekere 2019:1955) that acts as an ever-expanding ecological crisis (Egziabher 1989:62). Species extinctions, habitat loss, as

well as landscape and ecosystem degradation have increased public awareness of the need to maintain critical habitats and protect biodiversity (Lugo et al. 1993:108f.).

One of the main causes and consequences of Ethiopia's land degradation is deforestation (Megerssa/Bekere 2019:1955), so the Ethiopian government and non-governmental organizations started to act against deforestation and support afforestation measures. Numerous

analyses of the changes in forest cover in Ethiopia from 2000 to 2023 are needed to evaluate the measurements. But there is a gap in research. Despite various land restoration efforts for over 40 years, impacts and successes have not been comprehensively evaluated. Hence, there is no clear/quantitative evidence of the success or failure of interventions (Abera et al. 2019:43). Also with afforestation programs, ‘there was no follow-up on the planted seedlings and no regular reports after the year of planting’ (Tekle 1999:424). Any landscape restoration practices tend to show meaningful impacts only after longer periods of time, but about half of the studies (48 %) were conducted already five or less years after implementation began. Therefore, conducting impact studies of long-established restoration sites will be essential in the future to develop programs for sustainable reforestation and landscape restoration (Abera et al. 2019:43). In particular, the use of remote sensing and geographic information systems in these studies can provide authoritative insights for policy and decision-making regarding investments in restoration projects (Adimassu et al. 2018:19).

This work aims to shrink this gap in research. A monitoring of the success of the afforestation measures shall clarify whether the reforestation measures are persistent in the long term. Consequently, the period from 2000 to 2023 will be considered in terms of the following research questions:

1) How much and which areas of the Upper Blue Nile Basin (UBNB) are covered by forests?

2) How did the extent of forest evolve? Is there a trend of deforestation (forest loss) or afforestation (forest gain) in the UBNB?

To answer these research questions, analyses of the NDVI, a land cover classification (LCC) and other forest related datasets are conducted for the UBNB using the Google Earth Engine (GEE) (see chp. 4.2).

2 Deforestation in Ethiopia

As a result of higher rainfall and temperatures, moist evergreen montane forests naturally occur in southwestern Ethiopia. Dry evergreen montane forests could be found in central, eastern and northern Ethiopia. Highland forests are potentially accompanied by upland grasslands and swamps where drainage and other edaphic factors make tree growth impossible. The wetter western lowlands, which merge into the highlands along river valleys, have savannas, with the higher slopes covered by deciduous forests. The drier eastern lowlands were originally covered by acacia forests and scrub, the eastern escarpments by evergreen scrub and succulents (Egziabher 1989:62).

2.1 Extent of deforestation in Ethiopia

Deforestation has been a pattern throughout Ethiopian history (Pankhurst 1992:73). As early as the 1940s, in Ethiopia a point was reached where the resilience of the local ecology began to break down (Ståhl 1990:142). At least since the 1970s, land use and land cover have been changing significantly (Duriaux-Chavarria et al. 2020:1446). Anthropogenically, almost all dry evergreen montane forests, upland grasslands and most of the moist evergreen montane forests were converted to cropland and grassland. Acacia forests also had to give way to cropland. Only the acacia scrub is too dry for agriculture and is therefore not severely disturbed. The evergreen scrub, which originally grew on shallow soils and in rock crevices, has spread because of expanding soil erosion (Egziabher 1989:62).

The following graph shows the loss of tree cover in Ethiopia in the period from 2001 to 2020, which already takes reforestation into account. Despite strongly fluctuating loss values, the trend of increasing deforestation is clear. More than 100 km²/year were lost in each year during the study period. The highest deforestation rate occurred in 2012 with 416 km², the lowest in 2015 with 103 km² (fig. 1).

The region around Addis Abeba shows the greatest loss of tree cover at 38.5 %. The percentage loss of the other regions including the whole of Ethiopia ranges from 2 % (Amhara) to 4 % (Oromiya). The least loss of tree cover occurred in the period 2001 to 2005 and was 445 km². The greatest loss happened between 2011 and 2015 at 805 km². All regions except Benishangul and Ethiopia as the whole state lost the most tree cover between 2011 and 2015. Benishangul's highest losses took place from 2006 to 2010. Overall, the decrease in tree cover decreased again after 2015, but remained higher than in the periods before 2011 (fig. 2).¹

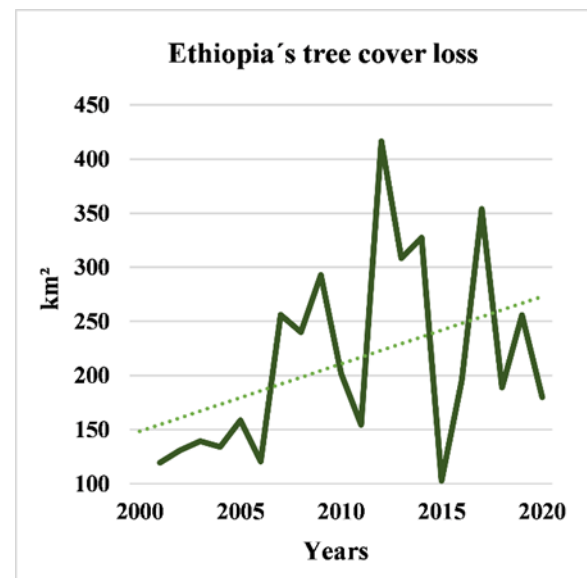


Figure 1: Ethiopia's tree cover loss from 2001 to 2020. Own illustration 2023, source of the data: Mongabay 2022.

In total, Ethiopia loses about 1,410 km² of natural forest every year (Oljirra 2019:1750) due to forest fires and tree cut-ting (Oljirra

¹ Depending on the source, the Ethiopian regions are spelt differently: Oromia/Oromiya, Benishangul/Benishangul-Gumuz/Gumaz or Addis Abeba/Ababa

2019:1753). Trees were in many cases felled by burning the base of their trunks what prevented plants from growing up again (Pankhurst 1992:62).

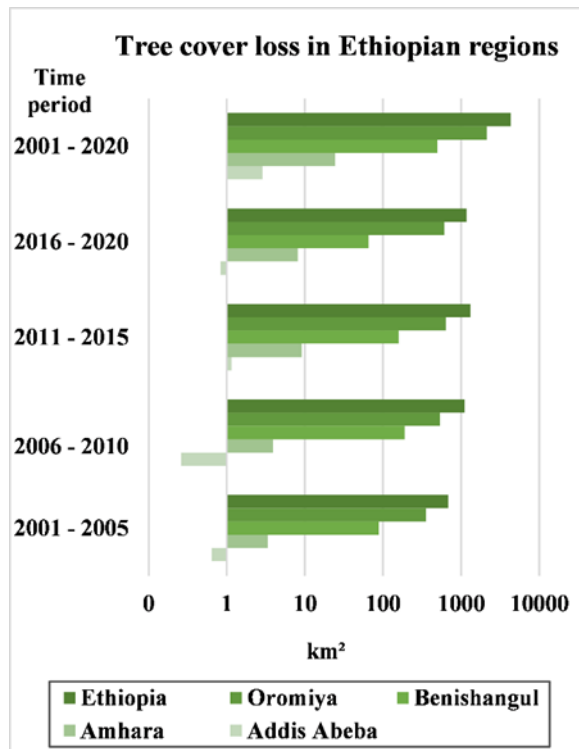


Figure 2: Tree cover loss in Ethiopian regions in different time periods from 2001 to 2020. Own illustration 2023, source of the data: Mongabay 2022.

Table 1: Reasons and consequences of deforestation. Own illustration 2023, source of the data: 1: Abera et al. 2019:41, 2: Tekle 1999:425, 3a: Duriaux-Chavarria et al. 2020:1446, 3b: Duriaux-Chavarria et al. 2020:1449, 4a: Oljirra 2019:1749, 4b: Oljirra 2019:1753, 5a: Lugo et al. 1993:106, 5b: Lugo et al. 1993:1075, 6: Culas 2006:436, 7: Megerssa/Bekere 2019:1956.

Reasons of deforestation / vegetation removal	Consequences of deforestation
Population pressure	Land degradation
Increase in population density ^{4a&b}	Formation of barren deserts ^{4a}
Urbanization ^{4a&b}	Reduction of soil quality ^{4b}
	Increase of soil salinity ^{4b}
	No longer fixation of soil and bedrock by roots →
	Landslides ^{4b}
Improving economy	Lower capacity to hold groundwater ^{4b}
Short-term economic benefits ^{4a} : harvesting	Soil erosion and flooding ^{4b}
(fire) wood ⁷	Surface runoff and increased sub-surface flow ^{4b}
Improvement of food and income supply ^{3a}	
Plantations of monocultures ^{5a}	

2.2 Reasons of deforestation in Ethiopia

Deforestation mainly took place and expands faster in areas of extensive settlement (Pankhurst 1992:62,73). Thus, deforestation is related to population growth in Ethiopia, leading to the expansion of agriculture. The ambition to improve the economy and political unrest also encourage deforestation, that led to an ecological, social and economic crisis in Ethiopia (tab. 1).

Maximization of net yield and profit^{5a}

Seek for wealth and power due to harvesting forests^{4a}

Institutional dimension

Corrupt government^{4a}

Negligent forest management and forest sector policies⁶

Deficient environmental legislation⁶

Economic problems

Resource depletion^{1,7}

Decrease in construction materials and fuelwood availability^{3a,7}

Decrease of agricultural activity by salinity^{4b}

Lack of medicinal products from forests^{4b}

Decrease in livestock numbers^{3a}

Expanding agriculture

Intrusion of cropping land into forest¹

Creation of more cultivation area²

Increase of crop production after famines²

Knowledge gap of sustainable agricultural and agroforestry practices^{3b}

Exacerbation of climate change^{4a}

Extreme fluctuations in temperature^{4a}

Drying out of soils^{4a}

Drier climate^{4b}

Reduction in atmospheric moisture (transpiration) and the water table^{4b}

Lack of shade^{4a}

Decrease in water availability in rivers^{3a}

Loss of biodiversity^{5a}

Reduction of genetic variation^{5a, 4b}

100 % deforestation → 40 - 100 % species loss^{5b}

Loss of various rare plant and animal species^{4b}

3 Afforestation in Ethiopia

The following chapter's focus is mainly on tree planting programs (TPP), but there are other methods to restore vegetation cover in Ethiopia, too. The approach of growing indigenous trees as a natural succession in plantations on degraded lands is being pursued but needs proper species selection and adaptation trials as well as adapted management practices of plantations/secondary forests (Lugo et al. 1993:107f.). In parallel to natural regeneration,

vegetation and trees can also be restored by seed balls (Duguma et al. 2020:14).

3.1 Importance of afforestation

The multifaceted and complex problems associated with land degradation require comprehensive solutions that include conservation measures and agricultural development activities (Tekle 1999:424). There are compelling reasons to act against Ethiopia's deforestation.

Afforestation and tree planting can lead to a reduction in soil degradation. For this to happen, they must be properly implemented and monitored, because planting itself is no guarantee of increasing vegetation cover (Takele et al. 2022:5). Effective afforestation is ecologically beneficial, because forests serve to protect (cultivated) land against further erosion and destruction by run-off at the foot of the hills and mountains. Forests also enrich biodiversity (Green Ethiopia Foundation 2022:6). Sane forests support a range of biological diversity with endemic among plants, birds and mammals (FSC w.y.a). Forest soils can store and filter the precipitation that falls during the rainy season (Green Ethiopia Foundation 2022:6) and conserve water catchments (FSC w.y.a). In addition, forests soils sustain nutrient cycles in soils (Megerssa/Bekere 2019:1955). Forests benefit the microclimate as trees and forests cool their surroundings (Green Ethiopia Foundation 2022:6). The macroclimate is affected by forests, too. Trees remove CO² from the atmosphere and store it in biomass and soils. In this way, they counteract climate change. Forests that are cleared or damaged release the stored carbon and turn from a sink into a source of greenhouse gas emissions (FAO 2023: par.1). Forests also support livelihoods of locals and socioeconomic development of Ethiopia by providing goods and services (FSC w.y.a). For example, farmers can keep bees on the edge of mixed forests. In addition to the wood from the trees (construction, furniture and firewood after

10 years), farmers benefit from the cultivation of organic wild coffee and grasses, which are used to feed live-stock or as roofing material (Green Ethiopia Foundation 2022:6).

One of the big problems is, that there was no traditional policy of rural afforestation or re-afforestation (Pankhurst 1992:62), so conservation and afforestation programs had to be established. The main objectives of these programs are to protect the remaining well-preserved areas of the rural environment in Ethiopia and to rehabilitate those that have deteriorated, maximizing both livelihood and biodiversity. To achieve these development goals, it is crucial to adopt a balanced approach to land use (Duriaux-Chavarría et al. 2020:1449). An essential component of the SLMP is to empower local communities to use natural resources sustainably and thus mitigate the problems of land degradation long term (Tekle 1999:424). Adjusting ecosystems and implementing agroforestry practices are essential for sustainable forest use, as they contribute to poverty reduction among rural farmers who are vulnerable to the negative effects of land degradation (Megerssa/Bekere 2019:1955). Furthermore, the decreasing availability of forest resources, such as wood, has prompted farmers to undertake reforestation activities. Consequently, they support natural regeneration (Duriaux-Chavarría et al. 2020:1446) and plantings of Australian Eucalyptus (Pankhurst 1992:69). Additionally, the occurrence of famines due to land degradation

has had political implications, leading to a governmental change in Ethiopia. The succeeding socialist government responded by implementing hillside closures and reforestation activities. These initiatives were carried out through a food-for-work (FFW) program, where participants got grain for planting seedlings and constructing terraces (Tekle 1999:422). Moreover, the local population has increasingly realized the necessity of legal recognition and protection of trees for the sake of future generations (Oljirra 2019:1753).

3.2 *Afforestation Programs in Ethiopia*

There have been many afforestation initiatives in Ethiopia in the past several decades (Takele et al. 2022:5) to stop deforestation and reverse the damages of land degradation. An example for TPPs is the program Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation, plus the sustainable management of forests, and the conservation and enhancement of forest carbon stock (REDD). It is intended to mitigate climate change by stopping deforestation and reforesting land (FAO 2023: par.1). Another cost-effective land restoration method is Farmer Managed Natural Regeneration (FMNR). It involves regrowing and managing trees and shrubs from stumps, roots or seeds. These regrown plants are integrated into crops and pastures, restoring soil quality, preventing erosion and conserving soil moisture. Additionally,

FMNR promotes the rejuvenation of springs and water tables, while also enhancing biodiversity. FMNR provides significant benefits to subsistence farmers like access to natural forest re-sources, thus higher incomes and improved living standards for farming families and their communities (World Vision Australia 2019). In general, nurseries mostly from the Ministry of Agriculture and communal tree nurseries raise several million seedlings annually. Eucalyptus, Cupressus and Acacia are most grown and planted. Some nurseries also grow grass seeds for the stabilization of terraces and the improvement of pastures (Ståhl 1990:143). Also, international foundations like the Swiss Green Ethiopia Foundation plants millions of trees in Ethiopia every year. They have planting sites in the Oromiya region, but they are located outside the UBNB (Green Ethiopia Foundation 2022:4). Other sites of the foundation are in the Amhara Region in the watersheds of Lake Tana, draining into the BN. In 2022 3,142,960 forest trees, 24,947 fruit trees and 303 coffee trees have been planted in this area (Green Ethiopia Foundation 2022:7). The foundation uses seedlings of mainly indigenous tree species (Green Ethiopia Foundation 2022:6) which are planted on slopes, in fields or in home gardens. On average 2500 plants per ha up to 10,000 seedlings are planted in very severely eroded areas (Green Ethiopia Foundation 2022:7). Four to six months the seedlings are nurtured in nurseries by women and landless youth until they are transported to the mountains (Green Ethiopia

Foundation 2022:8). Subsequent plantings take place two to three weeks after the beginning of the rainy season (July), so the soil is saturated with water (Green Ethiopia Foundation 2022:6). 95 % of the seedlings planted in 2022 survived the first months after dry season (Green Ethiopia Foundation 2022:2). The greatest danger to young trees is the intrusion of livestock into the forests (trampling, feeding), so protective measures are agreed with the farmers (Green Ethiopia Foundation 2022:9).

To reduce pressure on resources and conserve forests (Culas 2006:436), people need to be encouraged to plant more trees and protect forests (Oljirra 2019:1753). This is done, for example, through the state granting ownership of forests to local people (Culas 2006:436) and the execution of re-forestation and conservation measures on farms and community land (Megerssa/Bekere 2019:1955). In addition, there is a need to provide alternative housing and farming materials (Oljirra 2019:1753). For example, new homesteads should be established in areas with low tree density. Households then plant trees, grasslands and woodlands nearby, resulting in larger areas of perennial vegetation including trees (Duriaux-Chavarria et al. 2020:1448). For nature and livelihoods of the population, a mosaic of a diverse agricultural matrix with high tree cover and forest is most beneficial (Duriaux-Chavarria et al. 2020:1447).

In addition to plantations, new political laws and guidelines as well as forest use certifications accompany the afforestation programs. From the government side, it is crucial to identify and regulate the threshold for the removal of trees and other forest products before degradation of forest resources occurs (Duriaux-Chavarria et al. 2020:1449). Furthermore, it is necessary to define some forest areas to be used and some to be protected (Oljirra 2019:1753). The establishment of an ecologically, economically and socially responsible forest management (see FSC w.y.b) contributes to the protection of forests, too. Therefore, the development of a Forest Stewardship Council (FSC) standard for forest management is initiated for Ethiopia (FSC w.y.a).

3.3 *Evaluation of afforestation programs*

The fight against land degradation and deforestation has been driven by policy changes, TPPs and natural regeneration of degraded areas. At the beginning of the reforestation programs, land was nationalized because of Ethiopia's agrarian reform in the mid-1970s, which should contribute to the success of the various conservation programs (Tekle 1999:424). Administrative cooperation between farmers' organizations, the Ministry of Agriculture (MOA) and donors was successful, too (Ståhl 1990:148). But problems and failures arose that

jeopardized the success. Environmental rehabilitation programs were initially incapable of combating environmental degradation (Ståhl 1990:140). Even in the past decade, afforestation programs did not necessarily lead to higher vegetation cover in the planted sites. This might have happened, because the rate of deforestation was higher than the rate of reforestation and/or because the seedlings did not survive (Takele et al. 2022:3).

Within TPPs, wrong priorities are set. For example, the focus is on the number of seedlings planted rather than on their survival, management and use (Ståhl 1990:148). Farmers who planted seedlings often do not know what would happen to their trees or who would use them. As a result, it is difficult to establish reliable figures on the survival rate of planted tree seedlings in the FFW programs. Likely, the survival rate of the planted tree seedlings was low in the beginning (Tekle 1999:424), about 40 %. The reasons for this are that the species and provenances planted do not always match the local ecotype (Ståhl 1990:143, cf. Duguma et al. 2020:23). Planting foreign eucalyptus e. g., was not a good choice and led to further degradation (see Pankhurst 1992:72). But ‘native tree species [...] require a longer time of at least 5 years to become trees’ (Duguma et al. 2020:12) and most restoration projects do not last such a long time. Similarly, the locations for the TPPs are not well chosen. Restoration does not take place on abandoned land but on productive land

(Ståhl 1990:142, Duriaux-Chavarria et al. 2020:1448). Programs protect only a small part of the highlands. Away from the major roads, where most highlanders live, only few conservation measures have taken place (Ståhl 1990:144). Thus, the lack of development of rural areas also affected the implementation of afforestation measures (Ståhl 1990:147). Moreover, the main objective is not to reduce risk by diversifying the landscape, what is necessary, but to restore essential utility services (Duriaux-Chavarria et al. 2020:1448).

In addition, the care and management as well as the transport of the seedlings from the nurseries to the transplanting sites was inadequate (Ståhl 1990:143). TPPs often lack sustainable commitment and investment in the maintenance of trees after planting. As the growth of the trees is not guaranteed, the plantations can be regarded as a form of greenwashing (Duguma et al. 2020:16). Furthermore, the trend continued to point towards degradation because the scope and funding of the programs were (Ståhl 1990:144) and still are far too low. Due to a short-sighted mindset, tree planting is often carried out only as a single event and thus does not contribute to achieving the restoration goals (Duguma et al. 2020:13f.). The official campaign-based approach failed against local initiatives because it is prescriptive and commanding rather than consultative (Ståhl 1990:148). In most conservation programs of the past decades, the local population was neither consulted

nor involved in the planning (Tekle 1999:424). It was also not possible to motivate the local population to participate in the programs for the purpose of environmental protection. On the one hand, the population lacked a responsibility for the maintenance and, on the other, a right to use the forests (Egziabher 1989:66). TPPs do not focus on what the local communities want (Duguma et al. 2020:15). Most of the time, farmers only participated in the FFW programs because they needed the grain for nutrition or because they were forced to (Tekle 1999:422). Incentives for farmers to participate in conservation measures were insufficient (Ståhl 1990:140f.). Negative associations with state institutions may have contributed to the wanton destruction of slopes and forests (Tekle 1999:424). In addition, the lack of government support among the population and civil wars made TPPs difficult (Ståhl 1990:140f.,147). Even today, civil wars like in the Tigray region (since 2020) prevent TPPs locally (Green Ethiopia Foundation 2022:7). Furthermore, the lack of government support among the population complicated the conduction of TPPs (Ståhl 1990:140f.,147).

4 Analysis of forest cover changes in the Upper Blue Nile Basin

To answer the research questions mentioned in chapter 1.2, analyses of the NDVI, a land cover classification (LCC) and of other forest related datasets for the UBNB are conducted using the GEE.

4.1 *The Upper Blue Nile Basin*

The UBNB extends between 7°40' - 12°51'N and 34°06' - 40°00'E in the northwestern part of Ethiopia. The basin has a total area of ~197,000 km² and covers the regions of Addis Abeba, Amhara, Benishangul, and Oromiya. The UBNB is the biggest Ethiopian river basin in terms of runoff volume and the second biggest in terms of area. The UBNB covers 16 % of Ethiopia's land area (Conway 2000:49). The elevation of the UBNB ranges from 494 m in the lowlands on the Ethiopian-Sudanese border to 4,221 m in the highlands of Mount Guna, east of Lake Tana (see fig. A1).

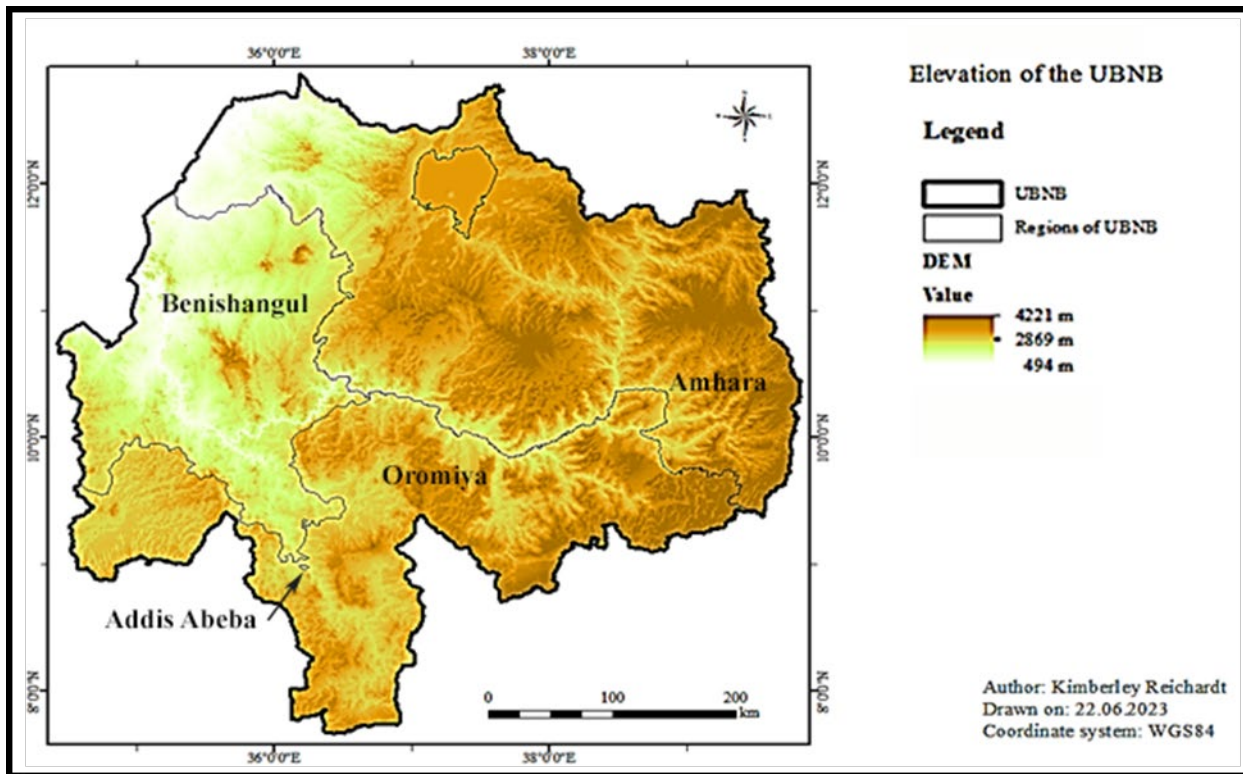


Figure A1: Elevation of the UBNB. Own illustration 2023, source of the data: Copernicus 2015.

The Blue Nile (BN) flows from Lake Tana to the Sudanese border (Kim/Kaluarachchi 2008:42) and is the largest tributary to the Nile (Bayissa 2019:16). The river carved a kilometer-deep channel into the central Ethiopian highlands, with a meandering course (Conway 2000:49). Severe erosion is prevalent in the UBNB and adjacent regions with 380 Mill. Tons annually (Hurni et al. 2015:81). Precipitation is highly seasonal. The main rainy season extends from June to September (Mellander et al. 2013:1), with 82 % of annual precipitation falling from July to October (Mellander et al. 2013:3). The UBNB faces topographic-induced variations of climate (Tadesse 2001:815). Annual precipitation shows a gradient from over 2,000 mm in the southwest to less than 1,000

mm in the northeast. The mean annual precipitation from 1961 to 1990 was 1,421 mm (Conway 2000:60). Climate in the UBNB ranges from humid to semi-arid (Kim/Kaluarachchi 2008:42). Mean minimum and maximum temperatures are 11° C and 26° C (Mellander et al. 2013:3). A smaller range occurs in the mean annual temperature ($18.5^{\circ} \text{C} \pm < 3^{\circ} \text{C}$) due to seasonal variations (Kim et al. 2008:1234). The basin consists mainly of volcanic and Precambrian bedrock with small areas of sedimentary rock. Soils on gentle slopes are latosols, while flatter areas are characterized by deep vertosols exposed to waterlogging (Conway 2000:49f.).

Land cover in the UBNB is dominated by drylands, croplands, pastures, savannas, grasslands, forests, water bodies and sparse plant

cover (cf. MOA 2004:33). The UBNB is dominated in appr. equal parts by cultivated land and forest. ‘Cultivated and man-aged vegetation /

agriculture’ is mainly located in the central area of the UBNB and in the eastern part (see fig. A2).

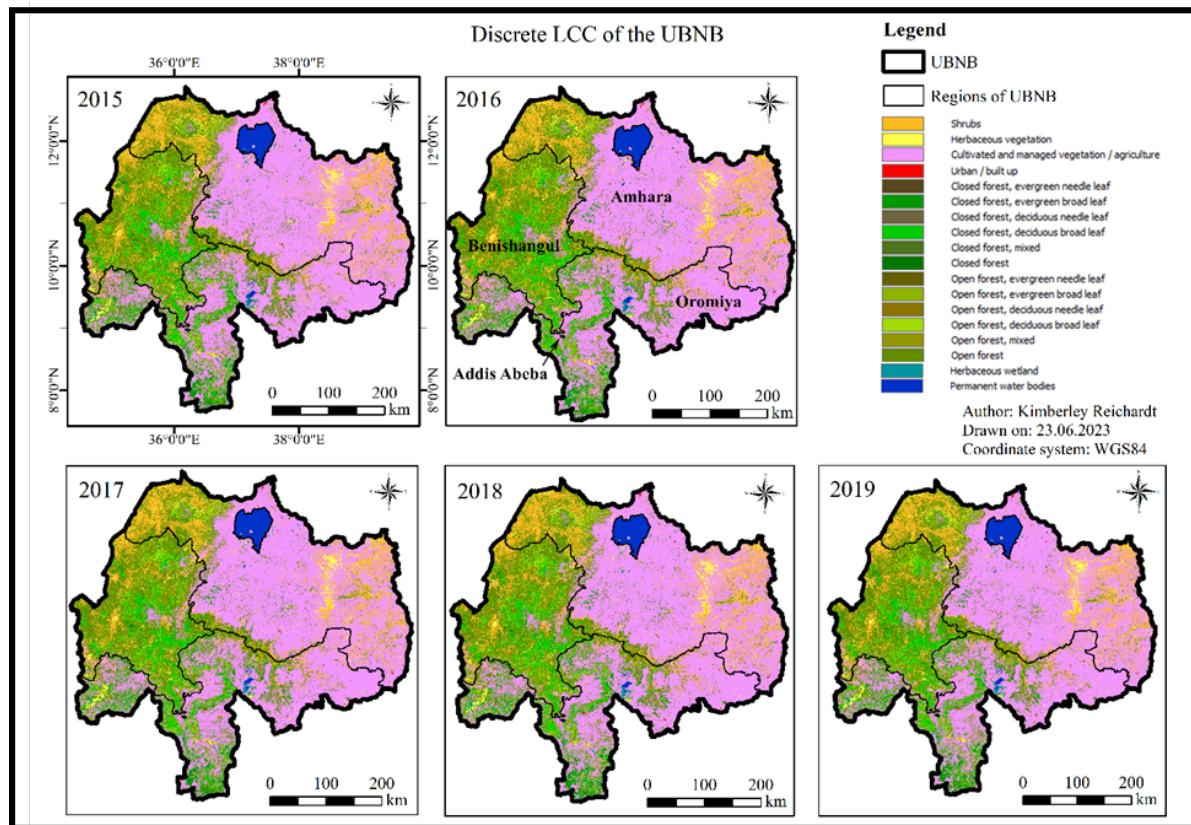


Figure A2: Discrete LCC of the UBNB. Own illustration 2023, source of the data: Copernicus 2019.

44% of the total area is cropland, with predominant rainfed agriculture (cf. MOA 2004:33). Especially Amhara and Oromiya are under intensive agricultural management (Haileslassie et al. 2005:14). In Benishangul lowland bamboo is cultivated (MOA 2004:33). The forests consist of roughly equal amounts of ‘Open forest’, ‘Open forest, deciduous broad leaf’ and ‘Closed forest, deciduous broad leaf’. ‘Closed forest’ and ‘Closed forest, ever-green broad leaf’ are present in smaller amounts, too.

UBNB’s vegetation is supplemented by sporadic ‘Herbaceous vegetation’ and ‘Shrubs’ extending over the north-east and north-west. In the forested regions, especially in the west, shrubs and forests form a land use mosaic with small islands of herbaceous and cultivated vegetation (see fig. A2). Addis Abeba is exclusively urban. In turn, the Amhara region is composed primarily of cultivated land and scrubland, complemented by grassland and woodland. The Benishangul region consists mainly of wood- and scrubland. The area of Oromiya

is mostly wood land, cultivated land and scrub-land, with some grassland areas (MOA 2004:33).

4.2 *Method of detecting changes in forest cover*

Using the GEE, it is analyzed whether there is a trend of increasing deforestation or afforestation in the UBNB starting from year 2000. On the one hand, the starting time is based on the availability of ‘Modis’ satellite images. On the other hand, the assumption is made that the initially failed afforestation measures (c.f. Ståhl 1990, Tekle 1999, Duguma et al. 2020, Duri-
aux-Chavarria et al. 2020) have become more effective since this century (c.f. Green Ethiopia Foundation 2022). This impression is supported by successful initiatives such as the Green Ethiopia Foundation starting in the early 2000s (Green Ethiopia Foundation 2022:7). The monitoring period ends in 2023, using the most recent satellite imagery available. To evaluate the success of the reforestation programs in the UBNB several data sets are evaluated (tab. 2).

Table 2: Data sets used to evaluate the success of the reforestation programs in the UBNB. Own illustration 2024.

	‘Modis’	‘Copernicus’	‘Non/Forest’	‘Hansen’
Name	MODIS Terra	Copernicus	Global 4-class	Hansen Global
	Daily NDVI	Global Land	PALSAR-2/PAL-	Forest Change
		Cover ; CGLS-	SAR Forest/Non-	v1.10 (2000-
		LC100 Collection	Forest Map	2022)

Data period used	24.02.2000 - 17.02.2023	01.01.2015 - 31.12.2019	01.01.2017 - 01.01.2021	01.01.2000 - 01.01.2022
Resolution	463.31 m	100.00 m	25.00 m	30.92 m
Data type	Image Collection	Image Collection	Image Collection	Image
Data set provider	Google	Copernicus	JAXA EORC	Hansen/UMD/ Google/USGS/ NASA

The data sets do not provide data covering the same period, but they are all clipped to the study area (selfcreated shapefile of the UBNB) to minimize the amount of data to be calculated and presented in the GEE.

The focus of the analysis is on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) over a long period of time for the UBNB like provided by the Modis dataset used. NDVI values are useful for obtaining information on the extent of land degradation, as they are used to assess the development of green vegetation. The NDVI is based on the standard formula (Eq. 1):

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Equation 1: NDVI. NIR: spectral reflectance in the near infra-red (800 - 1,000 nm). RED: spectral reflectance in the red range (620 - 750 nm) of the electromagnetic spectrum.

NDVI values range from -1 to 1, the higher the value, the more vegetation is present. ‘Very low values of NDVI (0.1 and below) correspond to barren areas of rock, sand or snow. Moderate values represent shrub and grassland (0.2 to

0.3), while high values indicate temperate and tropical rainforests (0.6 to 0.8)’ (Weier/Herring 2000). The NDVI time series is generated for the years from 2000 to 2023 from December to May during the dry season to map only trees but no other vegetation that is temporarily green (cf. Takele et al. 2022:3). The time series were then analysed and depicted (see fig. 3) to identify trends in NDVI from 2000 to 2023. Finally, the determined NDVI values are compared with the results of Takele et al. 2022.

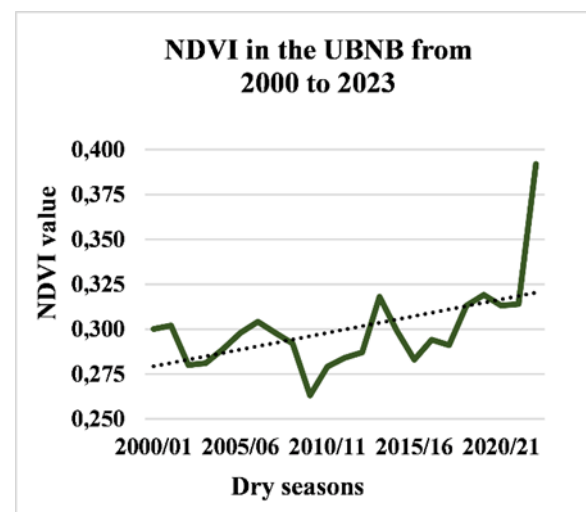


Figure 3: NDVI in the UBNB from 2000 to 2023. Own illustration 2023, source of the data: Google 2023.

To further exclude whether the vegetation detected consists of plants other than trees, the

Copernicus land cover dataset is used. For this purpose, its discrete LCC of the UBNB is compared annually from 2015 to 2019. Further, the forest LCC and the No/Forest dataset are used to analyse the extent of forest in the UBNB from 2015 to 2020 (see fig. 4). With the Hansen dataset the loss of forest area in the UBNB is examined from 2000 to 2022 (see fig. 5).

4.3 *Changes in NDVI and forest cover*

The time series for the mean NDVI values of the UBNB in the dry seasons from 2000 to 2023, which was generated with the GEE, shows temporally fluctuating values. The NDVI values are always higher than 0.25. The lowest value was recorded in the dry season 2009/10 with 0.263. The dry season with the highest NDVI value was last season with 0.392. Thus, the mean value over the period from 2000 to 2023 is 0.3. However, an increasing trend in the NDVI value by about 0.04 can be identified (fig. 3).

Referring to its spatial distribution, there is generally more vegetation in the south of the UBNB. In years with high NDVI values, such as 2013/14 or 2019/20, significantly more area is shown in green and white/pink, as more vegetation is present. However, a correlation of the vegetation distribution with the topography is not visible (see fig. A3).

A detailed distribution of forest vegetation is provided by the Copernicus 'forest_type' classification. This classification shows that the forest distribution is very much limited to the west of the UBNB. Only very few, small forest areas are located east of Lake Tana. The forest areas in the UBNB are classified as 'Deciduous broad leaf' and 'Evergreen broad leaf', with deciduous broad leaves being very predominant. Evergreen broad leaves occur almost exclusively in the south of the UBNB. There, the dominance of one class is no longer evident. In addition, the 'forest_type' classification illustrates clear spatial and temporal changes in forest cover. On the one hand, the assigned classes change in some places, on the other hand, the location of forested areas shifts (see fig. A4).

In 2015, the forest area in the UBNB is about 86,000 km² and increases steadily to 106,000 km² in 2018. Towards 2019, however, there is a sharp decrease in forest area to only 71,000 km². This decrease is particularly evident in the northern and central areas of the UBNB. On average there were 88,600 km² of forest. The Non/Forest dataset shows a sharp increase in forest area for the UBNB from 483,000 km² in 2017 to 491,000 km² in 2019. On average, the Non/Forest analysis shows 484,200 km² of forest (fig. 4). The absolute forest areas differ in the LCC and Non/Forest analysis. The forest areas are larger by a factor of 5.6 in Non/Forest than in LCC. If the LCC value is high and the Non/Forest value is low, the two values converge. However, the curve of

the forest areas for the two data sets is similar despite the different period. LCC indicates a sharp drop from 2018 to 2019. In the Non/Forest analysis, this takes place to a similar extent from 2019 to 2020. Of the approximately 197,000 km² area of the UBNB, 171,305 km² (87 %) were covered by forest in 2000. In the following years, an average of 1.1% of the forest area was lost per year.

The loss of forest area shows strongly fluctuating values, especially in the years from 2009 to 2017. The highest loss occurred in 2003 (1,899 km²) and the lowest in 2022 (1,730 km²). The average loss is 1,835 km² per year and in total, the area of UBNB lost 40,365 km² (21 %) forest from 2001 to 2022 (fig. 5, see fig. A5).

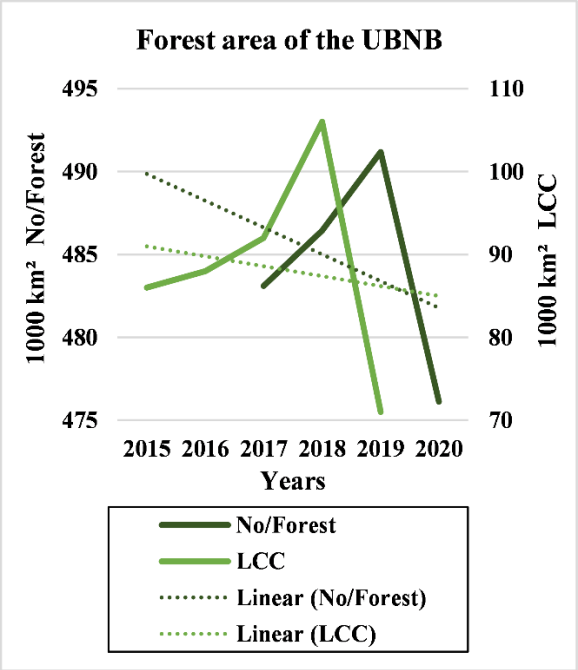


Figure 5: Forest Area of the UBNB from 2015 to 2020. Own illustration 2023, source of the data: Copernicus 2019 and JAXA EORC 2021.

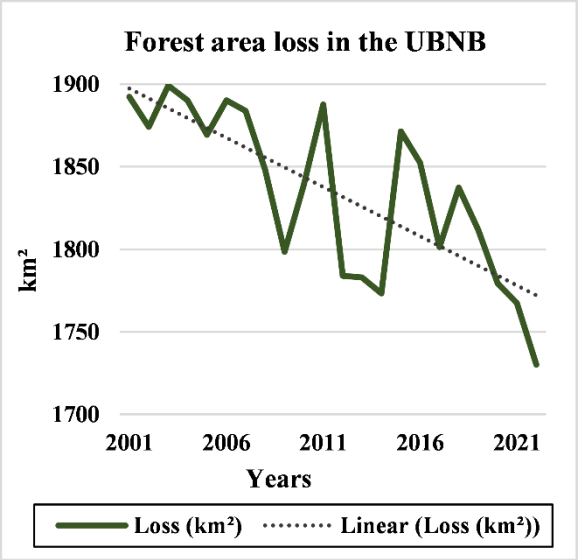


Figure 4: Forest area loss in the UBNB from 2000 to 2020. Own illustration 2023, source of the data: Hansen/UMD/Google/USGS/NASA 2022.

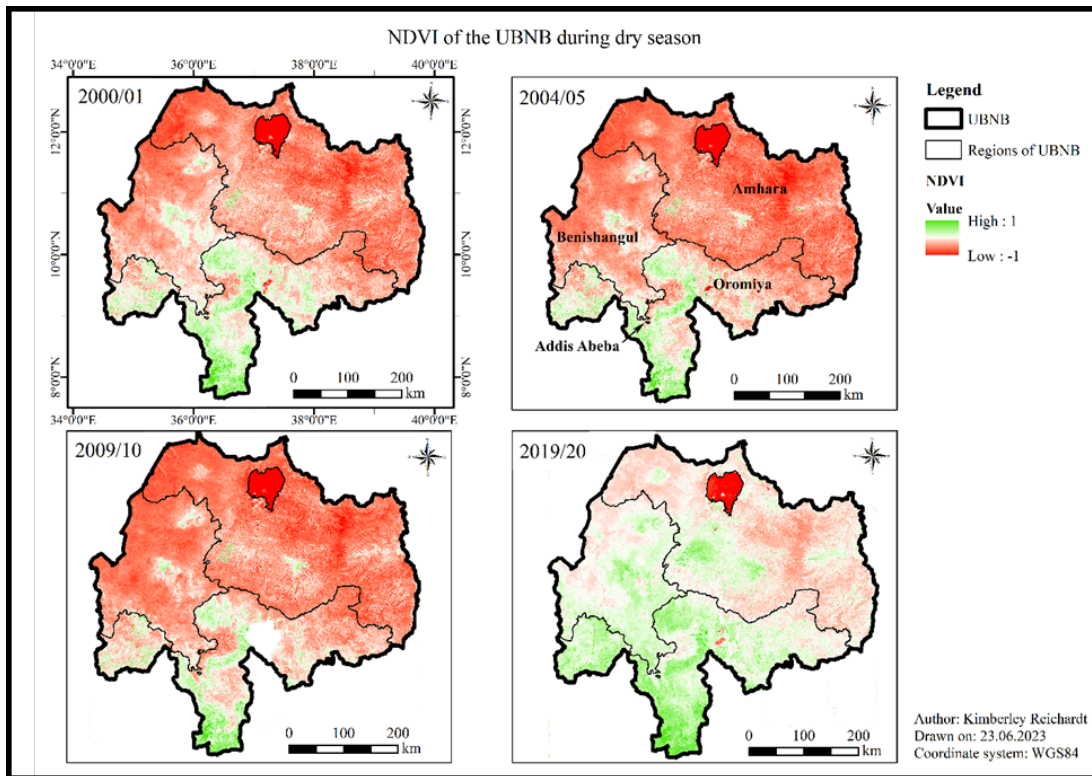


Figure A3: NDVI of the UBNB during dry seasons. Own illustration 2023, source of the data: Google 2023.

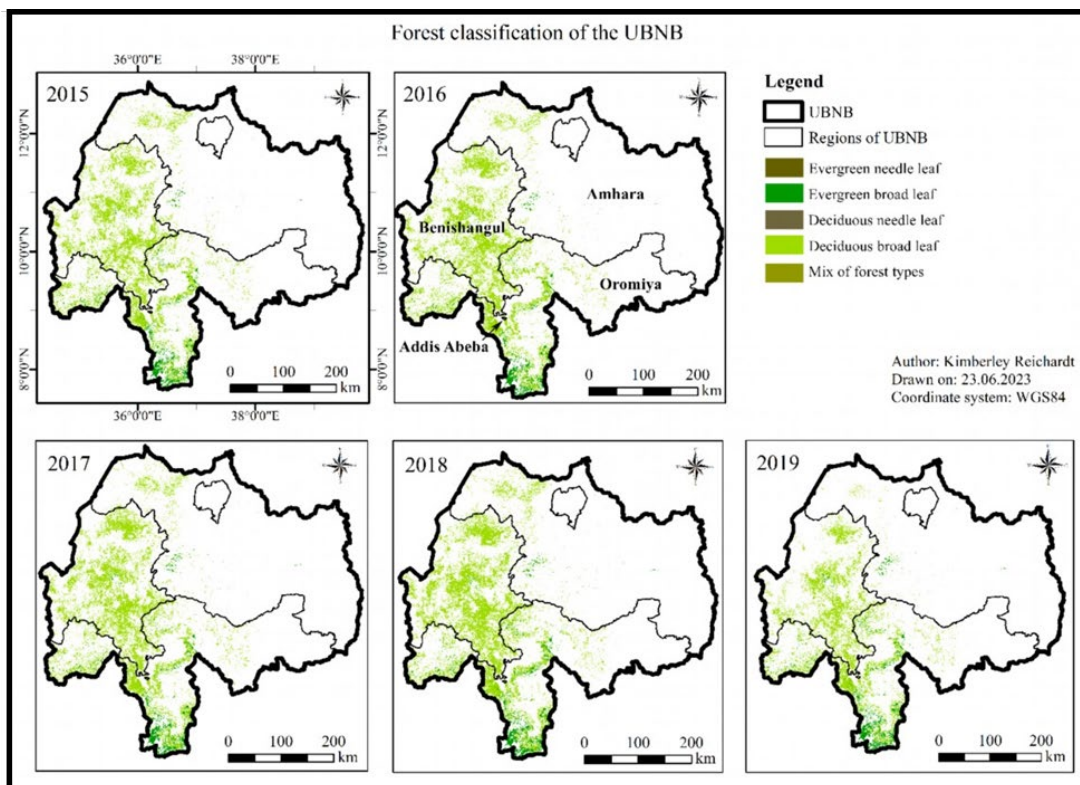


Figure A4: Forest types of the UBNB. Own illustration 2023, source of the data: Copernicus 2019.

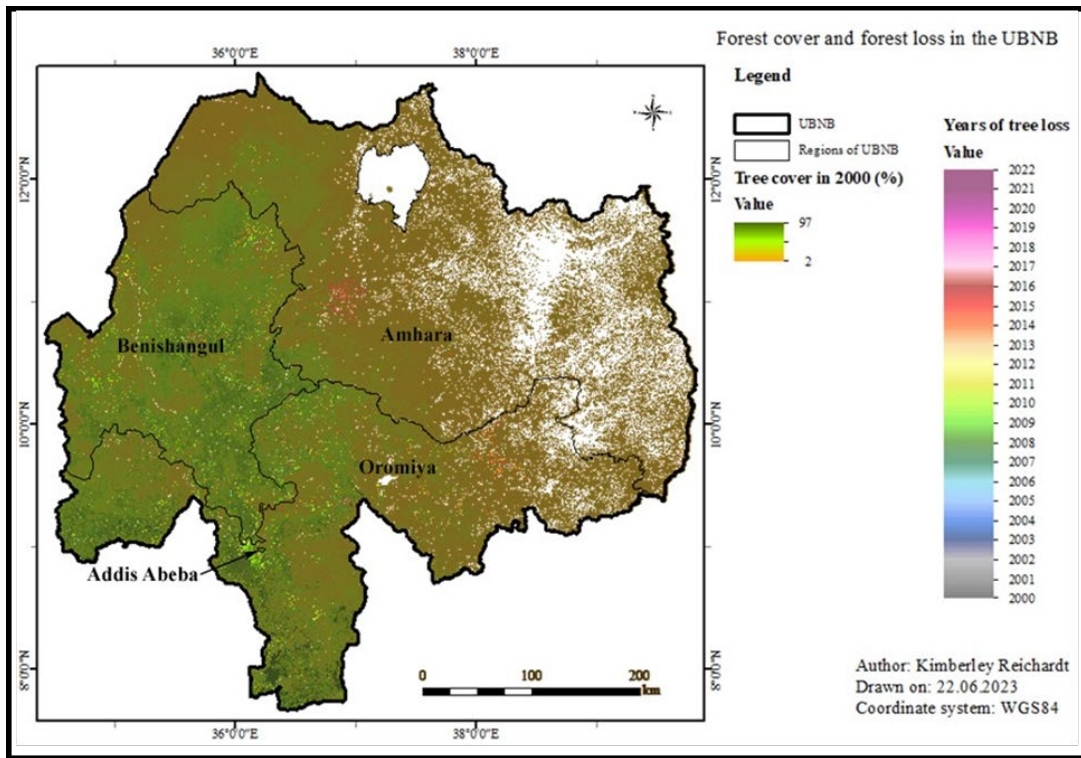


Figure A5: Forest cover and forest loss in the UBNB. Own illustration 2023, source of the data: Hansen/UMD/Google/USGS/NASA 2022.

4.4 Interpretation of the change in forest cover in the UBNB

Using the classification of NDVI values by Weimer/Herring (2000), the range from 0.26 to 0.32 indicates that there is a moderate amount of green vegetation present even during the dry season in the UBNB. Values between 0.2 and 0.3 indicate shrub and grassland. Even the values slightly above 0.3 can still be assigned to this vegetation, as it corresponds to the land use classification of the MOA. Moreover, there are neither large differences between the years nor spatially within the UBNB. The vegetation determined by NDVI in the dry season is therefore evenly distributed over the study area and over time with a slight increase. In contrast, Takele

et al. (2022) calculated a decreasing trend in NDVI values for the lower Awash basin from 2013 to 2020. This trend cannot be confirmed for the UBNB, neither for this period nor for the entire study period from 2000 to 2023.

The tree cover extent of the UBNB in 2019 (see fig. A5) accounts for 61 % of the tree cover extent of the whole of Ethiopia in 2020 (cf. Mongabay 2022). The UBNB is therefore the most forested area in Ethiopia. The distribution of forest areas in the UBNB is subject to spatial and temporal anomalies. The analysis of the Copernicus dataset (see fig. A4) illustrates that the location of the forest areas is shifting. This can be explained by deforestation and afforestation.

tion of the areas concerned. However, it is striking that only very few, small forest areas are present east of Lake Tana during the entire study period. The reason of this distribution is that agriculture is concentrated there (see fig. A2).

The results of the analysis for the expansion of forest areas and their development in the UBNB match the development of whole Ethiopia. The loss of forest area from 2018 to 2019 in the UBNB matches the overall Ethiopian forest area loss in these years. Moreover, relatively low forest losses were recorded in 2015 in both the UBNB and Ethiopia (see fig. 1, 2). Ethiopia's tree cover loss from 2001 to 2020 was approximately 4,278 km². For the regions that make up the UBNB, the tree cover loss was 2,665 km². This means that 62 % of Ethiopia's total loss is attributable to these regions. However, the UBNB is smaller than the four regions, so the loss is also smaller: on average 1,834 km² annually. Consequently, about 43 % of Ethiopia's tree cover loss is due to forest cover loss in the UBNB.

The key message on the development of forest area in the UBNB is supported by all datasets used and illustrates that the forest area has been declining since the turn of the millennium until today. The decline has decreased, but there is still no increase in forest area in the UBNB (see fig. 4,5). According to Hansen's dataset, the UBNB has 72,361 km² of forest area in 2020. Using the LCC, 70,750 km² of forest area could

be determined for 2019. These values can be considered as matching, considering different dataset bases. The average forest area loss in the UBNB is about 1,835 km² per year, therefore a total of about 40,365 km² forest area was lost from 2000 to 2022. Therefore, if only regarding the losses, the extent of forest area should have decreased by about 21 % from 2000 to 2022. However, the four UBNB regions only report 2,644 km² less tree cover in 2020 than in 2000 (cf. Mongabay 2022). Massive afforestation measures must have taken place, but were not sufficient to compensate for the losses.

Some analysis results are subject to limitations due to assumptions made or the data collection. For instance, the highest NDVI value of 0.392 in 2022/2023 is unusually high compared to the other recorded values and could therefore be an outlier. Also, the dry season period for the 2022/23 value had not yet ended at the time of its calculation. Therefore, the value should not be focused. Accordingly, the second largest value of 0.319 (2019/20) is considered the maximum value. Based on the determined NDVI values for the UBNB, the region is categorized as shrubland and grassland, because they were calculated for the dry season. Calculations of NDVI values for the rainy season should result in higher values and thus in a different categorization. It cannot be determined whether the NDVI values include only (evergreen) trees or also some very drought-tolerant plants. Furthermore, the occasional increase in vegetation

cover (see fig. 1) can be attributed to other land restoration programs instead of TPPs. This is supported by the fact that the forest areas are dominated by losses. The forest areas determined from the Non/Forest analysis exceed the extent of the study area and must therefore be incorrect. The LCC forest areas, on the other hand, cover less than half of the UBNB. These values are more in line with the real land use (cf. MOA 2004:33) and the forest area derived from it. Furthermore, the comparability of the results of the different data sets is limited due to different resolutions, time periods and forest definitions. For example, the decrease in forest area in 2018/19 or 2019/20 calculated from the LCC and Non/Forest datasets should be accompanied by a higher loss of forest area from the Hansen dataset in the corresponding years. However, this is not the case. The extent of the forest area and losses vary between datasets as it is influenced by the forest definition and the satellite image resolution (see chp. 4.2). That 87 % of the UBNB area was covered by forest in 2000 seems to be a high percentage. However, this area includes all land with vegetation more than 5 m high and not 0 % tree canopy cover (range: 0 - 100 % in Hansen). So, only few forested areas are dense forests (see fig. A6).

In addition, the analysis results only show the extent of forest areas and their loss in different years within the UBNB. No reasons for the observed changes can be determined from satellite

images, but possible reasons can be inferred from Chapter 2.2 and 3.3.

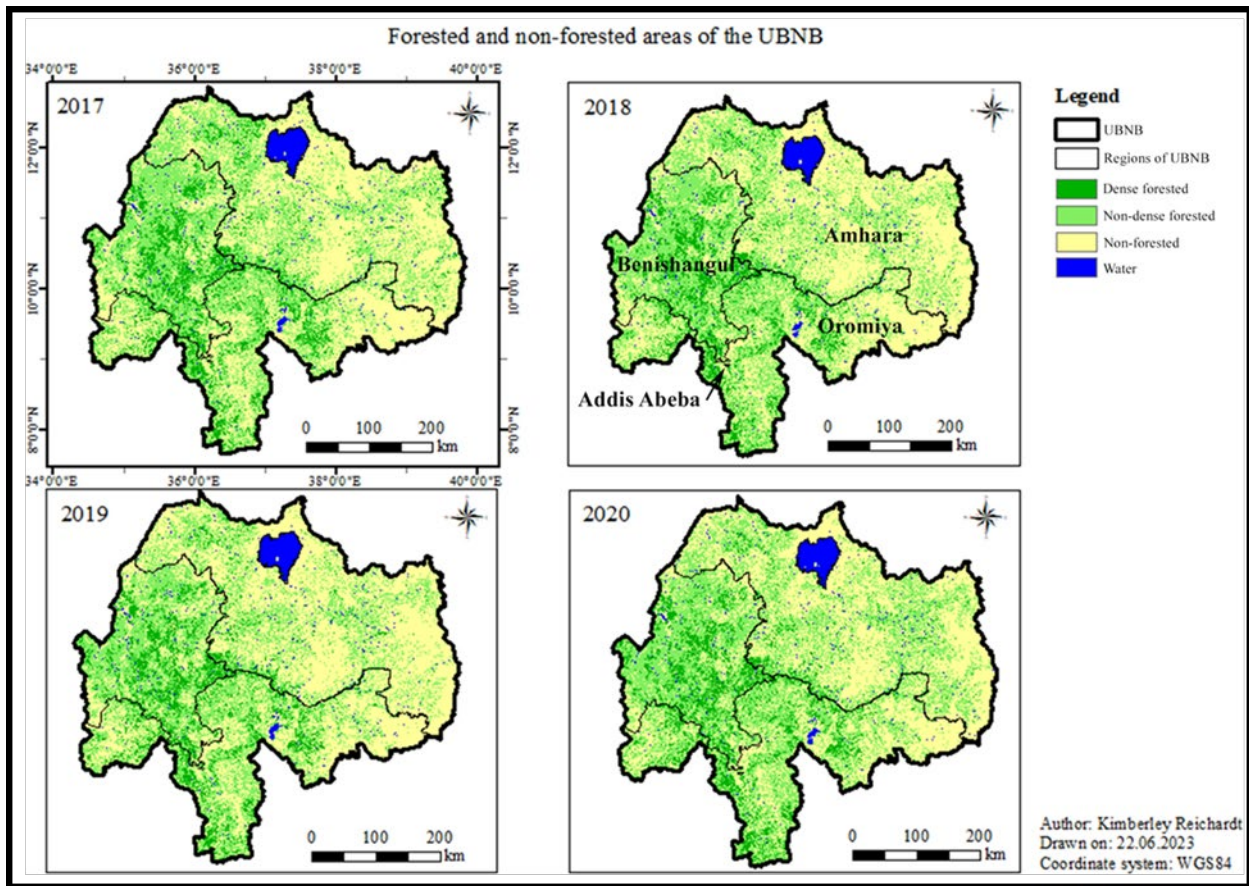


Figure A6: Dense and non-dense forested areas of the UBNB. Own illustration 2023, source of the data: JAXA EORC 2021.

5 Conclusion

Reasons for Ethiopia's deforestation, such as timber extraction and the expansion of cultivated and settled land are aimed at short-term economic gain but lead to long-term ecological problems such as soil degradation and loss of biodiversity. However, measures against deforestation and thus against soil degradation were taken decades ago. These measures are based on the political impact of famine, the decreasing availability of resources, the importance of forests and trees in combating degradation, and the recognition of tree conservation for the well-being of future generations.

A moderate amount of green vegetation is evenly distributed in the UBNB and is also present in the dry season. The NDVI value of the UBNB is 0.2 and 0.3 (dry season), characterizing the area as scrubland and grassland. The large forest cover in the west of the study area, thus in the lowlands, is also noteworthy, as the UBNB is the most heavily forested area in Ethiopia, with 72,361 km² of forest cover (2020). This underlines the need to select this area for TPPs and other land restoration programs. Like Ethiopia as a whole, it is also affected by progressive deforestation. The forest area has declined since the turn of the millennium until today. The UBNB is the region in Ethiopia with

the greatest forest loss. 43% of the tree cover loss in Ethiopia is due to the loss of forest cover in the UBNB. On average, 1,834 km² of forest area was lost per year, adding up to a total loss of about 40,365 km² from 2000 to 2022.

Initially, TTPs and other restoration projects had little success due to the top-down approach and hasty actions. Until today, many of the critical points of the projects that were criticized at the turn of the millennium have been remedied. So that the situation of deforestation and land degradation should have improved. But that is not the case. The LCC (Copernicus) for the UBNB from 2015 to 2019 shows no significant changes in general vegetation, but in areas classified as forest. There was also significant deforestation from 2000 to 2022 (Non/Forest, Hansen). The decrease in forest area in the UBNB is accompanied by a simultaneous increase in NDVI (Modis). This indicates the growth of plants other than trees and/or the expansion of cultivated land. Vegetation helps to combat land degradation. Agricultural expansion, on the other hand, leads to increased deforestation and thus soil degradation. Instead of increasing forest cover through TTPs, it is likely that forests have been cleared and that the land converted to scrubland and grassland or

got used for agriculture. If only the losses were considered, the forest area should have decreased by about 21 % from 2000 to 2022. However, the four UBNB regions, which cover a larger area than the study area, report only 2,644 km² less forest area in 2020 than in 2000. The trend of forest area loss is declining, there is still no gain in forest area in the UBNB. This indicates that more deforestation than afforestation must have taken place. It can be deduced from this that the TTPs that have taken place are not qualitatively and/or quantitatively sufficient to counteract the continuing deforestation. The TTPs, maybe apart from exceptions such as the ones of the Green Ethiopia Foundation, do not appear to be successful in the long term. The trees, naturally and anthropogenically indebted, do not live long enough to build up forests. This can be attributed to the often-pursued campaign-based planting instead of community-centred planting and protracted care of the seedlings. Accordingly, there is still great untapped potential for environmental protection and sustainable forest management in the UBNB in the sense of successful long-term afforestation.

References

- Abera, W., Tamene, L., Tibebe, D., Adimassu, Z., Kassa, H., Hailu, H., Mekonnen, K., Desta, G., Sommer, R. & Verchot, L. (2020): Characterizing and evaluating the impacts of national land restoration initiatives on ecosystem services in Ethiopia. In: *Land Degradation & Development* 31,37-52.
- Bayissa, Y., Tadesse, T. & Demisse, G. (2019): Building A High-Resolution Vegetation Outlook Model to Monitor Agricultural Drought for the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. In: *Remote Sensing* 11(371), 1-18.
- Conway, D. (2000): The Climate and Hydrology of the Upper Blue Nile River. In: *The Geographical Journal* 166 (1),49-62.
- Culas, R. J. (2006): Deforestation and the environmental Kuznets curve: An institutional perspective. In: *Ecological Economics* 61,429-437.
- Duguma L., Minang P., Aynekulu E., Carsan S., Nzyoka J., Bah A. & Jamnadass R. (2020): From Tree Planting to Tree Growing: Rethinking Ecosystem Restoration Through Trees. ICRAF Working Paper No 304. Nairobi: World Agroforestry.
- Duriaux-Chavarría, J.-Y., Baudron, F., Gergel, S. E., Yang, K. F., Eddy, I. M. S. & Sunderland, T. (2020): More people, more trees: A reversal of deforestation trends in Southern Ethiopia. In: *Land Degradation & Development* 32,1440-1451.
- Egziabher, T. B. G. (1989): The environmental variables which led to the ecological crisis in Ethiopia. In: *Coenoses* 4(2),61-67.
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) (2023): REDD+ Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation. <<https://www.fao.org/redd/en/>> last access on 23.05.2023.
- FSC (Forest Stewardship Council) (w.y.a): Eastern Africa. <<https://africa.fsc.org/en-cd/sub-regions/eastern-africa>> last access on 23.05.2023.
- FSC (Forest Stewardship Council) (w.y.b): Principles and Criteria. <<https://africa.fsc.org/en-cd/principles-and-criteria>> last access on 23.05.2023.
- GEF (Global Environment Facility) (2023): Land degradation. <<https://www.thegef.org/what-we-do/topics/land-degradation>> last access on 13.05.2023.
- Hailelassie, A., Priess, J., Veldkamp, E., Teketay, D. & Lesschen, J. P. (2005): Assessment of soil nutrient depletion and its spatial variability on smallholders' mixed farming systems in Ethiopia using partial versus full nutrient balances. In: *Agriculture, Ecosystems and Environment* 108, 1-16.

- Hurni, K., Zeleke G., Kassie, M., Tegegne, B., Kassawmar, T., Teferi, E., Moges, A., Tadesse, D., Ahmed, M., Degu, Y., Kebebew, Z., Hodel E., Amdihun, A., Mekuriaw, A., Debele, B., Deichert, G. & Hurni, H. (2015): Economics of Land Degradation (ELD) Ethiopia Case Study. Soil Degradation and Sustainable Land Management in the Rainfed Agricultural Areas of Ethiopia: An Assessment of the Economic Implications. Report for the Economics of Land Degradation Initiative. Bonn: Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) GmbH.
- Kim, U. & Kaluarachchi, J. J. (2008): Application of parameter estimation and regionalization methodologies to ungauged basins of the Upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. In: Journal of Hydrology 362,39-56.
- Lugo, A. E., Parrota, J. A. & Brown, S. (1993): Loss in Species Caused by Tropical Deforestation and Their Recovery through Management. In: Ambio 22(2):106-109.
- Megerssa, G. R. & Bekere, Y. B. (2019): Causes, consequences and coping strategies of land degradation: evidence from Ethiopia. In: Journal of Degraded and Mining Lands Management 7(1),1953-1957.
- Mellander, P.-E., Gebrehiwot, S. G., Gärdenäs, A. I., Bewket, W. & Bishop, K. (2013): Summer Rains and Dry Seasons in the Upper Blue Nile Basin: The Predictability of Half a Century of Past and Future Spatio-temporal Patterns. In: PLOS ONE 8(7), 1-12.
- MOA (The Federal Democratic Republic of Ethiopia Ministry of Agriculture) (2004): Ethiopian Energy II Project. Woody Biomass Inventory and Strategic Planning Project - Phase 2. Terminal Report. Addis Abeba: MOA.
- Mongabay (2022): Deforestation statistics for Ethiopia. <<https://rainforests.mongabay.com/deforestation/archive/Ethiopia.htm>> last access on 27.05.2023.
- Oljirra, A. (2019): The causes, consequences and remedies of deforestation in Ethiopia. In: Journal of Degraded and Mining Lands Management 6(3), 1747-1754.
- Pankhurst, R. (1992): The history of deforestation and afforestation in Ethiopia prior to world war II. In: Ethiopian Journal of Development Research 2(2),59-77.
- Ståhl, M. (1990): Environmental Degradation and Political Constraints in Ethiopia. In: Disasters 14(2),140-150.
- Takele, A., Lakew, H. B. & Kabite, G. (2022): Does the recent afforestation program in Ethiopia influenced vegetation cover and hydrology? A case study in the upper awash basin, Ethiopia. In: Heliyon 8,1-7.
- Tekle, K. (1999): Land Degradation Problems and Their Implications for Food Shortage in South Wello, Ethiopia. In: Environmental Management 23(4),419-427.

Weier, J. & Herring, D. (2000) Measuring Vegetation (NDVI & EVI). Washington DC: NASA Earth Observatory, see <<https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation>> last access on 02.06.2023.

World Vision Australia (2019): Farmer Managed Natural Regeneration. <<https://fmnrhub.com.au/home/about-us>> last access on 23.05.2023.

Datasets

Copernicus (2015): Copernicus DEM GLO-30: Global 30m Digital Elevation Model. <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_DEM_GLO30#bands> last access on 20.06.2023.

Copernicus (2019): Copernicus Global Land Cover Layers: CGLS-LC100 Collection 3. <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_Land-cover_100m_Proba-V-C3_Global#dois> last access on 16.06.2023.

Google (2023): MODIS Terra Daily NDVI. <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_MOD09GA_006_NDVI#description> last access on 16.06.2023.

Hansen/UMD/Google/USGS/NASA (2022): Hansen Global Forest Change v1.10 (2000-2022). <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/UMD_hansen_global_forest_change_2022_v1_10#description> last access on 16.06.2023.

JAXA EORC (2021): Global 4-class PALSAR-2/PALSAR Forest/Non-Forest Map. <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/JAXA_ALOS_PALSAR_YEARLY_FNF4#description> last access on 16.06.2023.

Reichardt, K. (2024): Changes in forest cover in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia – an analysis with the Google Earth Engine. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 41 – 65.

DOI: [10.18154/RWTH-2024-03415](https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-03415)

Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen

Eileen Berg, Justus Buschmeier und Tobias Hüsgen

Abstract

Buschbrände sind integrale Bestandteile des natürlichen biologischen Zyklus des australischen Bundesstaates Victoria und prägen die Landschaft sowie dessen Vegetation maßgeblich. Die Analyse mittels MODIS-Daten (MCD43A4_006_NDVI) hat gezeigt, dass zwischen den beobachteten Landnutzungsklassen (Grasflächen, Buschflächen, Waldflächen) im Jahresverlauf saisonale Schwankungen zu erkennen sind, die sich hinsichtlich ihrer Amplitude, aber auch ihrer Wellenlänge stark voneinander unterscheiden. Durch die Verschneidung mit Daten zu Brandereignissen (FireCCI51: MODIS Fire_cci Burned Area Pixel Product, Version5.1) und Klimadaten (ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY, UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY) konnte zudem gezeigt werden, dass sich Grasflächen nach einem Brandereignis schneller erholen als Busch- und Waldbestände. Das Recovery-Verhalten eines Pflanzenbestandes ist demnach abhängig von der Vegetationsart, der Stärke des Brandereignisses sowie den klimatischen Bedingungen während und nach eines Brandereignisses.

1 Einleitung

Die Brandereignisse in Australien sind Teil eines natürlichen biologischen Zykluses und notwendig für die dort bestehenden Ökosysteme (Sharples et al. 2016). Dennoch verursachen sie an anthropogener Infrastruktur und Bebauung jedes Jahr erhebliche Schäden (State Government of Victoria 2023a). Da sie ein schnelles Ausbreitungsniveau haben und lebensgefährlich sind, ist die Detektion und Bekämpfung von Brandereignissen, insbesondere in anthropogen dicht besiedelten oder in

wirtschaftlich wertvollen Gebieten, eine wesentliche Aufgabe der Bundesstaaten in Australien (Sharples et al. 2016). In dieser Studie liegt der Fokus auf dem Bundesstaat Victoria, welcher beim Management der Brandereignisse das Office of Bushfire Risk Management sowie speziell für die Bekämpfung von Waldbränden das Forest Fire Management Victoria eingerichtet hat (State Government of Victoria 2023c; 2023d). Die Dokumentation und Analyse der Brandereignisse in Australien hat auch in der Wissenschaft eine hohe Relevanz und Aktualitätsbezug. Neben der Analyse von Auswirkungen auf Ökosysteme

werden die Themenbereiche seit Jahren wesentlich diverser. Grund ist die Abschätzung des Klimawandels auf die Frequenz und Magnitude von Brandereignissen (Biddle et al. 2020, Sharples et al. 2016, Vardoulakis et al. 2020), aber ebenso das Aufkommen und die Verarbeitung von Remote Sensing Daten bei der Dokumentation und Analyse von Brandereignissen (Demir 2020, Partheepan et al. 2023, Sharma et al. 2022, Sharma et al. 2023). Auch die Regierungen setzen zunehmend Remote Sensing Daten für die Detektion und Aufarbeitung von Brandereignissen ein (McRae 2022, s. a. AIDR 2022).

Diese Studie knüpft an die Thematik und den Stand der Forschung an. Insbesondere an die Studie von Sharma et al. (2023). Neben der Bestimmung der Brandintensität mit Hilfe von zwei unterschiedlichen Indizes, ist die Forschungsfrage der Sharma-Studie die Ermittlung der Vegetationsregeneration nach einem extremen Brandereignis anhand des normalized difference vegetation index (NDVI) sowie die Einordnung der Ergebnisse in einen klimatischen und topographischen Bezug. Die Methoden und Ergebnisse von Sharma et al. (2023), insbesondere zur Vegetationsregeneration, werden in diese Studie aufgenommen und durch das wesentlich großräumigere skalierte Untersuchungsgebiet des Bundesstaates Victoria in einen neuen räumlichen Kontext gestellt. Die Google Earth Engine (GEE) ist

dabei Hauptbestandteil für die Datenbeschaffung von Brandflächen, Klimadaten sowie der Ermittlung des NDVIs.

Dabei sollen folgende Forschungsfragen beantwortet werden:

- 1) *Inwiefern lassen sich Brandereignisse und die vegetative Regeneration für die Landnutzungsklassen Gras, Busch und Wald über eine NDVI-Zeitreihe ermitteln?*
- 2) *Welchen Einfluss nehmen zeitliche und räumliche mesoklimatische Verhältnisse auf die Entstehung von Bränden und die vegetative Regeneration für die Landnutzungsklassen Gras, Busch und Wald?*

2 Untersuchungsgebiet

2.1 Räumliche Einordnung

Das Untersuchungsgebiet dieser Studie stellt der Bundesstaat Victoria im Südosten Australiens dar, welcher im Norden an New South Wales, im Westen an South Australia und im Süden an die Tasmanische See angrenzt (Abb. 1). Die Reliefenergie in diesem Gebiet liegt zwischen - 61 und 1.951 m ü. NHN. Der Mount Bogong ist der höchstgelegene Gipfel dieses Gebietes und liegt im Gebirgszug des Great Dividing Range. Die bis zu - 61 m tiefen Werte sind anthropogenen Ursprungs, da in Victoria Braunkohle in Tagebauen abgebaut wird (Abb. 1, Rees 1962:61f.). Mit 6,7 Millionen Einwohner weist Victoria die

zweithöchste Bevölkerungsdichte der Bundesstaaten Australiens auf (ABS 2022). Die bevölkerungsreichste Stadt mit 5 Millionen

Einwohnern ist die Hauptstadt Melbourne (ABS 2021-2022).

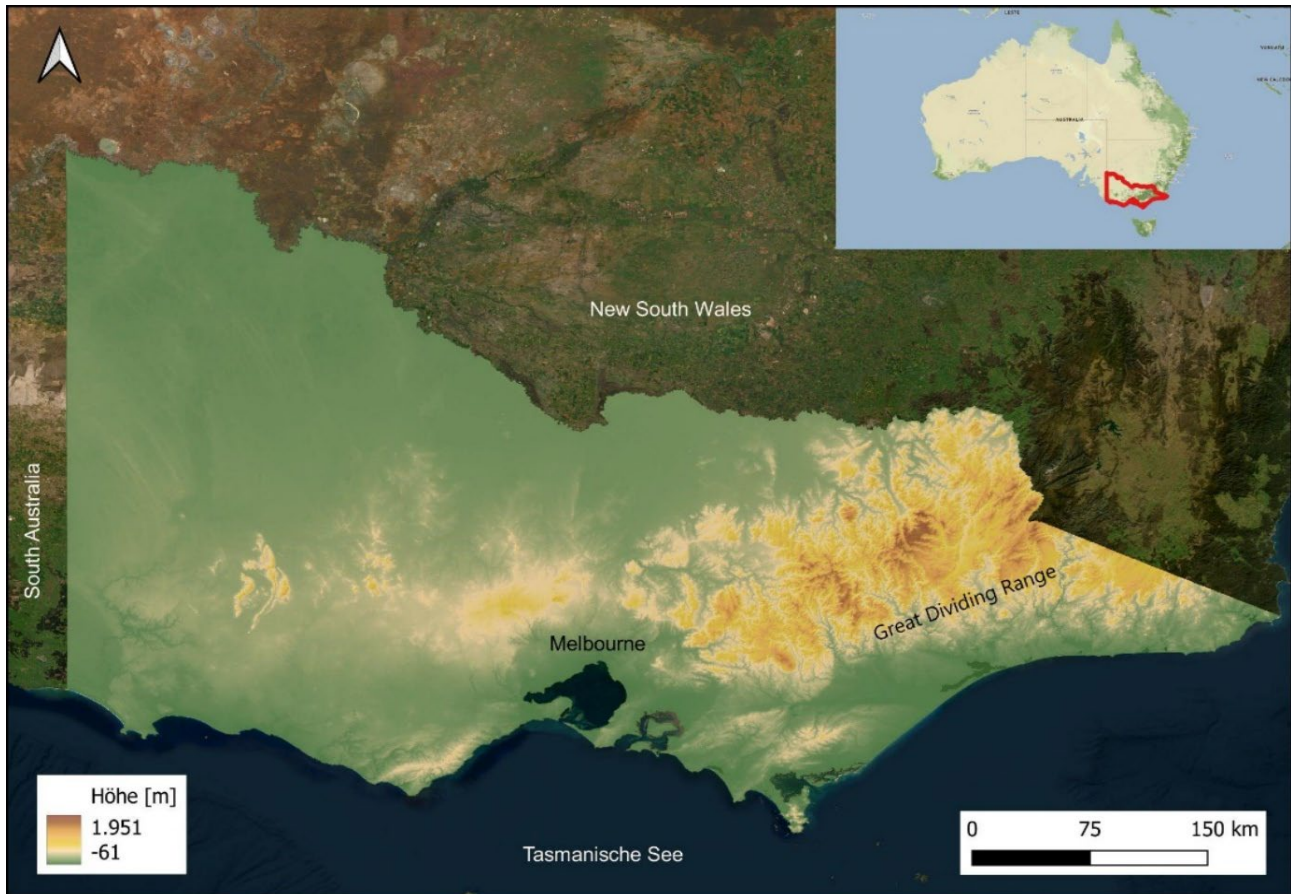


Abb. 1: Reliefkarte des Bundesstaates Victoria. Google Earth Engine (2023). Datensatz: CGIAR/SRTM90_V4. Kartenhintergrund: Esri Satellite, Stamen Terrain, Copyright © 2020 Esri und dessen Lizenzgeber. Alle Rechte vorbehalten.

2.2 Jahreszeitliche und räumliche klimatische Verhältnisse

Eine übersichtliche Klimaklassifikation bietet das modifizierte Modell von Köppen-Geiger, welches Victoria in drei Bereiche gliedert (Peel et al. 2007):

- gemäßigte Breite mit warmen Sommern (Cfb) am Küstensaum,
- gemäßigte Breite mit heißen Sommern (Cfa) zwischen Küstensaum und arider kalter Steppe.
- aride kalte Steppe (BSk), welche die großräumige inländische heiße Steppe und heiße Wüste von den gemäßigten Breiten abgrenzt sowie

Die Klimaklassifikations-Einteilung nach Köppen-Geiger im Untersuchungsgebiet wird weiter gestützt durch die Abbildung 2, welche gemittelte Temperatur- und Niederschlagsdaten innerhalb von 20 Jahren visuell darstellt. Demnach sind die Küstenbereiche und insbesondere der Great Dividing Range Gebirgszug kühler sowie deutlich feuchter als das Hinterland.

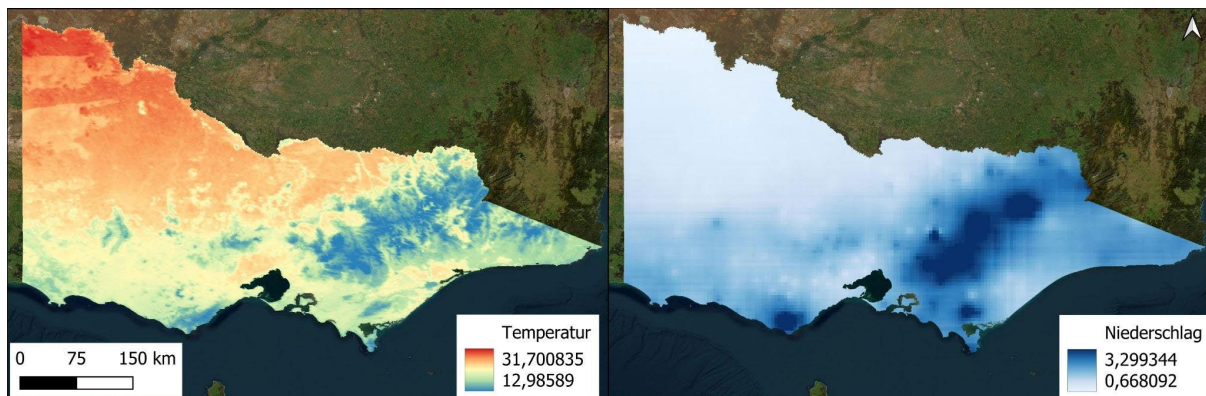


Abb. 2: Auf 20 Jahre gemittelte visuelle Darstellung von Temperatur und Niederschlag im Untersuchungsgebiet. Google Earth Engine (2023). Datensätze: MODIS/006/MOD11A2, UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY. Kartenhintergrund: Esri Satellite, Copyright © 2020 Esri und dessen Lizenzgeber. Alle Rechte vorbehalten.

Abbildung 3 zeigt ein Klimadiagramm des Untersuchungsgebietes Victoria mit Niederschlags- und Temperaturdaten über 20 Jahre gemittelt. Im Winter (Juni-August) fallen die höchsten Niederschlagssummen von teilweise mehr als 60 mm. Gemittelt liegen die Monate April bis November in einem humiden Klima, der Sommer und der Anfang vom Herbst (Dezember bis März) in einem ariden Klima. Hier steigen die gemittelten Temperaturen auf bis zu 36 °C an, wobei sie im Winter auch unter 10 °C erreichen. Der Niederschlag findet im Dezember mit knapp über 30 mm sein Minimum.

2.3 Landnutzung

Die Landnutzung bzw. die Vegetationsbedeckung in Victoria ist in Abbildung 4 dargestellt. Mit einer Flächengröße von ca. 227 km² kann Victoria in 9 Landnutzungsklassen nach dem Datensatz der ESA Worldcover (10m v200) eingeteilt werden. Dabei sind im Untersuchungsgebiet hauptsächlich die Landnutzungen Wald und Gras

mit jeweils ca. 34 % an der Gesamtfläche vertreten. Die aride kalte Steppe im Nordwesten von Victoria wird großflächig ackerbaulich genutzt. Das Ackergebiet wird an der westlichen Grenze zum Bundesstaat South Australia jedoch durch Buschvegetation aufgeteilt.

Weiterhin umrahmt der urbane Raum der Hauptstadt Melbourne die Bucht Port Phillip im Süden des Untersuchungsgebietes und grenzt in seiner maximalen nordöstlichen Ausdehnung unmittelbar an die Ausläufer des Great Dividing Range.

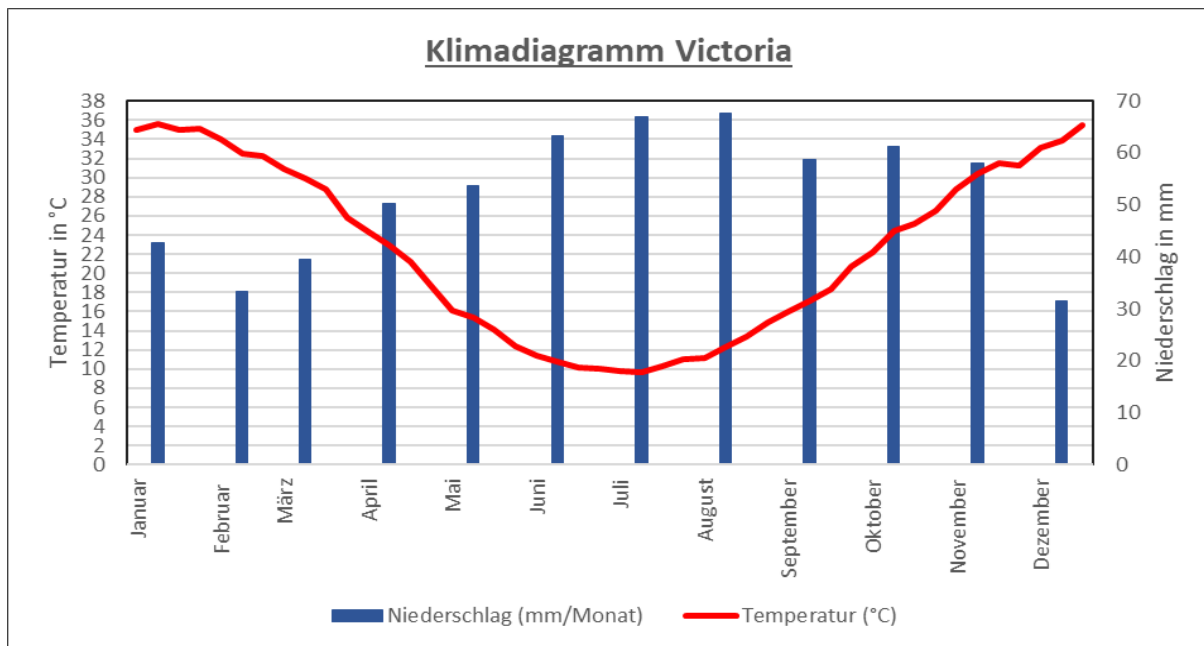


Abb. 3: Auf 20 Jahre gemittelte Niederschlags- und Temperaturverläufe innerhalb eines Jahres im Untersuchungsgebiet. Google Earth Engine (2023). Datensätze: MODIS/006/MOD11A2, UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY.

Kleinere Siedlungen sind insbesondere an der Küste vorzufinden. Lediglich die Städte Ballarat, Bendigo und Shepparton sind im peripheren, meist kleinräumig, ackerbaulich oder als Grasland genutzten Hinterland von Victoria in Abbildung 4 zu erkennen.

2.4 Vegetationsbedeckung

Neben der Betrachtung der Landnutzung ist auch die Analyse der vorkommenden terrestrischen Bioregionen bzw. Vegetationseinheiten für die Fragestellung dieser Studie relevant. Bedingt durch eine vielfältige Geodiversität, ist Victoria nach dem State Government (2023b) in 28 Bioregionen unterteilt. Eine ausführliche Dokumentation der bestehenden rezenten Vegetationsvorkommen ist der Literatur von Beadle (1981) sowie dem State Government (2023b) zu entnehmen.

Wie bereits in Abbildung 4 zu sehen ist, befindet sich das Buschland lediglich an der westlichen Grenze zu South Australia, welches als Lowan Mallee (LoM) Bioregion ausgewiesen ist. Kennzeichnend sind hier wandernde Dünen, welche mit Vegetationsgesellschaften der Mallee-Vegetation bewachsen sind. Typisch sind Arten aus der Familie Eucalyptus (trockener Flügel) oder auch Callitris (The State of Victoria Department of Sustainability and Environment 2004a). Die Waldgebiete sind großflächig im Great Dividing Range Gebirgszug vorzufinden. Durch die teilweise kleinräumigen Unterschiede der Höhenlagen lassen sich 3 unterschiedliche Bioregionen ableiten (nach State Government of Victoria 2023b):

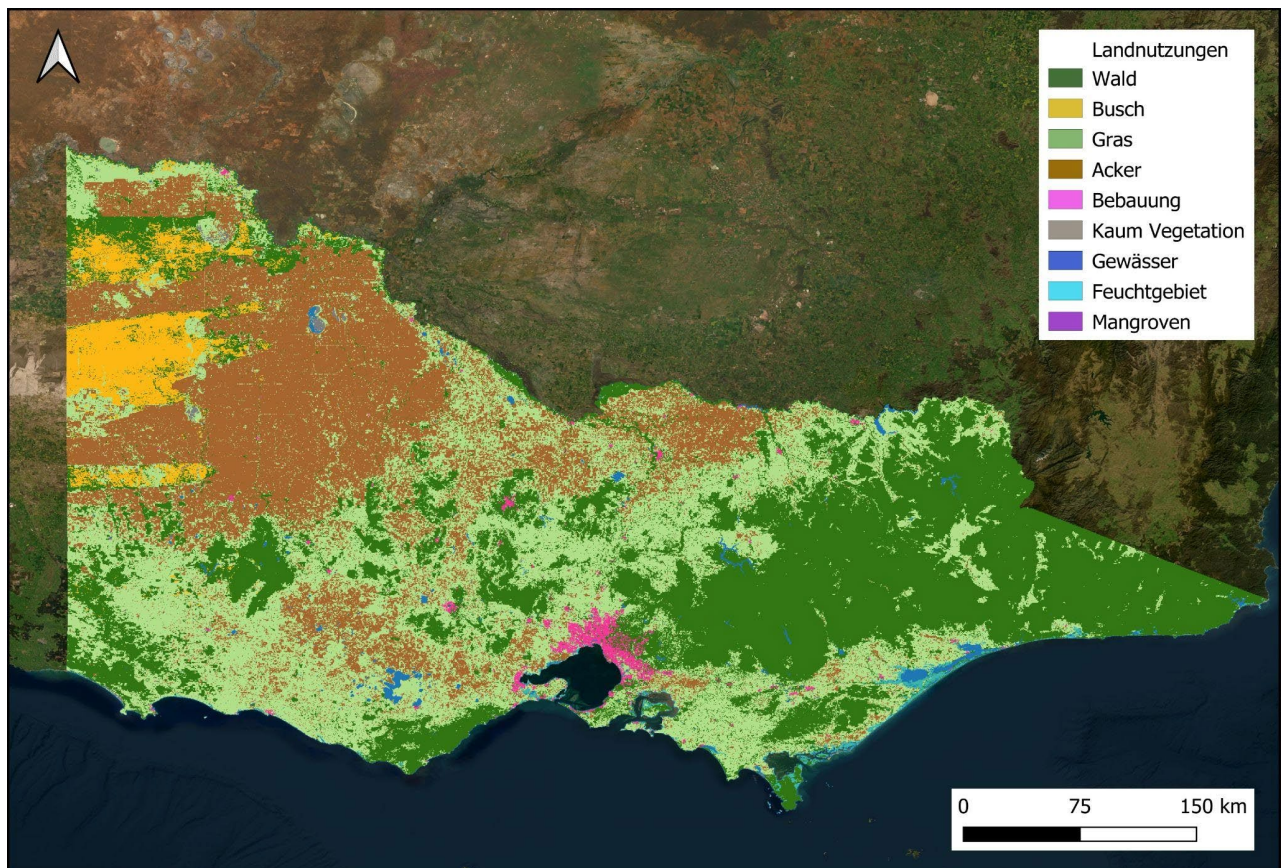


Abb. 4: Einteilung des Untersuchungsgebietes in 9 Landnutzungsklassen. Google Earth Engine (2023). Datensatz: ESA WorldCover 10m v200. Kartenhintergrund: Esri Satellite, Copyright © 2020 Esri und dessen Lizenzgeber. Alle Rechte vorbehalten.

- Victorian Alps auf den Gipfeln und Hochplateaus, charakteristisch für diese Bioregion sind subalpine Vegetationsgesellschaften bspw. aus der Familie Eucalyptus (nasser/kalter Flügel).
- Highlands - Southern Fall sind gekennzeichnet durch strauchige Trockenwälder und feuchte Wälder sowie kühltemperierte Regenwälder in den Tälern. Die Höhenlagen sind dominierend gekennzeichnet durch montane Waldgesellschaften.
- Highlands - Northern Fall weisen eine breite Amplitude an kleinräumigen

Vegetationsgesellschaften auf. Neben Hangwäldern und strauchigen Trockengebieten sind auch in den höheren Bereichen montane Trockenwälder und Heidewälder vertreten.

Auffällig bei der Betrachtung der Vegetation im Untersuchungsgebiet ist die breite Vielfalt an Eucalyptusarten, welche sich in nahezu jeder Bioregion den abiotischen Faktoren angepasst haben und typisierte Gesellschaften dort ausbilden. Die insgesamt vielfältig auftretenden Vegetationstypen in Victoria sind an Brandereignisse adaptiert und brauchen diese bspw. auch für eine Fortpflanzung über Samen sowie für die Freisetzung von Nährstoffen (Beadle 1981).

2.5 Verbrannte Flächen in Victoria seit 2002

Eine Übersicht über die von 2002 bis 2022 auftretenden Brände liefert die Abbildung 5. Dort ist insbesondere die hohe Konzentration an Brandereignissen im Great Dividing Range zu verzeichnen, was ebenfalls für die Bereiche der Buschregion im nordwestlichen Teil des Untersuchungsgebietes gilt. In den Regionen zwischen diesen konzentrierten Brandberei-

chen lassen sich hauptsächlich nur kleinräumige Brandereignisse in der Landnutzungs-kategorie Wald identifizieren.

Durch die Verschneidung der Landnutzungs-klassen mit den seit 20 Jahren auftretenden Brandereignissen ist erkennbar, dass die Landnutzungen Wald und Busch für die Analysezwecke dieser Studie sinnvoll sind und weiter untersucht werden. Außerdem wird auch die Landnutzungs-kategorie Gras weiterhin betrachtet, welche mit dem hohen Flächenanteil an der Gesamtfläche von Victoria begründet ist.

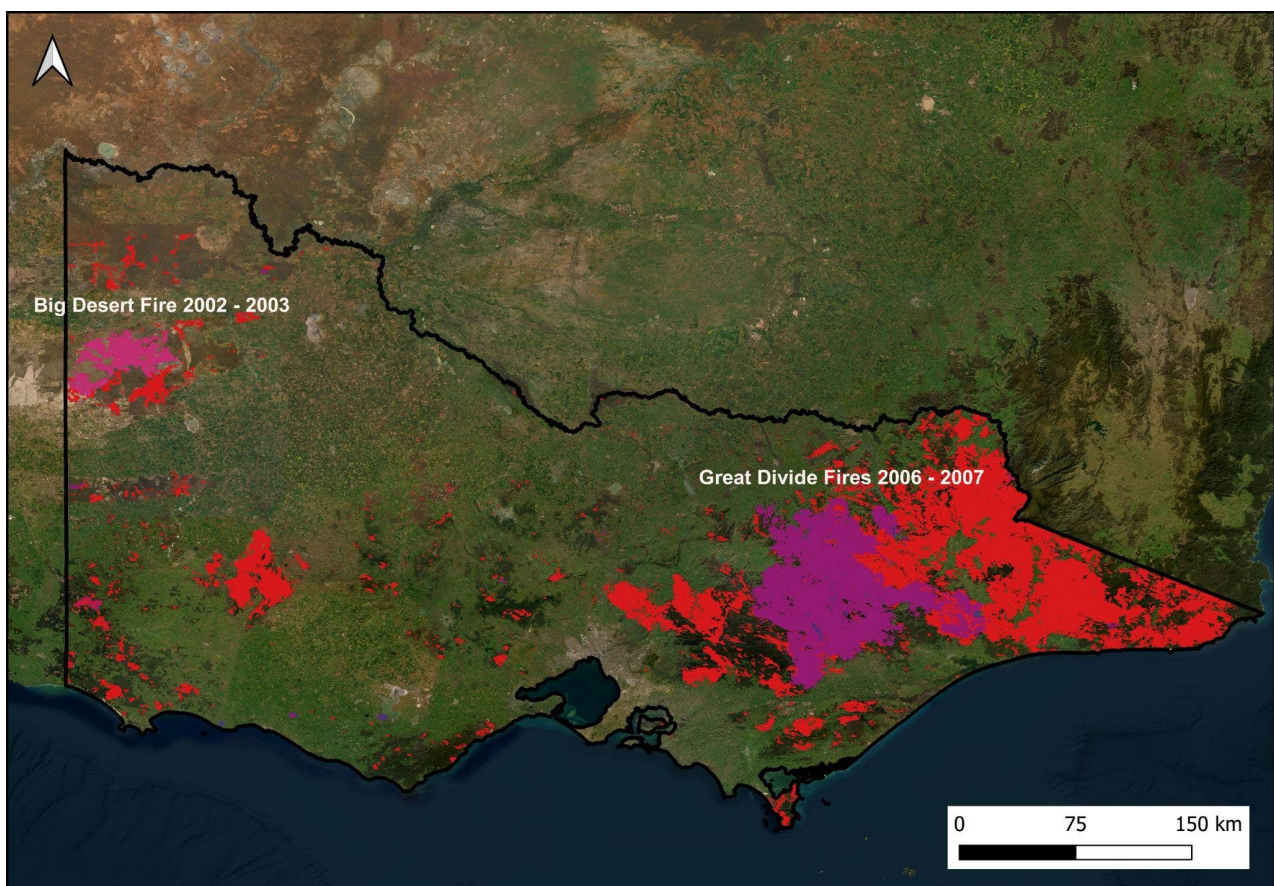


Abb. 5: Rot: Maximale Ausdehnung der Brandereignisse von 2002 bis 2022 im Untersuchungsgebiet. Pink: Maximale Ausdehnung des "Big Desert Fire" in den Jahren 2002/03. Lila: Maximale Ausdehnung der "Great Divide Fires" in den Jahren 2006/07. Google Earth Engine (2023). Datensatz: FireCCI51: MODIS Fire_cci Burned Area Pixel Product, Version 5.1. Kartenhintergrund: Esri Satellite, Copyright © 2020 Esri und dessen Lizenzgeber. Alle Rechte vorbehalten.

Aus der Literatur geht hervor, dass großflächige Brandereignisse in folgenden Zeiträumen in Victoria aufgetreten sind: 2002/03 “Big Desert Fire” sowie 2006/07 “Great Divide Fires” (State Government of Victoria 2023a). Die maximale Ausdehnung der beiden Brände ist in Abbildung 5 zu sehen. Nach dem AIDR (2022) beträgt die maximale Ausdehnung des “Big Desert Fire” 181.400 ha sowie für das “Great Divide Fires” mehr als 1.200.000 ha.

Die beiden großen Brandereignisse lassen sich außerdem anhand der Abbildung 6 verifizieren. Im Jahr 2002 hat die Landnutzungs-klasse Busch mit ca. 200.000 ha deutlich höhere Werte erreicht als in den darauffolgenden Jahren. Der “Great Divide Fires”-Komplex im

Jahr 2006 und 2007 hinterließ ca. 850.000 ha verbrannte Fläche in der Landnutzungs-klasse Wald, im darauffolgenden Jahr nochmals ca. 200.000 ha. Nur das Jahr 2003 weist einen ebenso hohen Wert auf.

Bei Betrachtung der darauffolgenden Jahre sind die Jahre 2009, 2013/14 und 2019/20 mit hohen Anteilen an verbrannter Fläche zu erwähnen. Verglichen mit Wald und Busch sind die Brände in der Landnutzungs-klasse Gras kleinräumiger und lokaler, aufgrund der Heterogenität dieser Landnutzungs-klasse im Untersuchungsgebiet. Im Jahr 2011 brannte beispielsweise eine Fläche von lediglich ca. 40.000 ha an Grasbestand auf lokalen kleinräumigen Flächen.

Die detektierten Brandereignisse (s. Abb. 5) in den Jahren 2002/03 für die Landnutzungs-klasse

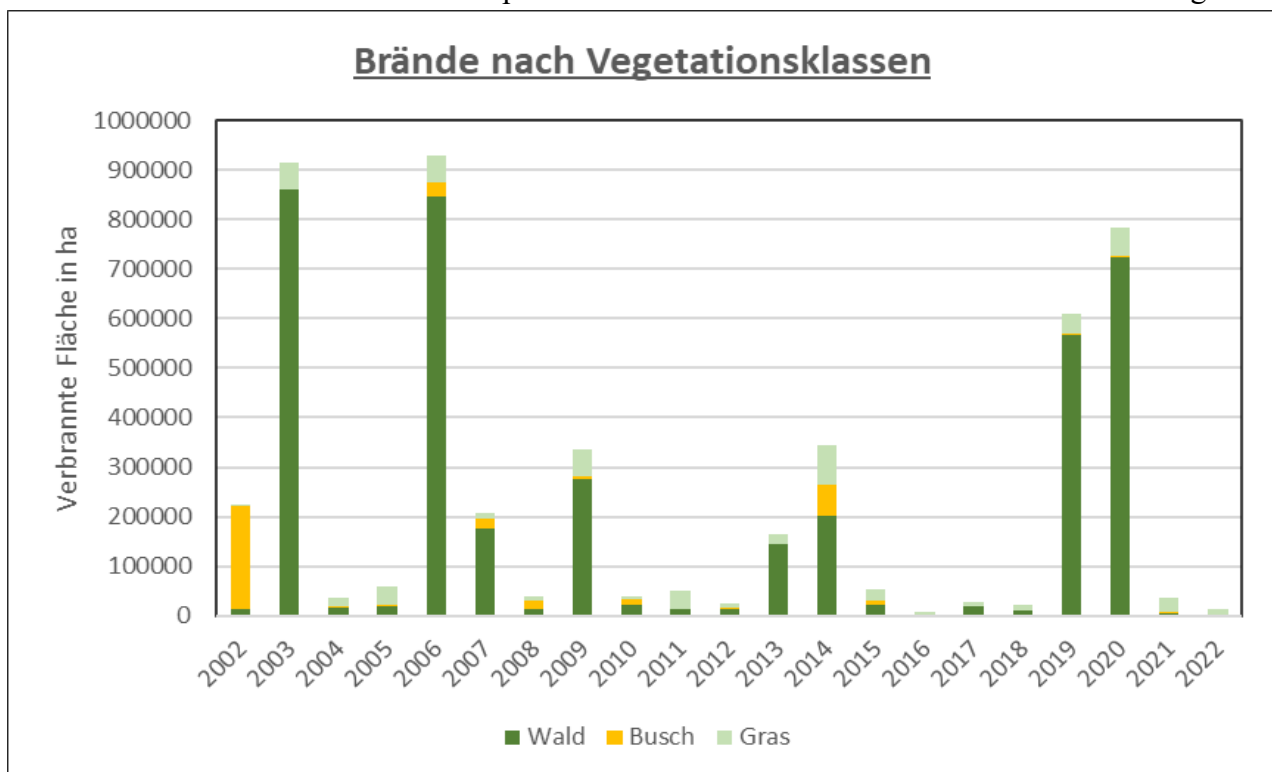


Abb. 6: Verbrannte Fläche in ha (y-Achse) aufgeteilt in die Landnutzungs-klassen Wald, Busch und Gras über 20 Jahre (x-Achse). Google Earth Engine (2023). Datensatz: FireCCI51: MODIS Fire_cci Burned Area Pixel Product, Version 5.1 und ESA World-Cover 10m v200.

Busch und 2006/07 für die Landnutzungs-
klasse Wald werden in den nachfolgenden
Analyseschritten für die Vegetationsregenera-
tion weiterhin betrachtet, da sie eine hohe Ein-
wirkung auf die jeweilige Landnutzungs-
klasse hatten.

3 Methoden und Datengrundlagen

Um die Vegetationsentwicklung auf ehemali-
gen Brandflächen innerhalb unterschiedlicher
Vegetationsbestände zu untersuchen, wurde
größtenteils auf den cloudbasierten Code Edi-
tor der Google Earth Engine zurückgegriffen.
Dieser ermöglicht es, eine Vielzahl von unter-
schiedlichen Datensätzen zu nutzen. Zudem
bietet dies die Möglichkeit, große Datenmen-

gen zu bearbeiten und komplexe Berechnungen
durchzuführen. Zur besseren Visualisierung wur-
den die in der Google Earth Engine generierten
Daten mit Hilfe eines Tabellenkalkulationspro-
gramms (Excel) sowie einem Geographischen
Informationssystem (GIS) grafisch aufbereitet.
In der folgenden Tabelle sind alle genutzten Da-
tensätze aufgelistet (Tab. 1).

Um die Vegetationsregeneration in unterschied-
lichen Vegetationsbeständen auf ehemaligen
Brandflächen zu untersuchen, wurde der NDVI
als Vegetationsindex ausgewählt.

Dieser Index zur Bestimmung der Pflanzenvita-
lität errechnet sich aus dem Verhältnis des von
der Pflanze reflektierten roten sowie nahen infra-
roten Anteil des Spektrums wie folgt:

$$NDVI = \frac{NIR - ROT}{NIR + ROT}$$

Tab. 1: Verwendete Datensätze aus der GEE in dieser Studie (Eigene Darstellung 2023).

Datensatz	Räumliche Auf- lösung	Zeitliche Auflösung	Aufnahmezeitraum des Datensatzes
FireCCI51: MODIS Fire_cci Burned Area Pixel Product, Version5.1	250m	monatlich	01.01.2001-01.12.2020
MODIS/MCD43A4_006_NDVI	463m	täglich	24.02.2000-10.02.2023
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	30m	8 Tage	18.03.2013-19.06.2023
CGIAR/SRTM90_V4	90m	-	11.02.2000-22.02.2000
MODIS/006/MOD11A2	1.000m	8 Tage	18.02.2000-09.11.2022
ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY	11.132m	monatlich	01.01.1981-01.03.2023
ESA WorldCover 10m v200	10m	-	01.01.2021-01.01.2022
FAO/GAUL_SIMPLIFIED_500m/2015/level1	500m	-	19.12.2014
UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY	5566m	täglich	01.01.1981-heute

Da es sich bei dem infraroten Spektrum um einen für das menschliche Auge nicht sichtbaren Wellenlängenbereich handelt, werden diese Reflexionen durch bestimmte Sensoren erfasst und gemessen. Dabei können Werte zwischen -1 und 1 gemessen werden. Negative Werte sind ein Anzeichen für eine geringe photosynthesische Aktivität (kranke oder kaum Vegetation), positive wiederum Anzeichen für eine hohe photosynthetische Aktivität der Vegetation. Zudem schreiben Sharma et al. (2023:209), dass sich dieser Index besonders gut für die Detektierung von Brandflächen eignet, da bei solchen Ereignissen die NDVI-Werte besonders stark schwanken. Anhand dieser Eigenschaft sollen die weiteren Untersuchungen durchgeführt werden.

Allerdings gibt es je nach verwendeten Sensor Unterschiede hinsichtlich der gemessenen NDVI-Werte. So beschreiben Huang et al. (2021:4), dass gemessene NDVI-Werte von Waldbeständen in einem Wertebereich von 0,3 und 0,85 liegen. Als Grund für diese starke Abweichung werden die jeweiligen Aufnahmekanäle der Satelliten genannt, die sich (wenn auch nur minimal) in ihren Wellenlängenbereichen unterscheiden. Die für diese Arbeit genutzten MODIS Datensätze (Moderate Resolution Imaging Spectrometers) sind auf den beiden Satelliten Terra und Aqua verbaut, welche die Erde in einer sonnensynchronen Umlaufbahn auf einer Höhe von 705 km umkreisen. Insgesamt besitzen diese jeweils 36 spektrale Kanäle, die den reflektierten Anteil

des Lichts messen. Dabei wird ein Wellenlängenbereich von 0,405 bis 14,385 μm abgedeckt (Justice et al. 2002:4). Der für die Messung des NDVIs relevante rote Teil des Spektrums wird auf dem ersten Band (620 - 670 nm) gemessen. Der infrarote Teil des Spektrums wird auf dem zweiten Band (841 - 876 nm) gemessen (Huete et al. 2002:201).

Das in Abbildung 7 dargestellte Workflow-Diagramm stellt die durchgeführten Arbeitsschritte grafisch dar. Parallel dazu werden im weiteren Verlauf des Kapitels die jeweiligen Herangehensweisen näher erläutert.

Zunächst wurden mit Hilfe des Landcover-Datensatzes (ESA WorldCover 10m v200) die Landnutzungsklassen im Gras-/ Busch- und Waldflächen unterteilt und auf das Untersuchungsgebiet zugeschnitten (s. Abb. 4). Darauf aufbauend wurde für jede Landnutzungsklasse eine Referenzperiode erstellt. Diese Referenzperioden wurden auf Grundlage des MODIS Datensatzes (MODIS/MCD43A4_006_NDVI) innerhalb des Beobachtungszeitraumes (2002 - 2022) berechnet und stellt die saisonale Schwankung der NDVI-Werte innerhalb eines Jahres für jede Landnutzungsklasse dar. Diese saisonalen Schwankungen dienen dazu, mögliche vegetationspezifische Schwankungen vor dem Hintergrund der Brandjahreermittlung zu validieren. Des Weiteren sollen diese Daten im späteren Verlauf der Arbeit dazu genutzt werden, um die zeitliche Regeneration auf den ausgewählten Brandflächen zu validieren. Zudem war es aufgrund der

bereits vorprozessierten Daten nicht weiter notwendig mögliche Störfaktoren wie Wolkenbedeckung oder Schatten herauszurechnen. Es konnte direkt auf das vorhandene NDVI-Band zugegriffen werden.

Im nächsten Schritt galt es, für jede Vegetationsklasse potenzielle Brandereignisse im Untersuchungszeitraum zu ermitteln. Dafür wurde der MODIS Datensatz (MODIS/MCD43A4_006_NDVI) genutzt, um für jede Landnutzungsklasse eine NDVI-Langzeitreihe zu erstellen. Diese NDVI-Langzeitreihen stellen absolute NDVI-Messwerte über den zuvor definierten Beobachtungszeitraum von 20 Jahren dar. Anhand dieser lassen sich bestimmte Schwankungen (sowohl positiv als auch negativ) im Verlauf des Beobachtungszeitraumes detektieren. Werteentwicklungen, welche plötzlich auftreten und starke negative Ausbrüche aufweisen, können zunächst als Anomalie innerhalb der Zeitreihe interpretiert werden, an denen ein mögliches Brandereignis stattgefunden haben könnte. Um diese Anomalien als wirkliche Brandereignisse identifizieren zu können, wurde daraufhin mit dem MODIS/006/MCD64A1 Datensatz die verbrannte Fläche für jede Landnutzungsart in Hektar berechnet. Als Resultat erhält man die jährliche Verteilung der verbrannten Flächen (von 2002 - 2022) in Abhängigkeit der jeweiligen Vegetationsarten (siehe Abb. 6). Kombiniert man diese Ergebnisse miteinander, so können eindeutige Brandjahre innerhalb des Beobachtungszeitraumes klassifiziert werden.

Diese Brandereignisse wurden zudem graphisch mittels des ESA/FireCCI51 Datensatzes dargestellt, um die räumliche Lage sowie die Ausdehnung der Brandereignisse besser nachvollziehen zu können (Abb. 5).

Für die Untersuchung der Vegetationsregeneration wird auf Grundlage des MODIS/MCD43A4_006_NDVI-Datensatzes die räumliche Entwicklung der NDVI-Werte auf den zuvor definierten Brandflächen für bestimmte Brandjahre mittels des Differenz-NDVI ermittelt. Dafür wird ein NDVI-Wert für das zuvor ausgewählte Brandjahr und ein NDVI-Wert für das Folgejahr bestimmt. Dabei bleibt die betrachtete Brandfläche gleich, um Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Lediglich der Beobachtungszeitraum ändert sich. Um den Differenz-NDVI zu erhalten, werden die beiden NDVI-Werte voneinander abgezogen. Der so errechnete Differenz-NDVI sagt aus, wie sich die Vegetation auf den Flächen entwickelt hat und stellt diese Entwicklung differenziert auf der Fläche dar. Positive Werte definieren eine positive NDVI-Entwicklung zwischen Brand- und Folgejahr und negative Werte stellen wiederum eine negative Entwicklung dar.

Um die Vegetationsregeneration auch auf der zeitlichen Skala zu untersuchen wird analysiert, wie lange es dauert, bis die NDVI-Werte nach dem Brandereignis wieder den Ausgangswert erreicht haben, der bei den Landnutzungsklassen vor dem Brand gemessen wurden.

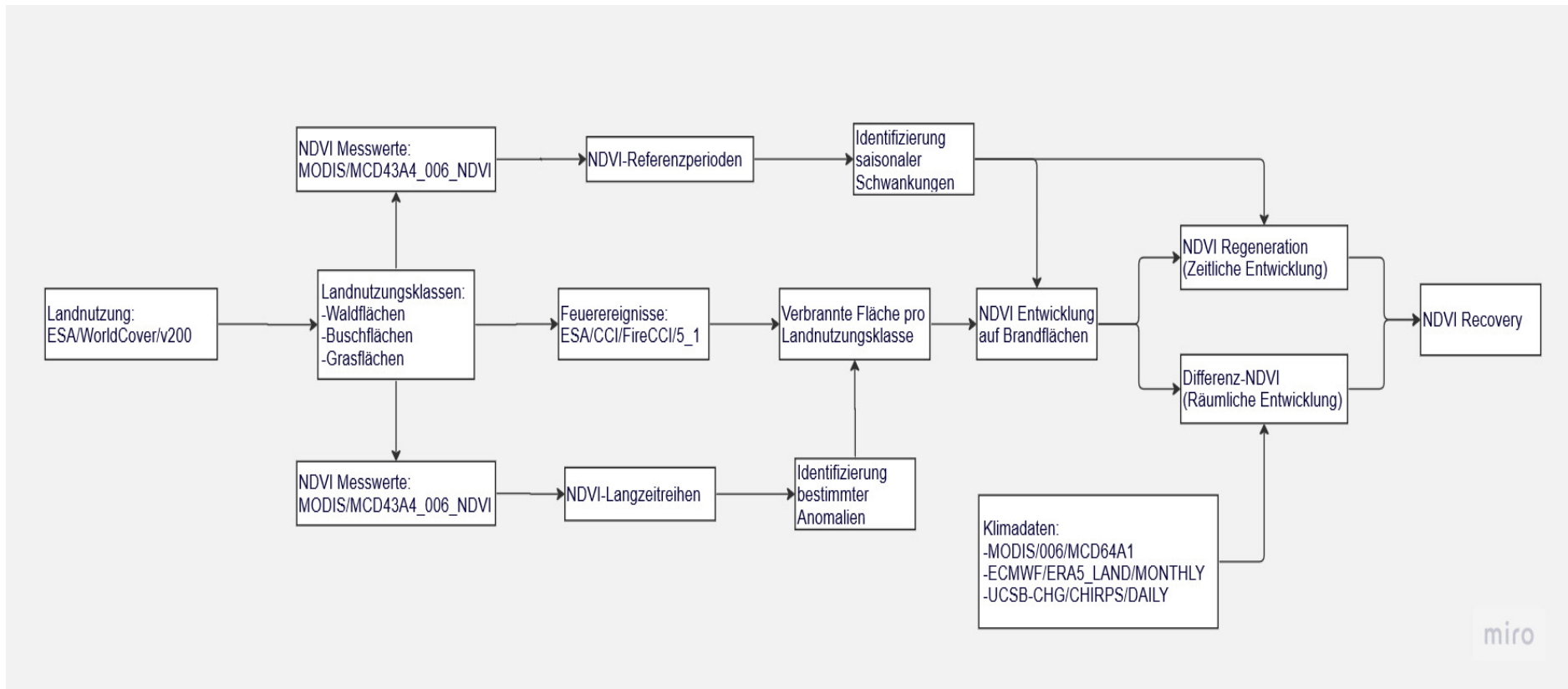


Abb. 7: Überblick über den Arbeitsvorgang dieser Studie.

4 Saisonale und zeitliche Entwicklung des NDVI nach Landnutzung

Nachdem die methodische Vorgehensweise zur zeitlichen Bestimmung der Brände und der Regeneration der Vegetation beschrieben und veranschaulicht wurde, folgt in diesem Kapitel die Ergebnisfindung. Dabei wird zunächst die saisonale Schwankung der vegetativen Klassen (Gras, Busch und Wald) dargestellt und anschließend wird mittels einer NDVI-Zeitreihe der genaue Zeitpunkt der Brände bestimmt. Nachdem der genaue Zeitpunkt der Brände bestimmt wurde, erfolgt die zeitliche Analyse der Regenerationszeiten der unterschiedlichen Vegetationsklassen. Nach der zeitlichen Analyse der Regenerationszeiten werden die Brandzeiten sowie die Regenerationszeiten in einen Kontext zu den vorherrschenden klimatischen Bedingungen gesetzt und deren Einfluss untersucht.

4.1 Saisonalität der Vegetation

Bevor eine Betrachtung der vegetativen Entwicklung in einer Zeitreihe von 20 Jahren (2002-2022) erfolgt, wird zunächst der gemittelte NDVI über den gleichen Zeitraum pro Tag in der GEE berechnet, um die Saisonalität der Vegetation im Untersuchungsgebiet (Victoria) zu analysieren. In Abbildung 8 sind die Ergebnisse der Berechnung dargestellt. Der Mittelwert für die Zeitreihe wurde für die drei Landnutzungsklassen Gras, Busch und Wald ermittelt.

Die Ergebnisse in Abbildung 8 zeigen saisonale Schwankungen für alle drei gewählten vegetativen Landnutzungsklassen. Die Klasse Gras hat dabei die höchsten saisonalen Schwankungen im NDVI mit einer Schwankungsbreite von 0,35 bis 0,7. Im Februar sind dabei die geringsten Werte zu beobachten, dann kommt es zu einem Anstieg, bis ein Hoch zwischen September und Oktober erreicht wird. Nachdem das saisonale Hoch erreicht wurde, folgt eine im Verhältnis zur Zunahme der Biomasse zeitlich schnellere Abnahme der Biomasse.

Während der jährliche NDVI-Verlauf von Gras in der Referenzperiode eine hohe Amplitude mit zeitlich schnellen Abnahmen und Zunahmen der NDVI-Werte aufweist, zeigt sich für die Landnutzungsklassen Busch und Wald ein anderer Verlauf in Abbildung 8. Die NDVI-Entwicklung Busch und Wald läuft nahezu parallel zueinander. Allerdings weist die Klasse Busch eine höhere Amplitude (0,3-0,45) auf als die der Klasse Wald (0,6-0,72). Im Gegensatz zu der Amplitude der Klasse Gras (0,35-0,7) scheinen die Amplituden dennoch gering. Der zeitliche Verlauf der Zu- und Abnahme der Biomasse für Wald und Busch unterliegt denselben jahreszeitlichen Schwankungen. Es kommt zu einer Zunahme ab Februar, das saisonale Hoch wird im Juni erreicht und anschließend nehmen die NDVI-Werte wieder ab.

In Kapitel 2 wurde ein Klimadiagramm für das Untersuchungsgebiet erstellt. Das Diagramm zeigt für die Monate von November bis Februar hohe Temperaturen und geringe Niederschläge und für die Monate März bis Juni eine Abnahme der Temperatur bis zum Tiefpunkt im Monat Juli sowie verhältnismäßig hohe Niederschläge in Victoria. Daraus

Schwankung für die Grasflächen deutlich höher ausfällt als die der anderen beiden Klassen Busch und Wald. Der Anstieg der Biomasse erfolgt insbesondere für Busch und Wald mit der Abnahme der Temperatur und der Zunahme der Niederschläge. Für die Landnutzungs-kategorie Gras kommt es zu einem Anstieg der Biomassen mit steigenden Niederschlagsmengen und abfallen-

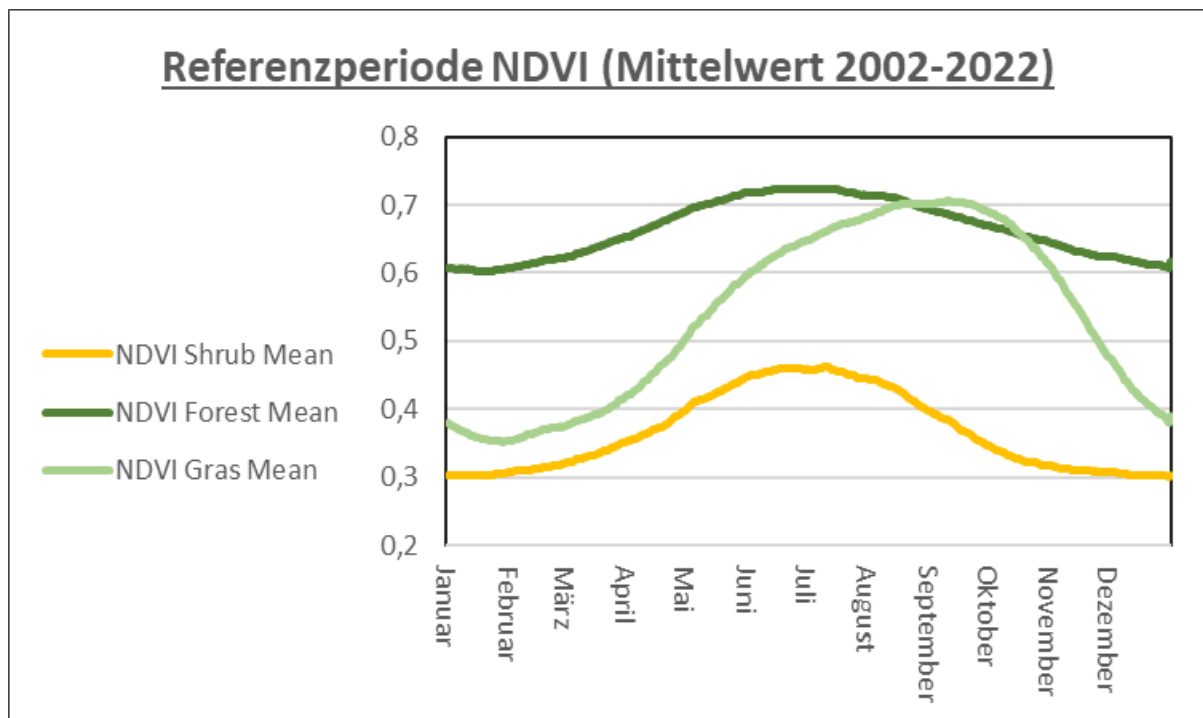


Abb. 8: Mittlerer NDVI über die Referenzperiode von 20 Jahren in Victoria. Google Earth Engine (2023). Datensatz: MODIS/MCD43A4_006_NDVI.

ergibt sich, dass die Zunahme der Biomasse mit der Abnahme der Temperaturen und der Zunahme der Niederschläge erfolgt und es zu einer Abnahme der Biomasse in allen drei Klassen bei steigenden Temperaturen und abnehmenden Niederschlägen kommt.

Insgesamt ergibt sich damit eine Saisonalität für alle drei Landnutzungs-klassen (Gras, Busch und Wald), wobei die saisonale

den Temperaturen, wobei die Zunahme und Abnahme der Biomasse einen ähnlichen zeitlichen Verlauf nimmt, wie die der Niederschläge. Hingegen erfolgt die Zu- und Abnahme der Biomasse von Busch und Wald entgegengesetzt des jahreszeitlichen Temperaturverlaufs.

4.2 *Zeitreihe für die Vegetationsentwicklung nach Landnutzungsklassen*

Anschließend an die Betrachtung der saisonalen Entwicklung der drei gewählten Landnutzungsklassen für die gemittelten Werte der Referenzperiode erfolgt in diesem Kapitel die Darstellung und Analyse der NDVI-Entwicklung über die gewählte 20 Jahresperiode in einer Zeitreihe. Mithilfe der Zeitreihe über 20 Jahre können Extremereignisse herausgefiltert werden, um in den anschließenden Kapiteln Zusammenhänge zwischen den klimatischen Verhältnissen zum Zeitpunkt des Extremereignisses zu finden und den Einfluss der klimatischen Verhältnisse auf das Extremereignis herauszufinden.

4.2.1 *NDVI-Zeitreihe von 2002 bis 2022 für Grasflächen*

In Abbildung 9 ist die NDVI-Entwicklung der Grasflächen über den Zeitraum von 2002 bis 2022 dargestellt. Die Amplitude sowie die Frequenz der NDVI-Zeitreihe zeigt, wie bereits die NDVI-Zeitreihe der Referenzperiode in Abbildung 8, eine hohe Saisonalität und schwankende NDVI-Werte. Starke Abweichungen eines Jahres in den Hoch- und Tiefwerten lassen sich kaum identifizieren. Lediglich in den Jahren 2003 und 2007 erreichte der NDVI-Werte unterhalb von 0,3 und zeigt Tendenzen eines Brandes auf. Die geringen NDVI-Werte decken sich mit den in der Literatur ausgewiesenen Zeiträumen von Bränden

aus Kapitel 2. Die NDVI-Werte für den Zeitraum von 2019 bis 2020 erreichen keine Werte unterhalb von 0,3.

Ein weiteres besonderes Ereignis scheint zwischen den Jahren 2010 bis 2012 gewesen zu sein. Der NDVI ist entgegen seiner Saisonalität, speziell im Jahr 2011, ungewöhnlich hoch. Aus Abbildung 6 geht hervor, dass im Jahr 2011 insbesondere Grasflächen gebrannt haben. Aufgrund der geringen Abweichung des NDVI in den aus der Literatur entnommen Zeiträumen zu anderen Referenzjahren, scheint eine zeitliche Bestimmung eines Brandzeitraumes mittels des NDVI bei Grasflächen nur geringfügig möglich.

4.2.2 *NDVI-Zeitreihe von 2002 bis 2022 für Buschflächen*

Anschließend erfolgt die Betrachtung der NDVI-Zeitreihe und deren Entwicklung für die Buschflächen im Untersuchungsgebiet. Dafür wurde mittels eines MODIS-Datensatzes (Tab. 1) der NDVI für die Buschflächen im Untersuchungsgebiet ermittelt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 9 dargestellt. Der NDVI der Buschflächen schwankt dabei deutlich geringer, als die Zeitreihe für die Grasflächen und erreicht Minimalwerte von knapp 0,25 sowie Maximalwerte von knapp 0,55. Die Brandzeiträume von 2002 bis 2003 und 2006 bis 2007 lassen sich in der NDVI-Zeitreihe der Buschflächen besser ermitteln, als es für die Grasflächen der Fall war. Allerdings lassen sich auch hier Extremereignisse im Mini-

malbereich nur schwierig über die NDVI-Zeitreihe bestimmen und Rückschlüsse auf Brandereignisse zu. Die Regeneration der Vegetation nach dem Brandereignis von 2002 bis 2003 wird im nachfolgenden Kapitel 4.2.3. genauer betrachtet.

Des Weiteren erscheint der Zeitraum von 2010 bis 2012 mit verhältnismäßig hohen NDVI-Werten für die Minimalwerte sowie für die Maximalwerte erneut durch besondere Einflussfaktoren geprägt wird und daher in Kapitel 6 nochmals mit den klimatischen Verhältnissen abgeglichen wird. Der Brandzeitraum von 2019 bis 2020 lässt sich aus der vorliegenden NDVI-Zeitreihe aufgrund besonders geringer NDVI-Werte für diesen Zeitraum nicht entnehmen.

4.2.3 NDVI-Zeitreihe von 2002 bis 2022 für Waldflächen

Nachdem die NDVI-Entwicklung von Gras und Busch beschrieben und untersucht wurde, folgt schlussendlich die Betrachtung der NDVI-Zeitreihe für die Landnutzungs-kategorie Wald, welche in Abbildung 9 dargestellt ist. Die NDVI-Werte liegen auf einem höheren Niveau, als es bei der Landnutzungs-kategorie Busch der Fall war. Die Maximalwerte erreichen Werte von über 0,8 und im Minimum werden Werte von knapp 0,5 erreicht. Somit stellt sich erneut eine geringere Saisonalität der NDVI-Werte für Wald heraus als für die anderen beiden Klassen. Demnach lassen sich

Extremereignisse, wie die Brandereignisse von 2002 bis 2003, 2006 bis 2007 und 2019 bis 2022, besser aus der NDVI-Zeitreihe ablesen.

In diesen Jahren sinken die NDVI-Werte deutlich und liegen unterhalb der anderen Minimalwerte in der Zeitreihe und stellen somit ein Extremereignis für die vorliegende Vegetation dar. Außerdem sind wieder die vergleichsweise hohen NDVI-Werte, welche auch in den anderen beiden Klassen zu beobachten waren, zwischen den Jahren 2010 bis 2012 zu beobachten. Eine weitere Untersuchung der Klimadaten zu diesem Zeitpunkt erfolgt daher im Kapitel 6, da die hohen NDVI-Werte möglicherweise auf besondere klimatische Verhältnisse zurückzuführen sind, welche dazu führen, dass sich die Biomasse auf einem hohen Niveau hält und sich nicht derart verhält, wie in der Referenzperiode (Abb. 8). Durch die Betrachtung dieses Zeitraumes können Rückschlüsse auf das Verhalten der Regeneration der Vegetation nach Brandereignissen gezogen werden.

Insgesamt ergeben sich damit diverse und unterschiedliche Ergebnisse nach der Betrachtung der NDVI-Zeitreihen von Gras, Busch und Wald. Die Zeitreihen zeigen dieselben Tendenzen und Verläufe auf, wobei die Zeitreihe für die Grasflächen durch eine hohe Saisonalität und einen hohen Schwankungsverlauf geprägt ist und sich Extremereignisse nur geringfügig aus der NDVI-Zeitreihe ableiten lassen. Ähnliches gilt für die NDVI-Zeitreihe der Landnutzungs-kategorie Busch, auch wenn diese durch einen deutlich geringeren

Wertebereich geprägt ist. Die NDVI-Zeitreihe für Buschflächen erlaubt nur eine geringfügig bessere Ableitung von Extremereignissen im Minimalbereich der NDVI-Werte. Hingegen können Extremereignisse, die zu einer Abnahme der Biomasse im gewählten Gebiet führen, für die Landnutzungsklasse Wald ermittelt werden. Die Zeiträume für Brandereignisse aus der Literatur und die extremen Minimalwerte stimmen dabei überein, sodass scheinbar insbesondere eine historische Auswertung der Regeneration nach Waldbränden in Victoria über die NDVI-Zeitreihe möglich ist.

5 Räumliche und zeitliche Regeneration der Vegetation nach Brandereignissen

5.1 Räumliche Regeneration von Busch- und Waldflächen

Im folgenden Kapitel werden zwei ausgewählte Brandereignisse in zeitlicher und räumlicher Auflösung betrachtet. Es wurde ein Brandereignis exemplarisch für Buschflächen ausgewählt und ein weiteres für Waldflächen. Für die Buschflächen wurde das “Big Desert Fire” in dem Zeitraum 2002 bis 2003 gewählt und für die Waldflächen die “Great Divide Fires” von 2006 bis 2007, welche räumlich in Abbildung 5 und 10 dargestellt sind. Für die Grasflächen konnte aufgrund des heterogenen und räumlich diversen Auftretens im Untersuchungsgebiet (Kapitel 2) keine

großräumige Brandfläche ermittelt werden. Eine noch kleinere räumliche Einteilung könnte nur schwierig mit den Klimadaten abgeglichen werden. Außerdem konnte bei der Betrachtung der NDVI-Zeitreihen von Grasflächen keine längere Regenerationszeit durch Brandereignisse (beispielsweise 2011) nachgewiesen werden. Dies könnte zum einen mit den hohen saisonalen Schwankungen zusammenhängen, zum anderen auch mit dem generell schnellen Aufbau von Biomasse auf Grasflächen. Daher erfolgt in diesem Kapitel keine weitere Betrachtung der Regenerationszeit von Grasflächen nach Brandereignissen.

Die in Abbildung 10 dargestellten NDVI-Differenzen zeigen die räumliche Regeneration der Busch- bzw. Waldflächen nach einem Jahr nach Auftreten des jeweiligen Brandereignisses (2002-2003 bzw. 2006-2007). Rötlich gefärbte Flächen zeigen dabei eine Abnahme der Vegetation nach den Brandereignissen und bläuliche Flächen eine Zunahme der Vegetation. Für eine weitere Untersuchung der einzelnen Brandflächen erfolgt zunächst die Betrachtung des “Big Desert Fire” und anschließend des “Great Divide Fires”. Aus Abbildung 10 kann eine negative NDVI-Entwicklung besonders für die Außenbereiche der Brandfläche des Buschbrandes identifiziert werden. Allerdings bewegt sich die negative NDVI-Entwicklung auf einem sehr geringen Niveau, welche vernachlässigbar erscheint. Hingegen haben sich die Regionen nach dem Brandereignis im inneren Bereich des Gebietes positiv entwickelt.

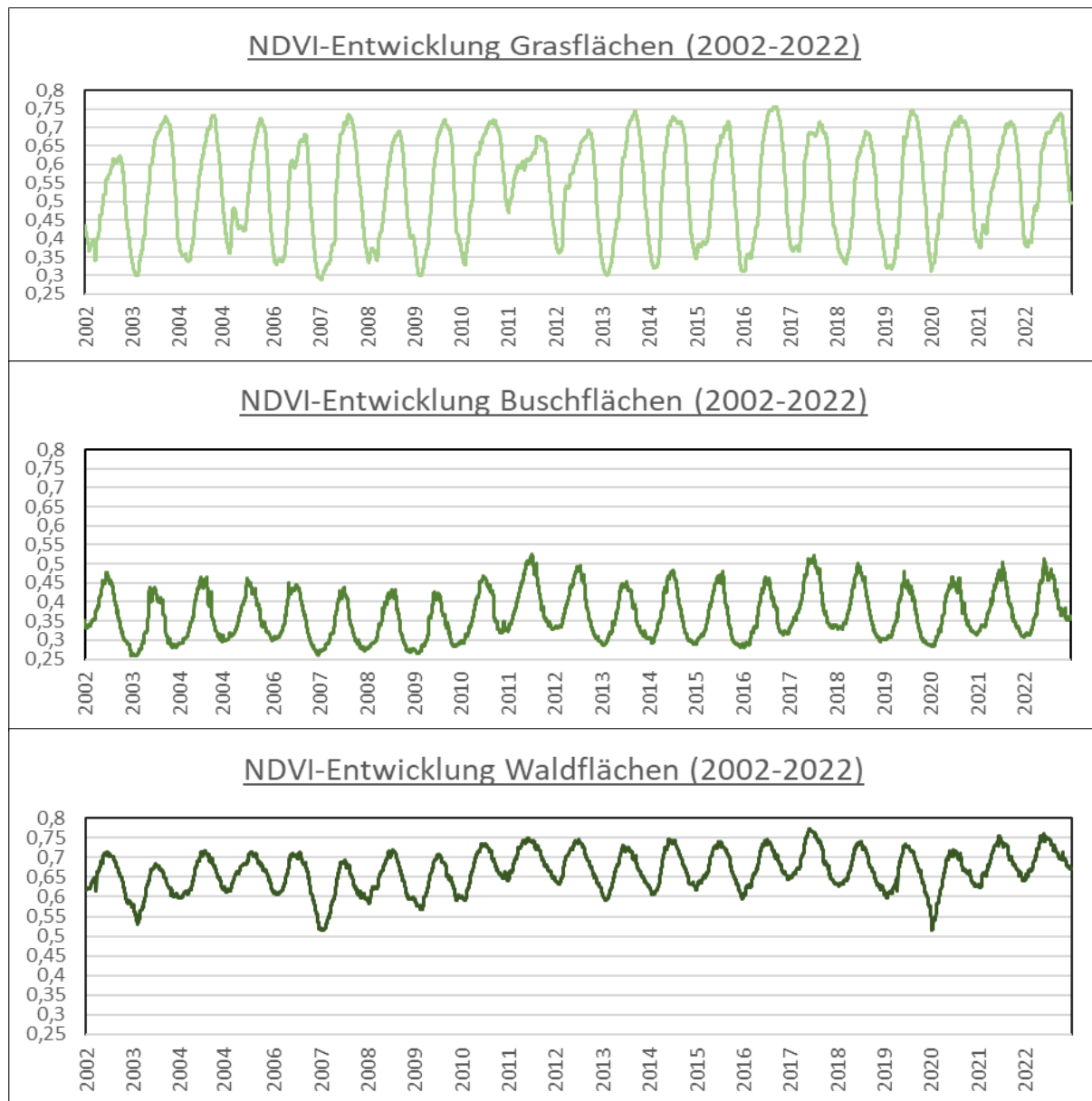


Abb. 9: NDVI-Entwicklung für Gras-, Busch- und Waldflächen in Victoria. Google Earth Engine (2023). Datensatz: MODIS/MCD43A4_006_NDVI.

Für das Gebiet der “Great Divide Fires” zeigt sich eine höhere Zunahme der NDVI-Werte in den Waldgebieten, im Vergleich zu den bereits beschriebenen Buschflächen. Die Regeneration der Vegetation scheint zwar innerhalb eines Jahres höher zu sein, allerdings sollte beachtet werden, dass die NDVI-Werte nach Brandereignissen in Waldgebieten stärker abnehmen als bei Buschflächen (Kapitel 4.2)

und eine schnellere Zunahme von NDVI-Werten somit nicht zwangsläufig zu einer schnelleren Re-generation der Waldgebiete führt. Die negative NDVI-Entwicklung ist nach dem Abgleich des DGM (Abb. 1) besonders in den Höhenlagen des Gebirges zu verordnen, während positive Entwicklungen besonders in den Tiefenlagen zu beobachten sind.

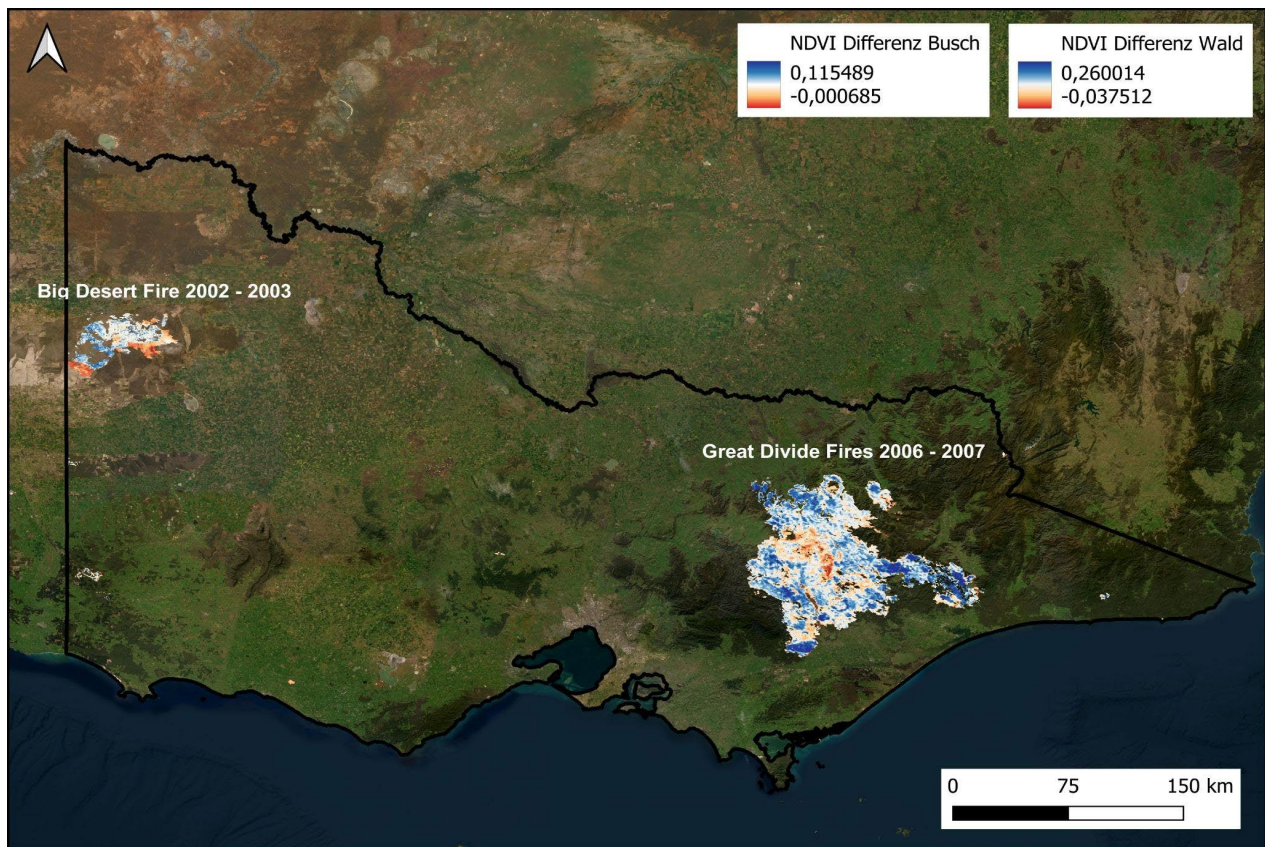


Abb. 10: NDVI-Differenz für ausgewählte Wald- und Buschflächen. Google Earth Engine (2023). Datensätze: MODIS/MCD43A4_006_NDVI, FireCCI51: MODIS Fire_cci Burned Area Pixel Product, Version 5.1. Kartenhintergrund: Esri Satellite, Copyright © 2020 Esri und dessen Lizenzgeber. Alle Rechte vorbehalten.

Ein weiterer Grund für die stärkere Zunahme von Biomasse in den Waldgebieten könnten die unterschiedlichen klimatischen Verhältnisse in den beiden Gebieten sein. Während das Gebirge ein feuchteres und kälteres Klima aufweist, ist das Gebiet des “Big Desert Fire” durch ein trockeneres und wärmeres Mesoklima geprägt. Möglicherweise fördert somit ein feuchteres und kühleres Klima den Aufbau von Biomasse und ermöglicht damit eine bessere Regenerationszeit. In Kapitel 6 erfolgt daher eine weitere Betrachtung des Einflusses der klimatischen Verhältnisse auf

den Aufbau von Biomasse und die Regenerationszeit der Biomasse nach Brandereignissen.

5.2 Zeitliche Vegetationsregeneration von Busch- und Waldflächen

Nachdem die räumliche und zeitliche Regeneration nach einem Jahr von den Busch- und Waldflächen in den beiden ausgewählten Gebieten erfolgt ist, wird in diesem Kapitel eine längere Zeitreihe der NDVI-Entwicklung betrachtet. Dafür wurde für Busch und Wald jeweils ein Zeitraum von drei Jahren gewählt. In Abbildung 11 und 12 sind die jeweiligen Zeiträume und deren NDVI-Verlauf sowie der gemittelte NDVI-Ver-

lauf über den Zeitraum von 2002 bis 2022 dargestellt. Der gemittelte NDVI der Referenzperiode (Abb. 8) wurde somit für die jeweilige Klasse in eine Zeitreihe gesetzt und bildet damit die Bewertungsgrundlage für eine regenerierte Vegetationsfläche. Die NDVI-Zeitreihe zeigt dabei die Entwicklung der in Abbildung 10 dargestellten exemplarischen Gebiete für Busch- und Waldflächen.

5.2.1 Regeneration von Buschflächen exemplarisch am “Big Desert Fire”

In Abbildung 11 ist die NDVI-Entwicklung von 2002 bis 2005 im Verhältnis zur Referenzperiode dargestellt. Aus der Abbildung kann entnommen werden, dass die NDVI-Werte in den warmen Monaten von November bis Januar aufgrund eines Brandereignisses deutlich abnehmen und der NDVI vor dem

Brandereignis ungefähr der gemittelten Referenzperiode entsprach und sich somit auf einem normalen Niveau befand.

Unmittelbar nach dem Brandereignis (Anfang 2003) liegen die NDVI-Werte um 0,1 unterhalb der Kurve der Referenzperiode. Somit kann daraus geschlossen werden, dass das Brandereignis “Big Desert Fire” zu einer Abnahme der Biomasse im gewählten Gebiet geführt hat. Nach dem Brandereignis erholt sich die Vegetation auf-grund der saisonalen Schwankungen, welche in Kapitel 4.2.2 dargestellt wurden, zunächst nicht. Allerdings befinden sich die saisonalen Minimalwerte des NDVI zu diesem Zeitpunkt auf einem geringen Niveau. Während der saisonalen Zunahme von Biomasse erholen sich die NDVI-Werte und nehmen mit dem weiteren Verlauf wieder ab. Allerdings wird ein höheres Ni-

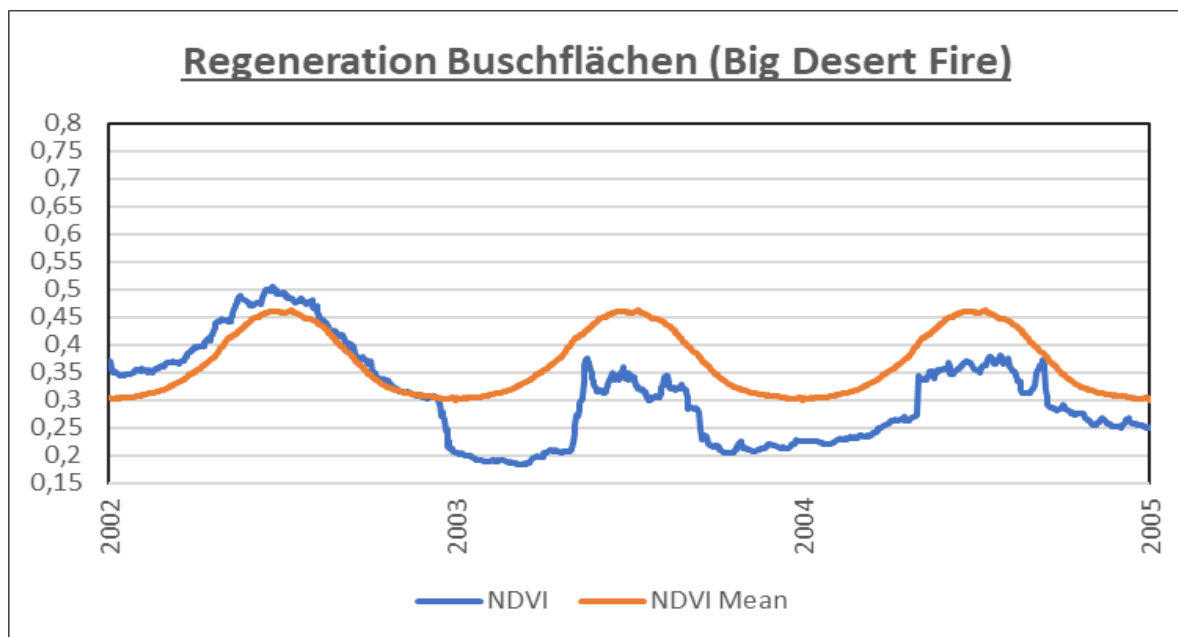


Abb. 11: Regenerationszeit der Buschflächen exemplarisch am “Big Desert Fire” in Victoria von 2002 bis 2005. Google Earth Engine (2023). Datensatz: MODIS/MCD43A4_006_NDVI.

veau in den Minimalwerten nach der ersten Saison erreicht. Das höhere Niveau der Minimalwerte zeigt damit eine Erholung der Vegetationsflächen der Buschgebiete nach dem

Es ist anzumerken, dass die Regeneration der Vegetation unter anderen klimatischen Bedingungen oder einer geringeren bzw. höheren Feuerintensität als bei dem “Big Desert Fire”-Ereignis zu

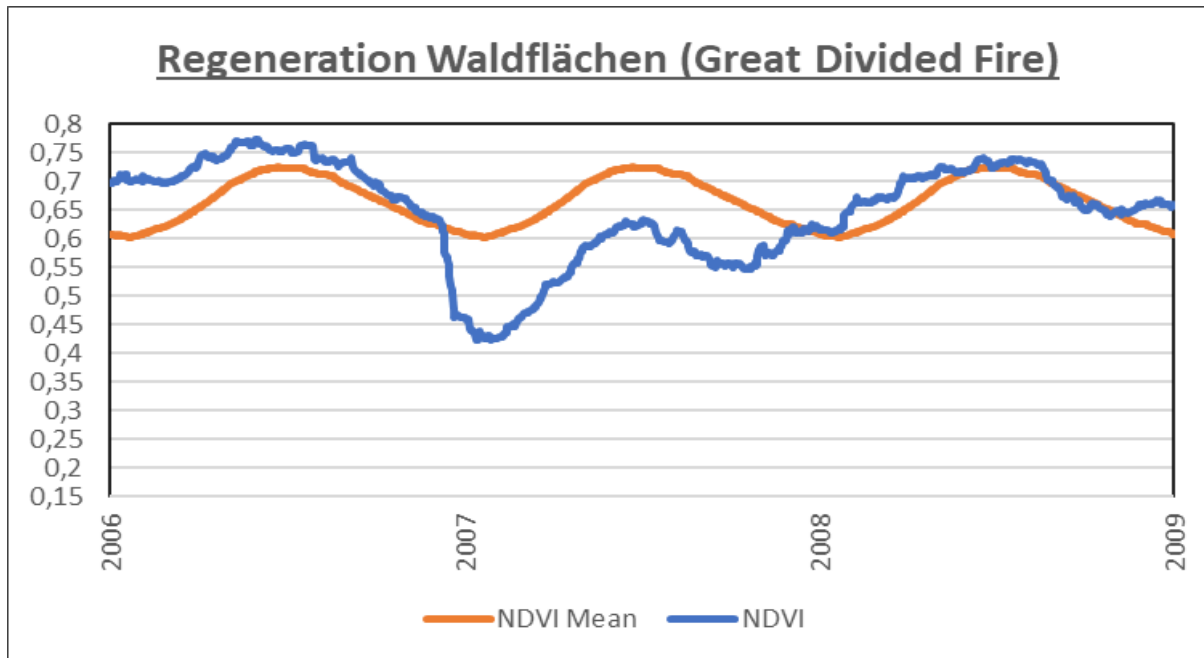


Abb. 12: Regenerationszeit der Waldflächen exemplarisch am “Great Divide Fires” in Victoria von 2006 bis 2009. Google Earth Engine (2023). Datensatz: MODIS/MCD43A4_006_NDVI.

“Big Desert Fire”. Es folgt eine weitere Erholung während die saisonalen Minimalwerte und eine weitere Angleichung in Richtung der Referenzperiode erreicht wird, welche somit eine weitere Erholung der Vegetation aufzeigt. Allerdings erreichen die NDVI-Werte im letzten Jahr des Betrachtungszeitraumes noch nicht die NDVI-Werte der Referenzperiode, somit ist eine vollständige Regeneration der Buschflächen, nach dem “Big Desert Fire”, noch nicht im Betrachtungszeitraum erreicht. Die vollständige Regeneration wird wahrscheinlich erst in den darauffolgenden ein bis zwei Jahren erreicht werden.

einer schnelleren bzw. langsameren Regeneration der Vegetation führen kann. Allerdings können mit den vorliegenden Daten keine Aussagen über eine solche Entwicklung erfolgen. In Kapitel 6 erfolgt eine weitere Betrachtung der Regeneration mittels der Klimadaten im gewählten Zeitraum.

5.2.2 Regeneration von Waldflächen exemplarisch am “Great Divide Fires”

In Anlehnung an die Regeneration der Buschflächen nach dem “Great Desert Fire” erfolgt die Betrachtung der Regeneration von Waldflächen exemplarisch für das “Great Divide Fires”. Dafür

ist in Abbildung 12 die NDVI-Entwicklung in dem ausgewählten Gebiet für Waldflächen aus Abbildung 10 dargestellt. Als Referenz für die vollständige Regeneration der Vegetation im Waldgebiet wurde wieder die Referenzkurve aus Abbildung 8 für Waldflächen verwendet und auf den gewählten Zeitraum multipliziert.

Zwischen den Jahren 2006 und 2007 sind die NDVI-Werte auf einem ähnlichen Niveau, wie die der Referenzperiode. Lediglich die Maximalwerte in diesem Jahr überschreiten die der Referenzperiode, während ein ähnlicher Kurvenverlauf während des saisonalen Abschwungs zu beobachten ist. Zur Jahreswende von 2006 auf 2007 kam es zu einer rapiden Abnahme der NDVI-Werte für die Waldgebiete. Zu diesem Zeitpunkt setzt das in der Literatur beschriebene Brandereignis ein. Somit basiert die Abnahme der NDVI-Werte auf dem Brandereignis, welches zur Jahreswende von 2006 auf 2007 einsetzte. Der erreichte Minimalwert von 0,4 liegt damit deutlich unterhalb des Minimalwertes der Referenzperiode (0,6). Die erste Erholung der vegetativen Flächen setzt unmittelbar nach dem Brandereignis ein und es kommt zu einer zunehmenden Erholung während der normalen saisonalen Zunahme von Biomasse.

Allerdings werden die saisonalen Maximalwerte der Referenzperiode in dem Zeitraum zwischen 2007 und 2008 nicht erreicht. Es be-

steht auch während der saisonalen Maximalwerte weiterhin eine Differenz der NDVI-Werte zur Referenzperiode von 0,175. Aufgrund der verringerten Differenz der NDVI-Werte zwischen den saisonalen Maximalwerten und den Minimalwerten unmittelbar nach dem Brandereignis scheint eine Erholung der Vegetation bereits in der ersten Saison einzusetzen. Dieses Ergebnis deckt sich mit den beschriebenen Ergebnissen aus Kapitel 5.1 in dem der Differenz-NDVI betrachtet wurde. Nachdem die saisonalen Maximalwerte im Jahr 2007 erreicht wurden, kommt es wieder zu einer saisonalen Abnahme der NDVI-Werte. Allerdings sind die darauffolgenden Minimalwerte kurz vor der Jahreswende 2007/08 auf einem höheren Niveau als im Vorjahr. Dies kann als eine Erholung der Vegetation betrachtet werden. Im nachfolgenden Jahr 2008 erreichen die NDVI-Werte nahezu wieder die Werte der Referenzperiode und die Vegetation im gewählten Gebiet hat sich damit zwei Jahre nach Einsetzen des Brandereignisses nahezu erholt und unterliegt wieder den normalen saisonalen Schwankungen.

Insgesamt stellt sich damit eine schnellere Erholung der Waldgebiete als der Buschgebiete nach Brandereignissen heraus, obwohl die Abnahme der Biomasse in dem Waldgebiet höher liegt als in den Buschgebieten. Veränderte klimatische oder anthropogene Einflussfaktoren könnten die Erholung der Vegetation in anderen Zeiträumen nach Brandereignissen verändern und zu anderen Ergebnissen führen. Die untersuchten Ergebnisse

sind daher exemplarisch für den gewählten Zeitraum und das gewählte Gebiet anwendbar. Auf die klimatischen Verhältnisse während der gewählten Zeiträume und deren Anomalie wird im nachfolgenden Kapitel weiter eingegangen. Es wird ein Kontext der Klimadaten zum selben Zeitraum wie der gewählten Referenzperiode gezogen und auf Anomalien sowie scheinbare Extremereignisse eingegangen, um den möglichen Einfluss auf die Regeneration der Vegetation und die Entstehung der Brände durch klimatische Einflussfaktoren zu ermitteln.

6 Brandereignisse und vegetative Regeneration: Der Einfluss des Klimas

In diesem Kapitel findet die abschließende Ergebnisfindung durch die Betrachtung der kli-

matischen Verhältnisse in den letzten 20 Jahren in Victoria statt. Dafür wurden zwei Zeitreihen von 2002 bis 2022 für die Temperatur und den Niederschlag ermittelt. Anschließend wurde der Mittelwert für die Zeitreihe berechnet. Um die Abweichung zu bestimmen, wurden die monatlichen Istwerte mit dem Jahresmittelwert subtrahiert. Die Abweichungen wurden ermittelt, um Extremereignisse besser aus der Zeitreihe herausfiltern zu können. In den Abbildungen 13 und 14 wurde der Mittelwert anschließend als Nullwert für die Abzisse festgelegt. Somit entspricht der Nullwert der Abzisse dem Mittelwert für jeweils die Temperatur bzw. den Niederschlag über die Zeitreihe (2002 bis 2022) von 20 Jahren.

Die in Abbildung 13 dargestellte Zeitreihe für die Temperatur zeigt saisonal schwankende Abweichungen von Mittelwert im Zeitverlauf. Die Werte schwanken sowohl im positiven als auch

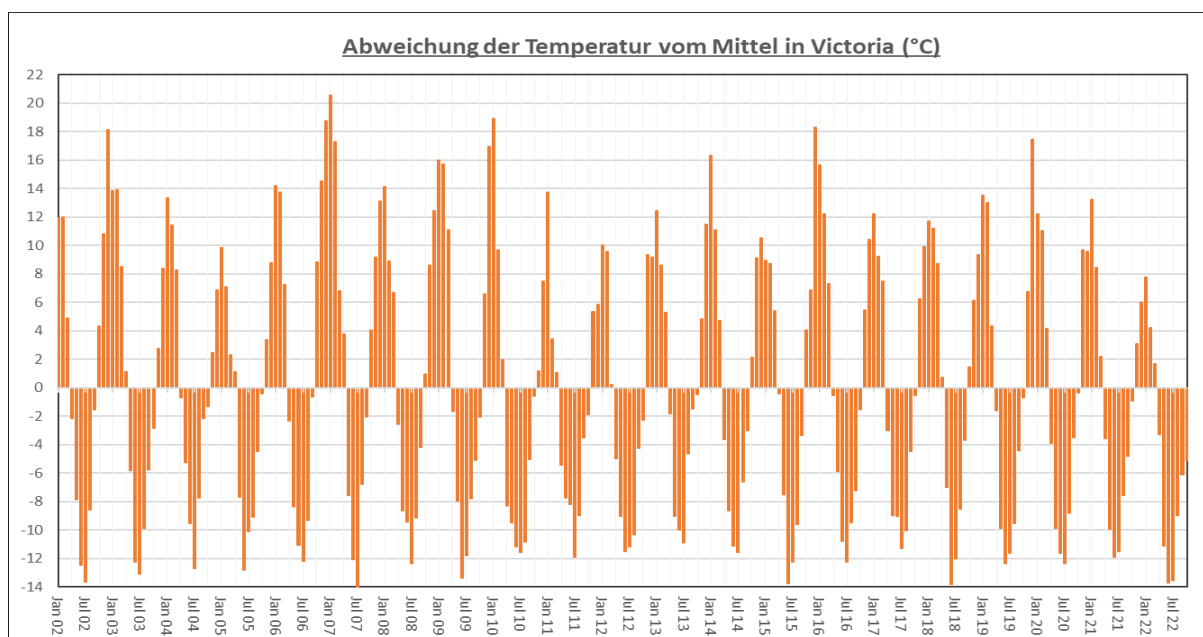


Abb. 13: Abweichung der Temperatur vom 20 Jahresmittel in Victoria. Google Earth Engine (2023). Datensatz: ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY.

im negativen Bereich in den Extremwerten. Gleiches gilt auch für die Dauer von Wärmeperioden und Kälteperioden im Untersuchungsgebiet. In einigen Jahren halten sich die Werte über einen längeren Zeitraum im positiven, als auch im negativen Wertebereich. Nachfolgend werden insbesondere die Dauer und die Extremwerte im positiven Bereich, aufgrund der in der Referenzperiode herausgestellten saisonalen Schwankungen, betrachtet. Außerdem liegt die zeitliche Entstehung der Brandereignisse in den Zeiträumen, in denen positive Werte für die Temperatur zu beobachten sind. Für die nachfolgende Untersuchung des Einflusses der Temperatur auf Brandereignisse und der Regeneration der Vegetation nach diesen werden die Zeiträume des “Big Desert Fire” und des “Great Divide Fires” betrachtet sowie der

Zeitraum von 2010 bis 2012 aufgrund der außergewöhnlich hohen NDVI-Werte während dieses Zeitraumes. Für die Niederschlagswerte in Abbildung 14 werden anschließend dieselben Zeiträume betrachtet. Außerdem erfolgt ein Abgleich der genannten Zeiträume zu Zeiträumen, in denen es nicht gebrannt hat, um den Einfluss von Temperatur und Niederschlag auf die Entstehung von Bränden sowie die nachfolgende Vegetationsregeneration zu erhalten.

Für die Zeiträume 2002 bis 2003 und insbesondere für den Zeitraum von 2006 bis 2007 sind erhöhte positive Werte für Temperatur aus Abbildung 13 zu entnehmen. Die Wärmeperiode war zu diesen Zeitpunkten ebenfalls ein wenig länger als bei den anderen Referenzjahren. Die Temperaturwerte erreichen besonders zum Jahreswechsel von 2006 zu 2007 die höchsten Werte

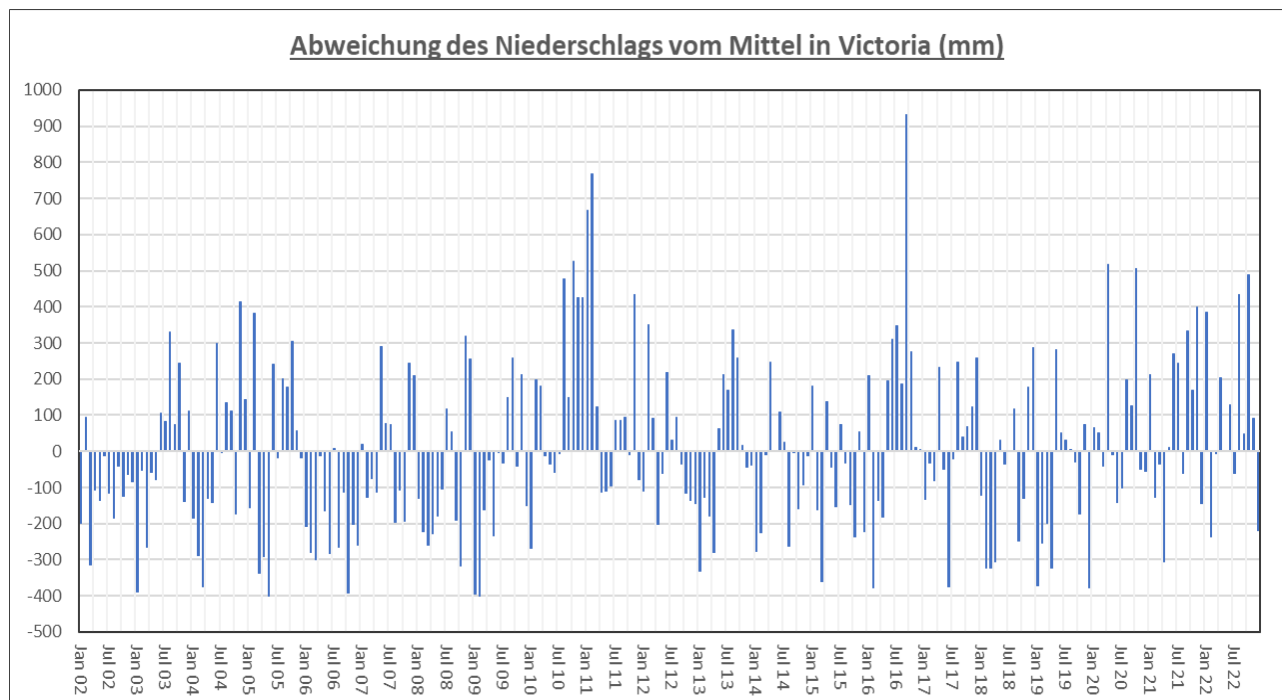


Abb. 14: Abweichung des Niederschlags vom 20 Jahresmittel in Victoria. Google Earth Engine (2023). Datensatz: ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY.

innerhalb der Zeitreihe. Somit könnten hohe Temperaturen vor und während der Brandereignisse Einfluss auf die Entstehung von Bränden genommen haben. Insgesamt zeichnen sich neben den saisonalen Schwankungen auch im Zeitverlauf Schwankungen über 4 bis 6 Jahresperioden ab. In einigen Perioden sind die Temperaturen über die Periode höher als in anderen Jahresperioden. Die betrachteten Brandereignisse sind beide in den eher warmen Perioden aufgetreten. Eine Berechnung der Korrelation zwischen den hohen Temperaturen und der NDVI-Entwicklung könnte weiter Aufschluss über einen statistischen Zusammenhang geben.

In dem Zeitraum von 2010 bis 2012, in welchem ungewöhnlich hohe NDVI-Werte beobachtet werden konnten, ist die Temperatur im Gegensatz deutlich geringer als in den anderen Referenzjahren. Zudem halten sich die positiven Werte über eine kürzere Zeit im positiven Bereich, sodass davon ausgegangen werden kann, dass die saisonalen klimatischen Schwankungen in diesem Zeitraum geringer ausgefallen sind, als in den anderen Jahren der Zeitreihe. Es scheint, als würden kurze Wärmeperioden mit geringen Temperaturen einen positiven Einfluss auf die Entwicklung der NDVI-Werte nehmen. Sodass die NDVI-Werte aufgrund der geringeren Hitze nicht so stark abnehmen und die Saisonalität verringert wird.

Nachdem die Abweichung der Temperatur vom 20-Jahresmittel untersucht wurde, erfolgt ein Abgleich mit den Niederschlagswerten für denselben Zeitraum. Die Niederschlagswerte wurden mit derselben Methodik ermittelt, wie die der Temperatur. Anschließend folgt ein Abgleich der Temperatur- und Niederschlagswerte, um eventuelle Trockenheit oder Feuchte im Untersuchungsgebiet zu bestimmen. Die in Abbildung 14 dargestellten Abweichung vom Mittel zeigen insbesondere während der Brandereignisse 2002 bis 2003 und 2006 bis 2007 Niederschlagsabweichungen im negativen Bereich. In diesen Zeiträumen ist die Niederschlagsmenge geringer ausgefallen, als es im Mittel der Fall war. Nicht nur die Niederschlagsmenge ist in den einzelnen Monaten geringer ausgefallen, sondern auch der Zeitraum mit geringeren Niederschlägen, als im Mittel ist vergleichsweise lang. Im Gegensatz dazu stehen die hohen und zeitlich relativ langanhaltenden Niederschlagsmengen zwischen 2010 und 2012. Die Abweichungswerte erreichen Höchstwerte und halten sich auf diesem hohen Niveau vergleichsweise lange.

Abschließend erfolgt die gemeinsame Untersuchung der Temperatur- und der Niederschlagsabweichung für die bereits definierten Zeiträume. Es lässt sich festhalten, dass die Zeiträume, in denen die Brandereignisse aufgetreten sind, ungewöhnlich hohe Temperaturen über einen längeren Zeitraum anzutreffen waren. Somit könnten die vergleichsweise hohen und anhaltenden Tem-

peraturen Einfluss auf die Entstehung der Brandereignisse gehabt haben. Zudem waren die Niederschläge zur gleichen Zeit deutlich geringer, als es im Mittel der Fall war. Die anhaltenden hohen Temperaturen in Kombination mit den geringen Niederschlagswerten über einen vergleichsweise langen Zeitraum könnten zu Trockenheit im Gebiet geführt haben und somit die Entstehung der Brände begünstigt haben.

Für den Zeitraum von 2010 bis 2012 sind hingegen milde Temperaturen mit hohen Niederschlagsmengen zu beobachten, welche die Saisonalität der vegetativen Flächen scheinbar beeinflusst haben. Es kam nicht zu einer deutlich geringeren Abnahme der NDVI-Werte in allen drei Landnutzungsklassen Gras, Busch und Wald. Wie bereits in Kapitel 4.1 herausgestellt wurde, erfolgt der saisonale Abschwung mit steigenden Temperaturwerten im Untersuchungsgebiet trotz zunehmender Niederschlagswerte. Somit scheint die Vegetation im Untersuchungsgebiet besonders auf den Anstieg der Temperatur mit einem Abbau der Biomasse zu reagieren. Für die Regenerationszeit nach Brandereignissen könnte das bedeuten, dass eine schnelle Regeneration der Vegetation insbesondere dann erfolgt, wenn in Folgejahren nach den Brandereignissen vergleichsweise geringe Temperaturen vorherrschen. Die vergleichsweise hohen Niederschlagswerte könnten ebenfalls einen positiven Einfluss auf die Regeneration nehmen. In

einer weiteren Untersuchung könnten die statistischen Zusammenhänge mittels Korrelations- und Regressionsanalyse herausgestellt werden.

7 Diskussion

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass die Detektion von Brandereignissen mit dem NDVI sowie die Vegetationsregeneration nach besonders starken Brandereignissen mithilfe von frei zugänglichen Daten aus der GEE auch auf einen großräumigen Maßstab anzuwenden sind. Außerdem wurde untersucht, wie sich die Branddetektion und die Ausbreitung auf unterschiedlichen Vegetationsklassen aufteilt und wie sich die klimatischen Verhältnisse auf die Vegetationsregeneration auswirken.

7.1 Methodenkritik

Die in dieser Studie verwendete Methodik, welche in Kapitel 3 vorgestellt wurde, hat ihre Stärken in der zeitlichen Bestimmung der Brandereignisse aufgrund der möglichen Ermittlung des Eintretens mittels einer NDVI-Zeitreihe und den Daten zu den verbrannten Flächen über den Codeeditor der GEE. Die GEE bietet somit eine kostenlose Möglichkeit, Brandereignisse und die darauffolgende Regeneration der Vegetation mittels optischen Fernerkundungsdaten zu untersuchen und anschließend den Einfluss der klimatischen Verhältnisse auf diese zu ermitteln. Außerdem scheint der Abgleich der NDVI-Entwicklung mit einer gemittelten Referenzperiode sinnvoll, da Extremereignisse innerhalb der Zeitreihe

identifiziert werden können und vor dem Hintergrund der natürlichen Wachstumseigenschaften der Pflanzen abgeglichen werden können. Auch Nolde et al. (2021) konnten mit einer ähnlichen Methode Brandereignisse im Osten Australiens und deren Folgen für die Natur untersuchen.

Die verwendeten Fernerkundungsdatensätze dieser Arbeit stellen räumlich teilweise niedrige Auflösungen dar, was zu einem Informationsverlust kleinräumiger Ereignisse führt. Weiter führen Unterschiede in der zeitlichen Auflösung der verwendeten Datensätze zu einer Verkomplizierung der Vergleichbarkeit der Ergebnisse. Um einen Informationsverlust bei zukünftigen Datenerhebungen zu vermeiden, bietet es sich an, Datensätze mit einer höheren räumlichen, wie auch zeitlichen Auflösung zu wählen und auf kleinere Untersuchungsgebiete zuzuschneiden. Dabei ist der Vorteil, dass besonders kleinräumige und kurzfristige Änderungen im jeweiligen Untersuchungsgebiet detektiert und untersucht werden können. Weiter kann die Verwendung von Radardaten dazu genutzt werden, um die Brandereignisse und deren Dynamik während Zeitperioden zu untersuchen bei denen optische Sensoren aufgrund von atmosphärischen Störfaktoren wie Rauch oder Wolken keine validen Messdaten liefern können. Weiter stellt die Verwendung zusätzlicher Indizes wie dem Burned Area Index (BAI) wie bei

Sharma et al. (2022), eine Chance dar, die gemessenen Daten zu validieren und Messfehler einfacher zu identifizieren. Hinsichtlich der verwendeten klimatischen Daten sollten auch Messdaten, welche vor Ort ermittelt wurden mit in die Untersuchungen mit einbezogen werden.

Eine Korrelations- und Regressionsanalyse würde die Repräsentativität der gemessenen Daten zudem erhöhen. Neben den klimatischen Verhältnissen sollten außerdem die topographischen, hydrologischen und anthropogenen Einflüsse auf das Gebiet untersucht werden, um ein umfangreicheres Verständnis der Regeneration der betroffenen Vegetationsflächen zu erhalten.

Außerdem sollte geprüft werden, inwiefern ein anthropogener Einfluss auf die Regeneration der Vegetationsbestände besteht. Insbesondere gilt dies für die Vegetationsklassen von Busch und Wald aufgrund der deutlich größeren Flächenausdehnung und der langsameren sowie saisonalen höheren vegetativen Regeneration als bei Grasflächen. Die ausgeprägten saisonalen Schwankungen von Grasflächen führen zu einer schwierigen Detektion von Brandereignissen über den NDVI. Die NDVI-Werte steigen nach dem Brandereignis zunehmend dynamisch an und Extremereignisse im unteren NDVI-Bereich lassen sich nur geringfügig erkennen. Eine Detektion mittels verbrannter Flächen kann ebenfalls nur als Indikator für eine ungefähre zeitliche Einordnung des Brandereignisses genutzt wer-

den, denn verbrannte Flächen zeigen schlussendlich nur den Status quo nach dem Brandereignis und nicht den Zeitpunkt des Eintretens.

Zudem könnte eine längere Zeitreihe genutzt werden, um die Validität der gemittelten Referenzperiode zu erhöhen und eine höhere Anzahl an großräumigen Brandereignissen zu erhalten, welche in ihrer Regenerationszeit und den vorherrschenden klimatischen Verhältnissen verglichen werden könnten.

7.2 Branddetektion in unterschiedlichen Landnutzungsklassen

Die Detektion der Brandereignisse in Victoria erfolgte mithilfe der Langzeitvergleiche der NDVIs (Abb. 9). Durch den Vergleich der rapide absteigenden NDVI-Werte in den Datenreihen mit den gemeldeten Brandereignissen des State Government of Victoria (2023a) konnten die Brände “Big Desert Fire” für die Landnutzungs-kategorie Busch in den Jahren 2002/03 und die “Great Divide Fires” für die Landnutzungs-kategorie Wald in den Jahren 2006/07 detektiert werden (s. a. Abb. 5). An diese Methode angelehnte Studien wurden häufig außerhalb von Australien und auch in großmaßstäbigen Untersuchungsgebieten angewendet (Panuju et al. 2010, Remmel & Perera 2001). Eine weitere Methode zur Detektion von Bränden durch Remote Sensing Daten auf Grundlage von Umweltreaktionen

stellt die Studie von Boer et al. (2008) vor, welche den Leaf Area Index (LAI) nutzte.

Aktuelle Studien nutzen häufig Brandindizes, wie den Relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) oder den differenced Normalized Burn Ratio (dNBR), um Brandereignisse zu identifizieren (Ndalila et al. 2018, Sharma et al. 2022, Sharma et al. 2023). Ein Vorteil dieser Indizes ist es, neben den Ereignissen auch die Brandintensität zu analysieren. Gegenüber der Detektion auf Grundlage von Umweltreaktionen bieten die Indizes für die Fragestellung der Vegetationsregeneration in einem großmaßstäbigen Untersuchungsgebiet jedoch einige Nachteile. Zum einen ist die Empfindlichkeit gegenüber der Brandintensität herabgesenkt, da die Indizes auf Veränderungen im spektralen Verhalten nach und vor einem Brand reagieren. Da der NDVI die spektrale Veränderung der Vegetation auch über einen langfristigen Zeitraum misst, sind auch geringe Veränderungen durch einen Brand detektierbar. Weiterhin sind die genauen zeitlichen Auflösungen eines Brandes nicht in einem Brandindex enthalten, welche jedoch essenziell für die Vegetationsregenerationsanalyse und somit für die Fragestellung dieser Studie sind.

Die Analyse von Branddetektionen in unterschiedlichen Landnutzungsklassen bzw. konkret in den Vegetationseinheiten Wald, Busch und Gras in dieser Studie zeigt eine sinnvolle Abgrenzung zur Detektion von Brandereignissen. In den Ergebnissen der Langzeit-NDVI-Zeitreihe sind insbesondere die Brandauswirkungen in der

Vegetationsklasse Wald deutlich erkennbar. Häufig werden in den aktuellen Studien schon konkrete Brandereignisse vorgestellt, wie der Black Friday Brand in Victoria im Jahr 2009 und nicht erst mithilfe von Remote Sensing Daten detektiert (Sharma et al. 2022, Sharma et al. 2023). Diese Studie zeigt wiederum, dass die Detektion von Brandereignissen in Abhängigkeit der Umweltreaktion auch auf Gebiete anwendbar wäre, welche keine historischen Aufzeichnungen vorweisen.

Konkret ist zu sagen, dass Unterschiede in der Detektion und Ausbreitung von Brandereignissen innerhalb unterschiedlicher Vegetationsklassen mithilfe des Langzeit-NDVIs festgestellt wurden.

7.3 *Vegetationsregeneration*

Die Analyse einer Vegetationsregeneration in dieser Studie stellte der NDVI-Wert vor, während, nach und 2 Jahre nach dem Brandereignis im Vergleich zum Langzeit-NDVI dar. Die Vegetationsklassen Busch und Wald wurden in den mit den Langzeit-NDVI detektierten Großbrandereignissen “Big Desert Fire” und “Great Divide Fires” analysiert. Dabei sind wesentliche Unterschiede in der Regeneration von Busch und Wald festzustellen. Der NDVI-Verlauf für die Klasse Wald liegt ein Jahr nach dem Brandereignis annähernd wieder auf dem Niveau, wie kurz vor dem Brand. Bei dem Brandereignis in der Klasse Busch erholt sich der Vegetationstyp direkt im

Brandjahr kurzfristig wieder, ist aber auch im darauffolgenden Jahr noch auf einem niedrigen Niveau und erreicht nicht den vor dem Brandereignis festgestellten NDVI-Wert.

Wie Sharma et al. (2023) ermittelte, scheint es auch in dieser Studie eine Korrelation zwischen den Klimadaten und der Vegetationsregeneration. Insbesondere das Jahr 2011, welches im Untersuchungsgebiet besonders feucht und mild im Vergleich zu den anderen Jahren ausfiel, hatte einen positiven Einfluss auf die Wald-Vegetationsregeneration. Diese Beobachtung stellte auch die Sharma-Studie fest und identifizierte günstige Niederschlagsmengen und Temperaturen nach einem Brandereignis als wesentliche Faktoren für eine erfolgreiche Vegetationsregeneration.

Im Gegensatz zur Sharma-Studie (2023), welche auch den Einfluss der Topographie analysierte, fokussierte sich diese Studie auf die klimatischen Prozesse und deren Auswirkungen auf die Vegetationsregeneration. Aus diesem Grund ist nicht auszuschließen, dass auch in den betrachteten Gebieten der Einfluss der Topographie noch mit einbezogen werden muss. Außerdem ist eine weitere ungeklärte Variable die tatsächliche Ausbreitung der vorhandenen Vegetation in diesem Bereich, welche einen wesentlichen Einfluss auf die Vegetationsregeneration hat. Hier wäre eventuell auch eine weitere Erklärung des Unterschiedes zwischen der Regeneration des Waldes und des Busches zu finden. Es ist bewiesen, dass insbesondere die Arten aus der Familie Eucalyptus in gewissen Maßen Feuer adaptiert sind, diese

treten jedoch mit unterschiedlichen Artausprägungen in beiden Vegetationsklassen auf. Weitere Studien könnten die Arten kategorisieren, die sich besonders gut von einem Brandereignis erholen.

8 Fazit und Ausblick

Abschließend werden die Ergebnisse dieser Studie gesammelt zusammengefasst und beschrieben. Insgesamt bietet die GEE eine geeignete Plattform, um Satellitendaten zu verarbeiten und mit diesen sowohl vergangene Brandereignisse als auch die anschließende Regeneration der Vegetation zu untersuchen. Insbesondere für Waldflächen ist die Ermittlung der Brandereignisse über die NDVI-Entwicklung möglich und lässt sich anschließend mittels verbrannter Flächen räumlich verordnen. Die Brandereignisse treten insbesondere in den warmen und trockenen Monaten auf. In dieser Studie konnten besonders die Brandereignisse 2002/03, 2006/07 und 2019/20 über den NDVI der Waldflächen detektiert werden. Ebenso können die Zeitreihen von der NDVI-Entwicklung und die Zeitreihen der klimatischen Verhältnisse abgeglichen werden, um deren Einfluss auf die Brandereignisse und die Regeneration der Vegetationsflächen zu bemessen.

Für die einzelnen Vegetationsflächen (Gras, Busch, Wald) lässt sich festhalten, dass alle

drei Klassen saisonalen Schwankungen unterliegen und die NDVI-Werte mit fallenden Temperaturen und zunehmenden Niederschlagsmengen im Jahresverlauf zunehmen. Insbesondere bei Grasflächen nimmt der NDVI bei fallenden Temperaturen und steigenden Niederschlägen verstärkt zu. Die NDVI-Werte von Busch- und Waldflächen haben einen ähnlichen saisonalen Verlauf und befinden sich im Maximum, wenn die Temperatur in der Nähe des Minimums liegt und die Niederschlagsmenge ihr Hoch erreicht.

Grasflächen erholen sich von Brandereignissen besonders schnell und sind räumlich heterogen im Untersuchungsgebiet verteilt. Die Brandflächen treten somit eher kleinräumig und verteilt über das Untersuchungsgebiet auf. Die Buschflächen erholen sich am langsamsten nach Brandereignissen und liegen in den Tieflagen des Untersuchungsgebietes unter dem Einfluss eines verhältnismäßig trockenen und warmen Klimas. Die Waldflächen sind eher in den Hochlagen des Untersuchungsgebietes vorzufinden und unterstehen einem verhältnismäßig kühleren und feuchteren Klima. Die lokal geringeren Temperaturen und die höheren Niederschläge scheinen die Regeneration der Waldflächen positiv zu beeinflussen.

Insgesamt sind die großräumigen Brände in den Klassen Wald und Busch ein natürlicher Zyklus in den Ökosystemen Australiens. Dennoch sollten, auch im Hinblick auf den Klimawandel und der Veränderung von Magnitude und Frequenz, die Brände weiterhin beobachtet werden.

Literaturverzeichnis

- Australian Bureau of Statistics (ABS, 2021-2022): Regional population [https://www.abs.gov.au/statistics/people/population/regional-population/latest-release] zuletzt geprüft am 26.06.2023.
- Australian Bureau of Statistics (ABS, 2022): National, state and territory population. [https://www.abs.gov.au/statistics/people/population/national-state-and-territory-population/latest-release] zuletzt geprüft am 26.06.2023.
- Australian Disaster Resilience (AIDR) (2022): Remotely mapping fires. [https://knowledge.aidr.org.au/resources/ajem-april-2022-remotely-mapping-fires/] zuletzt geprüft am 29.06.2023.
- Beadle, N. C. W. (1981): The Vegetation of Australia. In: Walter, H. & Breckle, S.-W. (1981): Vegetationsmonographien der einzelnen Großräume - Band IV. Gustav Fischer Verlag, Stuttgart - New York.
- Biddle, N., Bryant, C., Gray, M. & Marasinghe, D. (2020): Measuring the economic impact of early bushfire detection. In: The Australian National University Centre for Social Research and Methods.
- Boer, M. M., Macfarlane, C., Norris, J., Sadler, R. J., Wallace, J. & Grierson, P. F. (2008): Mapping burned areas and burn severity patterns in SW Australian eucalypt forest using remotely sensed changes in leaf area index. In: Remote Sensing of Environment Volume 112, Issue 12, 4358-4369.
- Demir, N. (2020): NDVI Analysis of Australian Bushfires with Cloud Computing. In: Turkish Journal of Remote Sensing and GIS 1(2): 78-84.
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y. & Shao, G. (2021): A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. In: Journal of Forestry research. Band: 32.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X. & Ferreira, L.G. (2002): Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. In: Remote Sensing of Environment. Band: 83. Ausgabe: 1-2. 195–213.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E.F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P. & Morisette, J.T. (2002): An overview of MODIS Land data processing and product status. In: Remote Sensing of Environment. Band: 83.
- McRae, R. (2022): Remotely mapping fires. In: Australian Journal of Emergency Management, Volume 37 No. 2.

- Ndalila, M. N., Williamson, G. J. & Bowman D. M. J. S. (2018): Geographic Patterns of Fire Severity Following an Extreme Eucalyptus Forest Fire in Southern Australia: 2013 Forcett-Dunalley Fire. In: *Fire* 2018, 1, 40.
- Nolde, M., Mueller, N., Strunz, G., Riedlinger, T. (2021): Assessment of Wildfire Activity Development Trends for Eastern Australia Using Multi-Sensor Earth Observation Data. In: *Remote Sens.* 2021; 13, 4975.
- Panuju D. R., Trisasongko, B. H., Susetyo, B., Raimadoya, M. A. & Lees, B. G. (2010): Historical Fire Detection of Tropical Forest from NDVI Time-series Data: Case Study on Jambi, Indonesia. In: *ITB J. Sci.* Vol. 42 A, No. 1, 49-66.
- Partheepan, S., Sanati, F. & Hassan, J. (2023): Autonomous Unmanned Aerial Vehicles in Bushfire Management: Challenges and Opportunities. In: *Drones* 2023, 7(1), 47.
- Peel, M. C., Finlayson, B. I. & McMahon, T. A. (2007): Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. In: *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, 1633–1644.
- Rees, H. (1962): Australasia - Australia, New Zealand and the Pacific Islands. In: *The New Certificate Geography Series*. MacDonald & Evan, London.
- Rommel, T. K. & Perera, A. H. (2001): Fire mapping in a northern boreal forest: assessing AVHRR/NDVI methods of change detection. In: *Forest Ecology and Management* 152 (2001) 119-129.
- Sharma, S. K., Aryal, J. & Rajabifard, A. (2022): Remote Sensing and Meteorological Data Fusion in Predicting Bushfire Severity: A Case Study from Victoria, Australia. In: *Remote Sensing* 2022, 14, 1645.
- Sharma, S. K., Aryal, J. & Rajabifard, A. (2023): Leveraging Google Earth Engine (GEE) and Landsat Images to Assess Bushfire Severity and Postfire Short-Term Vegetation Recovery - A Case Study of Victoria, Australia. In: Pandey, P. C. & Arellano, P. (2023): *Advances in Remote Sensing for Forest Monitoring*. Wiley, 196 - 220.
- Sharples, J. J., Cary, G. J., Fox-Hughes, P., Mooney, S., Evans, J. P., Fletcher, M.-S., Fromm, M., Grierson, P. F., McRae, R. & Baker, P. (2016): Natural hazard in Australia: extreme bushfire. In: *Climatic Change* 139: 85 - 99. Springer Science + Business Media Dordrecht.
- State Government of Victoria (2023a): Past bushfires - A chronology of major bushfires in Victoria from 2020 back to 1851. [<https://www.ffm.vic.gov.au/history-and-incidents/past-bushfires>] zuletzt geprüft am 26.06.2023.
- State Government of Victoria (2023b): Bioregions and EVC benchmarks. [<https://www.environment.vic.gov.au/biodiversity/bioregions-and-evc-benchmarks>] zuletzt geprüft am 27.06.2023.

State Government of Victoria (2023c): About the Office of Bushfire Risk Management. [<https://www.vic.gov.au/about-office-of-bushfire-risk-management>] zuletzt geprüft am 30.06.2023.

State Government of Victoria (2023d): Forest Fire Management Victoria. [<https://www.ffm.vic.gov.au/who-we-are/forest-fire-management-victoria>] zuletzt geprüft am 30.06.2023.

The State of Victoria Department of Sustainability and Environment (2004a): Ecological Vegetation Class Benchmarks of the Lowan Mallee Bioregion. Download unter: [<https://www.environment.vic.gov.au/biodiversity/bioregions-and-evc-benchmarks>].

Vardoulakis, S., Marks, G. & Abramson, M. J. (2020): Lessons Learned from the Australian Bushfires - Climate Change, Air Pollution, and Public Health. In: JAMA Intern Med. 2020; 180(5): 635-636.

Berg, E., Buschmeier, J. & Hüsgen, T. (2024): Buschbrandmonitoring auf Grundlage von optischen Fernerkundungsdaten im Bundesstaat Victoria (Australien) – Vegetationsregeneration auf Brandflächen. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 66 – 98.

DOI: [10.18154/RWTH-2024-03416](https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-03416)

Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System

Erik Richter

Abstract

Das marine Ökosystem im *California Current System* (CCS) vor der Küste Kaliforniens und Baja Californias zeichnet sich durch hohe Upwelling-Intensität und Bioproduktivität aus. Durch Analyse von MODIS Terra Daten zu *Sea Surface Temperature* (SST) und Chlorophyll-*a*-Konzentration wurden im Rahmen dieser Arbeit die Beziehungen zwischen El-Niño-Events und diesen Parametern im CCS mithilfe der *Google Earth Engine* untersucht. Statistisch signifikante positive Korrelationen bestehen zwischen der SST dem Niño 3.4 Index, der als Maßzahl für das Auftreten von El-Niño-Events verwendet wird, wobei die Stärke des Zusammenhangs mit abnehmender geographischer Breite und Distanz zu Küste zunimmt. Die Chlorophyll-*a*-Konzentration zeigt vornehmlich negative Korrelationen mit El-Niño-Events, jedoch ohne ein klares räumliches Muster. Der Vergleich der Events 1997-98 und 2015-16 legt hinsichtlich der Reaktion des CCS große Ähnlichkeiten offen – darunter eine Abnahme eutropher Bereiche in Küstennähe. Zur weiteren Erforschung dieses Phänomens könnten neben den verwendeten Fernerkundungsdaten zusätzliche Datenquellen wie Upwelling-Indices hinzugezogen werden.

1. Einleitung

Das California Current System (CCS) ist ein marines Ökosystem entlang der Westküste Nordamerikas, das insbesondere durch das Phänomen des Coastal Upwellings und seine hohe Produktivität gekennzeichnet ist. Die Bildung des CCS ist eng mit einem ozeanischen Hochdruckgebiet über dem Nordost-Pazifik und dem Auftreten thermischer Tiefdruckgebiete über dem Nordamerikanischen Kontinent verbunden (García-Reyes et al. 2013: 5311). Die daraus resultierenden atmosphärischen Druckunterschiede erzeugen eine

küstenparallele Windströmung, die in Richtung des Äquators verläuft (Bakun et al. 2015: 86). Durch diese Windströmung und den angestoßenen Ekman-Transport wird das Oberflächenwasser vor der Westküste der USA sowie der mexikanischen Halbinsel Baja California vom Kontinent weggedrückt. Das entstehende Massendefizit in der obersten Gewässerschicht wird durch das Upwelling – also den Aufstieg kalten, nährstoffreichen Tiefenwassers – ausgeglichen (Huyer 1983: 260; Schwing et al. 1996: 3). Der Anstieg des Nährstoffangebots führt in der euphotischen Zone zur starken Vermehrung von

Phytoplankton und einer messbaren Erhöhung der Chlorophyll-*a*-Konzentration im Wasser (Hickey & Banas 2008: 93). Das Phytoplankton bildet die basale Trophiestufe eines äußerst produktiven Ökosystems und ist demnach für das Überleben größerer Lebewesen und die Fischerei in der Region von immenser Bedeutung.

Das Upwelling im CCS wird jedoch von einer Vielzahl von Faktoren beeinflusst. Übergeordnete Klimavariationen – wie das Auftreten von El-Niño-Events (Trenberth 1996) – können somit einen erheblichen Effekt auf den Aufstieg des Tiefenwassers und die Artenzusammensetzung ausüben. So konnte etwa infolge des El-Niño-Events 1997-98 eine erhebliche Abnahme der Chlorophyll-*a*-Konzentration beobachtet werden (Kahro & Mitchell 2000: 2938).

Diese Arbeit setzt an den Ergebnissen von Kahro & Mitchell (2000) an und versucht den Effekt von El-Niño-Events auf das CCS intensiver zu beleuchten. Um sich diesem umfassenden Thema nähern zu können, werden in dieser Arbeit drei untergeordnete Fragestellungen bearbeitet:

1. Besteht ein Zusammenhang zwischen *Sea Surface Temperature* (SST) und Chlorophyll-*a*-Konzentration im CCS und der Wassertemperatur im Bereich des tropischen Zentralpazifiks, der als Referenz für das Auftreten eines El-Niño-Events herangezogen wird?
2. Reagieren alle untersuchten Bereiche des CCS einheitlich auf übergeordnete Schwankungen?
3. Sind hinsichtlich der Reaktion des CCS auf El-Niño-Events im Beobachtungszeitraum Unterschiede zu den Ergebnissen von Kahro & Mitchell (2000) auszumachen?

Die Datengrundlage zur Bearbeitung der Forschungsfragen bilden Datensätze zur SST und Chlorophyll-*a*-Konzentration, welche den Zeitraum zwischen 2000 und 2022 abdecken und mithilfe der *Google Earth Engine* analysiert wurden.

2. Methodik

2.1 Untersuchungsgebiet

Zur Abgrenzung des Untersuchungsgebiets wird die von Kahro & Mitchell (2000: 2937) angewandte Methodik aufgegriffen. Ausgehend von der Küstenlinie Kaliforniens und Baja Californias werden drei Zonierungsbänder angelegt, die den Bereich von 0-100 km (III), 100-300 km (II) und 300-1000 km (I) jenseits der Küste umfassen (Abbildung 1). Diese Zonierungsbänder werden zusätzlich in vier Zonen gleicher Fläche unterteilt, die die Küstenabschnitte von Nord- (A) und Süd-Kalifornien (B) sowie von Baja California (C) und Baja California Sur (D) repräsentieren.

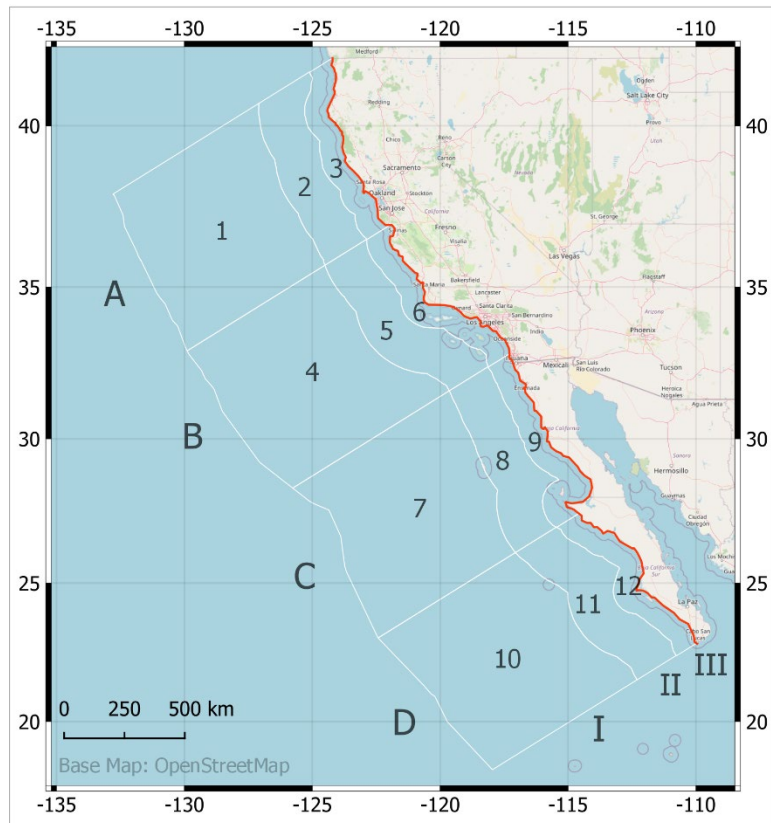


Abbildung 1: Das Untersuchungsgebiet im CCS, Kartengrundlage Open Street Map ([CC BY-SA 2.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.0/)).

Auf diese Weise entsteht ein Raster aus 12 Flächen unterschiedlicher Größe. Diese werden von 1 bis 12 durchnummeriert und gemäß der Benennung von Kahru & Mitchell (2000) als Subareas bezeichnet. Die Einteilung des Untersuchungsgebiets in Subareas hat den Vorteil, dass sowohl die Distanz zur Küste als auch die geographische Breite bei den weiteren Arbeitsschritten berücksichtigt werden kann.

2.1 Datengrundlage

Als Datengrundlage der Untersuchung dienen MODIS-Terra-Datensätze zur SST und Chlorophyll-*a*-Konzentration (JPL/OBPG/RSMAS 2020; NASA 2022), auf

die mithilfe der *Google Earth Engine* zugegriffen werden kann (Ocean Color SMI: Standard Mapped Image MODIS Terra Data). Die Daten stehen für den Zeitraum vom 24. Februar 2000 bis zum 28. Februar 2022 in einem zeitlichen Intervall von einem Tag zur Verfügung. Die räumliche Auflösung beträgt 4616 m.

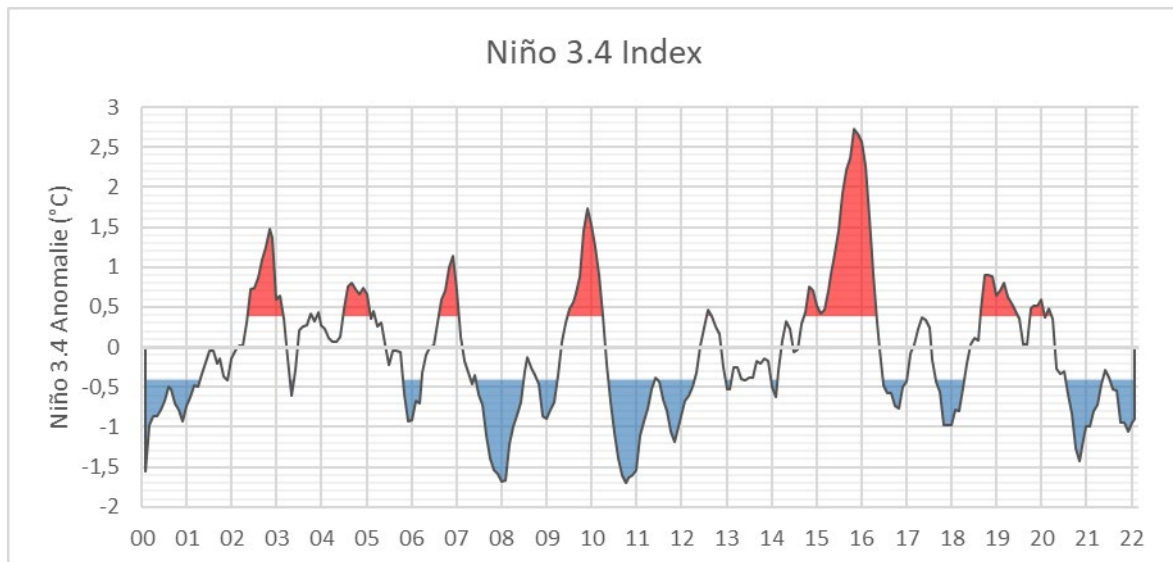


Abbildung 2: Niño 3.4 Anomalien zwischen Februar 2000 und Februar 2022 (NOAA 2023). Rote Flächen spiegeln El-Niño-, blaue Flächen La-Niña-Bedingungen wider. Als El-Niño- bzw. La-Niña-Events gelten alle Phasen, in denen der Index den Grenzwert von $\pm 0,4$ °C in mindestens fünf aufeinanderfolgenden Monaten überschreitet (eigene Darstellung).

Als Maßzahl für das Auftreten von El-Niño-Events wird in der Folge der Niño 3.4 Index verwendet. Dieser misst die Abweichung der SST im zentralen tropischen Pazifik zwischen den Koordinaten 5°N-5°S und 170°W-120°W vom langjährigen Durchschnitt dieser Region während der Referenzperiode 1981-2010 (Trenberth 1997: 2773; NOAA 2023). Um die hier verwendeten Monatswerte des Indexes zu berechnen, werden im ersten Schritt demnach die monatlichen Durchschnittswerte der SST im Niño 3.4 Beobachtungsgebiet ermittelt. Von diesen monatlichen Durchschnittswerten wird im zweiten Schritt das Mittel der Referenzperiode in eben diesem Beobachtungsgebiet abgezogen. Das Ergebnis wird auch als Niño 3.4 Anomalie bezeichnet. Ein positiver Indexwert deutet dabei auf wärmere Oberflächentemperaturen hin, was auf das Auftreten von El-Niño hinweist. Ein negativer Wert zeigt kühlere Oberflächentemperaturen an,

was typisch für La-Niña-Bedingungen ist. Als El-Niño- bzw. La-Niña-Event gilt per Definition jede Phase, deren Abweichung vom langjährigen Mittel den Grenzwert von $\pm 0,4$ °C in mindestens fünf aufeinanderfolgenden Monaten überschreitet (Trenberth 1997: 2773).

Der Niño 3.4 Index ermöglicht es, die Stärke und Richtung des El-Niño-Phänomens zu quantifizieren und wird auch bei Untersuchungen seiner Folgen im CCS verwendet (Jacox et al. 2016: 7072f). Abbildung 2 zeigt den Verlauf der Indexwerte im Zeitraum, der durch die verwendeten MODIS-Datensätze abgedeckt wird und demnach für die folgenden Untersuchungen von Interesse ist. Demnach kam es zwischen Februar 2000 und Februar 2022 zu sechs El-Niño-Events. Die größte Niño 3.4 Anomalie von 2,72 °C trat dabei im November 2015 auf.

2.2 Datenauswertung

Der Zugriff auf die SST- und Chlorophyll-*a*-Daten erfolgte mithilfe der *Google Earth Engine* (Ocean Color SMI: Standard Mapped Image MODIS Terra Data). Im Rahmen der Datenverarbeitung wurden für jede der 12 Subareas monatliche Durchschnittswerte der SST und der Chlorophyll-*a*-Konzentration von Februar 2000 bis Februar 2022 erfasst. Auf dieser Basis wurden die langjährigen monatlichen Mittel der SST für jede Subarea im Beobachtungszeitraum ermittelt. Schließlich konnten die Abweichungen der monatlichen Durchschnittswerte vom jeweiligen langjährigen Mittelwert (in der Folge SST-Anomalie genannt) berechnet werden. Für Juli 2021 waren in der *Google Earth Engine* keine Daten erhältlich, sodass die hier verwendeten Daten in diesem Zeitraum eine Lücke aufweisen.

Zur Bearbeitung von Forschungsfrage 1 nach der direkten Kopplung zwischen der Upwelling-Aktivität im CCS und der Wassertemperatur im Bereich des tropischen Pazifiks (Niño 3.4 Beobachtungsgebiet) wurde eine einfache Korrelationsanalyse durchgeführt. Hierzu wurden die Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten nach Pearson zwischen der SST-Anomalie- bzw. Chlorophyll-*a*-Datenreihe und dem Niño 3.4 Index berechnet und auf statistische Signifikanz geprüft. Diese werden auch bei der Bearbeitung von Forschungsfrage 2 nach Unterschieden zwischen

den Subareas herangezogen. Für die Beantwortung von Forschungsfrage 3 wird ein genauerer Blick auf das El-Niño-Event 2015-16 geworfen, das neben jenem von 1997-98 (Kahru & Mitchell 2000) zu den stärksten El-Niño-Events der letzten Jahrzehnte zählt (Jacox et al. 2016: 7072ff).

3. Ergebnisse

Die folgende Präsentation der Ergebnisse orientiert sich an den erhobenen Daten und den zugehörigen Abbildungen. Die Aufteilung in Unterkapitel dient der Übersichtlichkeit und richtet sich nicht nach den in der Einleitung formulierten Forschungsfragen. Diese werden in Kapitel 4 und 5 aufgegriffen und detailliert diskutiert.

3.1 Langjährige SST-Monatsmittel

Abbildung 3 veranschaulicht die langjährigen Monatsmittel der SST im Zeitraum von Februar 2000 bis Februar 2022 jeder einzelnen Subarea. Die Minimal- und Maximalwerte treten in allen Subareas in derselben Jahreszeit auf. Die geringsten SST-Mittelwerte sind im Frühjahr (März, April) zu beobachten. Die Maxima hingegen fallen stets auf den September. Die niedrigsten Temperaturen treten in jeder der vier Zonen A-D in den Subareas an der Küste auf. Auch die höchsten Werte nehmen in Zonen A, B und C mit Annäherung zur Küste ab. Diese Abnahme verliert mit sinkender geographischer Breite allerdings an Intensität. In der südlichst gelegenen

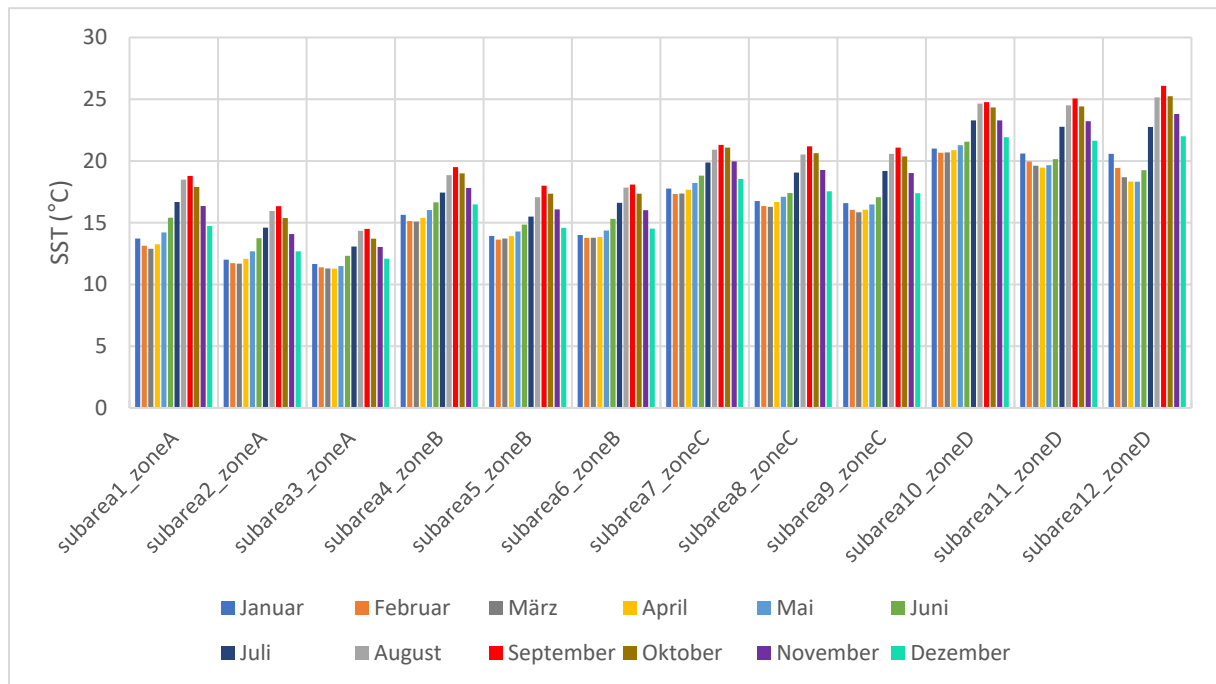


Abbildung 3: Langjährige SST-Monatsmittel der einzelnen Subareas im Zeitraum von Februar 2000 bis Februar 2022 (eigene Darstellung). Zur Lage der Zonen siehe Abbildung 1.

Zone D steigen die Maximalwerte mit schwindender Distanz zum Festland sogar an.

Die Verläufe der Kurven ähneln einander. Unterschiede ergeben sich jedoch mit Hinblick auf die Amplituden. Sowohl die niedrigsten (3,2 °C in Subarea 3) als auch die höchsten Schwankungen im Jahresverlauf (7,8 °C in Subarea 12) sind in Arealen in Küstennähe anzutreffen. Insgesamt lassen sich demnach drei Faktoren ausmachen, die Einfluss auf die SST der Subareas ausüben: die Entfernung zum Kontinent, die geographische Breite sowie die Jahreszeit, in der intensives Upwelling auftritt.

3.2 SST-Anomalien

Durch das Subtrahieren des entsprechenden Monatsmittels (Abbildung 3) von den monatlichen SST-Durchschnittswerten der jeweiligen Subarea wurden die SST-Anomalien berechnet. Diese sind in Abbildung 4 zusammengefasst. Zu sehen ist dabei die Entwicklung der SST-Anomalien in den 12 Subareas über den gesamten Beobachtungszeitraum hinweg.

Zunächst sollte darauf hingewiesen werden, dass die extremen Peaks im August 2000 vermutlich auf einen technischen Fehler undefinierbarer Art zurückzuführen sind. Zwar lässt sich für diese Hypothese kein Nachweis in der Literatur finden, doch weisen die SST-Durchschnittsdaten aus besagtem Monat unwahrscheinlich hohe Werte von bis zu 45 °C inmitten des Pazifiks auf. Lässt man die Werte von August 2000 demnach außer Acht,

treten die höchsten positiven Abweichungen in den Jahren 2014, 2015 und 2016 auf. In diesen Zeitraum fällt – wie bereits angemerkt – der höchste Peak des Niño 3.4 Indexes seit Beginn des Jahrtausends (Abbildung 2). Nach den Jahren 2014 und 2015 mit sehr hohen positiven SST-Anomalien sanken die Werte in allen Subareas im Juli 2016 erstmals wieder in den negativen Bereich. Der Niño 3.4 Index zeigt für diesen Zeitpunkt die Einstellung von La-Niña-Bedingungen an.

Eine längere Phase solch negativer Indexwerte zeigt Abbildung 2 zwischen den Frühjahren 2010 und 2012. Die Subareas weisen in diesem Zeitraum allesamt die höchsten negativen Abweichungen auf. Sowohl für die negativen Abweichungen als auch für die genannten positiven SST-Anomalien gilt dabei, dass die Ausschläge tendenziell nach Süden hin zunehmen. Die größten Abweichungen von den SST-Monatsmitteln sind während der beschriebenen El-Niño- und La-Niña-Events somit in Zone D vor der Küste von Baja California Sur auszumachen. In den Bereichen des CCS vor Kalifornien erreichen die Peaks ein geringeres Maß.

In kürzeren El-Niño- und La-Niña-Phasen sind die gleichsinnigen Ausschläge von Niño 3.4 Index und SST-Anomalien nicht zu verzeichnen. In Hinblick auf Zone D sind während des El-Niño-Events in der zweiten Jahreshälfte 2006 in den Subareas 11 und 12 po-

sitive Abweichungspeaks zu erkennen. Subarea 10 hingegen weist negative SST-Anomalien auf. Auch in den anderen Zonen sind für diesen Zeitraum keine Trends auszumachen. Es kommt sowohl zu positiven als auch zu kleineren negativen Abweichungen. Der genauere Blick auf das Jahr 2020 zeigt überdies, dass viele Subareas trotz La-Niña-Bedingungen in der zweiten Jahreshälfte positive SST-Anomalien aufweisen.

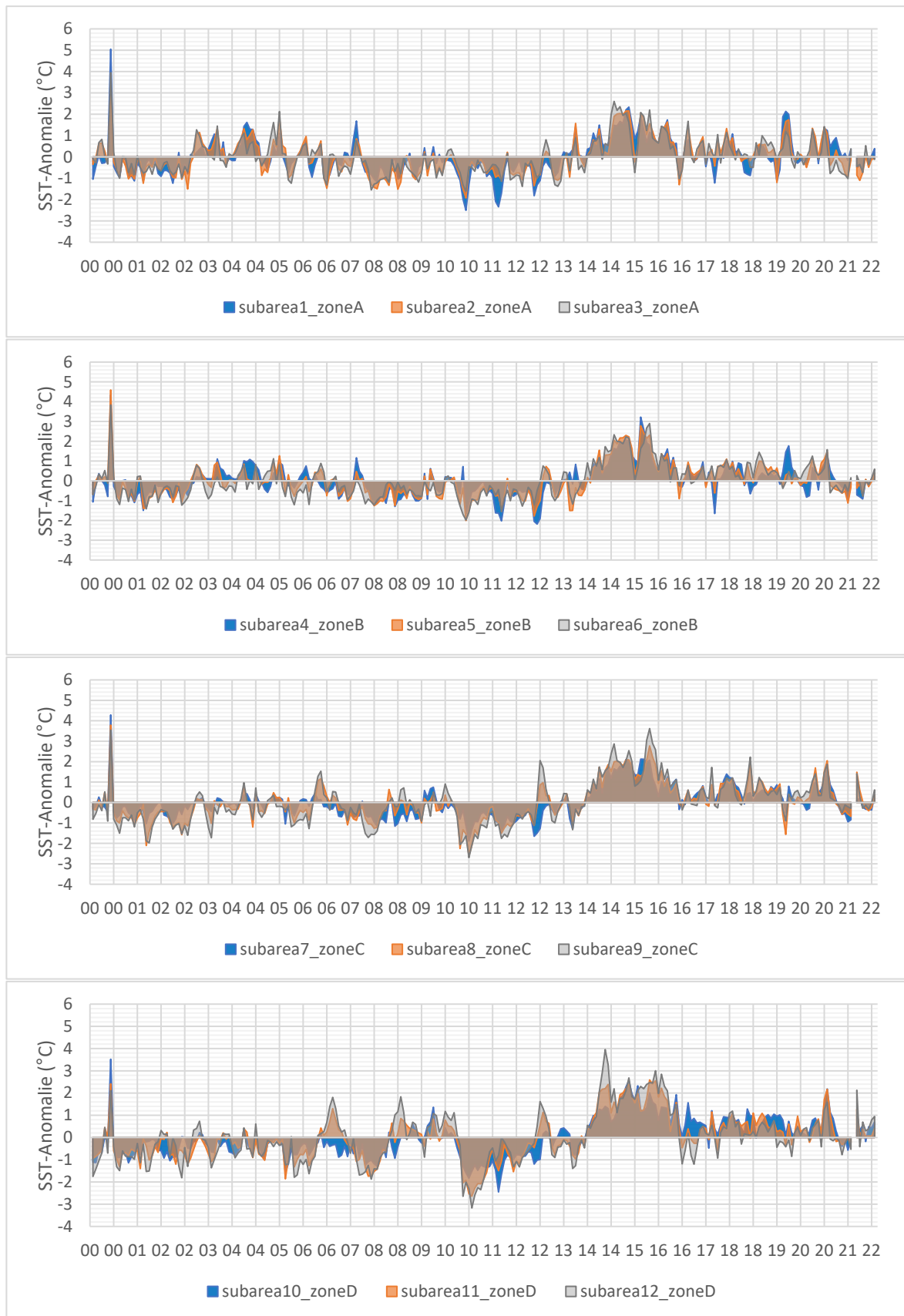


Abbildung 4: Die Diagramme zeigen die Abweichungen der monatlichen SST-Durchschnittswerte vom langjährigen Monatsmittel zwischen Februar 2000 und Februar 2022. Die Daten von Zone A bis D sind von oben nach unten wiedergegeben (eigene Darstellung).

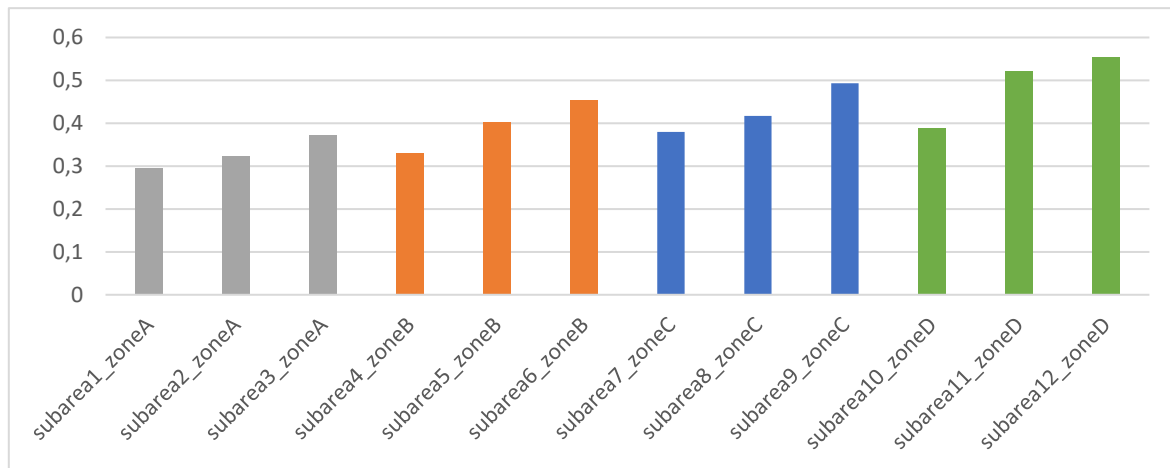


Abbildung 5: Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten nach Pearson zwischen dem Niño 3.4 Index und den SST-Anomalien der Subareas. Säulen der gleichen Farbe gehören jeweils zur gleichen Zone. Korrelationskoeffizienten, die durch die jeweils rechte Säule einer Farbe repräsentiert werden, gehören zu den Subareas in Küstennähe (eigene Darstellung).

Insgesamt ergibt sich somit folgendes Bild: Die längeren Phasen mit extremen Niño 3.4 Indexwerten (La Niña 2010-12 und El Niño 2014-16) sind auch durch hohe negative bzw. positive SST-Anomalien in allen Subareas charakterisiert. Außerhalb dieser Phasen verlaufen die Kurven von Index und SST-Anomalien hingegen so unterschiedlich, dass kein Zusammenhang zwischen den Parametern zu erkennen ist.

Um Aussagen über den tatsächlichen statistischen Zusammenhang zwischen dem Niño 3.4 Index und den SST-Anomalien treffen zu können, wurde daher eine einfache Korrelationsanalyse durchgeführt. Die Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten nach Pearson sind in Form eines Säulendiagramms in Abbildung 5 dargestellt. Die zwölf Koeffizienten sind bei einem Konfidenzintervall von 95% statistisch signifikant. Alle Werte liegen im positiven Spektrum. Der Niño 3.4 Index korreliert somit positiv mit den SST-Anomalien jeder Subarea. Hohe Abweichungen vom langjährigen

Mittel treten in der Niño 3.4 Region im zentralen Pazifik und im Untersuchungsgebiet also zeitgleich auf. Auffällig ist, dass die Werte innerhalb einer Zone mit abnehmender Distanz zum Kontinent ansteigen. Demnach können in jeder Zone die Schwankungen der SST-Anomalien am besten in den Subareas an der Küste durch den Niño 3.4 Index erklärt werden. Beim Vergleich der einzelnen Zonen fällt zudem der Anstieg der Korrelationskoeffizienten in Richtung Süden ins Auge. So liegt der maximale Wert in Zone A bei 0,373 (Subarea 3) und wächst bis Zone D auf 0,554 (Subarea 12) an.

Die Korrelation zwischen dem Niño 3.4 Index und den SST-Anomalien der Subareas ist also in den Bereichen vor Baja California höher als in den Gebieten weiter nördlich. Innerhalb jeder Zone fallen die höchsten Korrelationskoeffizienten auf die Subareas in Küstennähe. Insgesamt sind die Korrelationen vor der Halbinsel Baja California wesentlich höher als vor dem US-Bundesstaat Kalifornien.

3.3 *Chlorophyll-a-Konzentration*

Abbildung 6 veranschaulicht die Entwicklung der Chlorophyll-*a*-Konzentration im Oberflächenwasser über den gesamten Beobachtungszeitraum hinweg. Wie ersichtlich wird, treten die höchsten Konzentrationen und größten jährlichen Schwankungen in jeder Zone in den Subareas in Küstennähe auf. Betrachtet man daher die grauen Kurven, lässt sich zunächst folgende Gemeinsamkeit ausmachen: Die maximalen Chlorophyll-*a*-Konzentrationen sind im Jahresverlauf stets zwischen April und Juni zu beobachten. Zu dieser Zeit sind die upwelling-begünstigenden Winde am stärksten (Huyer 1983: 278). Während in den Gewässern vor Kalifornien häufig ein zweiter, kleinerer Peak im Spätsommer/Frühherbst auftritt, nimmt die Chlorophyll-*a*-Konzentration vor Baja California nach dem Maximum im Frühling wieder stark ab. Bezüglich des Wertespektrums lässt sich festhalten, dass sowohl Minimal- als auch Maximalwerte Richtung Süden hin abnehmen. Im hier untersuchten Bereich des CCS sind die größten Phytoplanktonblüten somit vor der Küste Nord-Kaliforniens vorzufinden. Subarea 12 vor Baja California Sur weist unter den Gebieten in Küstennähe im Mittel die geringsten Konzentrationswerte auf. Überdurchschnittlich hohe Peaks treten hier jedoch im Juni der Jahre 2011 bis 2013 auf. Wie bereits erwähnt zeigt der Niño 3.4 Index für diesen Zeitraum eine länger andauernde La-

Niña-Phase an. Während des El-Niño-Events 2015-16 hingegen treten extrem niedrige Juni-Peaks auf. Der Wert von Juni 2015 ist der Einzige in der gesamten Datenreihe, der deutlich unter 1 mg/m³ liegt.. Andere außergewöhnlich hohe (niedrige) Juni-Peaks hingegen treten nicht zur gleichen Zeit auf wie überdurchschnittlich niedrige (hohe) Indexwerte, folgen jedoch auf ein kurz zuvor stattgefundenes La-Niña- bzw. El-Niño-Event. Das außergewöhnlich niedrige Maximum der Chlorophyll-*a*-Konzentration im Juni 2005 fällt zusammen mit leicht negativen Indexwerten und erfolgt unmittelbar nach dem El-Niño-Event von 2004-05. Auch der Juni-Peak 2008 tritt nicht zur gleichen Zeit wie der Höhepunkt des La-Niña-Events 2007-08 auf, doch folgt unmittelbar auf dieses. Diese Stellen lassen

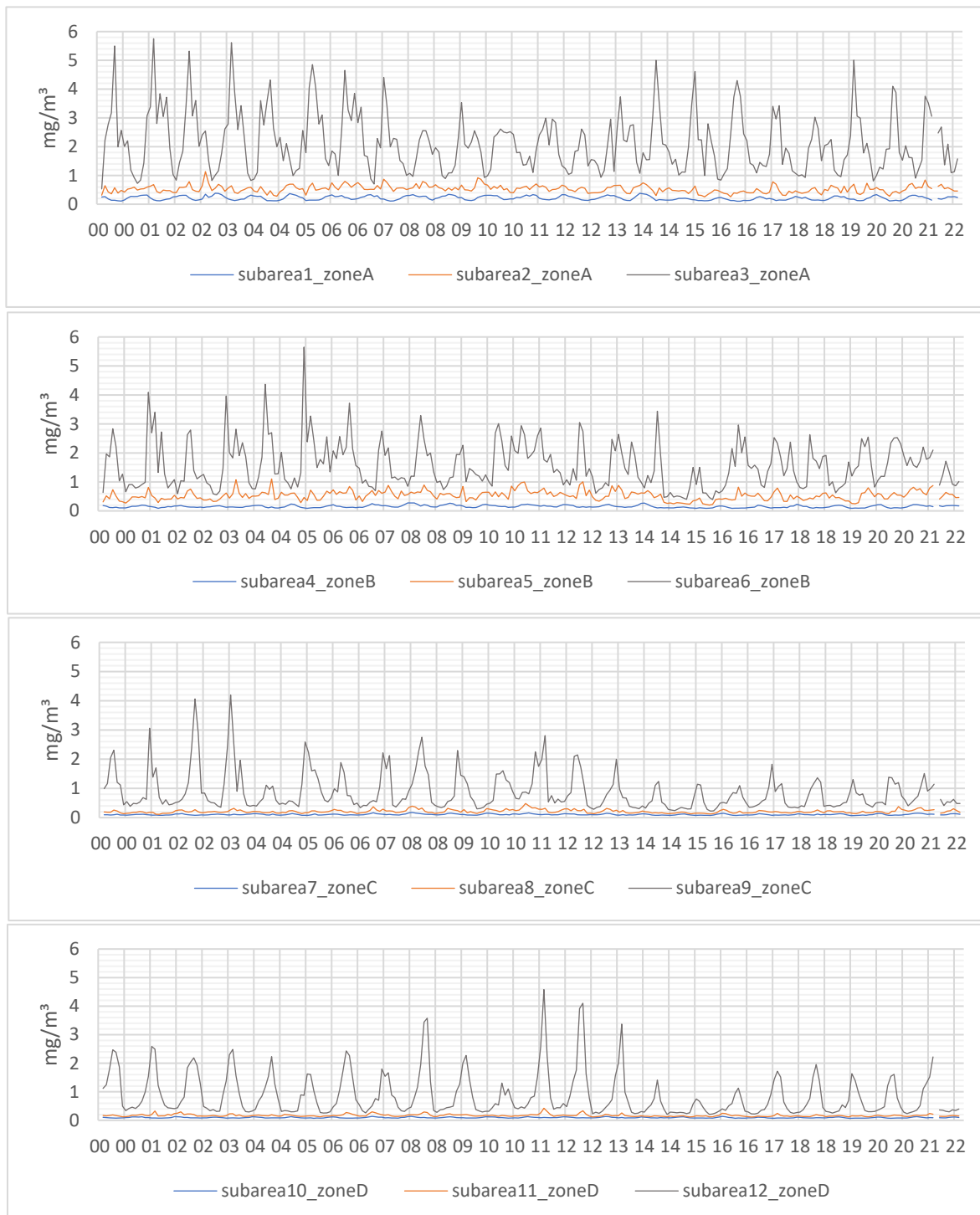


Abbildung 6: Monatliche Durchschnittswerte der Chlorophyll-a-Konzentration im Oberflächenwasser in mg/m^3 zwischen Februar 2000 und Februar 2022. Die Daten von Zone A bis D sind von oben nach unten wiedergegeben (eigene Darstellung).

also keine direkte Korrelation zwischen den Parametern erkennen, deuten jedoch möglicherweise auf einen kausalen Zusammenhang hin. Die graphische Analyse der weiter nörd-

lich gelegenen Subareas in Küstennähe ist wegen der komplexeren Muster der Maximalwerte schwierig. Auffällig sind jedoch die Unterschiede zwischen den küstennahen Subareas hinsichtlich La-Niña 2010-12 und El-Niño 2015-16.

Der für Zone D vermeintlich zutreffende negative Zusammenhang zwischen dem Niño 3.4 Index und den Peaks der Chlorophyll-*a*-Konzentration ist in Zone C und B weit weniger klar zu erkennen. In Zone A scheint ein umgekehrter Zusammenhang vorzuliegen. Vor der Küste Nord-Kaliforniens sind die Peaks zur Zeit des erwähnten El-Niño-Events höher als während der vorangegangenen La-Niña-Phase.

Um zu überprüfen, ob die möglichen Zusammenhänge tatsächlich eine statistische Signifikanz aufweisen, wurde analog zur Vorgehensweise aus Kapitel 3.2 eine Korrelationsanalyse durchgeführt. Abbildung 7 zeigt im oberen Bereich die Korrelationskoeffizienten zwischen dem Niño 3.4 Index und den monatlichen Durchschnittswerten der Chlorophyll-*a*-Konzentration. Diese fallen zu einem großen Teil sehr gering aus und sind zum Teil nicht statistisch signifikant. Um die saisonalen Schwankungen aus der Beobachtung ausschließen zu können, wurde für jede Datenreihe der Chlorophyll-*a*-Konzentration zusätzlich der gleitende Durchschnitt mit einer Fensterbreite von 12 berechnet. Die Korrelationskoeffizienten zwischen Niño 3.4 Index und diesen gleitenden Durchschnitten sind im unteren Teil von Abbildung 7 zu sehen. Ohne die Berücksichtigungen der saisonalen Variabilität sind alle 12 Koeffizienten bei einem Konfidenzintervall von 95% statistisch signi-

fikant. Trotz der insgesamt stärkeren Korrelation der gleitenden Durchschnitte zeigen beide Diagramme sehr ähnliche Trends. Offensichtlich korrelieren hohe positive Werte des Niño 3.4 Indexes in der überwiegenden Mehrzahl der Subareas mit niedrigen Chlorophyll-*a*-Konzentrationen. Umgekehrt formuliert kommt es im Großteil des Untersuchungsgebiets zu gesteigertem Aufkommen von Phytoplankton, wenn das Oberflächenwasser des tropischen Zentralpazifiks überdurchschnittlich kühl ist. Die Stärke des Zusammenhangs ist dabei allerdings großen Variationen unterworfen. Die stärksten Korrelationen sind nicht in den festlandnahen Subareas, sondern den weit vor der süd-kalifornischen Küste (Subareas 4 und 5) zu finden. Ein ähnliches Korrelationsmuster wie zwischen den SST-Anomalien (Abbildung 5) und Niño 3.4 Index ist nur in Zone D zu erkennen. Hier steigt der Zusammenhang zwischen Temperaturanomalie im Niño 3.4 Gebiet und Chlorophyll-*a*-Konzentration mit schwindendem Abstand zur Küste an.

Eine Ausnahme bildet Subarea 3 vor der Küste Nord-Kaliforniens. Die Korrelationskoeffizienten in Abbildung 7 zeigen hier einen positiven Zusammenhang auf.

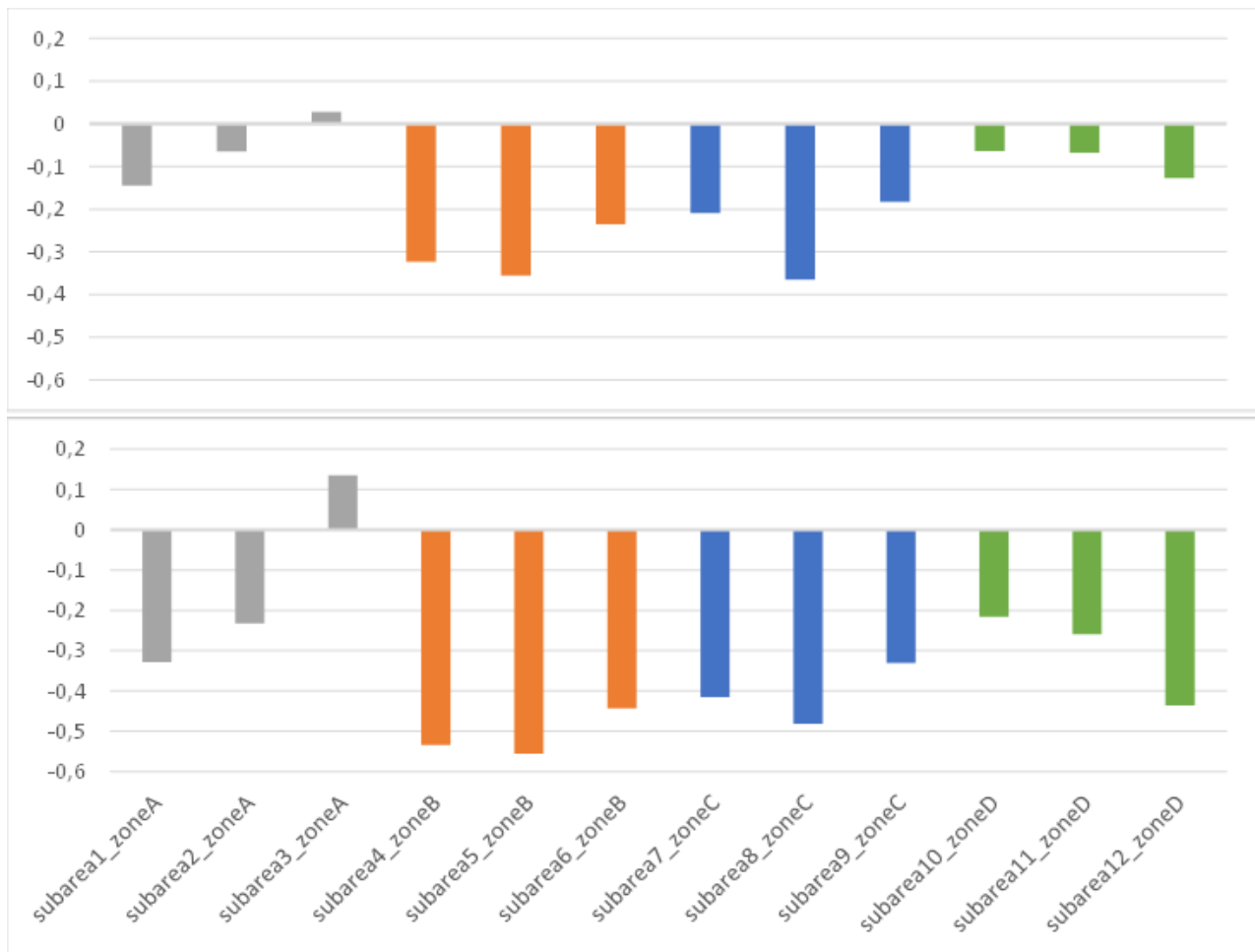


Abbildung 1: Korrelationskoeffizienten zwischen Niño 3.4 Index und Chlorophyll-*a*-Konzentration (oben) bzw. dem gleitenden Durchschnitt der Konzentration mit einer Fensterbreite von 12 (eigene Darstellung).

Demzufolge steigt das Auftreten von Phytoplankton bei überdurchschnittlich hohen Temperaturen im Zentralpazifik. Ob die Korrelationskoeffizienten in diesem Fall verlässliche Aussagen zulassen, ist jedoch fraglich. Der Wert im oberen Diagramm liegt bei 0,028 und ist statistisch nicht signifikant. Der Korrelationskoeffizient zwischen dem gleitenden Durchschnitt und dem Index hingegen liegt bei 0,135 und ist bei einem Konfidenzintervall von 95% signifikant. Bei einem p-Wert von

0,034 würde der Koeffizient einem Signifikanztest mit geringerer Irrtumswahrscheinlichkeit jedoch nicht standhalten.

Die Stärke des Zusammenhangs zwischen Chlorophyll-*a*-Konzentration und Niño 3.4 Index ist also im Untersuchungsgebiet sehr heterogen verteilt. Während insbesondere für die küstenentfernten Subareas in Zone B und C von einer negativen Korrelation auszugehen ist, sind die Analyseergebnisse anderer Bereiche kritisch zu bewerten.

4. Diskussion

Die in der Einleitung aufgeworfene Forschungsfrage 1 untersucht die mögliche direkte Verbindung zwischen dem Niño 3.4 Gebiet und dem CCS. Welchen Einfluss haben die Temperaturanomalien im tropischen Zentralpazifik – durch die sich El-Niño- und La-Niña-Events ausdrücken – auf SST und Chlorophyll-*a*-Konzentration im Untersuchungsgebiet?

Es lassen sich statistisch signifikante Korrelationen zwischen Niño 3.4 Index und beiden Parametern nachweisen. Diese sind über das Untersuchungsgebiet allerdings nicht gleichmäßig verteilt. Zudem unterscheiden sich die Muster hoher und niedriger Korrelationskoeffizienten im Fall von SST und Chlorophyll-*a*-Konzentration erheblich voneinander.

Faktoren, die die SST im Untersuchungsgebiet beeinflussen, sind sowohl das Upwelling – gesteuert durch küstenparallele Winde (Huyer 1983:259f) – als auch der Anstieg der solaren Einstrahlung mit Abnahme der geographischen Breite (Huyer 1983: 267). Die Auswirkungen dieser Prozesse sind bereits anhand der langjährigen SST-Monatsmittel auszumachen (Abbildung 3). Küstennahe Subareas, in denen das durch seewärtigen Ekman-Transport verursachte Massendefizit durch Auftrieb kühlen Tiefenwassers ausgeglichen wird, weisen die geringste SST-Werte auf. Der temperaturreduzierende Effekt des Upwellings wird dadurch ersichtlich, dass die

geringsten SST-Mittelwerte in den küstennahen Subareas stets in den Monaten der stärksten Auftriebsaktivität (März und April) auftreten (Huyer 1983: 260). Auch die strahlungsbedingte Erhöhung der SST Richtung Süden ist in Abbildung 3 zu erkennen. So scheint die hohe Sonneneinstrahlung den temperaturreduzierenden Effekt des Upwellings in den wendekreisnahen Bereichen vor Baja California Sur zunichtezumachen.

Bezüglich des Effekts von El-Niño-Ereignissen auf die SST im Untersuchungsgebiet legt die Korrelationsanalyse (Abbildung 5) nahe, dass der Zusammenhang zwischen dem Auftreten dieses Phänomens und der Temperatur des Oberflächenwassers mit Abnahme von geographischer Breite und Distanz zur Küste an Stärke zunimmt. Bezieht man nun die eben genannten Faktoren mit in die Bewertung der Ergebnisse ein, liegt die Vermutung nahe, dass El-Niño-Events die Intensität des Upwellings in den Küstenbereichen abschwächen und somit zu einer Erhöhung der SST beitragen. Ein weiterer Ansatz, um Verbindung zwischen El-Niño-Events und SST im CCS zu untersuchen, wäre die Einbeziehung von Coastal Upwelling Indices, wie dem Bakun-Index (Bakun 1973) oder dem moderneren Coastal Upwelling Transport Index (CUTI) (Jacox et al. 2018). Diese geben direkte Auskunft über die Menge von aufgetriebenen Tiefenwassers, sind jedoch mit der hier gewählten Einteilung in Subareas nicht kompatibel. Ein anderer Arbeitsan-

satz könnte unter Nutzung der Indices weitere Erkenntnisse zum Zusammenhang zwischen El-Niño-Events und Upwelling offenlegen.

Hinsichtlich der Chlorophyll-*a*-Konzentration sind die Ergebnisse weniger eindeutig zu interpretieren. Die hohen Konzentrationswerte in den Küstenbereichen Nord-Kaliforniens weisen auf intensives Upwelling in dieser Region hin. Dies könnte durch die große Nähe zwischen ozeanischem Hoch- und kontinentalem Tiefdruckgebiet im Sommer und die daraus resultierenden starken Winde entlang des Küstenabschnitts dieser Region erklärt werden (Huyer 1983: 260). Die Abnahme der Chlorophyll-*a*-Konzentration Richtung Süden lässt demzufolge auf Windverhältnisse schließen, die Coastal Upwelling weniger stark begünstigen. Da die Ergebnisse der Korrelationsanalyse zwischen den Chlorophyll-*a*-Konzentrationen und dem Niño 3.4 Index keine eindeutigen Aussagen über den Einfluss von El-Niño-Events auf die Aktivität von Phytoplankton im Untersuchungsgebiet zulassen, soll an dieser Stelle noch ein Vergleich zu den Befunden von Kahru & Mitchell (2000) gezogen werden. In ihrer Arbeit veröffentlichten sie Daten zur Chlorophyll-*a*-Konzentration von März 1997, 1998 und 1999. Dabei wurde das Konzentrationsspektrum in die Klassen oligotroph ($< 0,2 \text{ mg/m}^3$), mesotroph ($0,2 \text{ bis } 1 \text{ mg/m}^3$) und eutroph ($> 1 \text{ mg/m}^3$) unterteilt (Kahru & Mitchell 2000: 2937). Im Rahmen der Studie konnte festgestellt werden, dass die

Ausbreitung eutrophen Wassers während des El-Niño-Events in allen Subareas abnahm. Vor Baja California hingegen kam es zu einer intensiven Ausdehnung von Flächen mesotrophen Charakters.

Abbildung 8 zeigt die durchschnittlichen Chlorophyll-*a*-Konzentrationen während der Peak-Saison im Frühling (März bis Juni) in den Jahren 2014 bis 2017, also vor, während und nach dem El-Niño-Event 2015-16. Der von Kahru & Mitchell (2000: 2938) beobachtete Rückgang eutropher Gewässer kann auch im Zuge des El-Niño-Events für das Jahr 2015 festgestellt werden. Die vor allem in relativer Küstennähe vorkommenden gelben und roten Flächen sind in diesem Jahr – insbesondere im Vergleich zum Jahr 2017 mit neutralem Niño 3.4 Index – in wesentlich geringerem Maß vertreten. Ausgenommen hiervon ist Subarea 3 vor der Küste Nord-Kaliforniens. Hier scheint die Ausdehnung stark eutropher Gewässer während des El-Niño-Events vergrößert zu sein. Der in Frage gestellte positive Zusammenhang zwischen Niño 3.4 Index und Chlorophyll-*a*-Konzentration in Subarea 3 wird also zumindest in den hier präsentierten Daten bestätigt.

Die von Kahru & Mitchell (2000) für März 1998 beschriebene Ausdehnung mesotropher Bereiche vor Baja California Sur kann auch für das Jahr 2016 beobachtet werden. Wie Abbildung 8 zeigt, ist für die Subareas 10 und 11 ein erhöhtes Vorkommen mesotropher Gewässer festzustellen, auch wenn dieses nicht die Intensität von 1998

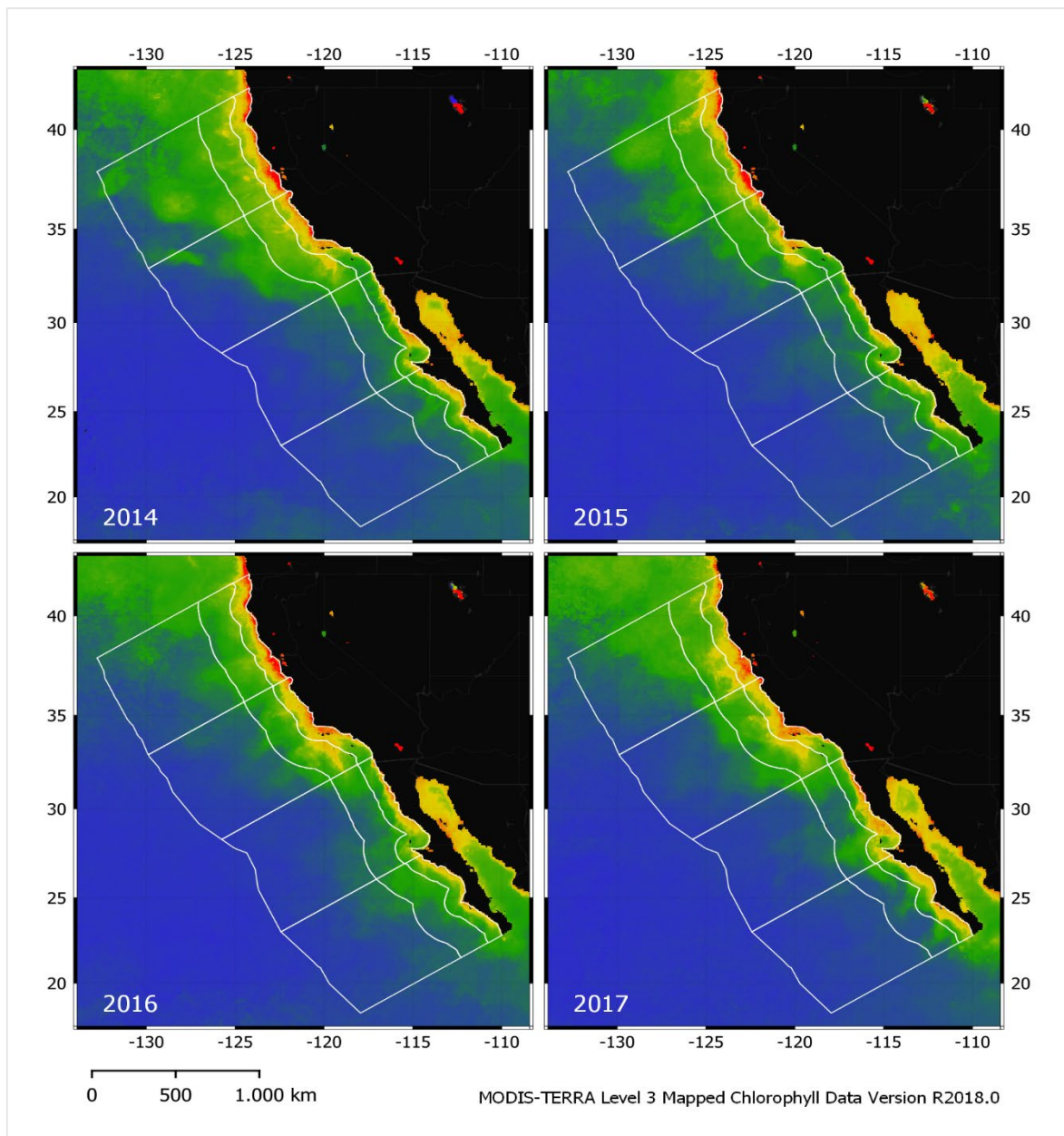


Abbildung 8: Durchschnittliche Chlorophyll-*a*-Konzentrationen der Monate März bis Juni. Die Farbgebung orientiert sich an der Trophie des Wassers: blau = oligotroph ($< 0,2 \text{ mg/m}^3$), grün = mesotroph ($0,2 \text{ bis } 1 \text{ mg/m}^3$), gelb = eutroph ($1 \text{ bis } 10 \text{ mg/m}^3$), rot = stark eutroph ($> 10 \text{ mg/m}^3$) (eigene Darstellung).

erreicht (Kahru & Mitchell 2000: 2937). Als Grund für den Anstieg der Chlorophyll-*a*-Konzentration in diesem Bereich wurde mit Hinblick auf das El-Niño-Event 1997-98 der erhöhte Nährstoffeintrag durch Advektion von Norden infolge einer Umlenkung des California Currents diskutiert, welcher im küstenfernen Bereich vor Baja California Sur zu erhöhter Produktion von Phytoplankton führte

(Espinosa-Carreón et al. 2004: 18). Ob diese Erklärung auch auf El-Niño 2015-16 zutrifft, kann an dieser Stelle nicht abschließend festgestellt werden, unter anderem weil das Event aufgrund des Zusammenfallens mit einer mehrjährigen marinen Hitzewelle im gesamten Nordost-Pazifik (Di Lorenzo & Mantua 2016: 1042) unter anderen Ausgangsbedingungen stattfand als 1997-98 (McClatchie 2016: 8).

Noch einmal Bezug nehmend auf die Korrelationsanalyse zwischen Niño 3.4 Index und Chlorophyll-*a*-Konzentration lässt sich festhalten, dass der Index keine verlässlichen Aussagen zur Phytoplanktonaktivität im Untersuchungsgebiet zulässt. Dieser scheint also keinen akkuraten Proxy darzustellen. Vielmehr ist die Höhe der Chlorophyll-*a*-Konzentration abhängig von der Nährstoffmenge, die im Oberflächenwasser verfügbar ist (McClatchie 2016: 13). Im CCS ist diese stark an die Intensität des Upwellings gebunden. Daher ist auch bei Untersuchungen zur Chlorophyll-*a*-Konzentration die Nutzung von Upwelling Indices sinnvoll. Zusätzlich zum Bakun-Index (Bakun 1973) und dem CUTI könnte hier auch der Biologically Effective Upwelling Transport Index (BEUTI) (Jacox et al. 2018) von besonderem Interesse sein. Der Einsatz der Indices könnte auch eine detaillierte Erfassung regionaler Besonderheiten, wie die geringen Konzentrationswerte in der Southern California Bight nahe der Grenze zu Mexiko, ermöglichen. Das lokale Minimum kommt an dieser Stelle dadurch zustande, dass die äquatorwärtigen Winde nicht dem Verlauf der Küste folgen und das Upwelling vor Ort demnach reduziert ist (McClatchie 2016: 16). Auch mit der Einteilung des Untersuchungsgebiets in 12 Subareas konnte ein regionales Phänomen wie dieses nicht abgebildet werden, sodass eine zusätzliche Einbeziehung der Upwelling Indices bei weiteren Untersuchungen sinnvoll erscheint.

5. Schlussfolgerungen

Auf Basis der MODIS Terra Daten zu SST und Chlorophyll-*a*-Konzentration sowie den mithilfe der *Google Earth Engine* gewonnenen monatlichen Durchschnittswerten konnten die Zusammenhänge zwischen dem Auftreten von El-Niño-Events und den zwei untersuchten Parametern näher beleuchtet werden. Um zuletzt noch einmal die eingangs formulierten Forschungsfragen aufzugreifen, lassen sich folgende Punkte festhalten:

- Es bestehen im Untersuchungsgebiet statistisch signifikante positive Korrelationen zwischen der SST und dem Niño 3.4 Index, der hier als Maßzahl für das Auftreten von El-Niño-Events herangezogen wird. Die Stärke des Zusammenhangs ist jedoch nicht gleichmäßig verteilt. Vielmehr ist ein Anstieg der Korrelation in Richtung Küste und Süden zu verzeichnen. Auf Basis dieser Ergebnisse ist davon auszugehen, dass El-Niño-Events, die durch stärkeres Upwelling geprägten küstennahen Gewässer stärker beeinflussen als Bereiche des CCS, die weiter vom Kontinent entfernt liegen. Die höchste Korrelation ist demnach für den Bereich vor der Küste von Baja California Sur zu verzeichnen. Die zum Teil geringe Höhe der Korrelationskoeffizienten legt jedoch nahe, dass neben der Temperaturanomalie des Zentralpazifiks auch andere Faktoren Einfluss auf die SST des CCS nehmen.
- Auch hinsichtlich der Chlorophyll-*a*-Konzentration lassen sich Zusammenhänge mit

dem Auftreten von El-Niño-Events ausmachen. Die ermittelten Korrelationen weisen jedoch kein räumliches Muster auf und sind zum Teil von sehr geringer Stärke. Größere Werte liegen hier nur für Bereiche vor, die nicht unmittelbar an die Küste angrenzen und somit nicht als Gebiete der stärksten Upwelling-Intensität bekannt sind. Für genauere Untersuchungen des Effekts von El-Niño-Events auf die Chlorophyll-*a*-Konzentration in den Upwelling gebieten sollte die Datenbasis daher beispielsweise durch einen geeigneten Upwelling-Index ergänzt werden.

- Bezüglich des Vergleichs der El-Niño-Events 1997-98 und 2015-16 lassen sich große Überschneidungen finden. Insbesondere eine starke Abnahme eutropher Bereiche in Küstennähe ist für beide Fälle

festzustellen. Eine Ausnahme bildet der Küstenabschnitt von Nord-Kalifornien, für den der zuvor ermittelte leicht positive Zusammenhang zwischen Niño 3.4 Index und Chlorophyll-*a*-Konzentration zumindest für das beobachtete Event bestätigt werden kann. Auch die Ausdehnung mesotropher Gewässer vor Baja California kann – wenn auch in unterschiedlichem Maße – an beiden Events nachgewiesen werden. Nicht ersichtlich wird im hier durchgeführten Vergleich der Einfluss der marinen Hitzewelle.

Insgesamt stellt die *Google Earth Engine* für die Untersuchung des CCS ein sehr nützliches Tool dar. Um verlässlichere Ergebnisse zu erzielen, sollten allerdings zusätzliche Datenquellen wie die Upwelling-Indices hinzugezogen werden.

Literaturverzeichnis

- Bakun, A. (1973): Coastal upwelling indices, west coast of North America, 1946-71.
- Bakun, A., Black, B. A., Bograd, S. J., García-Reyes, M., Miller, A. J., Rykaczewski, R. R., & Sydeman, W. J. (2015): Anticipated effects of climate change on coastal upwelling ecosystems. *Current Climate Change Reports*, 1, 85-93.
- Di Lorenzo, E., & Mantua, N. (2016): Multi-year persistence of the 2014/15 North Pacific marine heatwave. *Nature Climate Change*, 6(11), 1042-1047.
- Espinosa-Carreón, T. L., Strub, P. T., Beier, E., Ocampo-Torres, F., & Gaxiola-Castro, G. (2004): Seasonal and interannual variability of satellite-derived chlorophyll pigment, surface height, and temperature off Baja California. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 109(C3).
- García-Reyes, M., Sydeman, W. J., Black, B. A., Rykaczewski, R. R., Schoeman, D. S., Thompson, S. A., & Bograd, S. J. (2013): Relative influence of oceanic and terrestrial pressure systems in driving upwelling-favorable winds. *Geophysical Research Letters*, 40(19), 5311-5315.
- Hickey, B. M., & Banas, N. S. (2008): Why is the northern end of the California Current System so productive? *Oceanography*, 21(4), 90-107.
- Huyer, A. (1983): Coastal upwelling in the California Current system. *Progress in oceanography*, 12(3), 259-284.
- Jacox, M. G., Hazen, E. L., Zaba, K. D., Rudnick, D. L., Edwards, C. A., Moore, A. M., & Bograd, S. J. (2016): Impacts of the 2015–2016 El Niño on the California Current System: Early assessment and comparison to past events. *Geophysical Research Letters*, 43(13), 7072-7080.
- Jacox, M. G., Edwards, C. A., Hazen, E. L., & Bograd, S. J. (2018): Coastal upwelling revisited: Ekman, Bakun, and improved upwelling indices for the US West Coast. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 123(10), 7332-7350.
- JPL/OBPG/RSMAS (2020): MODIS Terra L2P swath SST data set. Ver. 2019.0. PO.DAAC, CA, USA. Dataset accessed [2023-06-26] at <https://doi.org/10.5067/GHMDT-2PJ19>
- Kahru, M., & Mitchell, B. G. (2000): Influence of the 1997–98 El Niño on the surface chlorophyll in the California Current. *Geophysical research letters*, 27(18), 2937-2940.

McClatchie, S. (2016): State of the California Current 2015–16: comparisons with the 1997–98 El Niño. California cooperative oceanic fisheries investigations. Data report, 57.

NASA Goddard Space Flight Center, Ocean Ecology Laboratory, Ocean Biology Processing Group. Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Terra Chlorophyll Data; 2022 Reprocessing. NASA OB.DAAC, Greenbelt, MD, USA. doi: 10.5067/TERRA/MODIS/L3M/CHL/2022.
Accessed on 06/26/2023

NOAA Physical Sciences Laboratory (2023): Niño 3.4 Anomaly Data. <https://psl.noaa.gov/data/correlation/Niña34.anom.data>, 2023-06-26.

Schwing, F. B., O'Farrell, M., Steger, J., Baltz, K. (1996): Coastal upwelling indices, west coast of North America, 1946-1995. Trenberth, K. E. (1997). The definition of el Niño. Bulletin of the American Meteorological Society, 78(12), 2771-2778.

Trenberth, K. E. (1996): El Niño southern oscillation (ENSO). Sea.

Trenberth, K. E. (1997): The definition of el Niño. Bulletin of the American Meteorological Society, 78(12), 2771-2778.

Richter, E. (2024): Effekt von El-Niño-Events auf Sea Surface Temperature und Chlorophyll-Gehalt im California Current System. In Stauch, G. (Hrsg.): Angewandte Fernerkundung mit der Google Earth Engine. S. 99 – 119. DOI: 10.18154/RWTH-2024-03417
