

Zeitschrift:	Geomatik Schweiz : Geoinformation und Landmanagement = Géomatique Suisse : géoinformation et gestion du territoire = Geomatica Svizzera : geoinformazione e gestione del territorio
Herausgeber:	geosuisse : Schweizerischer Verband für Geomatik und Landmanagement
Band:	121 (2023)
Heft:	9-10
Artikel:	Automatische Bestimmung des Gesundheitszustandes von Buchen im Kanton Jura anhand von Luftbildern und LiDAR-Punktwolken
Autor:	Marmy, Clotilde / Salamin, Gwenaëlle / Herny, Clémence
DOI:	https://doi.org/10.5169/seals-1050253

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften auf E-Periodica. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen sowie auf Social Media-Kanälen oder Webseiten ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. [Mehr erfahren](#)

Conditions d'utilisation

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. La reproduction d'images dans des publications imprimées ou en ligne ainsi que sur des canaux de médias sociaux ou des sites web n'est autorisée qu'avec l'accord préalable des détenteurs des droits. [En savoir plus](#)

Terms of use

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. Publishing images in print and online publications, as well as on social media channels or websites, is only permitted with the prior consent of the rights holders. [Find out more](#)

Download PDF: 09.01.2026

ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>

Automatische Bestimmung des Gesundheitszustandes von Buchen im Kanton Jura anhand von Luftbildern und LiDAR-Punktwolken

Buchen reagieren empfindlich auf Trockenheit und wiederholte Episoden können zum Absterben der Bäume führen. Dieses Problem betrifft die Buchen in den Wäldern des Jura und erfordert die Entwicklung neuer Instrumente für die Waldbewirtschaftung. In diesem Projekt wurden Deskriptoren für den Gesundheitszustand von Buchen aus LiDAR-Punktwolken, Luft- und Satellitenbildern abgeleitet, um einen Random-Forest-Algorithmus zu trainieren, der den Gesundheitszustand jedes Baumes in einem Untersuchungsgebiet (5 km^2) in der Region Ajoie vorhersagt. Es wurde eine brauchbare Karte mit drei Klassen (gesund, absterbend, abgestorben) erstellt, die den Gesundheitszustand der einzelnen Bäume vorhersagt. Die für den Testdatensatz berechneten Metriken ergaben für das beste Modell auf der Grundlage von Luftbild-gestützten Deskriptoren eine Gesamtgenauigkeit von 0.83. Wenn alle Deskriptoren verwendet werden, scheinen auch die Standardabweichung des Überschirmungsgrades und die jährliche Veränderung des NDVI zwischen 2018 und 2019 wichtige Deskriptoren zu sein.

Les hêtres réagissent de façon sensible à la sécheresse et des épisodes répétés peuvent entraîner le dépérissement des arbres. Ce problème concerne les hêtres dans les forêts du Jura et exige le développement de nouveaux instruments pour la gestion des forêts. Dans le cadre de ce projet, des descripteurs pour la santé des hêtres ont été dérivés à partir de nuages de points LiDAR, d'images aériennes et satellitaires afin d'entraîner un random forest permettant de prédire l'état de santé de chaque arbre dans chaque zone d'étude (5 km^2) dans la région de l'Ajoie. Une carte utile a été établie pour trois classes (saine, dépérissante, dépérée) prédisant l'état de santé individuel des arbres. Les métriques calculées pour les données de test ont eu, pour le meilleur modèle basé sur les images aériennes, une précision globale de 0.83. Lorsqu'on utilise tous les descripteurs la déviation standard de la couverture de la canopée et les variations annuelles du NDVI entre 2018 et 2019 semblent également être des descripteurs importants.

I faggi sono sensibili alla siccità e gli eventi ripetuti di questo fenomeno possono indurre il deperimento degli alberi. Questa problematica riguarda i faggi nelle foreste del Giura e implica lo sviluppo di nuovi strumenti di gestione forestale. In questo progetto, i descrittori dello stato di salute dei faggi sono stati ricavati da nuvole di punti LiDAR e da immagini aeree e satellitari per addestrare un algoritmo random forest che predice lo stato di salute di ogni albero in un perimetro di studio (5 km^2) nella regione dell'Ajoie. È stata creata una mappa utilizzabile con tre classi (sano, deperente, deperito) che predice lo stato di salute di ogni albero. Le metriche calcolate per il set di dati di prova hanno fornito un'accuratezza complessiva dello 0,83 per il miglior modello basato sui descrittori aerei. Utilizzando tutti i descrittori, sembra che la deviazione standard del grado di copertura della chioma e la variazione annuale del NDVI tra il 2018 e il 2019 possono essere considerati come descrittori importanti.

C. Marmy, G. Salamin, C. Herny

Einleitung

Die Überwachung und die Bewirtschaftung von Wäldern ist für die Gewährleistung der Waldproduktivität und der Sicherheit von Wanderern unerlässlich. In den letzten Jahren haben wiederholte Dürreperioden zum Absterben von Buchen in den Wäldern des Kantons Jura geführt (OFEV et al., 2023), was eine intensivere Überwachung der Bäume erforderlich macht. Die Symptome des Absterbens zeigen sich im Absterben von Ästen (siehe Abb. 1), in der Transparenz der Baumkrone und in der Verteilung der Blattmasse (Gauquelin, 2010). Der Gesundheitszustand der Vegetation beeinflusst die Reflexion in Bildern (Luft- und Satellitenaufnahmen), was häufig als Überwachungsinstrument

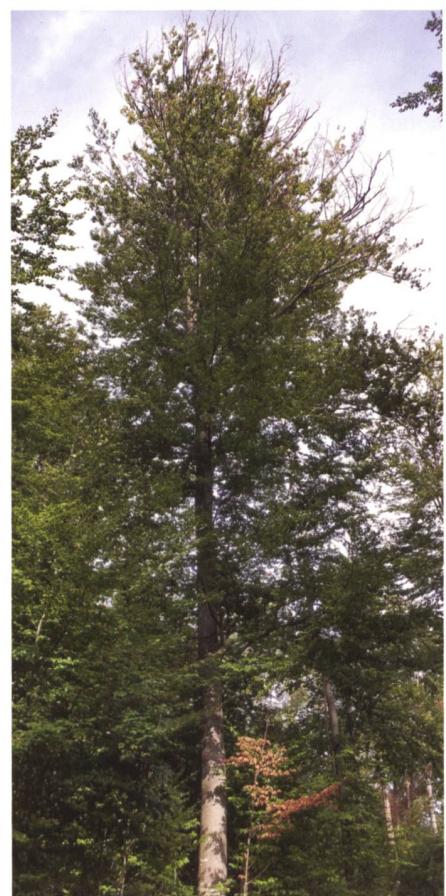


Abb. 1: Beispiel einer absterbenden Buche mit sichtbaren abgestorbenen Ästen.

eingesetzt wird. Aus multispektralen Daten abgeleitete Vegetationsindizes wie der Normalized Difference Vegetation-Index (NDVI), der die roten und die nahen Infrarotbänder (NIR) kombiniert, wurden in jüngsten Studien über die Auswirkungen von Dürre auf Wälder verwendet (z. B. Brun et al., 2018). Eine weitere Technologie, die zur Überwachung von Wäldern eingesetzt wird, ist Light Detection and Ranging (LiDAR). Die verwendeten Laserimpulse durchdringen das Kronendach und erlauben so die Ableitung von 3D-Informationen über Bäume und Waldstrukturen. Aus der LiDAR-Punktwolke lassen sich mehrere Deskriptoren über Wald und Bäume wie den Überschirmungsgrad (Meng et al., 2022) oder die Standardabweichung der Kronenrückstrahlungsintensität (Yu et al., 2021) ableiten.

Ziel dieses Projekts ist es, Förstern eine Karte zur Verfügung zu stellen, die ihnen bei der Planung von Buchenfällungen hilft. Dafür haben wir eine kombinierte Methode entwickelt, die LiDAR-Punktwolken und multispektrale Luft- und Satellitenbilder verwendet, um den Gesundheitszustand von Buchen zu bestimmen.

Untersuchungsgebiet und Daten

Die Studie wurde auf zwei Waldflächen in der Region Ajoie durchgeführt. Die Waldflächen befinden sich in der Nähe von Miécourt und Beurnevésin und haben eine Gesamtfläche von 5 km². Im Sommer 2022 wurde eine Erhebung durchgeführt, bei der 208 Buchen mit ihrem jeweiligen Gesundheitszustand (75 gesunde, 77 absterbende, 56 abgestorbene) mit ihrem Standort erfasst wurden. Diese Erfassung wird als Ground Truth für dieses Projekt verwendet.

Die verwendeten LiDAR-Punktwolken haben eine Punktdichte von 50–100 pts/m², die für Boden und Vegetation klassifiziert sind. Die Luftaufnahmen haben eine räumliche Auflösung von 3 cm und vier Spektralbänder (rot (R), blau (B), grün (G) und nahes Infrarot (NIR)). Beide Datensätze wurden von der République et

Canton du Jura zur Verfügung gestellt und während der gleichen Kampagne im August 2022 erfasst, um zeitlich korrelierte Daten mit der Ground Truth zu erhalten. Darüber hinaus wurden verarbeitete Satellitenbilder von Sentinel-2 mit einer räumlichen Auflösung von 10 m (2015–2022) verwendet.

Methode

Zunächst wurde eine Segmentierung der Bäume in der Punktwolke mit der Digital-Forestry-Toolbox (DFT) durchgeführt (Parkan, 2018). Dann wurden aus jedem Datensatz Deskriptoren (insgesamt 43) für den Gesundheitszustand der Buchen abgeleitet. Schliesslich wurden die Deskriptoren mit der Ground Truth verwendet, um einen Random-Forest-Algorithmus (RF) zu trainieren, bevor er für die Inferenz im Untersuchungsgebiet verwendet wurde.

LiDAR-Punktwolke

Strukturelle Deskriptoren für die Verteilung von Punktwolken wurden aus der segmentierten LiDAR-Punktwolke nach einem ähnlichen Ansatz abgeleitet, wie er von Meng et al. (2022) zur Untersuchung des Akaziensterbens entwickelt wurde (Deskriptoren 1 bis 6 in der untenstehenden Liste). Die strukturellen Deskriptoren für die vertikale Punktverteilung (Deskriptoren 1 bis 4) wurden für jedes Segment berechnet. Die Deskriptoren für die horizontale Punktverteilung (Deskriptoren 5 bis 7) wurden zu einem 2.5 m-Raster berechnet. Der Wert der Deskriptoren wurde entsprechend der Fläche der Gitterzellen, die in der Krone der Segmente enthalten sind, gewichtet. Die erhaltenen Deskriptoren sind:

1. Maximale Höhe der Baumkrone.
2. Skalen- und Formparameter der Weibull-Dichtefunktion, die für die Punktverteilung entlang der Höhe angepasst wurde.
3. Variationskoeffizient der Blattflächendichte, der die Verteilung der vertikalen Struktur des photosynthetischen Gewebes über die Höhe beschreibt.
4. Entropiemass für die vertikale Verteilung der Vegetation.

5. Standardabweichung der Kronenhöhe spiegelt die Schwankungen der Kronenhöhe wider.
6. Überschirmungsgrad und Standardabweichung spiegeln die Dichte und Deckung des Laubes wider.
7. Höhe der oberirdischen Biomasse spiegelt die Höhe des Unterholzes bis 10 m wider.

Zusätzlich wurden der Mittelwert und die Standardabweichung des LiDAR-Reflexionsgrads für die Kronen der Segmente berechnet, um sie anhand ihres Reflexionsgrads zu unterscheiden.

Luftbilder

Aus den Luftbildern wurde ein True-Orthofoto erstellt. Das aus der LiDAR-Punktwolke abgeleitete digitale Höhenmodell des Laubdaches wurde als Maske für die Vegetation auf dem True-Orthofoto verwendet. Pixel, die niedriger als 20 m sind, wurden ignoriert, um den Beitrag der Unterholz- und Kleinvegetation zu verhindern. Pixelwertstatistiken (Maximum, Minimum, Mittelwert, Median, Standardabweichung) wurden für jedes Band und für den abgeleiteten NDVI für jeden Baum berechnet.

Satellitenbilder

Die jährliche Veränderung im NDVI (BFH-HAFL et al., 2023), abgeleitet aus Sentinel-2-Bildern, wurde verwendet, um die historischen Schwankungen des NDVI von 2015 bis 2022 zu berücksichtigen. Sie misst die Abnahme der Vegetationsaktivität zwischen August des Vorjahres (z. B. 2018) und Juni des Folgejahres (z. B. 2019).

Random forest (RF)

Zunächst wurde die Ground Truth in den Trainings- (70%) und den Testdatensatz (30%) aufgeteilt, wobei jede Gesundheitsklasse zu 70% in den Trainingssatz und zu 30% in den Testsatz aufgeteilt wurde. Gesundheitsklassen mit nicht genügend Stichproben wurden durch Kopien ergänzt. Dann wurde der RF auf den Trainingsdatensatz mit drei Gesundheitsklassen trainiert: gesund, absterbend

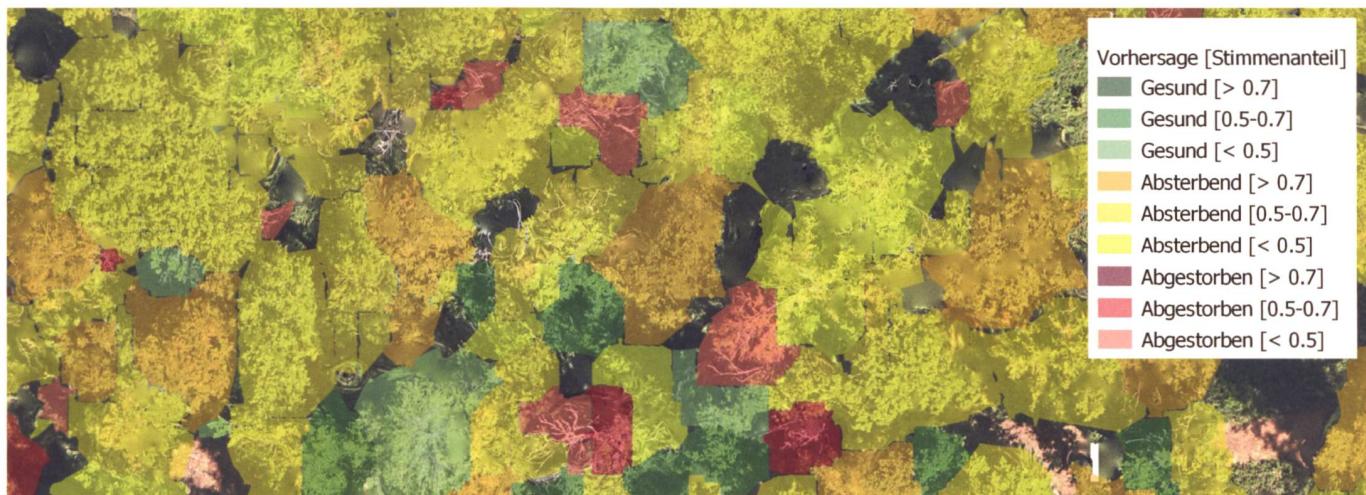


Abb. 2: Vorhersagen über den Gesundheitszustand, die mit dem Luftbild-gestützten Modell erstellt wurden. Grün steht für gesunde, gelb für absterbende und rot für abgestorbene Bäume. Die Farbtöne geben den RF-Stimmenanteil an. Die Vorhersagen können mit dem True-Orthofoto im Hintergrund verglichen werden. Die Polygone, die die Baumkronen überlagern, entsprechen der Abgrenzung der Segmente.

und abgestorben. Die Anzahl der RF-Trees und die Anzahl der zufällig ausgewählten Deskriptoren, die bei jedem Split getestet werden sollen, wurden optimiert. Der RF wurde anhand einer spezifischen Metrik bewertet, die eine Anpassung an die Falsch-Positiv-Rate für die gesunde Klasse darstellt. Sie minimiert die Anzahl der Falsch-Positiv-Fehlern («gesund» für absterbende und abgestorbene Bäume, und «absterbende» für abgestorbene Bäume) und wird als «custom false positive rate» (cFPR) bezeichnet. Es war besser, ein konservatives Modell mit mehr absterbenden Vorhersagen, die man auf dem Feld kontrollieren muss, zu haben, als unerkannte absterbende Bäume zu verpassen. Die cFPR reicht von 0 (am besten) bis 1 (am schlechtesten). Darüber hinaus verwendeten wir die Gesamtgenauigkeit («overall accuracy», OA), d. h. das Verhältnis der korrekten Vorhersagen zu allen Vorhersagen, um ein globales Mass für die Vorhersagegenauigkeit zu erhalten. Schliesslich wurde eine Ablationsstudie für Deskriptoren durchgeführt, um den Beitrag der verschiedenen Datenquellen zur endgültigen Leistung zu bewerten. Ein «wichtiger» Deskriptor hat einen starken Einfluss auf den Anstieg von Vorhersagefehlern im Falle einer zufälligen Neuzuweisung der Deskriptorwerte im Trainingssatz.

Die Vorhersage für jedes Segment wurde unter Verwendung des besten Modells gemäss dem cFPR berechnet. Die Inferenzen werden in Form einer thematischen Karte dargestellt, wobei die Farben den Gesundheitszustand und der Farbton den Anteil der Entscheidungsbäume im RF, die die Klasse vorhergesagt haben (Stimmenanteil), anzeigen.

Resultate

Die Leistung der RF-Modelle auf dem Testdatensatz für verschiedene Deskriptorenätze wurde gerechnet. Das beste Modell ist das «Luftbild-gestützte Modell» mit einem cFPR von 0.11 und einem OA von 0.83. Das zweitbeste Modell ist das «vollständige Modell» (einschliesslich aller Deskriptoren) mit einem cFPR von 0.16 und einem OA von 0.78. Das drittbeste Modell ist das «LiDAR-gestützte Modell» mit einem cFPR von 0.32 und einem OA von 0.66. Die Korrelationswerte in den LiDAR-Deskriptoren und in den jährlichen Veränderungen des NDVI können die Leistungsverbesserung zwischen dem vollständigen Modell und dem Luftbild-gestützten Modell nicht erklären. Es scheint, dass das Modell ein bestimmtes Muster aus den Stichproben für die Deskriptoren jedes Modells gelernt hat. So beeinflusst beispielsweise die Standardabweichung des

Überschirmungsgrades das vollständige Modell, da sie der viertwichtigste Deskriptor ist. Ein Faktor, das die geringere Leistung des LiDAR-gestützten Modells erklären könnte, ist die potenzielle Verunreinigung der Daten durch Unter- oder Übersegmentierung von Bäumen in der Punktwolke.

Aus der Ablationsstudie geht hervor, dass sowohl in den vollständigen als auch in den Luftbild-gestützten Modellen der Mittelwert des NIR-Bandes und die Standardabweichung des blauen Bandes eine wichtige Rolle spielen. Eine statistische Untersuchung hat gezeigt, dass die Modelle gesunde und ungesunde Klassen verwechseln könnten. Einerseits sehen die Luftbilder nur den oberen Teil der Krone und können nützliche Informationen über den verborgenen Teil daher nicht nutzen. Andererseits sind Luftbilder dank der unterschiedlichen Reflexionswerte in den NIR- und den blauen Bändern gut in der Lage, abgestorbene Bäume zu erkennen. Der wichtigste Deskriptor des vollständigen Modells war die jährliche Veränderung des NDVI zwischen 2018 und 2019. Interessanterweise war 2018 ein Jahr mit einem trockenen und heißen Sommer, der die Buchen gestresst und zu Waldschäden beigetragen hat (OFEV et al., 2019). Dies zeigt die Fähigkeit unserer RF-Methode, die Reak-

tion der Bäume auf extreme Dürreereignisse zu überwachen. Die räumliche Auflösung des Index von nur 10 m und die unterschiedliche Anpassungsfähigkeit der einzelnen Buchen an die Trockenheit können jedoch dazu führen, dass der Zusammenhang zwischen dem wirklichen Gesundheitszustand und dem Index schwach ist. Dies kann erklären, weshalb die Integration dieses Deskriptors keine bessere Leistung als das Luftbild-gestützte Modell zur Vorhersage des Gesundheitszustands bietet.

Aufgrund seiner Leistungsfähigkeit wurde das Luftbild-gestützte Modell ausgewählt, um den Gesundheitszustand der Bäume im Untersuchungsgebiet zu ermitteln (Abb. 2). 44% der Segmente wurden als gesund, 45% als absterbend und 11% als abgestorben vorhergesagt. Die Kontrolle durch Fachleute ergab, dass die Vorhersagen grösstenteils mit der Situation vor Ort übereinstimmen und dass ein schwacher Stimmenanteil oft mit falschen Vorhersagen einhergeht. Die Karte liefert nützliche Informationen für die Planung von Buchenfällungen.

Fazit

Die Studie hat gezeigt, dass der Random-Forest-Algorithmus in der Lage ist, aus strukturellen Deskriptoren, die aus LiDAR-Punktfolgen und aus der Vegetationsreflexion in Luft- und Satellitenbildern abgeleitet wurden, zu lernen, den

Gesundheitszustand von Buchen vorherzusagen. Das Luftbild-gestützte Modell schneidet besser ab ($OA = 0.83$) als das vollständige Modell, welches zusätzlich LiDAR-gestützte Deskriptoren und jährliche Veränderung des NDVI enthielt ($OA = 0.78$). Das vollständige Modell zeigt jedoch, wie wichtig die jährliche Veränderung des NDVI zwischen einem Dürrejahr (2018) und einem normalen Jahr (2019) ist. Die Luftbilder erwiesen sich als nützlich in der Detektion abgestorbener Bäume, während sie begrenzte Hilfe in der Unterscheidung gesunder und absterbender Bäume boten. Die Qualität der LiDAR-Punktfolgensegmentierung könnte die begrenzte Leistung des LiDAR-gestützten Modells erklären. Die aus den Vorhersagen zu den Segmenten und den entsprechenden Stimmenanteilen erstellte Gesundheitskarte liefert den Fachleuten bereits nützliche Informationen für die Waldbewirtschaftung.

Referenzen:

Gauquelin, Xavier, ed. *Guide de gestion des forêts en crise sanitaire*. Paris: Office National des Forêts, Institut pour le Développement Forestier, 2010.

West, E., P. J. Morley, A. S. Jump, and D. N. M. Donoghue. «Satellite Data Track Spatial and Temporal Declines in European Beech Forest Canopy Characteristics Associated with Intense Drought Events in the Rhön Biosphere Reserve, Central Germany.» *Plant Biology*, January 27, 2022, plb.13391. <https://doi.org/10.1111/plb.13391>.

Yu, Run, Youqing Luo, Quan Zhou, Xudong Zhang, Dewei Wu, and Lili Ren. «A Machine Learning Algorithm to Detect Pine Wilt Disease Using UAV-Based Hyperspectral Imagery and LiDAR Data at the Tree Level.» *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 101 (September 1, 2021): 102363. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102363>.

Meng, Pengyu, Hong Wang, Shuhong Qin, Xuneng Li, Zhenglin Song, Yicong Wang, Yi Yang, and Jay Gao. «Health Assessment of Plantations Based on LiDAR Canopy Spatial Structure Parameters.» *International Journal of Digital Earth* 15, no. 1 (December 31, 2022): 712–29. <https://doi.org/10.1080/17538947.2022.2059114>.

Parkan, Matthew. «Mparkan/Digital-Forestry-Toolbox: Initial Release.» Zenodo, April 5, 2018. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.1213013>.

BFH-HAFL, and BAFU. «Waldmonitoring.ch: wcs_ndvi_diff_2016_2015, wcs_ndvi_diff_2017_2016, wcs_ndvi_diff_2018_2017, wcs_ndvi_diff_2019_2018, wcs_ndvi_diff_2020_2019, wcs_ndvi_diff_2021_2020, wcs_ndvi_diff_2022_2021.» WCS, n. d. <https://geoserver.karten-werk.ch/wfs?request=GetCapabilities>.

OFEV et al. (éd.). «La Canicule et La Sécheresse de l'été 2018. Impacts Sur l'homme et l'environnement.» *État de l'environnement*. Berne: Office fédéral de l'environnement, 2019.

Clotilde Marmy
Gwenaëlle Salamin
Clémence Herry
Swiss Territorial Data Lab
clotilde.marmy@stdl.ch



Vom Zirkel zum elektronischen Theodoliten

Kern - Geschichten von Franz Haas

172 Jahre Aarauer Industriegeschichte – Sammlung Kern – Zeittafeln – Kern-Geschichten, auf 132 Seiten mit ca. 90 Bildern – Fr. 42.– + Porto und Verpackung

Herausgeber: Heinz Aeschlimann, Kurt Egger | Bestellungen: SIGImedia AG, Alte Bahnhofstrasse 9a, 5610 Wohlen | info@sigimedia.ch