



SCHWEIZER (TOURISMUS-)LANDSCHAFTEN AUF INSTAGRAM

Eine Inhaltsanalyse tourismusrelevanter Schweizer Landschaftsbeiträge unter Einbezug KI-basierter und klassischer Ansätze

GEO 511 Master's Thesis

Author: Nadia Zuan, 17-714-692

Supervised by: Prof. Dr. Norman Backhaus, Prof. Dr. Ross Purves

Faculty representative: Prof. Dr. Norman Backhaus

23.10.2025

DANK

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen Personen bedanken, welche zur Ermöglichung dieser Arbeit beigetragen haben.

Ein besonderer Dank gilt Prof. Dr. Norman Backhaus (Space, Nature and Society – Universität Zürich) sowie Prof. Dr. Ross Purves (Geocomputation – Universität Zürich), welche mich in der Erarbeitung stets äusserst inspirierend begleitet und unterstützt haben. All die spannenden Inputs und Diskussionen

haben wesentlich zur Formung dieser Arbeit beigetragen.

Den abschliessenden Dank möchte ich meiner Familie, meinem Mann und allen weiteren Personen, welche mich durch das Studium begleitet haben, widmen. Sie haben mir den Traum vom Geographiestudium ermöglicht und sind mir in der Erarbeitung vorliegender Arbeit stets motivierend zur Seite gestanden.

VORWORT

Persönlich hat mich Landschaft und Natur seit meiner Kindheit begleitet. Ich durfte in einer ländlich geprägten Gegend aufwachsen und lernte früh, die Qualitäten und Möglichkeiten zu schätzen, welche ein Leben umgeben von Natur und schönen Landschaften im Alltag mit sich bringt. Gleichzeitig wurde mir durch das studienbedingte Leben im Urbanen eine erweiterte Sichtweise auf die Thematik aufgezeigt – jene, wonach Landschaft und Natur auch als externes Gebiet betrachtet, passiv oder aktiv genutzt, erlebt und geschätzt werden kann.

Dieser Kontrast hat mich stets fasziniert und sich im Studium durch vertieftes Interesse an der Thematik ausgedrückt.

Daneben wurden auf Social Media geteilte Darstellungen und Reproduktionen von naturnahen Aktivitäten und

landschaftlich schönen Orten mit impliziter Externalisierung als Kontrast zum Alltag gerade während der Corona-Pandemie zunehmend präsent.

Meine aktive Nutzung von Social Media beschränkte sich bis anhin auf WhatsApp. Entsprechend wuchs jedoch auch mein Interesse an Social Media bezüglich der Darstellung von Landschaften und neuen Formen der Reproduktion ebendieser.

Das beschriebene Themenfeld sowie die Möglichkeit, in einer interdisziplinären Arbeit in komplementärer Art und Weise verschiedene Methoden innerhalb dieses Kontexts anzuwenden und miteinander zu kombinieren, um mehr darüber zu erfahren, haben mich zu dieser Arbeit inspiriert und motiviert.

ZUSAMMENFASSUNG

Die vorliegende Arbeit analysiert die Darstellung landschaftstouristischer Beiträge der Schweiz auf der Social Media-Plattform Instagram anhand von Meta- und Bilddaten. Untersucht wird die Frage, wie Schweizer Landschaften resp. «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) auf Instagram durch einflussreiche «Content Creators» reproduziert werden. Dabei gilt es zu verstehen, welche Inhalte, übergeordneten Muster und Themen sich in der digitalen Repräsentation tourismusorientierter Schweizer Landschaften zeigen. Vor dem Hintergrund der Entwicklungen und Potentiale im Bereich skalierbarer Bildcodierungsverfahren sowie entsprechender Forschungslücken liegt im Rahmen der bildbasierten Inhaltsanalyse ein besonderer Fokus auf der Anwendung und Auswertung KI-basierter Methoden.

Für die Untersuchung wurden Beiträge von fünf einflussreichen Instagram-Profilen analysiert. Insgesamt wurden 5728 Einträge manuell erfasst. Die Metadatenanalyse stützt sich auf valide 4391 Einträge zwischen 2022 und 2024, während in der Bildinhaltsanalyse 1292 Einträge von 2022 berücksichtigt wurden. Die interdisziplinäre Auswertung erfolgte unter Anwendung klassischer Konzepte der Bildinhaltsanalyse sowie durch den Einsatz KI-gestützter Verfahren der automatisierten Bildcodierung. Letztere erfolgte anhand eines vergleichsweise neuen Zero-Shot-Objekterkennungsmodells, welches

basierend auf neuronalen Netzwerken in der Lage ist, semantische Zusammenhänge zwischen visuellen Inhalten und Textinformationen ohne Trainingsdaten zu erkennen.

Zentrale Ergebnisse der Metadatenanalyse sind eine deutliche räumliche, zeitliche und popularitätsbezogene Akzentuierung von geposteten Beiträgen. Anhand der Bildinhaltsanalyse lässt sich ein Reproduktionsmuster mit Fokus auf naturen, stereotypen, typisch schweizerischen Landschaftselementen erkennen. Hinsichtlich der Anwendung KI-basierter Methoden zeigen sich effiziente Codierungen, die jedoch mit bestimmten Limitationen einhergehen.

Unabhängig von der gewählten Plattform verdeutlicht die vorliegende Arbeit, dass aus verschiedenen Social-Media-Daten (Meta- und Bilddaten) umfangreiche Informationen extrahiert und analysiert werden können, welche zum vertieften Verständnis übergeordneter (insb. quantitativer) Aspekte digital reproduzierter Schweizer Landschaften beitragen. Ausblickend bieten die Ergebnisse vielfältige Ansatzpunkte für zukünftige Weiterentwicklungen, insbesondere im Hinblick auf die verwendeten Modelle, die Vertiefung qualitativer Aspekte der landschaftstouristischen Reproduktion, die Einbeziehung spezifischer und zusätzlicher Metadaten sowie die Analyse ergänzender Aspekte bildbasierter Repräsentationen.

ABSTRACT

This thesis analyses the representation of tourism-oriented Swiss landscapes on the social media platform Instagram using meta and image data. It examines the question of how Swiss landscapes or 'Swiss Instagram *PLACES*' (SIP) are reproduced on Instagram by influential content creators. The aim is to understand what content, overarching patterns and themes are evident in the digital representation of Swiss tourist destinations. Considering the current developments and potential in the field of scalable image coding methods and corresponding gaps in research, the image-based content analysis focuses on the application and evaluation of AI-based methods.

For the study, posts from five influential Instagram profiles were analysed. A total of 5728 entries were recorded manually. The meta-data analysis is based on 4391 valid entries between 2022 and 2024, while 1292 entries from 2022 were included in the image content analysis. The interdisciplinary evaluation was carried out using classic concepts of image content analysis and AI-supported methods of automated image coding. The latter was based on a more recent zero-shot object detection model, which, based on

neural networks, can recognise semantic connections between visual content and text information without training data.

The key findings of the metadata analysis are a clear spatial, temporal and popularity-related accentuation of posted contributions. Image content analysis reveals a reproduction pattern with a focus on natural, stereotypical, typically Swiss landscape elements. Regarding the application of AI-based methods, efficient coding is apparent, albeit with certain limitations.

Regardless of the platform chosen, this study shows that extensive information can be extracted and analysed from various social media data (meta and image data), which contributes to a deeper understanding of the quantitative aspects of digitally reproduced Swiss landscapes. Looking ahead, the results offer a wide range of starting points for future developments, particularly regarding the models used, the deepening of qualitative aspects of tourism landscape representation, the inclusion of specific and additional metadata, and the analysis of other relevant aspects of image-based representations.

INHALT

Abkürzungen	I
Abbildungen	III
Tabellen	VI

1

Einleitung

1.1 Kontext	2
1.2 Ziel der Arbeit & Forschungsfrage	6
1.3 Aufbau der Arbeit	8

2

Theoretische Grundlagen

2.1 Landschaftstheorie	12
2.2 Landschaft & Tourismus(-theorie)	18
2.3 Social Media im Landschaftstourismus	24
2.4 Bildbasierte Analysen – Konzepte & Entwicklungen	33

3

Methodik

3.1 Forschungsdesign	37
3.2 Metadatenanalyse	39
3.3 Bildinhaltsanalyse	45

4

Ergebnisse

4.1 Ergebnisse der Metadatenanalyse	59
4.2 Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse	67
4.3 Diskussion der Ergebnisse	77

5

Fazit & Ausblick

5.1 Beantwortung der Forschungsfrage	83
5.2 Einordnung & Ausblick	85

Literatur	88
-----------	----

Anhang	A-1
--------	-----

ABKÜRZUNGEN

ARE	Bundesamt für Raumentwicklung
BAFU	Bundesamt für Umwelt
CNN	«Convolutional Neural Network»
DL	«Deep Learning»
KI	Künstliche Intelligenz
CV	«Computer Vision»
ML	«Machine Learning»
MLC	«Multi Label Classification»
POI	«Point(s) of Interest»
SIP	«Schweizer Instagram <i>PLACES</i> »
UNWTO	Welttourismusorganisation

ABBILDUNGEN

Abb. 1	Thematischer Kontext: Das Interaktionsfeld Landschaft, Social Media und Tourismus bildet eine vereinfachte, übergeordnete thematische Einordnung der vorliegenden Arbeit. (eig. Darstellung)	3
Abb. 2	Vorgehen als Phasenübersicht (eig. Darstellung)	8
Abb. 3	Beispiel einer Schweizer Tourismuslandschaft – der Bernina Express auf dem Berninapass (eig. Darstellung)	22
Abb. 4	Positionierung der Schweiz als touristische Destination nach Kühn (2000: 87) (eig. Bearbeitung)	23
Abb. 5	Beispiel eines landschaftstouristischen Beitrags auf Instagram (Manfredi [@swissaround], 03.10.2024)	30
Abb. 6	<i>Place</i> : Ein Begriffs- und Prozesskonstrukt im landschaftstouristischen Kontext auf Instagram (basierend auf Kapitel 2.3.4, eig. inhaltliche Überführung)	32
Abb. 7	Die vier Schritte der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.) (eig. Darstellung)	34
Abb. 8	Übergeordnetes Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit (eig. Darstellung)	38
Abb. 9	Auswahlverfahren zur Identifikation «geeigneter» Schweizer Landschaftsprofile auf Instagram für die Metadaten- und Bildanalyse (eig. Darstellung)	40
Abb. 10	Beispiel eines landschaftstouristischen Beitrags auf Instagram mit Markierung relevanter Metadateninformationen zur Extraktion (Manfredi [@swissaround], 28.08.2022) (eig. Bearbeitung)	42
Abb. 11	Beispielhafte Darstellung der Codierung eines Bild-Beitrags auf Instagram mit Markierung identifizierter Klassen (Bounding Boxes) (Manfredi [@swissaround], 01.10.2024) (eig. Bearbeitung)	55
Abb. 12	Identifizierte «Schweizer Instagram <i>PLACES</i> » (SIP) basierend auf den normalisierten prozentualen Anteilen der jeweiligen Location an der Gesamtmenge extrahierter Locations ($n_{\text{tot}}=4391$) (eig. Darstellung)	60

Abb. 13 Identifizierte «Schweizer Instagram <i>PLACES</i> » (SIP) basierend auf den normalisierten prozentualen Anteilen der jeweiligen Location an der Gesamtmenge analysierter Locations ($n_{\text{tot}}=4391$), regional aggregiert eingefärbt (erstellt mit Datawrapper, Basiskarte: NUTS3 (2016), 01.08.2025, eig. Darstellung)	61
Abb. 14 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter Locations der fünf analysierten Instagram-Profile – aggregiert pro Monat; Locations-Einträge gesamthaft: $n_{\text{tot}}=4391$, Anzahl erfasste Locations-Einträge pro Profil: <i>landscapes_sisiswiss</i> : 379, <i>swissaround</i> : 380, <i>swissedmund</i> : 1572, <i>swissxplorers_</i> : 241, <i>wonderful_swiss</i> : 1819 (eig. Darstellung)	62
Abb. 15 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region der Berner Alpen – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)	63
Abb. 16 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region Zentralschweiz – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)	63
Abb. 17 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region Alpstein – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)	64
Abb. 18 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Regionen Südschweiz und Westschweiz – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)	64
Abb. 19 SIP: Posts vs. Likes – Kumulierte Summen aggregiert nach SIP im Vergleich, normiert auf das Intervall $[0,1]$ (eig. Darstellung)	66
Abb. 20 Bildbasierte Locations-Beiträge auf Instagram, aufgeschlüsselt nach Beitragsart ($n=1292$) (eig. Darstellung)	67
Abb. 21 Auswertung der bildbasierten Beiträge ($n=1292$) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse (eig. Darstellung)	68
Abb. 22 Auswertung der bildbasierten Beiträge ($n=1292$) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt nach thematischer Gruppe (eig. Darstellung)	69
Abb. 23 Auswertung der bildbasierten Beiträge ($n=1292$) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – nach Profil (eig. Darstellung)	70
Abb. 24 Auswertung der bildbasierten Beiträge ($n=1292$) auf Instagram nach Frequenz der jeweiligen Landschaftselementklasse – nach Likes-Cluster (eig. Darstellung)	71
Abb. 25 Auswertung der bildbasierten Beiträge ($n=1292$) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt nach (eher/nicht) stereotypen und übrigen Elementen (eig. Darstellung)	72

Abb. 26 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt und stereotypenbezogen aggregiert (eig. Darstellung)	73
Abb. 27 Vergleich der 3 Likes-Cluster à 100 Bilder ($n_{\text{tot}}=300$) nach Elementfrequenz, stereotypenbezogen aggregiert (eig. Darstellung)	73
Abb. 28 Modellwerte in Abhängigkeit der Thresholds 1.0, 1.2 & 1.5 basierend auf den Validationsergebnissen mit der Auswertung von 300 Bildern (eig. Darstellung)	74

TABELLEN

Tab. 1	Landschaftsvorstellungen nach Kühne und Schönwald (2015: 12f.) (eig. Darstellung)	12
Tab. 2	Erfüllung der Ausschlusskriterien von relevanten Instagram-Profilen im Bereich «Landschaft & Natur» (eig. Darstellung)	40
Tab. 3	Metadatenextraktion selektierter Instagram-Profile (eig. Darstellung)	41
Tab. 4	Beispiel von fünf erfassten Locations-Einträgen mit zugehörigen Metadaten (eig. Darstellung)	43
Tab. 5	Adaptierung der Landschaftselementklassen nach Kaussen (2021) und Zuordnung in stereotype, nicht stereotype & neutrale Landschaftselemente nach Linke (2019) (eig. Darstellung)	48
Tab. 6	Resultierende Klassierung für die vorliegende Arbeit, Zuordnung der Landschaftselemente in (nicht)/stereotype Elemente und inhaltliche, vereinfachende Gruppierung (eig. Darstellung)	50
Tab. 7	Softwareauswertung nach spezifischen Kriterien (eigene Auswertung basierend auf erfolgten Testsessions in allen drei Softwares) (grün = +, rot = -) (eig. Darstellung)	51
Tab. 8	Ansätze und Kriterien zur Modellwahl (teil-)automatisierter Objektidentifikation in Computer Vision (umsetzbar in Python) (grün = +, rot = -) (eig. Darstellung)	52
Tab. 9	Validierungsmasse (<i>Accuracy, Precision, Recall, F1 core</i>) und deren Berechnungsweisen nach Singh und Joshua (2024: 189919) (eig. Darstellung)	58
Tab. 10	Confusion Matrix: Gegenüberstellung der <i>Predicted Class</i> und <i>Actual Class</i> (<i>True Positive, True Negative, False Negative, False Positive</i>) (vgl. Krstinić et al. 2020) (eig. Darstellung)	59
Tab. 11	Globale Confusion Matrix und Modellbewertung entlang der vier Validationsmetriken (<i>Accuracy, Precision, Recall, F1 score</i>) (eig. Darstellung)	77
Tab. 12	Klassenspezifische Modellbewertung entlang der vier Validationsmetriken (<i>Accuracy, Precision, Recall, F1 score</i>) – unterteilt in Top-Klassen, mittlere Klassen & problematische Klassen, basierend auf den durchschnittlichen Ergebnissen entlang der Metriken (eig. Darstellung)	78

1 EINLEITUNG

«(Sozialen) Medien wird eine zentrale Bedeutung in der Konstruktion von Raum im Allgemeinen und Landschaft im Speziellen zugeschrieben und sie nehmen eine immer grössere Rolle im alltäglichen Leben ein.» (Koegst 2024: 1294)

*«Durch Social Media und deren Konsum werden die Landschaftsvorstellungen jedes Menschen beeinflusst [...]. Dabei spielt die Plattform Instagram eine grosse Rolle [...].»
(Klausner & Kirr 2023: 741)*

1 EINLEITUNG

Im ersten Kapitel wird der thematische Rahmen vorliegender Arbeit aufgezeigt und dessen Relevanz im gesamtgesellschaftlichen Kontext verdeutlicht. Zudem werden der Forschungsstand dargelegt und die Forschungsfrage der Arbeit definiert. Abschliessend erfolgt ein inhaltlicher Ausblick bezüglich des Arbeitsaufbaus.

1.1 Kontext

In verschiedenen Lebensbereichen gewinnen Social Media in unserer Gesellschaft zunehmend an Bedeutung (Koegst 2024: 1294). Auch die Repräsentation von Landschaft im Tourismus hat sich mit der Verbreitung und Nutzung von Social Media verändert. Heute werden Landschaftsbeiträge vielfach auf Plattformen wie Instagram, WhatsApp oder TikTok gepostet und geteilt. Social Media spielen dadurch in der Konstruktion und Reproduktion von Raum im Generellen und Landschaft im Speziellen zunehmend eine wichtige Rolle (Koegst 2024: 1294). Landschaftsvorstellungen werden durch den Konsum entsprechender Inhalte auf den Plattformen – heute in besonderem Masse durch Instagram – massgeblich (mit-)geformt (Klausner & Kirr 2023: 741). Insbesondere visuell gestützte Plattformen erfahren im landschaftsbezogenen Kontext eine besondere Bedeutung und einen zunehmenden Einfluss auf die Wahrnehmung der dargestellten Landschaften (Kaussen 2021: 48, Klausner & Kirr 2023: 741). Nebst den Landschaftsvorstellungen hat die digitale Reproduktion auch Auswirkungen auf die Nutzung und das aktive (Er-)leben ebendieser Orte und Regionen (Backhaus et al. 2024: 1237). Besonders relevant wird dies im Zusammenhang mit (landschafts- und *place*-bezogenen) touristischen Aktivitäten. Auf den Plattformen geteilte Landschaftsbilder können sowohl mit Potentialen zur Sensibilisierung als auch mit problematischen Effekten bezogen auf die Akkumulierung des Nutzungsdruckes auf kleinräumige Gebiete – sogenannte Hotspots – verbunden werden (Backhaus et al. 2024: 1237). Dass touristische Aktivitäten implizit als Teil des Landschaftsdiskurses im

Kontext von Social Media verstanden werden, verdeutlicht sich auch in einer erhöhten Beitragsdichte in den Schweizer Medien im entsprechenden Themenfeld (Sprick et al. 2023: o.S.). Die mediale Präsenz weist einerseits auf eine bestehende gesellschaftliche Relevanz hin, andererseits verdeutlicht sie die Notwendigkeit, sich innerhalb des Kontexts von Landschaft – Tourismus – Social Media vertieft mit ihren Dynamiken, Inhalten und Zusammenhängen auseinanderzusetzen. Insgesamt bilden die drei beschriebenen Themenfelder von Landschaft, Tourismus und Social Media zusammen den thematischen Kontext und als Interaktionsfeld den übergeordneten Rahmen der vorliegenden Arbeit (siehe Abb. 1).

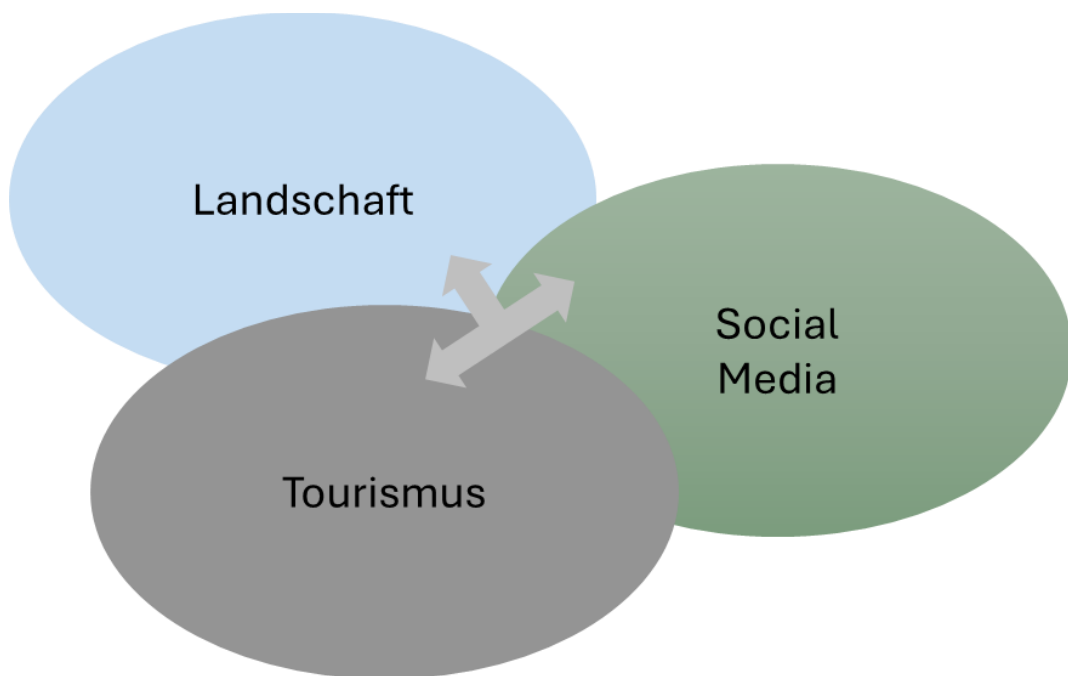


Abb. 1 Thematischer Kontext: Das Interaktionsfeld Landschaft, Social Media und Tourismus bildet eine vereinfachte, übergeordnete thematische Einordnung der vorliegenden Arbeit. (eig. Darstellung)

Forschungsstand

Schon lange beschäftigt sich die Wissenschaft mit der Beschreibung und Bedeutung von Landschaft sowie deren Wahrnehmung und Nutzung (Louder & Bosak 2022: 12). Auch Zusammenhänge zwischen Landschaft und Tourismus werden schon seit längerer Zeit vertieft erforscht (Aschenbrand & Rein 2023: 174). Während Landschaft und Tourismus sowie die digitale Welt im Allgemeinen bereits ein etablierter Teil (in) der Wissenschaft darstellt, sind neuere Entwicklungen in Zusammenhang mit und basierend auf Social Media in der Wissenschaft noch vergleichsweise wenig präsent (König & Nentwich 2017: 185). Trotz der Verbreitung und gesamtgesellschaftlichen Relevanz von Social Media bestehen hinsichtlich des wissenschaftlichen Umgangs nach wie vor Unklarheiten, die sich in bestehenden Forschungslücken widerspiegeln (König & Nentwich 2017: 186). Entsprechende Potentiale

unter Einbezug von Social Media in der Wissenschaft sind grösstenteils noch nicht realisiert und ausgeschöpft (König & Nentwich 2017: 185). Gleichwohl spielen Social Media auch im wissenschaftlichen Kontext zunehmend eine wichtige Rolle – sowohl als Datenquelle als auch als Teil des Untersuchungskontexts, sodass sich die Forschung zunehmend mit veränderten Dynamiken unter Einbezug von Social Media beschäftigt (Taddicken & Schmidt 2022: 4). Social Media sind heute als Teil der landschafts- und tourismusbezogenen Forschung zu verstehen (Kaussen 2021: 50). Grosses Potential wird dabei insbesondere den visuell und Ästhetik orientierten Plattformen mit grossen Mengen an geteilten Bild- und Metadaten wie Flickr und Instagram zugeschrieben (Kaussen 2021: 51). Konzepte und Analysemöglichkeiten unter Einbezug von Social Media wurden am Beispiel von Flickr unter anderem von Dunkel (2016), Kim & Wang (2018) und Kaussen (2021) aufgezeigt. Anhand von Flickr-Daten verdeutlichten Purves et al. (2011) und Dunkel et al. (2023) (unter zusätzlichem Einbezug von Instagram-Daten), wie Analysen nutzergenerierter Inhalte es erlauben, Orte nicht nur über ihre physischen Merkmale, sondern auch über wahrgenommene Elemente, Qualitäten oder Aktivitäten zu beschreiben. Durch die Kombination von ortsbezogenen Informationen und georeferenzierten Beiträgen in sozialen Medien (u.a. Flickr), wie sie Derungs und Purves (2013) am Beispiel der Schweizer Alpen resp. Purves und Derungs (2015) generell *place*-bezogen (am Bsp. der Schweiz und Grossbritannien) und textbasiert aufzeigen, lassen sich schliesslich Profile zu Räumen und Regionen erstellen, die sowohl kulturelle als auch individuelle Bedeutungen von Landschaft sichtbar machen (Komossa et al. 2023, Burghardt et al. 2023). Auch Kaussen und Bernstein (2023) nutzten Flickr-Daten im landschaftlichen Kontext zur Identifikation spezifischer Interessenspunkte und kombinierten so Geoinformationsmethoden mit Landschaftsaspekten. Weit verbreiteter als Flickr ist jedoch die Plattform Instagram mit über 1 Milliarde aktiver Nutzenden (Masdari & Hosseini 2021: 61). Damit ist Instagram zurzeit auch eine der wirkmächtigsten Plattformen im landschaftsbezogenen Kontext (Kaussen 2021: 48). Entsprechend grosses Potential bietet die Plattform für weitere Analysen (Masdari & Hosseini 2021: 59ff., Kaussen 2021: 162). Im Vergleich zu Flickr sind bei Instagram die Möglichkeiten in Bezug auf wissenschaftsrelevante Aspekte der Datenverfügbarkeit, Zugänglichkeit und Verbreitung eingeschränkter (Kaussen 2021: 52, Dunkel et al. 2023: 5). Gleichwohl gibt es zuletzt Beispiele wissenschaftlicher Analysen mit Instagram-Daten in der tourismus- und landschaftsbezogenen Forschung. Unter Einbezug von Instagram untersuchten Korff und Winsky (2023) die historischen Veränderungen in der Konstruktion und Reproduktion bildlicher Landschaftsrepräsentationen am Beispiel touristischer Schwarzwaldlandschaften. Dittel et al. (2023) beschäftigten sich – ebenfalls Instagram-bezogen – mit (Stadt-)Landschaftsinszenierungen der Metropole Paris. Baur & von Kürten (2023) analysierten am Beispiel von Venedig die Konstruktion von Landschaft auf Instagram. Klausner und Kirr (2023) untersuchten die Rolle von Instagram im Tourismus am Eibsee. Noch relativ gering ist die Dichte an vergleichbaren, Instagram-basierten Studien im Schweizer Kontext. Zudem besteht noch Potential, nebst Bild- auch zugehörige Metadaten in entsprechende Analysen miteinzubeziehen und auszuwerten (Toivonen et al. 2019: 303). Auf das bestehende Potential in Bezug auf das Einbeziehen von Metadaten, welche zusammen mit den bildlichen Darstellungen die Beiträge vervollständigen, verweisen auch Väisänen et al. (2021: 424).

Nebst dem Einbezug von Social Media in die Landschaftsforschung, eröffnen weitere digitalisierungsbedingte Entwicklungen neue Möglichkeiten bezüglich der Untersuchungsmethoden. Vergleichsweise neu sind die Möglichkeiten, Landschaften mittels KI-basierter Ansätze in Bildinhaltsanalysen zu untersuchen (Väisänen et al. 2021: 426). Neben den klassischen Ansätzen zur systematischen Bildinhaltsanalyse, welche sich über die Jahrzehnte etabliert haben (z.B. nach Rose 2022: 56ff.), ist in Anbetracht der grossen Mengen an geteilten Beiträgen auf Social Media sowie aufgrund deren Relevanz als Quelle der Information für ein vertieftes Verständnis von Landschaften die Bedeutung und das Potential KI-basierter Ansätze besonders gross und noch nicht ausgeschöpft (Väisänen et al. 2021: 434). Verschiedene Studien konnten anhand von Computervision und Deep-Learning-Ansätzen Resultate in den Bereichen der Landschaftsklassifizierung (Rawat & Wang 2017), der Objektidentifikation (He et al. 2017, Väisänen et al. 2021) und der Bildbeschreibung (Johnson et al. 2016, Karpathy & Fei-Fei 2015, Zellers et al. 2018) erzielen. Diese wissenschaftlichen Auseinandersetzungen verdeutlichen, dass KI-basierte neben «klassischen, manuell gestützten» Methoden im Landschaftskontext und zwecks Bildanalyse angewendet werden können und aufgrund der Menge und Relevanz von Bildbeiträgen auf Social Media an Bedeutung gewinnen (Väisänen et al. 2021: 434). Neue KI-basierte Ansätze haben daher das Potential, zum erweiterten Verständnis von Relationen im Raum und landschaftsbezogenen Konstrukten beizutragen (Väisänen et al. 2021: 434). Während die Bedeutung von Bildbeiträgen auf Social Media sowie jene (neuer) KI-basierter Methoden zur Analyse wächst, wurden deren Eigenheiten, Potentiale, Limitationen und anwendungsbezogenen Unterschiede im Vergleich zu den etablierten «klassischen» (manuellen) Ansätzen bislang noch entsprechend wenig ausgearbeitet.

Sowohl im Schnittfeld von Landschaft, Tourismus und Social Media als auch im Bereich der methodischen Möglichkeiten in der Landschafts- / Bildanalyse bestehen Forschungslücken und Potentiale. Weitere Analysen sind folglich nötig, um unter Berücksichtigung der Relevanz von Social Media im Generellen und Instagram im Speziellen im landschafts- und tourismusbezogenen Kontext bestehende Forschungslücken zu schliessen resp. die (neuen) Potentiale auszuschöpfen. Insbesondere vertiefte Analysen von Instagram-Beiträgen sind hierbei von Bedeutung. Nebst den Bilddaten ist dabei auch ein Einbezug entsprechender Metadaten von Bedeutung, um das vernetzte Themenfeld von Landschaft und Tourismus in der Schweiz noch besser zu verstehen. In diesem Zusammenhang bieten KI-basierte Methoden der Bildinhaltsanalyse neue Analysemöglichkeiten, die genutzt werden können.

1.2 Ziel der Arbeit & Forschungsfrage

Das Ziel dieser Arbeit liegt in der Identifikation und Analyse von tourismusorientierten Schweizer Landschaftsbeiträgen auf Instagram.

Einerseits umfasst dies die räumliche Lokalisierung und Ausscheidung sogenannter «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP). Andererseits sollen Analyseergebnisse über deren Darstellung unter Einbezug zusätzlicher Metadaten sowie anhand jeweiliger Bildinhalte Zusammenhänge und Dynamiken aufzeigen, welche in der Reproduktion von Schweizer Landschaften auf Instagram bestehen.

Übergeordnetes Ziel der Arbeit stellt die Beantwortung der Forschungsfrage dar. Dabei ist das nachfolgend ausgeführte Fragengerüstweisend.

Fragengerüst

Übergeordnete Leitfrage

Inwiefern können Social Media-gestützte Analysen dazu beitragen, das Verständnis im Bereich (digital) reproduzierter Schweizer Landschaften zu erweitern?

Forschungsfrage

Wie werden Schweizer Landschaften resp. «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) auf Instagram durch einflussreiche «Content Creators» reproduziert?

Unterfragen zur Beantwortung der Forschungsfrage

Teil 1 – Metadatenanalyse

1. Welches sind besonders einflussreiche «Content Creators» im Bereich der Schweizer Landschaftsreproduktion auf Instagram?
2. Welches sind jene Schweizer Landschaften, welche durch einflussreiche Instagram-Nutzende regelmässig, wiederholt und besonders oft auf Instagram reproduziert werden – sogenannte «Schweizer Instagram *PLACES*»?
3. Wie ist die räumliche Verteilung der «Schweizer Instagram *PLACES*»?
4. Gibt es bezüglich der «Schweizer Instagram *PLACES*» «Creator»-spezifische Unterschiede im Postverhalten oder Veränderungen über die Zeit?
5. Wie lässt sich das popularitätsbezogene Interaktionsverhalten (Likes und Kommentare) beschreiben?
6. Welche Rolle spielen Metadaten bei der erweiterten Analyse von Bilddaten?

Teil 2 – Bildinhaltsanalyse

7. Wie lassen sich die Bilder von Schweizer Landschaften charakterisieren, welche als «Schweizer Instagram *PLACES*» reproduziert werden?
8. Welche Landschaftselemente sind in «Schweizer Instagram *PLACES*» präsent?
9. Wie lassen sich die Erkenntnisse aus der Bildinhaltsanalyse anhand von Literatur und Metadaten einordnen resp. entlang einzelner Aspekte und übergreifender Themen diskutieren?
10. Wie und was können unterschiedliche Methoden zur Bildinhaltsanalyse beitragen?
11. Wie kann die Bildinhaltsanalyse – klassisch und KI-basiert – dazu beitragen, die Reproduktion von «Schweizer Instagram *PLACES*» besser zu verstehen?
12. Welche Implikationen ergeben sich daraus für erweiterte Analysen von landschaftsbezogenen Beiträgen auf Social Media und Instagram im Speziellen?

Aufgrund der Relevanz für die vorliegende Arbeit sowie entsprechenden Forschungslücken umfasst die Analyse ausschliesslich Schweizer Landschaften sowie Beiträge besonders einflussreicher «Content Creators». Die Analyse der Beiträge beschränkt sich aus Ressourcen- und Relevanzgründen zudem auf den Zeitraum zwischen Januar 2022 und Dezember 2024.

1.3 Aufbau der Arbeit

Der Aufbau der Arbeit lässt sich in vier Phasen unterteilen (siehe Abb. 2). Zur Ausführung der Grundlagen wird in Phase 1 eine Literaturrecherche durchgeführt. Diese bildet die Grundlage für die in Phase 2 manuell durchgeführte Metadatenanalyse von Schweizer Landschaftsbeiträgen auf Instagram. In Phase 3 erfolgt eine kombinierte Bildinhaltsanalyse gemäss Rose (2022) anhand KI-basierter (3a) und klassischer Methoden (3b). In Phase 4 werden die Analyseergebnisse in einer Synthese kombiniert diskutiert. Abgeschlossen wird die Arbeit mit dem übergeordneten Fazit. Dieses umfasst nebst einer Reflexion zum Vorgehen und den Ergebnissen insbesondere Schlüsse zur initialen Fragestellung sowie einen weiterführenden Ausblick.

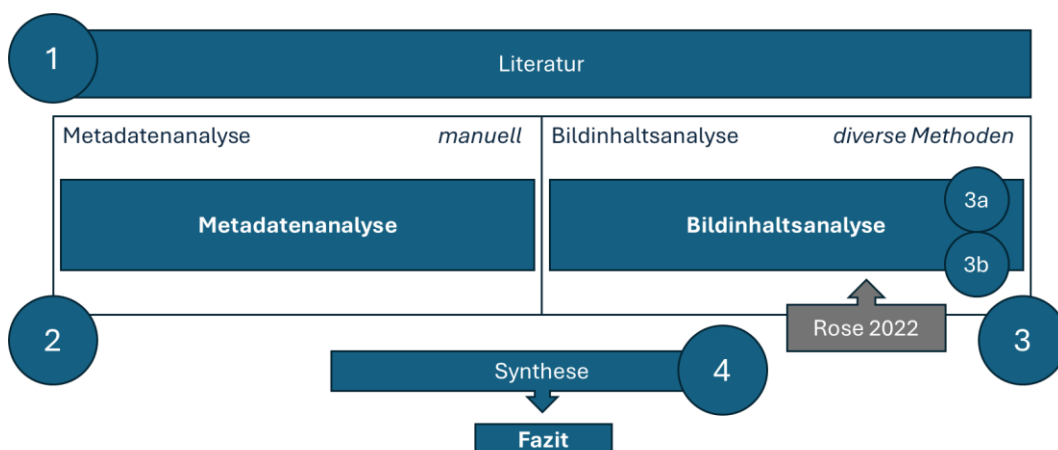


Abb. 2 Vorgehen als Phasenübersicht (eig. Darstellung)

Die beschriebenen Phasen geben einen ersten Überblick zum grundlegenden, übergeordneten Vorgehen in dieser Arbeit. Der abgeleitete Aufbau der Arbeit resp. die Gliederung und Inhalte der Kapitel werden in den nachfolgenden Abschnitten weiter ausgeführt.

Theoretischer Teil – Literatur- & Kontextanalyse

Zunächst erfolgt basierend auf dem Literaturstudium eine vertiefte thematische Darlegung des Interaktionsfeldes bestehend aus den Sub-Themen Landschaft, Tourismus und Social Media resp. Instagram sowie Ausführungen zu klassischen Ansätzen der Bildinhaltsanalyse und KI-gestützten Bildanalysemöglichkeiten unter Berücksichtigung der gegenseitigen Beziehungen und mit dem Ziel einer aufeinander abgestimmten wissenschaftlichen Analyse. Zudem werden die zentralen Konzepte für die vorliegende Arbeit präsentiert. Dieses Kapitel bildet die Grundlage, auf der die weiteren Schritte der Arbeit aufbauen und inhaltlich eingebettet bleiben.

Methodik

In diesem Kapitel werden das Vorgehen und die zugrundeliegenden Methoden für die beiden Hauptphasen der Arbeit – die Metadaten- und die Bildinhaltsanalyse – dargelegt. Analysekriterien werden definiert resp. die Rahmenbedingungen für die Analysen werden aufgezeigt. Die zwei Phasen der Arbeit werden anhand bestehender Ansätze und Konzepte eingebettet sowie das abgeleitete, methodische Vorgehen vertieft. Vergleichbare literaturbasierte Ansätze (u.a. nach Kaussen (2021), Kim & Wang (2018)) stützen die Metadatenanalyse, während das Konzept nach Rose (2022) den methodischen Rahmen für die Bildinhaltsanalyse darstellt und als Grundlage des übergeordneten Vorgehens dient.

Innerhalb der vorliegenden Arbeit werden sowohl klassische (manuelle) wie auch KI-basierte (automatisierte) Methoden angewendet. Die Grundlage für die Bild- und Metadatenanalyse bilden ausgewählte Instagram-Beiträge. Das detaillierte Vorgehen, die Kriterien sowie die jeweiligen Analyseschritte werden im entsprechenden Kapitel vertieft ausgeführt.

Ergebnisse

Erwartet wird eine räumliche und thematische Auseinandersetzung mit der Darstellung und Reproduktion tourismusorientierter Schweizer Landschaften durch einflussreiche Instagram-Nutzende. Verschiedene Methoden sollen dabei berücksichtigt und eine Aussage zu ihrer jeweiligen Anwendbarkeit auf Bildbeiträge aus Social Media (insb. Instagram) gemacht werden. Konkret sollen «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) identifiziert und charakterisiert werden. Klassifizierte resp. codierte Schweizer Landschaftsbilder als Ergebnis der Bildinhaltsanalyse sowie die Erkennung allfälliger Muster unter Einbezug von zusätzlichen Metadaten sind erwartete Ergebnisse.

In einem weiteren Teil des Kapitels werden die Ergebnisse diskutiert und in den thematischen Kontext literaturbezogen eingebettet. Dabei wird auf mögliche thematische Zusammenhänge sowie inhaltliche und methodenbedingte Implikationen eingegangen.

Fazit

Im Fazit werden die Kernpunkte der Ergebnisse zusammengefasst präsentiert und auf der Grundlage der Diskussionsergebnisse in den erweiterten Kontext gestellt. Die initiale Fragestellung wird dabei beantwortet. Auch soll der Forschungskontext aufgegriffen und eine differenzierte Aussage über die Anwendbarkeit, die Potentiale und die möglichen Limitationen in Bezug auf die erweiterte Benutzung von KI-gestützten Methoden im Bereich der Bild- und Metadatenanalyse im Landschaftskontext gemacht werden können. Dabei werden die Erarbeitungsschritte kritisch hinterfragt und mögliche Limitationen der Ergebnisse beschrieben. Schliesslich werden die Grenzen der Arbeit sowie weiterer Forschungsbedarf aufgezeigt. Dies ermöglicht einen Ausblick, hinsichtlich welcher Aspekte weitere Studien erforderlich sind.

2 THEORETISCHE GRUNDLAGEN

Der Begriff «Landschaft» kann sowohl als physischer Raum wie auch als Prozess der ästhetischen Konstruktion von gesellschaftlichen Vorstellungen [...] verstanden werden.

(Kühne 2023: 22)

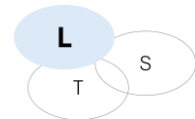
Bilder «prägen die Vorstellungen, die Menschen von einer bestimmten Landschaft haben und werden so auch zur Grundlage der Aneignung von Landschaft durch TouristInnen».

(Dittel et al. 2023: 574)

2 THEORETISCHE GRUNDLAGEN

Im nachfolgenden Kapitel werden die thematischen, konzeptionellen und methodischen Grundlagen ausgeführt. Diese umfassen nebst dem aktuellen Forschungsstand insbesondere die grundlegenden Definitionen und Perspektiven bezüglich Landschaft, Ausführungen zu (Landschafts-)Tourismus und Social Media sowie Konzepte zur Analyse entsprechender Beiträge. Bezüglich letzterem bilden insbesondere methodische Ansätze und die Darlegung neuer Möglichkeiten im Bereich der Bildinhaltsanalyse eine wichtige Grundlage.

2.1 Landschaftstheorie



Die Landschaftstheorie hat sich im Laufe der Zeit stets verändert und weiterentwickelt (Kühne 2023: 21). Ebenso ist sie in einen sprachlichen Kontext eingebunden, wodurch sich unterschiedliche Verständnisse von Landschaft in verschiedenen Räumen entwickelt haben (Kühne 2023: 21). Ungeachtet dessen wurden insbesondere in den letzten Jahrzehnten eine Vielzahl an Perspektiven im Bereich der Landschaftsforschung entwickelt (Kühne 2023: 19). Es lässt sich feststellen, dass keine «Universaltheorie» besteht, sondern eine Vielzahl verschiedener Perspektiven in Bezug auf die Deutung und Reproduktion von Landschaft (co-)existieren (Kühne 2023: 27). Auf die verschiedenen Definitionen, Verständnisse und relevanten Ansätze wird in den nachfolgenden Kapiteln vertieft eingegangen.

2.1.1 Landschaftsbegriff

Während Landschaft vor tausend Jahren noch hauptsächlich als administrativ-territoriale Einheit verstanden wurde, entwickelte sich im Laufe der Zeit und bis in das 20. Jahrhundert hinein die Vorstellung von Landschaft als eine primär ästhetische, bildgeprägte Perspektive auf einen (Teil-)Raum. Diese sogenannte Ästhetisierung wurde zunehmend als zu vereinfachend und limitierend kritisiert, sodass die Perspektive von Landschaft als «schönes Abbild eines (Teil-)Raumes» nicht mehr ausreichte. Schliesslich erfolgte der bewusste Einbezug gesellschaftlicher Normen und Prozesse sowie individueller Präferenzen in den Deutungskontext von Landschaft, sodass entsprechende Prozesse und Deutungslogiken zunehmend auch als Teil des Landschaftsbegriffs verstanden wurden. (Prominski 2024: 1004)

Heute definiert die europäische Landschaftskonvention «Landschaft» generell als...

... «Gebiet, wie es vom Menschen wahrgenommen wird, dessen Charakter das Ergebnis der Wirkung und Wechselwirkung von natürlichen und/oder menschlichen Faktoren ist» (Council of Europe 2023, Art. Ia).

Auch wenn sich diese Definition auf menschliche und natürliche Einflüsse bezieht, so gilt eine vereinfachte Einteilung in Natur-, Kultur- und Industrielandschaften resp. die grundlegende Dichotomie aus Natur und Kultur heute zunehmend als überholt (Kühne & Schönwald 2015: 8f.). Im heutigen Landschaftsverständnis gelten soziale Relationen, die an der Formung und Reproduktion von Landschaft beteiligt sind, zunehmend als zentraler Bestandteil der Begriffsdefinition (Kühne 2023: 19).

2.1.2 Landschaftsperspektiven

Heute lassen sich in der Landschaftstheorie hauptsächlich die positivistischen und die konstruktivistischen resp. sozialkonstruktivistischen Perspektiven unterscheiden (Kühne 2023: 24f.). Während Landschaft als der physische Raum mit seinen Elementen im positivistischen Verständnis als rational und materiell analysierbarer Raum verstanden wird (*Landschaft als physischer Raum*), gehen konstruktivistische Perspektiven von einer Konstruktion durch soziale Prozesse der Wahrnehmung und Reproduktion resp. Projektion in physisch-materielle Räume aus (*Landschaft als Vorstellung*) (Kühne 2023: 24f.). Die sozialkonstruktivistische Perspektive vertieft zudem individuelle Aspekte in der Landschaftsvermittlung und -wahrnehmung sowie die Art und Weise, wie physisch-materielle Räume symbolische Aufladung erfahren (*Landschaft als deutungsgeladene Vorstellung*) (Kühne 2023: 25). Auch wenn diese Perspektiven den übergeordneten Landschaftsdiskurs definieren, bestehen daneben weitere verwandte Ansätze – insbesondere im Bereich des Konstruktivismus. Im Grundsatz lassen sich jedoch die bestehenden Landschaftsbegriffsvorstellungen vereinfachend in Perspektiven einteilen, welche den physischen Raum als konstitutiv erachten, sowie solche, in welchen die Vorstellung von Landschaft als Ergebnis sozialer Konstruktion konstitutiv ist (siehe Tab. 1). Zur Gruppe der Ersteren gehört neben dem positivistischen

Ansatz auch jener des Essentialismus, welcher die Landschaft als eigenständige Realität anerkennt. Auch im gemässigt-sozialkonstruktivistischen Verständnis bleibt der physische Raum zunächst konstitutiv, wird jedoch im konstruktivistischen Sinne ergänzt. Daneben lassen sich die (sozial-)konstruktivistischen Landschaftsverständnisse im Sinne der nominalistisch-sozialkonstruktivistischen und radikal-konstruktivistischen Perspektive unterscheiden, welche den Prozessen sozialer Konstruktion mehr Bedeutung beimessen und diese als konstitutiv erachten, wobei der physische-materielle Raum lediglich eine untergeordnete Rolle spielt. (Kühne & Schönwald 2015: 12f.)

Tab. 1 Landschaftsvorstellungen nach Kühne und Schönwald (2015: 12f.) (eig. Darstellung)

«Landschaft als physischer Raum» ist konstitutiv <i>verbreitete Perspektive in <u>Naturwissenschaften</u></i>	«Landschaft als soziale Konstruktion» ist konstitutiv <i>verbreitete Perspektive in <u>Sozialwissenschaften</u></i>
Essentialistisches Landschaftsverständnis <i>Landschaft als eigenständige Realität</i>	Nominalistisch-sozialkonstruktivistisches Landschaftsverständnis <i>Der physische Raum wird erst durch soziale Konstruktion zu Landschaft</i>
Positivistisches Landschaftsverständnis <i>Landschaft als geschlossener physisch-rationaler Raumcontainer</i>	Radikal-konstruktivistisches Landschaftsverständnis <i>Landschaft als Ergebnis sozialen Austauschs, physische Objekte höchstens Kommunikationsmedium</i>
Gemässigt-sozialkonstruktivistisches Landschaftsverständnis <i>Dualismus aus reeller physisch-materieller Landschaft und den Konstruktionen ebendieser</i>	

Während das Verständnis von Landschaft im Sinne eines materiellen Gegenstands in der naturwissenschaftlichen Landschaftsforschung weitreichend dominiert, hat sich im Bereich der sozialwissenschaftlichen Forschung die (sozial-)konstruktivistische Perspektive im Sinne einer Landschaftskonstruktion durch soziale Prozesse etabliert (Kühne 2023: 19).

Neben den diskursdominierenden, übergeordneten Einteilungen in positivistisch und konstruktivistisch orientierte Perspektiven haben sich zudem weitere Ansätze in der Forschungspraxis von Landschaft entwickelt und etabliert, welche diese ausgeführte dualistische Einteilung auflösen oder neue Ansatzpunkte wählen – unter dem Begriff der *more-than-representational*-Theorien (Kühne 2023: 25). So zum Beispiel die phänomenologische

Landschaftstheorie (Ausgangspunkt: Phänomene & individuelles Erleben, Erfahren und Erzählen), die Assemblage-Theorie (Ausgangspunkt: Bedeutung des Materiellen ergibt sich durch situatives Handeln in spezifischem Setting / Konfiguration), die Akteure-Network-Theorie (ANT) (Ausgangspunkt: Netzwerk aus belebten und unbelebten Objekten) oder die kritische Landschaftsforschung (Ausgangspunkt: Bedeutung von Ungleichheiten & Machtgefälle in der (Re-)Produktion von Raum/Landschaft) (Kühne 2023: 25f.).

Ebenfalls beschreibt Kühne (2023: 27) als eine weitere Perspektive den neopragmatischen Ansatz, welcher Anwendung findet, wenn Landschaft nicht nur in seinen einzelnen Teilaspekten analysiert werden soll und folglich verschiedene theoretische Ansätze und Perspektiven benötigt (Kühne 2023: 27). Dieser Ansatz ist insbesondere für die interdisziplinäre Forschung (und folglich auch für die vorliegende Arbeit) relevant – im Sinne der Forschung «horizontaler Geographien» und Annäherungen an den Raum, in welchen schliesslich eine Synthese unterschiedlicher geographischer (Teil-)Disziplinen erforderlich wird (Kühne 2023: 27). Der neopragmatische Ansatz vermag es, die disziplinär bedingten Präferenzen einer Theorie zu adressieren (Kühne 2023: 27). Gemäss Kühne stellt dabei die «Erforschung neopragmatischer horizontaler Geographien» (2024: 261) kein neues theoretisches Paradigma dar, sondern bietet einen meta-theoretischen Rahmen zur Triangulation von Theorien, Methoden, Daten, Forschungsperspektiven (Interdisziplinarität), transdisziplinärer Zugänge und Darstellungsformen. Der neopragmatische Ansatz trianguliert nebst den theoretischen Perspektiven auch die methodischen Ansätze und Daten, wobei diese Triangulation stets in Bezug auf das geplante Vorhaben begründet sein muss (z.B. Forschungsthema, Fragestellung & geplantes Vorhaben) (Kühne 2023: 27). Soll Landschaft nicht nur in einzelnen Aspekten untersucht werden, so werden unterschiedliche theoretische Perspektiven benötigt werden. Die neopragmatische Perspektive schliesst folglich die Lücke einer Möglichkeit der theorienübergreifenden Synthese verschiedener Perspektiven im Sinne eines disziplinenübergreifenden Verständnisses.

2.1.3 Landschaftsdimensionen

Kühne und Schönwald (2015: 56) präsentieren vereinfachend vier Dimensionen von Landschaften und berücksichtigen dabei das Verständnis, wonach «Landschaft zwar durch soziale Prozesse definiert wird, jedoch bei der sozialen Konstruktion von Landschaft aber auch physische Objekte von Bedeutung sind, da diese zu Landschaft zusammengeschaut werden». Kühne und Schönwald (2015: 56) definieren vier Dimensionen von Landschaft (im Sinne des sozialkonstruktivistischen Verständnisses) wie folgt:

Die *gesellschaftliche Landschaft* umfasst die Gesamtheit an Vorstellungen von jenem, was gesellschaftlich unter Landschaft zu verstehen ist oder mit ihr konnotiert werden kann, während die *individuell aktualisierte Landschaft* die persönliche Konstruktion einer Landschaft durch die individuelle Person umfasst. Der *externe Raum* ist als physisch-materieller Raum zu verstehen (= die externe Welt der Objekte; auch virtuelle Komponenten miteinschliessend). Die *angeeignete physische Landschaft* umfasst all jene Objekte des physisch-

materiellen Raumes, die basierend auf den gesellschaftsbezogenen Deutungen in Gesamtbetrachtung als Landschaft definiert werden. (Kühne & Schönwald 2015: 56)

Die Dimensionen von Landschaft nach Kühne und Schönwald (2015: 56) verdeutlichen die komplementären Wechselwirkungen der (auch in vorangehenden Definitionen oft genannten) Hauptaspekte resp. -subjekte im Landschaftskonstruktionsprozess – namentlich der Gesellschaft, des Individuums und des physisch-materiellen Raumes (mit seiner Deutungszuweisung), welche in der Konstruktion von Landschaft eingebunden sind.

Dieselben Hauptelemente weist im Kern auch das 4-Pole-Modell der Landschaftswahrnehmung nach Backhaus et al. (2007: 41ff.) auf. Anhand des Modells wird die Wahrnehmung von Landschaft entlang der vier Pole des Individuums (subjektiv), der Gesellschaft (intersubjektiv) sowie der Natur (physisch) und der Kultur (symbolisch) eingebettet (Backhaus et al. 2007: 41). Daneben ermöglichen unterschiedliche Dimensionen der Landschaft einen jeweiligen thematischen Perspektivenfokus auf den Raum (Backhaus et al. 2007: 45). So lassen sich innerhalb der vier Pole die körperlich-sinnliche, ästhetische, identifikatorische, politische, ökonomische und die ökologische Dimension als eine Art «Fokuslinse» auf den betrachteten Raum resp. (deutungsrelevanten) Teilaspekt der Landschaft(-wahrnehmung) verstehen (Backhaus et al. 2007: 45ff.). Damit orientieren sich auch Backhaus et al. (2007: 41ff.) an einer konstruktivistischen landschaftstheoretischen Ausrichtung, wobei sich die sozialen Konstruktionsprozesse innerhalb des durch die vier Pole aufgespannten Feldes anhand der Dimensionen in ihrer Deutungszuweisung kontextbasiert charakterisieren lassen.

2.1.4 Landschaftstheorie – ein Fazit

Nach diesem Überblick über Teile der Landschaftstheorie in seinen Grundzügen (Landschaftsbegriffsdefinitionen, Landschaftsperspektiven und -dimensionen) erschliesst sich nicht eine übergeordnete und leitende Landschaftsbegriffsdefinition, sondern eine Vielzahl an möglichen Perspektiven, in welche sich die vorliegende Arbeit einbetten lässt. Obgleich sich im breiten landschaftstheoretischen Forschungsdiskurs insbesondere die konstruktivistischen Ansätze etabliert haben, lassen sich verschiedene Konzepte und Perspektiven unterscheiden, die auf unterschiedliche Art und Weise versuchen, das Phänomen Landschaft oder Teilaspekte davon durch unterschiedliche Ansätze oder «Fokuslinsen» besser zu verstehen resp. zu erklären. Zusammenfassend lassen sich dabei vereinfachtere (positivistische), umfassendere/komplexere (konstruktivistische) und komplementär/interdisziplinär ausgerichtete (neopragmatische) Ansätze unterscheiden, wobei sich der jeweilige Begriffsrahmen je nach Anwendung und Forschungsfeld und -ziel teils unterschiedlich (sprich enger/weiter/vereinfachter/komplexer) fassen lässt, resp. deuten lassen soll. Basierend auf dem existierenden Pluralismus in der Landschaftstheorie wird im nachfolgenden Kapitel schliesslich konkret dargelegt und definiert, welchen Ansätzen in der vorliegenden Arbeit in Anbetracht des Forschungsziels eine besondere Relevanz beigemessen wird.

2.1.5 Landschaftsbegriff in vorliegender Arbeit

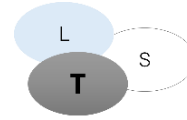
Soll Landschaft nicht nur in einzelnen Aspekten untersucht werden und eine übergreifende Methodenanwendung ermöglichen, werden gemäss Kühne (2018), Berr et al. (2019) und Kühne & Jenal (2021) auch unterschiedliche theoretische Perspektiven benötigt. Hierbei bietet sich für interdisziplinäre Arbeiten (wie die vorliegende) insbesondere der neopragmatische Ansatz an. Im neopragmatischen Sinne kann in dieser Arbeit gleichermassen von einem (sozial-)konstruktivistischen Landschaftsverständnis ausgegangen werden, welches die individuell-subjektive Wahrnehmung und Deutung im Sinne der Konstruktion unter Einbezug zugrundeliegender gesellschaftlicher Präferenzen, Prozesse und Dynamiken berücksichtigt ((inter-)subjektive Deutungsprozesse, qualitative Methoden bedeutsam), während die positivistische Perspektive mit ihrer vereinfachenden Dekonstruktion gleichermassen als deutungsloser/objektiver Teilaspekt davon (im Sinne eines externen Raumes erst als Ausgangspunkt für die physische Aneignung der Landschaft) verstanden werden kann (objektiv beschreibbar, quantitative Methoden zulässig).

Anhand der vier Dimensionen nach Kühne und Schönwald (2015: 56) lässt sich dies wie folgt konkretisieren resp. vereinfachend verdeutlichen:

<i>gesellschaftliche Landschaft</i>	konstruktivistisch (qual.)	neopragmatisch
<i>individuell aktualisierte Landschaft</i>	konstruktivistisch (qual.)	
<i>externer Raum</i>	positivistisch (quant.)	
<i>angeeignete physische Landschaft</i>	konstruktivistisch (qual.)	

Da in der vorliegenden Arbeit der primäre Fokus auf Landschaftsbeiträgen und damit implizit auf der Darstellung und Charakteristik dargestellter Orte liegt, sind der Abgebildete (externe) Raum mit seinen Elementen und (Be-)Deutungen von besonderer Relevanz. Eine Analyse effektiver Bildbeiträge in ihrer Elementkomposition wird dabei im Grundsatz deutungsarm bleiben (positivistisch), während die symbolische Aufladung und Deutungszuweisung ebendieser Landschafts-/ Bildelemente in ihrer Wahrnehmung deutungsgeprägt, vielschichtig und pluralistisch sind (vgl. Anhang 1). Gleichzeitig kann im Rahmen der vorliegenden Arbeit der Raum von Social Media (welcher im nachfolgenden Kapitel im landschaftstouristischen Kontext vertieft ausgeführt wird) selbst als ein Raum der Konstruktion und Reproduktion verstanden werden kann, in welchem sich die Deutungslogiken im konstruktivistischen Sinne verdeutlichen, manifestieren und reproduzieren. Die neopragmatische Landschaftsreproduktionslogik dieser Arbeit lässt sich in einen Teil der bildlichen Darstellung der physisch-reellen Landschaft – bestehend aus verschiedenen Landschaftselementen – einteilen, der im Sinne eines positivistischen Fokus einen objektiven, deutungsarmen Charakter aufweist. Daneben wird – sobald das Bild in den «Deutungsraum» eintritt (hier der digitale Raum von Social Media), der durch das Individuum und die Gesellschaft Zuschreibungen erfährt – ein konstruktivistischer Fokus bedeutsam. In diesem Teil stehen (inter-)subjektive Deutungen und Interpretationen im Zentrum, was schliesslich eine Reproduktion der Landschaft ermöglicht.

2.2 Landschaft & Tourismus(-theorie)



Landschaft stellt ungeachtet des Verständnisses – ob als physischer Raum materieller Ausprägungen oder als soziokulturell eingebettete Konstruktion – wichtige Grundlage für den Tourismus und die Einbettung verschiedener touristischer Aktivitäten dar (Aschenbrand 2019: 631). Aufgrund der gegenseitigen Beziehung entwickelten sich im Laufe der Zeit verschiedene Ansätze und Konzepte, in welchen deren Relationen zueinander im Fokus stehen (Kühne et al. 2023: 4). Die Zusammenhänge zwischen Tourismus und Landschaft werden in den anschliessenden Kapiteln vertieft aus- und der Begriff des Landschaftstourismus und der Tourismuslandschaft eingeführt.

2.2.1 Tourismus im Wandel

Tourismus hat sich im Laufe der Zeit immer wieder verändert (Freytag 2023: 39). Tourismus und Veränderungen in ebendiesem lassen sich stets eng mit dem jeweiligen Kontext der Gesellschaft, Kultur, Politik und Wirtschaft verbinden (Freytag 2023: 35). Durch die Vielzahl an Einflussfaktoren im Tourismus (und damit auch im Landschaftstourismus) ist dieser in seinem Wesen und seinen Ausprägungen sehr dynamisch.

Während sich lange Zeit nur die reichste Schicht das Reisen leisten konnte, fand im Laufe des 19. und insbesondere ab Mitte des 20. Jahrhunderts mit dem Wohlstandsgewinn (eingerhend mit erhöhten Lohnniveaus) und gleichzeitigem Mobilitätsgewinn durch den Auf- und Ausbau von Fernverkehrsinfrastruktur (u.a. Strasse, Schiene, Luftfahrt) ein Wandel im Tourismus statt (Freytag 2023: 40). Tourismus wurde so zunehmend der breiten Masse zugänglich – (grössere) Distanzen waren zudem deutlich schneller überwindbar (Freytag 2023: 40). So wurde das Reisen und Tourismus allgemein zum Massenphänomen, welches breite Teile der Gesellschaft zunehmend als Teil des Lebens für sich entdeckten und praktizierten (Freytag 2023: 39). Daneben hat die Entwicklung neuer Technologien gegen Ende des 20. Jahrhunderts den Tourismus weiter geprägt und verändert. Mit der Erfindung des Internets und mit dem Aufkommen und der verbreiteten Nutzung von Social Media seit rund einem Jahrzehnt prägen und verändern technologische Entwicklungen zunehmend auch die Dynamiken in der Welt des Tourismus (Freytag 2023: 36). Mit den Entwicklungen im Tourismus des 20. und 21. Jahrhunderts – namentlich dem Wohlstands- und Mobilitätsgewinn (Tourismus als Massenphänomen) und der Digitalisierung sowie Social Media (Technologisierung) – werden nebst den positiven Konnotationen (wie Freiheit,

interkulturelle Austausche, Stärkung der Regionalökonomie) vermehrt auch die negativen Aspekte und Folgen der touristischen Aktivitäten präsent (u.a. die verstärkte Konzentration/Akkumulation des touristischen Nutzungsdruckes in sogenannten Hotspots) und sowohl in der Wissenschaft wie auch in der Gesellschaft und in der medialen Landschaft diskutiert (Freytag 2023: 39f., Sprick et al. 2023: o.S.).

Der Begriff des Tourismus kann gemäss der nach Freytag (2023: 37) vielzitierten Definition der Welttourismusorganisation (UNWTO 2025) wie folgt beschrieben werden:

«Tourismus ist ein soziales, kulturelles und wirtschaftliches Phänomen, das die Bewegung von Menschen in Länder oder an Orte ausserhalb ihrer gewohnten Umgebung zu persönlichen oder geschäftlichen/beruflichen Zwecken mit sich bringt.» (UNWTO 2025, eigene Übersetzung)

Auch wenn sich die Ausprägungen und Dynamiken im Tourismus im Laufe der Zeit und insbesondere im vergangenen Jahrhundert stark verändert haben, so ist das begriffliche Verständnis vergleichsweise zeitlos. Die definitionsrelevante Einbettung in die sozio-kulturelle und wirtschaftliche Umwelt, die grundlegende Idee der Ortsverschiebung sowie die Möglichkeit verschiedener Zwecke ebendieser Mobilität lassen sowohl die touristischen Aktivitäten der letzten Jahrhunderte wie auch jene der heutigen Zeit erfassen.

Heute lassen sich innerhalb des Oberbegriffs des Tourismus eine Vielzahl spezifischer Subformen mit unterschiedlichem Charakter und Fokus unterscheiden, in welchen sich die Vielfalt an Ausprägungen und obengenannten Intersektionen im Tourismuskontext widerspiegeln (UNWTO 2025). Im nächsten Kapitel wird vertieft auf jene Subformen eingegangen, welche im Kontext des Landschaftstourismus von besonderer Bedeutung sind.

2.2.2 Landschaftstourismus & Tourismuslandschaft

Im Tourismus stellen Landschaften vielerorts ein zentrales Angebotselement dar (Müller 2011: 937). Die gegenseitige Beziehung zwischen Tourismus und Landschaft beschreiben Aschenbrand und Rein (2023: 175) folgendermassen:

«Landschaft gilt als Ressource des Tourismus und gleichzeitig prägt der Tourismus unsere landschaftlichen Idealvorstellungen.»

Während die UNWTO (2025) keine spezifische Definition für Landschaftstourismus vorsieht, finden sich unter den erweiterten resp. spezifischen Tourismusdefinitionen drei Tourismusformen, in welchen Landschaft eine wichtige Rolle spielt. *Ländlicher Tourismus* (rural tourism), *Abenteuertourismus* (adventure tourism) sowie *alpiner* resp. *Bergtourismus* (mountain tourism).

Vereinfachend lässt sich Landschaftstourismus als eine implizite Kombination der drei Landschaft umfassenden Tourismusformen ableiten. Mit der genaueren Betrachtung der drei

Definitionen lässt sich zudem die Bedeutung und Rolle/Funktion von Landschaft innerhalb des (Landschafts-)Tourismus besser verstehen.

Ländlicher Tourismus ist eine Art von touristischer Aktivität, die im Allgemeinen mit naturbezogenen Aktivitäten, Landwirtschaft, ländlicher Lebensweise/Kultur, Sehenswürdigkeiten etc. zusammenhängt. Ländliche Tourismusaktivitäten finden in nicht-städtischen (ländlichen) Gebieten mit folgenden Merkmalen statt: Geringe Bevölkerungsdichte, land- und forstwirtschaftlich geprägte Landschaft und Landnutzung und traditionelle Sozialstruktur und Lebensweise. (UNWTO 2025, eigene Übersetzung)

Unter *Abenteuertourismus* versteht sich eine Form des Tourismus, die in der Regel an Reisezielen mit besonderen geographischen und landschaftlichen Gegebenheiten stattfindet und in der Regel mit körperlicher Aktivität, kulturellem Austausch, Interaktion und Auseinandersetzung mit der Natur verbunden ist. (UNWTO 2025, eigene Übersetzung)

Bergtourismus ist eine Art von touristischer Aktivität, die in einem definierten und begrenzten geographischen Raum wie Hügeln oder Bergen stattfindet, mit besonderen Merkmalen und Eigenschaften, die mit einer spezifischen Landschaft, Topografie, Klima, Biodiversität (Flora und Fauna) und lokalen Gemeinschaft verbunden sind. (UNWTO 2025, eigene Übersetzung)

Als charakteristisch für den abgeleiteten Landschaftstourismus erweist sich die Kulisse, bestehend aus den physischen Eigenheiten des besuchten Raumes mit der Einbettung von Aktivitäten in ebendiesem, was zur touristischen Aneignung des Raumes führt (Aschenbrand 2017: 68). Dabei zeigen sich sowohl positivistische wie auch konstruktivistische Aspekte der Landschaftstheorie.

Die obengenannten Definitionen verdeutlichen, wie Landschaft in den jeweiligen Tourismusformen als eine Art Gefäss resp. Kulisse fungiert, innerhalb welcher touristische Aktivitäten unterschiedlicher Art stattfinden können. Gleichzeitig zeigen sie, dass im Landschaftstourismus nicht jede Landschaft als Tourismuslandschaft gesehen werden kann, da Landschaften «spezifische» Eigenheiten zu erfüllen haben. Ob eine Landschaft sogenannte touristische Aneignung erfährt und damit implizit zur «Tourismusdestination» wird, hängt dabei von verschiedenen Faktoren ab. Eine wichtige Rolle spielen landschaftliche Idealvorstellungen in der Gesellschaft (Aschenbrand & Rein 2023: 175). Zunächst besteht im ästhetischen Sinne eine Präferenz für das *Schöne* und *Erhabene* gegenüber dem *Hässlichen* (Baur & von Kürten 2023: 772). Auch bestehen Präferenzen in Bezug auf bestimmte physische Elemente. Landschaftsbilder mit Gewässern beispielsweise werden generell positiver bewertet (Rodewald & Baur 2025: 174). Als schön und atemberaubend wahrgenommene landschaftliche Kulissen werden grundsätzlich bevorzugt besucht (Baur & von Kürten 2023: 772). Zudem weisen Tourismuslandschaften gemäss obigen Definitionen stets spezifische physische Gegebenheiten auf – seien es ländliche / landwirtschaftlich geprägte, topografisch «interessante» Landschaften (z.B. mit Bergen oder Hügeln) oder Räume mit anderen besonderen/charakteristischen Merkmalen. Im touristischen Kontext wird Landschaft gemäss obigen Definitionen auch als ein gestalteter, konfigurierter Raum (mit physisch-

materiellen Elementen) beschrieben (Wöhler 2023: 48). Dieser Aspekt der Tourismuslandschaft lässt sich im Sinne einer positivistischen Perspektive einordnen (vgl. Kapitel 2.1.2).

In Bezug auf die generell zu erfüllenden Merkmale einer Tourismuslandschaft/-destination resp. deren Kulisse sind nebst den spezifischen physischen Charakteristiken jedoch auch individuelle und kollektive Bedeutungszuweisungen relevant (Wöhler 2023: 56). Im Sinne der konstruktivistischen Landschaftsperspektiven (vgl. 2.1.2) kreiert sich erst durch diese Zuweisungen eine Tourismuslandschaft, die über die physische Kulisse hinausgeht. Anhand der Zuschreibung bedeutungsvoller Räume und Landschaften durch Touristinnen und Touristen werden sogenannte Destinationslandschaften oder Tourismuslandschaften konstruiert und reproduziert (Wöhler 2023: 56, 63). Zugleich werden durch die Bedeutungszuweisung Tourismuslandschaften oft idealisiert und mit Erwartungen aufgeladen (Kühne und Berr 2023: 108). «Touristen suchen das Typische und wollen die Stereotype bestätigt sehen» (Aschenbrand 2017: 68). Damit fliessen in der Konstruktion von Tourismuslandschaften auch Aspekte des *nation building* ein (Etzemüller 2023: 149). So werden Landschaften durch Idealisierung und Romantisierung, durch identifikatorische Elemente und symbolische Aufladung hin zu spezifischen national geprägten Tourismuslandschaften (z.B. zu jener einer «heimatlichen, schweizerischen Landschaft») (Kühne & Berr 2023: 108, Fischer & Stock 1975). Schliesslich können sich besonders bedeutsame Tourismuslandschaften oder Teilelemente ebendieser zu Destinationen oder Punkten mit besonderer Relevanz (POIs) (auch Attraktionen/Sehenswürdigkeiten) entwickeln (Aschenbrand & Rein 2023: 175, Aschenbrand 2017: 68). Im Prozess der bedeutungsgeladenen Reproduktion ebensolcher Orte oder Landschaften können im räumlich stark konzentrierten Destinationstourismus auch Nutzungskonflikte entstehen (Aschenbrand & Rein 2023: 175). Kühne und Berr (2023: 101) sprechen von der «Dominanz» des Tourismus in Landschaften anhand des Konzepts den sogenannten *tourismscapes* – Landschaften, die durch den Tourismus wesentlich geprägt werden. In diesem Zusammenhang lässt sich auch der Begriff des *Overtourism* einordnen – ein Zustand, der vorliegt, wenn die Prägung durch Tourismus problematische Auswirkungen hat und Konflikte an Tourismusdestinationen auftreten (Kühne und Berr 2023: 108).

Aus den landschaftstouristischen Definitionen gehen schliesslich nebst dem spezifisch definierten physischen Raum insbesondere der Prozess der effektiven touristischen Aneignung touristischer Landschaften hin zu Attraktionen hervor, wobei der physische Raum mit seinen Elementen eine wichtige Grundlage innerhalb des Zuschreibungsprozesses darstellt.

Im Kontext vorliegender Arbeit stehen insbesondere Schweizer Tourismuslandschaften im Vordergrund, wobei sich unter Tourismuslandschaften in der Folge jene Landschaften verstehen, die im Landschaftstourismus von Bedeutung sind und sich durch entsprechende spezifische physische Eigenheiten sowie durch touristische Aktivitäten und Prozesse der Aneignung, Bedeutungszuweisungen und Reproduktion auszeichnen. Das Ländliche, Alpine und Abenteuerliche, welches die Definition des Landschaftstourismus umfasst, ist auch auf die Tourismusrealität der Schweiz anwendbar. Entsprechend wird im Kontext der Schweizer Tourismuslandschaften auf die Definitionen gemäss vorliegendem Kapitel zurückgegriffen.

2.2.3 Schweizer Landschaftstourismus & Tourismuslandschaften

Gemäss Kühn (2000: 68) gilt die einmalige Landschaft als «wichtigstes Kapital, welches der Schweizer Tourismus zu bieten hat». Berge, Wasser und Landschaft generell charakterisieren dabei die Top-Attraktionen (Kühn 2000: 206). Eindrückliche See- und Berglandschaften, wie wir sie in der Schweiz finden, bilden für Touristinnen und Touristen gerne besuchte Anziehungspunkte (Kühn 2000: 117). So werden Landschaften mit beschriebenen Charakteristiken oftmals als typisch schweizerisch angesehen. Zudem entwickel(te)n sich die entsprechenden Orte und Regionen mit besonders schönen Landschaften in der Schweiz häufig zu Tourismuslandschaften (vgl. *tourismscapes*, Kapitel 2.2.2) resp. -destinationen. Zusätzlich zu den landschaftlichen Gegebenheiten prägen auch das Klima, die lokale Bevölkerung sowie weitere verfügbare Angebote die Tourismusdestinationen (Kühn 2000: 39). Entscheidend bleiben im touristischen Angebot einer Destination nebst den sozio-kulturellen Verhältnissen und dem Standard der allgemeinen Infrastruktur insbesondere die natürlichen Gegebenheiten – u.a. das Landschaftsbild und die Topografie (Kühn 2000: 38). Auch landschaftsbezogene Fahrten durch Tourismuslandschaften – etwa mit der Bahn (siehe Abb. 3) oder mit touristischen Spezialverkehrsmitteln wie Luftseil-, Zahnrad- oder Standseilbahnen – zählen zu den typischen Attraktionen der Schweiz (Kühn 2000: 43).



Abb. 3 Beispiel einer Schweizer Tourismuslandschaft – der Bernina Express auf dem Berninapass (eig. Darstellung)

Im Kontext von Tourismuslandschaften sind die administrativen Destinationsgrenzen (z.B. kantonal) oft nicht entscheidend – eine Landschaft gilt im touristischen Sinne als primär schweizerisch (Kühn 2000: 168); ganz im Sinne des *nation buildings* (vgl. Kapitel 2.2.2). Zudem gilt: Wird die Grundlage einer Tourismusdestination (z.B. Landschaft) längerfristig zerstört, folgt ein touristischer Attraktivitätsverlust (Kühn 2000: 143). Auch kann ein Attraktivitätsgewinn (z.B. durch Social Media) durch den erhöhten Nutzungsdruck indirekt zu einem längerfristigen Attraktivitätsverlust führen (vgl. Sprick et al. 2023: o.S.).

Grundsätzlich sind Landschaften in der Schweiz bundesweit durch entsprechende Gesetze (z.B. NHG), Verordnungen (z.B. NHV) und Inventare (z.B. VBLN) geschützt (Bundesamt für Umwelt BAFU 2014). Zudem stärkt die Raumplanungspolitik die Landschaftserhaltung durch mehrere Revisionen des Raumplanungsgesetzes (RPG) (Bundesamt für Raumentwicklung ARE 2024). Die bundesweite Verankerung und Stärkung des Landschaftsschutzes zeigen den hohen Stellenwert, welcher den Landschaften innerhalb der Gesellschaft beigemessen wird. So gilt: In tourismuspolitische Entscheidungen werden allfällige Auswirkungen auf die Landschaft in der Regel stets miteinbezogen (Kühn 2000: 114). Der Erhalt der Landschaft – insbesondere naturnaher Räume – steht nicht zuletzt auch im Kontext eines bewusst und nachhaltig ausgerichteten Tourismus im Mittelpunkt (Kühn 2000: 210).

«Schweiz Tourismus» ist die nationale Tourismusorganisation, welche die «Destination Schweiz» international durch Marketing positioniert und bewirbt (Kühn 2000: 82). Dass einzigartige Landschaften dabei eine tragende Rolle spielen, verdeutlicht die Positionierung der Schweiz als touristische Feriendestination (Kühn 2000: 87) (siehe Abb. 4). Neben «Schweiz Tourismus» existieren touristische (Gross-)regionen sowie lokale/regionale Tourismusorganisationen mit jeweils eigener Destinationsvermarktung (Kühn 2000: 82).

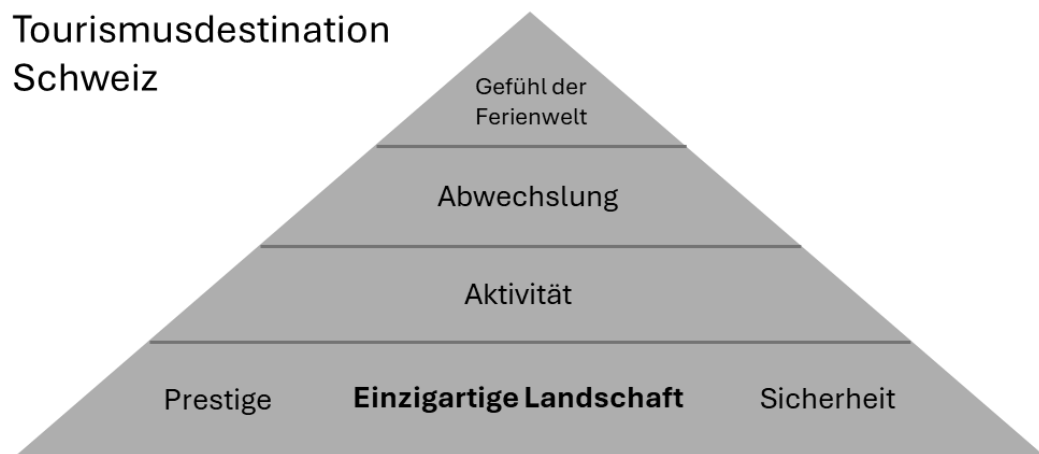
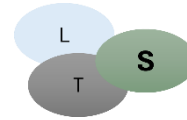


Abb. 4 Positionierung der Schweiz als touristische Destination nach Kühn (2000: 87) (eig. Bearbeitung)

In der touristischen Vermarktung gelten eindruckliche, imposante Landschaftsbilder als emotional berührend (Kühn 2000: 224). Entsprechende Beiträge von Tourismuslandschaften auf Social Media-Plattformen wie Instagram werden daher heute im Kontext des Schweizer Tourismus(-marketing) zunehmend relevant, wobei sowohl das offizielle Schweizer Tourismusmarketing als auch private «Influencer» in der Vermarktung von Tourismusdestinationen involviert sein können (Fassmann & Moss 2016: 17). Damit akzentuiert sich die touristische Nutzung in der Schweiz vermehrt auf sogenannte (landschaftstouristische) Hotspots (Sprick et al. 2023: o.S.). In diesem Zusammenhang wird im folgenden Kapitel die Rolle von Social Media und Instagram im Landschaftstourismus weiter vertieft.

2.3 Social Media im Landschaftstourismus



Mit dem Durchdringen von Social Media in die verschiedensten Lebens- und Alltagsbereiche nehmen Social Media-Plattformen mittlerweile eine zentrale Rolle in unserer Gesellschaft ein (Kaussen 2021: 3, 44ff.). Auch im Kontext von Landschaft und Tourismus hat sich seit der Jahrtausendwende und insbesondere im vergangenen Jahrzehnt mit Social Media ein wichtiger neuer, multidimensionaler und komplexer «Akteur» etabliert, welcher vermehrt in die Diskussionen eingebracht wird und als wichtiger mitzuberücksichtigender Faktor identifiziert wurde, da er die entsprechenden Dynamiken in Landschaft und Tourismus massgeblich verändert resp. mitprägt (Kühne et al. 2023: 7). Nebst neuen Technologien und digitalen Räumen, welche sich über die Zeit entwickelten, steht den Social Media-Plattformen in ihrer Breite (räumliche und thematische Verbreitung) und Tiefe (Menge an Daten, Algorithmen basierte Akzentuierung) eine neue Dimension an Relevanz und Einfluss zu (Kaussen 2021: 44ff.). In diesem Kapitel steht daher die Rolle von Social Media im Kontext von Landschaftsdarstellungen und insbesondere in Bezug auf Landschaftstourismus resp. Tourismuslandschaften im Vordergrund. Innerhalb von Social Media wird zudem spezifisch auf die Plattform Instagram eingegangen, welche (wie bereits dargelegt) im landschaftstouristischen Kontext eine besondere Relevanz aufweist. Zudem wird aufgezeigt, wie entsprechende thematische Beiträge aufgebaut sind und wie sich diese analysieren lassen. In diesem Zusammenhang wird auch der aktuelle Stand der Wissenschaft dargelegt sowie neue resp. ergänzende Ansätze und Möglichkeiten aufgezeigt, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit von Bedeutung sind.

2.3.1 Social Media im Landschaftstourismus

Der Begriff Social Media umfasst gemäss Definition der Dudenredaktion (o.J.) folgendes:

Die «Gesamtheit der digitalen Technologien und Medien wie Weblogs, Wikis, soziale Netzwerke u. Ä., über die Nutzerinnen und Nutzer miteinander kommunizieren und Inhalte austauschen können».

Innerhalb von Social Media unterscheiden Kaplan und Haenlein (2010: 62) unter Berücksichtigung des Grades an Selbstdarstellung sowie der medialen Präsenz/Einfluss sechs Kategorien: Blogs (z.B. Twitter, Twitch), Kollaborative Projekte (z.B. Wikipedia), soziale

Netzwerke (z.B. Facebook, Instagram), «content communities» (z.B. Youtube), virtuelle soziale Welten und virtuelle Spielwelten (z.B. World of Warcraft).

Die Grundidee von Social Media liegt im Vernetzen unter Freunden und Bekannten, im Informationsaustausch und im Einbringen und Teilen persönlicher Meinungen sowie Ermöglichen gegenseitiger Interaktion (Kaussen 2021: 48). Die Kommunikationswege in Social Media sind dabei besonders vielschichtig – Bild-, Text-, Video-, Audiobeiträge oder kombinierte Formen davon können erstellt, mit Gestaltungsmitteln bearbeitet und schliesslich geteilt werden (Kaussen 2021: 45). Dazu stehen den Nutzenden innerhalb der jeweiligen Beiträge und Netzwerke verschiedene Interaktionsmöglichkeiten zur Verfügung (z.B. «Liken», «Kommentieren», «Abonnieren» etc.) (Kaussen 2021: 45).

In vorliegender Arbeit wird die Definition auf das Verständnis im alleinigen Sinne sozialer Netzwerke beschränkt. Diese Definition umfasst Plattformen wie z.B. Facebook, Instagram, Snapchat, Tiktok und andere mehr (Kaussen 2021: 48). Diesen Plattformen wird heute das grösste Einflusspotential zugeschrieben und so spielen sie auch im Landschaftstourismus eine zunehmend bedeutsame Rolle (Kaussen 2021: 48). Werden Landschaftsbilder auf Plattformen von Social Media geteilt, wird eine Vielzahl von Menschen erreicht und damit deren Verständnis von Landschaft oder der spezifisch dargestellten Tourismuslandschaft geprägt. Über Plattformen wie Instagram wird dabei oftmals ein spezifisches Bild von Tourismusdestinationen und -landschaften vermittelt (Baur & von Kürten 2023: 784). Folglich können solche Beiträge beeinflussen oder verändern, wie die konsumierenden Nutzenden solche Landschaften (digital und/oder physisch) wahrnehmen, bewerten und reproduzieren. Unter der Annahme, Landschaft sei ein durch Prozesse reproduziertes Konstrukt, so ist die Macht von Social Media als einwirkende Konstruktionseinheit und Reproduktionsmedium eminent. In einem Zeitalter des global praktizierten Tourismus (und implizit global bestehenden Interesses an Tourismuslandschaften innerhalb der spezifischen Form des Landschaftstourismus) kommen Social Media als ebenfalls weltweit zugängliche und genutzte Informations- und Inspirationsquelle besondere Relevanz zu. Tourismuslandschaften werden schliesslich zunehmend auch digital konsumiert, konstruiert und repräsentiert – wobei zurzeit primär die Plattform Instagram mit ihrem visuell-ästhetischen Fokus von besonderer Bedeutung ist (Klausner & Kirr 2023: 741). Entsprechende Beiträge können – sei es durch gestalterische Mittel oder symbolische Aufladung – im Sinne des *nation building* touristische Landschaftsvorstellungen kreieren, bestätigen und manifestieren. Dazu gibt es gemäss Etzemüller (2023: 149) «hinreichend viele Studien und Quellen, die [...] belegen, dass Landschaften medial konstruiert und materiell gestaltet wurden, um Touristen anzuziehen, die helfen sollten, diese Konstruktionen zu nationalisieren.»

Zusammenfassend existieren im Überlappungsfeld zwischen Landschaft, Tourismus und Social Media global verankerte, komplexe Wechselwirkungen. Die Reproduktion von Landschaft findet fortan nicht nur im physischen, sondern mit Social Media insbesondere auch im digitalen und global eingebetteten Raum statt. (Kaussen 2021: 44ff.)

2.3.2 Social Media in wissenschaftlichen (Tourismus-) Landschaftsstudien

Mit der Zunahme der Bedeutung von Social Media im gesamtgesellschaftlichen Kontext halten auf den Plattformen geteilte Inhalte und nutzergenerierte Daten vermehrt auch Einzug in wissenschaftliche Diskussionen. Auch wenn Stand heute noch wenig ausgeschöpft, so ist auch im wissenschaftlichen Bereich das Potential entsprechender Analysen (basierend auf den auf Social Media geteilten Beiträgen als Ausgangsdaten) erheblich (Masdari & Hosseini 2021: 59ff., Kaussen 2021: 162). Denn geteilte, nutzergenerierte Daten auf Plattformen wie Instagram oder weiteren Sharing- oder Tracking-Diensten wie Flickr oder Strava beinhalten stets auch Informationen bezüglich des Verhaltens resp. der Nutzung und Wahrnehmung des dargestellten Raumes sowie Hinweise zu landschaftsbezogenen Präferenzen oder sogenannten Points of Interest (POI) resp. «Orte von Bedeutung/Interesse» (Kaussen 2021: 2). Die Möglichkeit, POI zu erfassen und zu erfahren, welche Teile einer Landschaft wie genutzt werden und welche Bedeutung erfahren, hat in der Wissenschaft bereits vermehrt Anwendung gefunden (Kaussen 2021: 2). Entsprechende Beiträge auf Social Media haben jedoch nicht nur das Potential, POI zu identifizieren oder die Wahrnehmung der Menschen zu beeinflussen und zu bestimmten Aktivitäten zu bewegen, sondern stellen auch eine Datenquelle dar, welche ohne die zeitintensiven Methoden von Interviews oder Umfragen eine Vielzahl an weitgehend ungefilterten Interaktionen und durch Beobachtung nicht gleichermassen erfassbare Informationen in Bezug auf die Wahrnehmung einer Landschaft beinhaltet sowie Meinungen und Werte widerspiegelt (Kinder-Kurlanda 2020: 113, Kaussen 2021: 2). So zeigen u.a. Purves et al. (2011), Derungs & Purves (2013), Dunkel et al. (2023) anhand georeferenzierter, nutzergenerierter Inhalte auf, wie Orte und Landschaften nicht nur physisch, sondern auch über wahrgenommene Qualitäten, Aktivitäten und kulturelle Bedeutungen beschrieben und räumlich charakterisiert werden können. Auch im Sinne eines (sozial-)konstruktivistischen Verständnisses kommt der digitalen und physisch-materiellen Reproduktion von Landschaft daher besondere Bedeutung zu. Die Social Media-Plattformen sind als Plattformen der Selbstdarstellung (Individuum) eingebettet in die Resonanz der Mitnutzenden (gesellschaftliches Feedback) und so reproduzieren und bewegen sich Inhalte wie z.B. Landschaftsbilder stets im sozialen Konstrukt und Deutungsfeld bestehend aus gesellschaftlichen Normen und individueller Deutung ebendieser Inhalte. Die erheblichen Mengen an Bildern und geographischen Informationen, Textbeschreibungen und Kommentaren, die auf Social Media vorliegen, bieten grosses Potential zur weiteren Auswertung (Kaussen 2021: 4). Um das Potential nutzergenerierter Daten weiter auszuschöpfen, sollten die auf den Plattformen verfügbaren Informationen genutzt werden, um die geteilten Bilder, zugehörige raumbezogene Informationen sowie benutzerspezifischen Kontexte vertieft zu analysieren (Kaussen 2021: 4). Das Extrahieren und Analysieren von Social Media-Daten – u.a. mittels Social Media-Harvesting – ist jedoch in der wissenschaftlichen Praxis noch vergleichsweise wenig etabliert (Kaussen 2021: 2). Dies lässt sich (nebst dem Fakt, dass Social Media eher jung sind) womöglich auch auf die neuen Herausforderungen aufgrund von Limitationen (Dunkel et al. 2023: 5) und Unbeständigkeit (Komossa et al. 2023: 10) bezüglich der Nutzung bestimmter Plattformen zurückführen, welche das wissenschaftliche Arbeiten mit Social Media-Daten mit sich bringt.

Nebst dem Infragestellen grundlegender wissenschaftlicher Arbeitsweisen und der Art und Weise der wissenschaftlichen Erkenntnisgewinnung erfordert das Einbeziehen von Social Media-Daten oftmals neue Ansätze im Bereich der Datenbeschaffung und Herausforderungen bezüglich des Datenzugangs (Kinder-Kurlanda 2020: 115,122). Dazu kommen ethische und rechtliche Fragen in Bezug auf ebendiese Daten, Fragen der Repräsentativität sowie oftmals fehlende Erfahrung in der methodischen Auswertung (insb. in den Sozialwissenschaften – verglichen beispielsweise mit den Naturwissenschaften, wo rechenintensive Methoden und das Arbeiten im skalierten Bereich (Big Data) bereits implizit verankerter Teil der Disziplin darstellt) (Kinder-Kurlanda 2020: 114,122f.). Um das Arbeiten mit Social Media disziplinenübergreifend zu ermöglichen, ist daher in der Wissenschaft vermehrt interdisziplinäres Arbeiten gefordert (Kinder-Kurlanda 2020: 124, Cresswell 2014: 159).

Innerhalb der bestehenden Forschung gibt es im Bereich des Landschaftstourismus Studien, die trotz der Herausforderungen bezüglich der Zugänglichkeit und Datenverfügbarkeit sowie eingeschränkter Datenverarbeitungsmöglichkeiten mit der für den Landschaftstourismus zentralen Plattform Instagram gearbeitet und dabei erste wichtige Erkenntnisse gewonnen haben (Kaussen 2021: 52). Klausner und Kirr (2023) haben die Rolle von Instagram für den Tourismus am Eibsee untersucht. Anhand qualitativer Interviews konnten sie dabei feststellen, dass ein Zusammenhang zwischen den landschaftstouristischen Aktivitäten der BesucherInnen vor Ort und dem Konsum entsprechender Instagram-Beiträge besteht (Klausner & Kirr 2023: 741). Dittel et al. (2023) analysierten am Beispiel von Paris touristische Landschaftsinszenierungen, wobei Darstellungen aus verschiedenen digitalen Medien (Pinterest, Instagram, Google) betrachtet wurden (Dittel et al. 2023: 557). Dabei liessen sich mediale Reproduktionsprozesse bezüglich existierender Landschaftsstereotype erkennen (Dittel et al. 2023: 557f.). Auch Korff und Winsky (2023) haben sich mit den Konstruktions- und Reproduktionsprozessen von Landschaft auf Instagram beschäftigt. Korff und Winsky (2023: 641) interessierten sich insbesondere für die Vergleiche früherer und heutiger Landschaftsinszenierungen. Dabei konnten sie anhand von bildlichen Landschaftsrepräsentationen der touristischen Schwarzwaldlandschaften Veränderungen unter Einfluss des technologischen und gesellschaftlichen Wandels feststellen (Korff & Winsky 2023: 641). Baur und von Kürten (2023) analysierten anhand ausgewählter Instagram-Beiträge die Konstruktion von Landschaft am Beispiel von Venedig. Eine Bildinhaltsanalyse und das Auftreten von Stereotypen liessen dabei auf ein idealisiertes und inszeniertes Bild schliessen, das über Instagram digital reproduziert wird (Baur & von Kürten 2023: 769).

Die dargelegten landschaftstouristischen Studien mit Instagram stützen sich bisweilen zu meist auf konstruktivistische Aspekte der Landschaftsforschung, qualitative Methoden sowie Untersuchungsräume ausserhalb der Schweiz (Baur & von Kürten 2023: 769, Dittel et al. 2023: 558, Klausner & Kirr 2023: 741, Korff & Winsky 2023: 641). Grundlage der Studien bilden dabei oftmals Bildbeiträge, die in einer Bildinhaltsanalyse untersucht werden (Baur & von Kürten 2023: 769, Dittel et al. 2023: 558, Korff & Winsky 2023: 641). Eingebettet sind die auf Instagram geposteten Bilder unter anderem in den Diskurs der Landschaftsästhetik (Baur & von Kürten 2023: 769, Dittel et al. 2023: 558). Des Weiteren steht in den bisherigen Analysen stets die Untersuchung bestimmter Regionen mit touristischen

Landschaften, Destinationen resp. POI im Fokus (Baur & von Kürten 2023: 769, Dittel et al. 2023: 561, Klausner & Kirr 2023: 741, Korff & Winsky 2023: 641). Eine weitere Gemeinsamkeit entlang der Studien zeigt sich in den Analysen der Bedeutungszuweisungen, die im Kontext der Reproduktion und Konstruktion ebendieser Orte und Regionen involviert sind, was sich folglich konzeptionell in den Rahmen der *place* einbetten lässt, wobei ein zunächst bedeutungsloser physischer Raum erst durch die zugeschriebene Bedeutung zu einem bedeutsamen Ort, einem *place*, wird (Cresswell 2014: 29). Das entsprechende Konzept wird daher auch und insbesondere im Kontext vorliegender Arbeit, in welcher touristische POI eine zentrale Rolle spielen, noch vertieft ausgeführt (vgl. Kapitel 2.3.4 & 2.3.5). Nebst raumbezogenen Konzepten deutungsbezogener und konstruktivistischer Verständnisse (wie jenen des *place*) charakterisieren die weiteren Themen der Ästhetik (insb. *das Schöne* und *das Hässliche*) und der touristischen Akkumulation (POI) resp. der (digital geprägten) Konstruktion und Reproduktion von Landschaft die bestehenden Studien (Baur & von Kürten 2023: 769, Dittel et al. 2023: 561, Klausner & Kirr 2023: 741, Korff & Winsky 2023: 641). Dabei fliessen zunehmend auch Metadaten ein, die über die Bildbeiträge hinausgehen, wobei dies in den dargelegten (und auch weiteren, vergleichbaren) Studien (mit anderen Social Media-Plattformen) erst teilweise der Fall ist. Gleiches gilt für die verwendeten Methoden, welche sich in den entsprechenden Studien meist nach dem konstruktivistischen Verständnis an qualitativen Methoden orientieren, während neue, KI-basierte Ansätze in den bestehenden (Instagram-basierten) Bildinhaltsanalysen keine Rolle spielen. Im Kontext der noch offenen Forschungsräume im Zusammenhang mit der Plattform Instagram im Landschaftstourismus der Schweiz sowie den Potentialen in Bezug auf die Einbindung von Metadaten und erweiterten Methoden der Bildinhaltsanalyse lässt sich vorliegende interdisziplinäre Arbeit und Analyse von «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) im Grundsatz innerhalb der dargelegten Themen bisheriger Studien einordnen. Die zugrundeliegenden Themen, Konzepte und Methoden werden daher nach einer Einführung in die Plattform Instagram im Kontext vorliegender Arbeit noch vertieft ausgeführt.

2.3.3 Landschaftstourismusbeiträge auf Instagram

Instagram gehört mit seinen über 1 Milliarde aktiven Nutzenden zu den weitverbreitetsten und einflussreichsten Social Media-Plattformen unserer Zeit (Masdari & Hosseini 2021: 61). Instagram ist eine vergleichsweise neue Social Media-Plattform (Dittel et al. 2023: 563f.), die seit 2012 zu Meta (vormals Facebook) gehört und seitdem in ihrer Anzahl Nutzenden deutlich gewachsen ist (Baur & von Kürten 2023: 774). Die auf Instagram geteilten Inhalte weisen folglich eine grosse gesamtgesellschaftliche Relevanz und thematische Breite auf (Held 2021: 80). Gemäss Held (2021: 80) sind lediglich jene Inhalte für Instagram ungeeignet, «die visuell nicht ansprechend inszeniert werden können». Bei den Beiträgen auf Instagram stehen die Bildinhalte im Zentrum (Baur & von Kürten 2023: 774). Dies verdeutlichen bestehende Einschränkungen in Bezug auf die optionalen Beschreibungstexte der Bilder und Videos, welche maximal 2200 Wörter und höchstens 30 Hashtags umfassen dürfen (Fassmann & Moss 2016: 13). Hashtags haben die Funktion, die geteilten Bilder und Videos

entsprechend ihrer Botschaft anhand bestimmter Schlagwörter erkennbar und in gezielten Suchen für Nutzende auffindbar zu machen (Baur & von Kürten 2025: 775). Für die aktive Nutzung und das Abrufen von Fotos und Videos ist eine datenbasierte (kostenlose) Mitgliedschaft notwendig. Beiträge auf Instagram können zudem selektiv – sprich privat oder öffentlich zugänglich – geteilt werden (Baur & von Kürten 2025: 775). Eine zentrale Funktion von Instagram ist die Filteranwendung (Pein 2014: 401). Eine Vielzahl von Filtermöglichkeiten steht den Nutzenden zur Auswahl, um aus «durchschnittlich wirkenden» oder «ästhetisch wenig attraktiven» Bildern qualitativ hochwertigere, «ansehnliche Bilder» zu erstellen (Pein 2014: 401). Daneben gibt es Interaktionsmöglichkeiten wie die Like- oder Kommentarfunktion (Pein 2014: 401). Mit dem primär bildbasierten, visuell-ästhetischen Fokus, der Vielzahl an wirksamen Filtermöglichkeiten sowie der weit verbreiteten Nutzung hat sich Instagram auch im Bereich der Landschaftsdarstellungen zu einer der bedeutsamsten Plattformen entwickelt (Kaussen 2021: 48, Pein 2014: 401). Klausner und Kirr (2023: 741) bestätigen, dass durch den Konsum von Social Media die Landschaftsvorstellungen der Menschen beeinflusst wird. Instagram spielt dabei eine zentrale Rolle (Klausner & Kirr 2023: 741), weshalb Inhalte dieser Plattform in vorliegender Arbeit im Fokus stehen.

Ein Landschaftsbeitrag auf Instagram besteht zunächst aus dem bildbasierten «Content». Dieser kann aus einem einzelnen Bild, einem Set von Bildern/Videos (=Karussell, ugs. auch *Galerie*) oder einem (hochkant orientierten) Kurzvideo (=Reel) bestehen, das zusätzlich durch eine Audiodatei untermalt werden kann (vgl. Abb. 5). Entsprechende Beiträge gelten als sogenannte *Feed-Posts* und definieren zunächst die (dauerhaft) geteilten Inhalte eines Profils. Daneben besteht die Möglichkeit des temporären Teilens von Beiträgen für 24 Stunden (=Story). In einer zeitlich beschränkten Story lassen sich zudem Verlinkungen einfügen, was sie zu interessanten Werkzeugen und möglichen Trägern von Werbeinhalten macht. Alle Beiträge eines Profils erscheinen im sogenannten *Feed* (auch *Profil-Feed*) – einer Art Galerie aller Beiträge eines Profils. Die Beiträge eines sogenannten «Content Creators» (kurz «Creators») – sprich eines Erstellers und «Posters» der Beiträge – werden in seiner Galerie chronologisch nach Postzeitpunkt resp. Datum des «Hochladens» sortiert und angezeigt. Ausgewählte Beiträge können zudem datumsunabhängig in der Galerie dauerhafter Feed-Posts prominent «angepinnet» werden. Daneben können Inhalte nach Thema gruppiert werden. Werden Inhalte eines profilfernen «Creators» auf einem Profil veröffentlicht, kann sinngemäss lediglich von einem «Poster» gesprochen werden. Da sich auf einem Profil Beiträge verschiedener «Creators» befinden können und Profile auch nicht zwingend von einem einzelnen «Poster» bewirtschaftet werden (müssen), sondern oftmals auch in einer bestimmten Community – einer digital-thematischen Interessens- und Austauschgruppe – eingebettet sind, wird in der Folge und im Kontext vorliegender Arbeit bevorzugt von Profilen (und nicht von «Creator» oder «Poster») gesprochen. Profilübergreifend sind Hashtags (#) auf Instagram ein zentrales Feature, um Beiträge nach Themen (z.B. Schweizer Landschaft) (auch für Algorithmen) auffindbar zu machen. Hashtags spielen in der Funktionsweise der Algorithmen, welche die Beiträge nach Relevanz sortieren und selektiv für die weitere Verbreitung unter den Instagram-Nutzenden verfügbar machen, eine entscheidende Rolle. Als relevant eingestufte Beiträge werden durch den

Algorithmus bevorzugt vorgeschlagen und daher vermehrt geteilt. (Held 2021: 80f., Klausner & Kirr 2029: 741, Mosseri 2021, Manfredi [@swissaround] 2024)

Abbildung 5 zeigt ein Beispiel eines Instagram-Beitrags, der aus einem bildbasierten Inhalt – hier ein *Reel*/der Schweizer Tourismuslandschaft Lauterbrunnen – sowie dem dazugehörigen Beschrieb und einer Location-Angabe besteht. Zudem sind eine Vielzahl an Hashtags sowie einige Kommentare zum spezifischen Beitrag ersichtlich. Daneben sind Kennzahlen zur Beliebtheit (resp. der Anzahl Likes) des Beitrags und das Postdatum zu entnehmen.



Abb. 5 Beispiel eines landschaftstouristischen Beitrags auf Instagram (Manfredi [@swissaround], 03.10.2024)

Dieser Beitrag verdeutlicht einerseits exemplarisch den Aufbau eines landschaftstouristischen Beitrags auf Instagram, andererseits aber auch die vorherrschende Bildästhetik auf Instagram im landschaftstouristischen Kontext. Wie Baur und von Kürten (2023: 785) beschrieben, zeigt sich auf Instagram oftmals ein vordergründig idealisiertes, inszeniertes Bild eines *tourismscape*s mit Betonung des *Schönen* (und *Erhabenen*) resp. des bewussten Weglassens weniger schön konnotierter Landschaftselemente (des *Hässlichen*), was zu einer romantiserten und stereotypengeprägten Darstellung führt. Dass diese Form der reproduzierten Bild- und Landschaftsästhetik im Kontext landschaftstouristischer Konstruktionen als typisch verstanden werden kann, bestätigen auch Fischer und Stock (2023: 675).

2.3.4 Tourismuslandschaft auf Instagram & *place* – Konzeptuelle Grundlagen

Im Kontext bestehender Studien zu Tourismuslandschaften (vgl. *tourismscape*) und geographischen POI lassen sich dargestellte Orte im Sinne eines Ortes von Bedeutung im Konzept *place* einbetten. Letzteres hilft zu verstehen, wie aus einem *space* (Raum) ein angereicherter, bedeutungsgeladener Raum wird (Cresswell 2014: 29). Dies trifft im Grundsatz auf die Tourismuslandschaften resp. POI zu – unter der Annahme, dass POI per Definition als bedeutungsvolle Orte verstanden werden können. Im Sinne des Konzepts kann auch ein «bedeutungsvoller Ort» wie z.B. eine Tourismuslandschaft als *place* verstanden werden (Cresswell 2014: 29) – *place* sowie weitere (nachstehend beschriebenen) *place*-bezogenen Begriffe stellen demnach eine wichtige Grundlage im Schnittpunkt von Landschaftstourismus und Social Media dar.

Das Verständnis von *place* – interpretiert als *meaningful location* (bedeutsamer Ort) – erschliesst sich gemäss Agnew et al. (2003: 605f.) aus den folgenden drei Elementen:

- *Location* Verortung im geographischen Raum (Koordinaten)
- *Locale* Setting der sozialen Interaktion
- *Sense of place* (Ver-)Bindung zwischen Mensch(en) und *place*

Eine auf Instagram geteilte Location (gemäss *Location*-Begriff als koordinatenbasierte Verortung eines *space/place* verstanden) kann sinngemäss als POI verstanden werden, während der zugehörige bildbasierte Beitrag durch die Reproduktion auf Social Media (wodurch dem *space* bereits eine inhärente Bedeutung zugeschrieben wird) als *place* interpretiert werden kann. Dazu festigt sich das Verständnis geposteter Locations und zugehöriger *spaces* als bedeutungsgeladene *places* (POI) durch die symbolische, teilweise romantisierende Aufladung und Betonung des *Schönen* in der wiederholten Reproduktion tourismusrelevanter Orte, wie sie auf der Plattform Instagram auftritt (vgl. Kapitel 2.3.3). Instagram stützt durch die Interaktionsmöglichkeiten, die Stärkung des Ausdrucks des Individuums und die sozial-kollektive Einbettung jeglicher Aktivitäten innerhalb der Plattform die Bildung einer (digital (re-)produzierten) Wahrnehmung dieser *places* und kreiert damit auch einen *sense of place*. Unter *sense of place* kann – ebenfalls bedeutungsgeladen – die (resultierende) subjektiv-emotionale Bindung an einen *place* verstanden (Cresswell 2014: 30). Mit *locale* definiert sich ein weiterer *place*-Aspekt, welcher im digitalen Setting im Sinne physisch-sozialer Interaktion im rein digitalen Kontext wegfällt, jedoch in Form digital-sozialer (indirekter) Interaktion besonders ausgeprägt ausfallen kann (*locale* 2.0). Bezogen auf einen landschaftstouristischen Ort lässt sich mit *place identity* die ebenfalls subjektiv wahrgenommene Charakteristik eines spezifischen *places* beschreiben, wobei dabei sowohl die physischen (objektiv beschreibbaren) Gegebenheiten als auch die sozio-kulturell geprägten individuellen und kollektiven (identitätsstiftenden) Deutungslogiken berücksichtigt werden können (Kim & Wang 2018: 66). Innerhalb der digitalisierten und globalisierten Welt von Social Media verdeutlichen landschaftstouristische Instagram-Beiträge zudem, wie Globalität und Entwicklungen der Delokalisierung und Entgrenzung mit einer gegenläufigen Entwicklung der Re-Lokalisierung und *place*-Gebundenheit zusammenwirken. Cresswell (2014:

153) bestätigt, dass «die Welt des Virtuellen *place*-orientiert geworden ist.» Die Einbettung in den digitalen Raum ergänzt die *place*-basierten Konzepte mit einer zusätzlichen Dimension und einem ergänzenden, neuartigen Raum sozialen Austausches, Abbilds und der Reproduktion, was im Kontext landschaftstouristischer Social Media-Analysen zur Entwicklung weiterer *place*-bezogener Frameworks geführt hat. Ein Beispiel dafür ist das Konzept der *place identity*, das Kim und Wang (2018: 66) im Zusammenhang mit einer lokalen, digitalen Tourismusidentität verwenden, um die auf Social Media dargestellten Orte (*places*) zu charakterisieren. Zwecks konkreter Definitionsklärung der Begriffe rund um *place* wird das Verständnis im Kontext der vorliegenden Arbeit im folgenden Kapitel noch verdeutlicht.

2.3.5 *Place* im Kontext der vorliegenden Arbeit

Die Darstellung tourismusorientierter Beiträge auf Instagram vereint verschiedene Konzepte und Dynamiken innerhalb des *place*-bezogenen Begriffsdiskurses. Abbildung 6 zeigt zusammenfassend, wie durch den Posting- und Bedeutungszuweisungsprozess ein *space* mit physisch verankertem *locale* im landschaftstouristischen Kontext auf Instagram zu einem *place* wird, wobei damit die zugehörige Location zu einem POI wird. Dieses Verständnis dient als Grundlage des *place* – Verständnisses in vorliegender Arbeit. Jeder gepostete

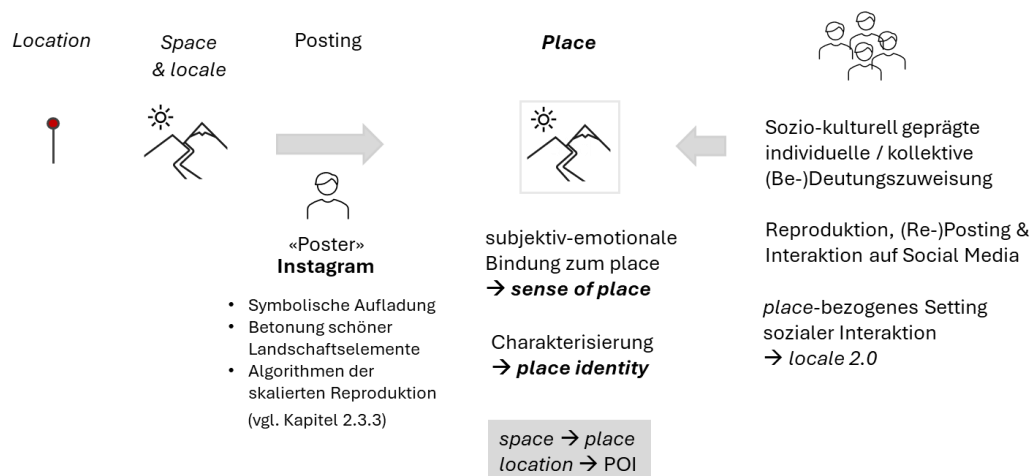


Abb. 6 *Place*: Ein Begriffs- und Prozesskonstrukt im landschaftstouristischen Kontext auf Instagram (basierend auf Kapitel 2.3.4, eig. inhaltliche Überführung)

Beitrag beschreibt somit einen *place*, jede zugehörige Location wird zum POI. Aufgrund des Ziels der Arbeit liegt der Fokus auf der *place*-bezogenen Location (im Sinne eines POI) sowie der *place identity*, der Charakterisierung dargestellter Inhalte eines *places*, welche auch die physischen Aspekte des Raumes und der Darstellung umfasst. Somit konzentriert sich die vorliegende Arbeit auf einen wesentlichen Teilaspekt des *place*-Konstrukts, jedoch nicht auf die vollumfängliche Erfassung aller *place*-Aspekte. Relevante (oft geteilte) landschaftstouristische Instagram-Locations der Schweiz werden als «Schweizer Instagram *PLACES*» – nachfolgend kurz SIP – interpretiert. POI & *PLACE* sind dabei gleichbedeutend.

2.4 Bildbasierte Analysen – Konzepte & Entwicklungen

Im nachfolgenden Kapitel wird auf die Grundlagen zu bildbasierten (Inhalts-)Analysen eingegangen. Diese stellen einen wichtigen Teil der vorliegenden Arbeit dar – sowohl als Methode als auch als Forschungsgegenstand. Für das Ziel einer Analyse von Beiträgen auf bildbasierten Plattformen wie Instagram sind zunächst bildbasierte Ansätze relevant – ein Vergleich ebendieser im interdisziplinären Sinne (wie sie die vorliegende Arbeit vorsieht) erfordert zunächst einen Überblick über die Eigenheiten von Bildinhalten, die Methodenvielfalt der Bildinhaltsanalysen sowie deren Anwendungs- und Kombinationsmöglichkeiten.

2.4.1 Bildkommunikation, Bildinhalte & Bildinhaltsanalysen

Bilder und Bildkommunikation generell charakterisieren sich durch ein starkes Aktivierungsvermögen und das Generieren einer hohen visuellen Aufmerksamkeit (Geise & Rössler 2013: 312f.). Gleichzeitig folgen Bilder keiner einfach entschlüsselbaren grammatikalischen, syntaktischen oder semantischen Logik, wie sie z.B. bei Texten gegeben ist (Geise & Rössler 2013: 313). Eine Bildkomposition kann in ihren Komponenten flexibel zusammengesetzt und in ihrer systematischen Deutung entsprechend komplex sein (Geise & Rössler 2013: 313). Während Bilder im Forschungskontext lange Zeit eine untergeordnete Rolle einnahmen und auch wenn die zugehörige Methode der Bildinhaltsanalyse in Studien noch vergleichsweise selten angewendet wird, stellt sie heute die am weitest verbreitete Methode in der Forschung visueller Kommunikation dar (Geise & Rössler 2013: 308). Geise und Rössler (2013: 312) verweisen zudem auf das stete Vorhandensein eines bildlichen Kontexts – in der visuellen Kommunikation oftmals in der Form eines Bild-Text-Bezugs. So kommen Bild und Text in den gegenwärtigen Medien(-umgebungen) selten isoliert vor, sondern stehen meist in einer komplexen Interaktion zueinander (Geise & Rössler 2013: 312f.). In ihrer Anwendung besteht heute noch die Tendenz, die Multimodalität (Bildkontext & Bild-Text-Bezug) resp. zugehörige Metadaten nicht oder nur unzureichend in die bildbasierten Analysen miteinzubeziehen (Geise & Rössler 2013: 308, Toivonen et al. 2019: 303, Väisänen et al. 2021: 424). Verschiedene Studien im landschaftstouristischen Kontext zeigen jedoch auf, wie bildbasierte Inhalte und Metadaten kombiniert ausgewertet werden können resp. wie im Social Media-Kontext räumliche, zeitliche und textbezogene Daten als aussagekräftigen Ergänzung und Erweiterung der Bildinhaltsanalyse einfließen können (Kim & Wang 2018, Kaussen 2021).

Mit dem Bedeutungsgewinn visueller, medialer Inhalte in den letzten Jahrzehnten gibt es schliesslich auch vermehrt Studien im Bereich standardisierter Bildinhaltsanalysen (Geise & Rössler 2013: 308). Eine Bildinhaltsanalyse dient dazu, «grössere Mengen (massen-)medial verbreiteter Botschaften anhand vordefinierter Kategorien zu erfassen (Codierung) und diese Daten anschliessend deskriptiv auszuzählen, um zentrale Muster und Strukturen der Medieninhalte herauszuarbeiten und Komplexität zu reduzieren» (Geise & Rössler 2013: 309). Dabei verspricht eine Bildinhaltsanalyse gemäss Geise und Rössler (2013: 310) Erkenntnisse in folgenden übergeordneten Fragekontexten:

- Fragen zu Aufbau, Struktur resp. Häufigkeit & Salienz bestimmter Medieninhalte
- Fragen (massen-)medialer Realitätskonstruktion
- Fragen bezüglich der Veränderung der Medieninhalte

Diese Kontexte verdeutlichen, inwiefern der Bildinhaltsanalyse innerhalb der vorliegenden Arbeit mit ihren Fragestellungen eine zentrale Bedeutung zukommt. Ein verbreitetes konzeptuelles Framework zur Analyse bildbasierter Inhalte für wissenschaftlichen Zwecke ist der Ansatz nach Rose (2022: 56ff.), welcher konkrete und anwendungsnahe Schritte zur systematisierten Bildinhaltsanalyse vorsieht (Geise & Rössler 2013: 308). Dieser wird nachfolgend in seinen Kernpunkten und Anwendungsmöglichkeiten dargelegt.

2.4.2 Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.)

Eine etablierte Methode für die bildbasierte Inhaltsanalyse ist jene nach Rose (2022: 56ff.) in vier Schritten (siehe Abb. 7). Sie beinhaltet einen ersten Schritt der Bildauswahl und -extraktion nach definierten Kriterien ('find the images' (Rose 2022:56ff.)). Im zweiten Schritt steht die Kategorienbildung im Zentrum ('devising categories for coding' (Rose 2022: 59ff.)). Anhand der Kategorien werden die ausgewählten Bilder in einem dritten Schritt codiert ('coding the images' (Rose 2022: 62f.)). Schliesslich folgt die Analyse und Synthese entlang übergreifender Themen ('analysing the results' (Rose 2022: 63ff.)).



Abb. 7 Die vier Schritte der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.) (eig. Darstellung)

Der Ansatz gemäss Rose (2022: 56ff.) lässt aufgrund der generellen und umfassenden Definition unterschiedliche Methoden zur systematischen Bearbeitung zu. Gleichzeitig lässt er sich als Rahmen und Gerüst mit klar definierten Vorgehens-Schritten interpretieren, was eine nachvollziehbare und reproduzierbare Bildinhaltsanalyse ermöglicht. Die Ausgestaltung innerhalb des vorgeschlagenen Rahmens und der definierten Schritte ist je nach Forschungskontext individuell gestaltbar (Rose 2022: 56ff.). Grundsätzlich beschränkt und fokussiert sich die Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.) auf die Bildinhalte – ungeachtet der weiteren damit verbundenen Text- resp. Metadaten.

2.4.3 Neue Analysemöglichkeiten bildbasierter Beiträge mit der KI-Entwicklung

Während die Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.) als klassischer Ansatz in der Analyse bildbasierter Beiträge gilt (Geise & Rössler 2013: 308), gewinnen neue Möglichkeiten und Methoden, die eine bildbasierte Auswertung unterstützen, durch technologische Entwicklungen im Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI) zunehmend an Bedeutung (Väisänen et al. 2021: 426, 434). Konkret werden heute im landschaftstouristischen Kontext vermehrt Bildinhaltsanalysen unter Einbezug neuer (KI-)Methoden durchgeführt (Rawat & Wang 2017, He et al. 2017, Väisänen et al. 2021, Johnson et al. 2016, Karpathy & Fei-Fei 2015, Zellers et al. 2018). Insbesondere im Bereich der Objektidentifikation (He et al. 2017, Väisänen et al. 2021), Landschaftsklassierung (Rawat & Wang 2017) und Bildbeschreibung (Johnson et al. 2016, Karpathy & Fei-Fei 2015, Zellers et al. 2018) ermöglichen Machine Learning (ML)- resp. Deep Learning (DL)-Ansätze, grosse Mengen an Daten (Bilder) zu verarbeiten und ihre Inhalte systematisch auszuwerten (Väisänen et al. 2021: 434). Grundlage dafür bilden im Bereich der KI-basierten Bildanalyseverfahren und im spezifischen, interdisziplinären Forschungsgebiet der Computer Vision (CV), in welchem untersucht wird, wie Bilddaten maschinengestützt analysiert werden können, sogenannte Konvolutionale Neuronale Netzwerke (engl. kurz CNN), wonach eine Zuweisung von Bildinhalt(en) mit bestimmter Wahrscheinlichkeit erfolgen kann (Laubichler et al. 2022: 51, Walter 2023: 31, 57f.). Jedes Modell hat eine bestimmte Zuverlässigkeit resp. Approximations- oder Modellgüte (Walter 2023: 2). Entsprechende Modelle können trainiert werden, um Bilder entlang bestimmter Charakteristiken zu analysieren (Walter 2023: 1). Möglich ist die Nutzung bestehender, bereits (vor-)trainierter resp. optimierter Modelle oder ein Erweitern bereits bestehender/trainierter Modelle (Transfer Learning) (Walter 2023: 2, Väisänen et al. 2021: 428). Darüber hinaus gibt es neuere Ansätze, die ohne vorgängig trainierte Daten auskommen und die Klassifikation bislang ungesehener Klassen erlauben – wie etwa die Zero-Shot-Objekterkennung (Pourpanah et al. 2023: 4051, 4062). Insgesamt sind diese neuen Analysemethoden in der Auswertung bildbasierter Beiträge zunehmend von Bedeutung (Väisänen et al. 2021: 426). Die konkrete, in vorliegender Arbeit relevante und angewandte KI-basierte Methode wird im nachfolgenden Kapitel 3 vertieft ausgeführt und begründet.

3 METHODIK

«Computer Vision ist ein interdisziplinäres Forschungsgebiet, das erkundet, wie Maschinen Bilddaten verarbeiten und interpretieren können.» (Laubichler et al. 2022: 51)

Konventionelle Methoden der bildbasierten Objektidentifikation, welche «das Sammeln einer ausreichenden Anzahl von annotierten Stichproben (mit ground-truth Bounding Boxes)» erfordern, sind «nicht skalierbar, sodass neue Methoden entwickelt wurden». (Pourpanah et al. 2023: 4063, eigene Übersetzung)

3 METHODIK

Im nächsten Kapitel wird das übergeordnete Forschungsdesign definiert. Zudem werden die Methoden zur Datenerhebung und -analyse entlang der beiden Analysestränge – der Metadaten- und der Bildinhaltsanalyse – beschrieben. Schliesslich wird die Auswahl entsprechender Methoden und Kriterien entlang der Phasen erläutert und begründet.

3.1 Forschungsdesign

Im Zentrum der Arbeit und Analyse stehen Beiträge von Schweizer Landschaften auf Instagram. Diese umfassen sowohl Metadaten als auch Bilddaten, welche erfasst und mittels unterschiedlicher Methoden analysiert werden sollen. Der Theoretische Teil (vgl. Kapitel 2) beschreibt den Kontext und schafft basierend auf der erfolgten Literaturliteraturarbeit und -recherche (Phase 1) die Grundlage für die empirischen Teile der Arbeit (siehe Abb. 8). Das darauf gestützte empirische Forschungsdesign umfasst einen ersten Teil der Metadatenextraktion und -analyse (Phase 2) sowie einen zweiten Teil der Bildinhaltsextraktion und -analyse (Phase 3) (siehe Abb. 8). Letztere beiden Stränge bilden zusammen die Hauptbestandteile der Arbeit, welcher unter Anwendung verschiedener Methoden und mit dem übergeordneten Hauptziel, weitere Erkenntnisse zur Schliessung von Forschungslücken in Bezug auf die initialen Fragestellungen zu erreichen, erfolgt. Das Ziel der Metadatenanalyse ist die Identifikation, Verortung und Analyse relevanter Schweizer Landschaftsbeiträge auf Instagram – sogenannter SIP. Die Metadatenanalyse besteht daher aus einer räumlichen Analyse zwecks Verortung, einer temporalen Analyse zwecks Erkennung von Veränderungen über die Zeit sowie einer Popularitätsanalyse zwecks Erfassung interaktiven Liking-Verhaltens der Instagram-Nutzenden. Die Metadatenanalyse erfolgt grundsätzlich in manueller Weise und umfasst Beiträge verschiedener relevanter Instagram-Profilen im Bereich der Schweizer

Tourismuslandschaftsdarstellung (vgl. Kapitel 3.2). Die Metadatenanalyse stützt sich im Design und Vorgehen auf vergleichbare wissenschaftliche Studien und Ansätze unter Einbezug von Social Media – u.a. nach Kim und Wang (2018) und Kaussen (2021).

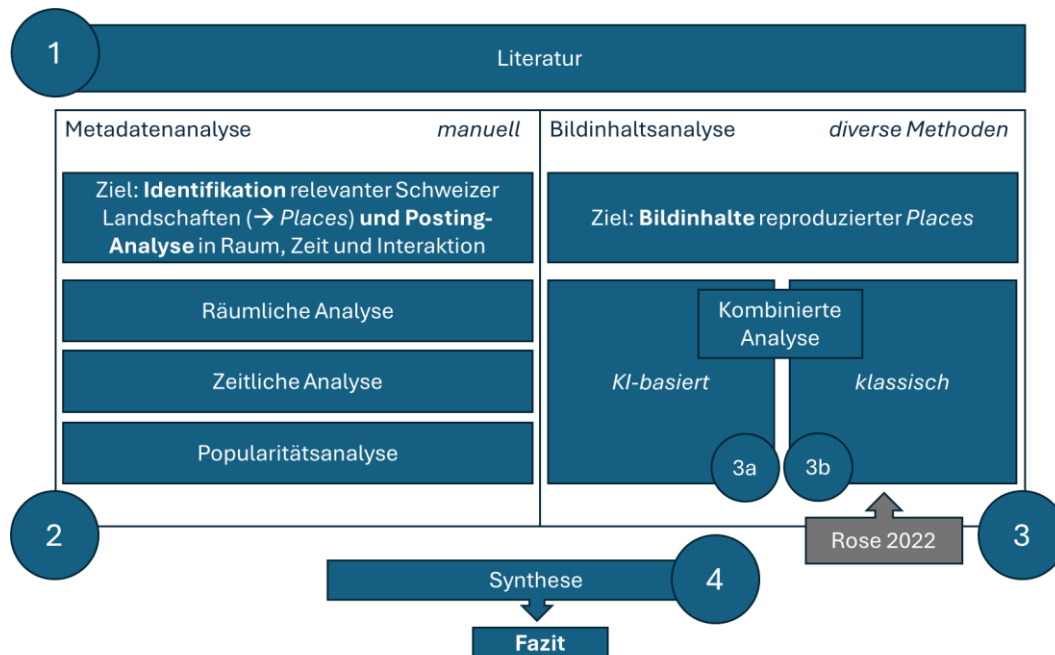


Abb. 8 Übergeordnetes Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit (eig. Darstellung)

Grundlage der Metadaten- und Bildinhaltsanalyse sind Instagram-Beiträge ausgewählter Profile (vgl. Kap. 3.2), wobei nur Beiträge zu Schweizer Tourismuslandschaften berücksichtigt werden. Die Bildinhaltsanalyse folgt – angelehnt an Rose (2022: 56ff.) – einem klassischen Vorgehen, ergänzt durch KI-gestützte Methoden. Die konkrete Anwendungslogik und das Vorgehen der beiden empirischen Phasen (Metadaten- und Bildinhaltsanalyse) werden in Kapitel 3.2 und 3.3 vertieft dargelegt.

3.2 Metadatenanalyse

Basierend auf den Ergebnissen der Literaturrecherche erfolgt zunächst eine kriterienbezogene Extraktion von Beitrags-Metadaten auf Instagram zwecks Identifikation relevanter *PLACES* resp. zugehöriger Locations. Zudem werden Profilbeiträge über mehrere Jahre erfasst, um neben einer räumlichen auch eine zeitliche Analyse durchführen zu können. Zuletzt sollen auch Indikatoren der Beitragspopularität anhand der Likes und Kommentare erfasst werden und in die Metadatenanalyse einfließen. Die Extraktion der Beiträge und anschliessende Metadatenanalyse erfolgt (aufgrund bestehender Limitationen resp. fehlender Möglichkeiten zur skalierten Instagram-Beitragsextraktion) manuell.

3.2.1 Auswahl relevanter Instagram-Profile

Um die Extraktion von Beitrags-Metadaten auf Instagram zwecks Identifikation der SIP vorzubereiten, werden zunächst die relevanten Beiträge anhand gewisser Profileigenschaften identifiziert. Als relevant werden jene Profile definiert, welche thematisch im Bereich des Landschaftstourismus anzusiedeln sind sowie eine grosse Reichweite in Bezug auf ihre geteilten Beiträge erreichen. Daneben ergeben sich weitere Ausschlusskriterien in Bezug auf die Zweckmässigkeit und Bearbeitbarkeit (Analysefähigkeit) hinblickend der Metadaten- und Bildinhaltsanalyse. Jene Profile, welche alle Kriterien erfüllen, gelten als sogenannte Zielprofile. Sind alle Bedingungen erfüllt, ist die Reichweite (aufgrund abgeleiteter Relevanz) ausschlaggebend für die Profileselektion. Insgesamt werden die Beiträge von fünf Profilen über einen Zeitraum von drei Jahren untersucht, um (unter Berücksichtigung der manuellen Extraktionsweise und der begrenzten Ressourcen) sowohl individuelle Eigenheiten einzelner Profile wie auch gemeinsame Beitragstendenzen erkennen und abbilden sowie etwaige Veränderungen über die Zeit feststellen zu können.

Das Vorgehen zur Findung geeigneter Profile ist in Abb. 9 schematisch ersichtlich. Die Eingrenzung von Profilen nach thematischer Relevanz im Bereich des Landschaftstourismus erfolgt mittels Filtermöglichkeit in Hypeauditor (2025), anhand der die Instagram-Profile thematisch kategorisiert werden können. Dabei werden zwecks thematischem Fokus ausschliesslich Instagram-Profile der Kategorie «Landschaft & Natur» berücksichtigt. Resultierende Profile werden weiter nach Relevanz sortiert, wobei ein Profil resp. dessen Beiträge als relevanter erachtet werden, je grösser die Reichweite ist. «Followerstärke» gilt dabei als Indikator für die (potenzielle) Reichweite und damit einhergehender Relevanz. Besonders relevant sind Profile sogenannter «Mega-Influencer» (≥ 1 Mio. «Follower») (Park 2021: 584). Anhand eines «Pre-Scans» der verbleibenden Instagram-Profile mit erhöhter «Followerstärke» wird deren Zweckmässigkeit und Bearbeitbarkeit beurteilt (siehe Tab. 2).

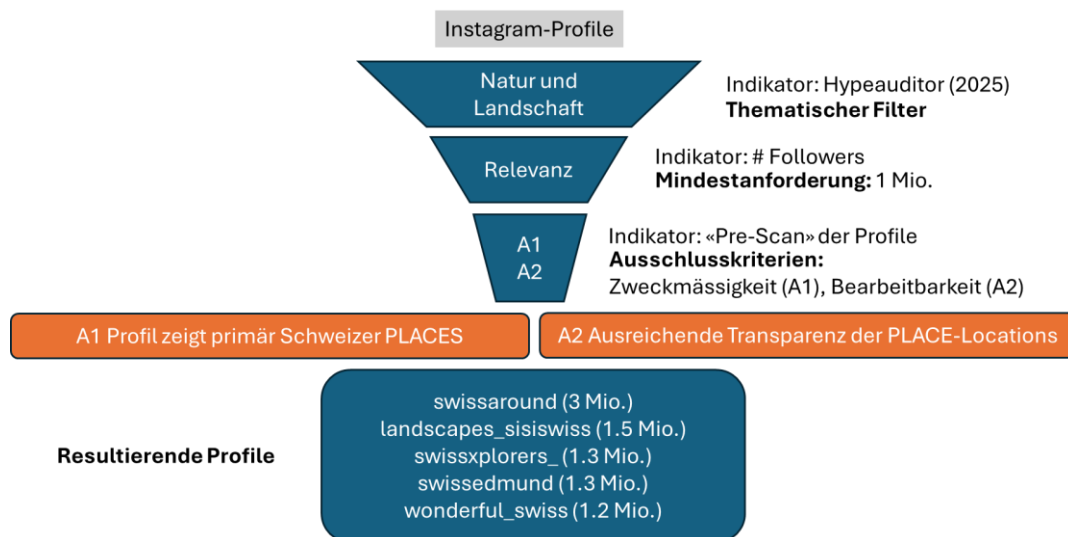


Abb. 9 Auswahlverfahren zur Identifikation «geeigneter» Schweizer Landschaftsprofile auf Instagram für die Metadaten- und Bildanalyse (eig. Darstellung)

Ein Profil erfüllt die Bedingung der Zweckmässigkeit, sofern die Beiträge primär (geschätzter Anteil >95%) Schweizer Locations abbilden. Dies vereinfacht die beabsichtigte, räumlich auf die Schweiz beschränkte Analyse. Zudem muss aus Gründen der Bearbeitbarkeit für eine spätere Analyse die Angabe der Location aus den Beiträgen grossmehrheitlich (geschätzter Anteil >95%) ersichtlich sein, da andernfalls relevante Metadateninformation zur räumlichen Auswertung fehlen und damit die Beiträge nicht ausreichend ausgewertet werden können. Unter Anwendung der beiden Ausschlusskriterien der Zweckmässigkeit und Bearbeitbarkeit lassen sich nach «Followerstärke» absteigend die folgenden fünf relevanten Zielprofile identifizieren: *swissaround*, *landscapes_sisiswiss*, *swissxplorers*, *swissedmund* und *wonderful_swiss*. Die resultierenden Instagram-Profile eignen sich somit zur Beitragsanalyse von Schweizer Tourismuslandschaften entlang ihrer Meta- und Bilddaten.

Tab. 2 Erfüllung der Ausschlusskriterien von relevanten Instagram-Profilen im Bereich «Landschaft & Natur» (eig. Darstellung)

Instagram-Profil (Landschaft & Natur)	Anzahl Instagram-Follower [Mio.]	Kriterium A1 Profil zeigt primär Schweizer PLACES	Kriterium A2 Transparenz der PLACE- Locations ist gegeben
swissaround	3	erfüllt	erfüllt
marcoxmarques	3.3	nicht erfüllt	nicht erfüllt
syifa_in_switzerland	1.5	erfüllt	nicht erfüllt
landscapes_sisiswiss	1.5	erfüllt	erfüllt
swissxplorers_	1.3	erfüllt	erfüllt
swissedmund	1.3	erfüllt	erfüllt
wonderful_swiss	1.2	erfüllt	erfüllt

3.2.2 Metadatenextraktion

Da die Plattform Instagram keine automatisierte Extraktion der Bildbeiträge und der entsprechenden Metadaten vorsieht, erfolgt die Erfassung relevanter Informationen manuell. Hinsichtlich der beabsichtigten Metadatenanalyse – räumlich (R), zeitlich (T), popularitätsbezogen (P) – werden die folgenden Daten aus den Beiträgen selektierter Zielprofile händisch zusammengetragen: Profilname, Beitragspostdatum, Location sowie die Anzahl Likes und Kommentare als Popularitätsindikatoren (vgl. Tab. 3).

Tab. 3 Metadatenextraktion selektierter Instagram-Profile (eig. Darstellung)

	Metadaten	Auswertungsrelevanz Primärinformation (Sekundärinformation)	Bemerkung zur Extraktion
1	Profilname	Räumliche Analyse, Zeitliche Analyse, Popularitätsanalyse	Ermöglicht eine differenzierte Analyse der Beiträge entlang unterschiedlicher Profile, womit die Erkennung allfälliger Parallelen und Unterschiede einhergeht
2	Location	Räumliche Analyse	Wird erfasst, sofern aus Bildbeschreibung oder Hashtag-Verweis eindeutig erkennbar
3	Beitragspostdatum	Zeitliche Analyse	Erfasst werden Beiträge im Zeitraum zwischen dem 01.01.2022 und 31.12.2024
4 5	Likes & Kommentare	Popularitäts analyse	Erfasst wird die totale Anzahl an Likes und Kommentaren pro Beitrag

Der Profilname dient der Unterscheidung von Beiträgen verschiedener Profile und ermöglicht eine spätere Auswertung auf dieser Grundlage. Damit können innerhalb der räumlichen, zeitlichen und popularitätsbezogenen Analysen auch mögliche Parallelen und Unterschiede in den Beiträgen der selektierten Zielprofile erfasst werden.

Extrahiert wird – sofern aus dem Bildbeschreibung oder durch eindeutigen Hashtag zuordenbar – zudem die jeweilige Location, welche im Beitrag dargestellt wird. Ein Beitrag kann dabei mehrere Locations umfassen. Alle im jeweiligen Beitrag identifizierbaren Orte werden als einzelne Locations-Einträge erfasst. Die Location bildet eine wichtige Grundlage zur Identifikation der SIP anhand der räumlichen Analyse.

Nebst der Location wird auch das Postdatum jedes Beitrags extrahiert. Dieses bildet die Grundlage für die zeitliche Analyse der Beiträge. Zudem kann diese Zusatzinformation in den weiteren Analysen zwecks Synthese beigezogen und kombiniert betrachtet werden. Die temporalen Daten sollen möglichst aktuell und jahresübergreifend sein, um sowohl allfällige Veränderungen über ein einzelnes Jahr (Saisonalität) als auch mögliche Entwicklungen über mehrere Jahre erkennen resp. analysieren zu können. Entsprechend werden Beiträge der letzten drei (vollständig extrahierbaren) Jahre erfasst, was dem Zeitraum zwischen dem 1. Januar 2022 und dem 31. Dezember 2024 entspricht.

Im Zusammenhang mit der beabsichtigten Popularitätsanalyse werden zudem interaktionsbasierte Metadaten extrahiert. Dazu gehören die Anzahl an Likes (als Ausdruck des «Gefallens eines Beitrags») sowie die Anzahl an Kommentaren, welche ein Beitrag erzielt.

Abbildung 10 zeigt am Beispiel eines auf Instagram geteilten Beitrags auf, wo die entsprechenden Informationen ersichtlich sind und ausgelesen werden können.

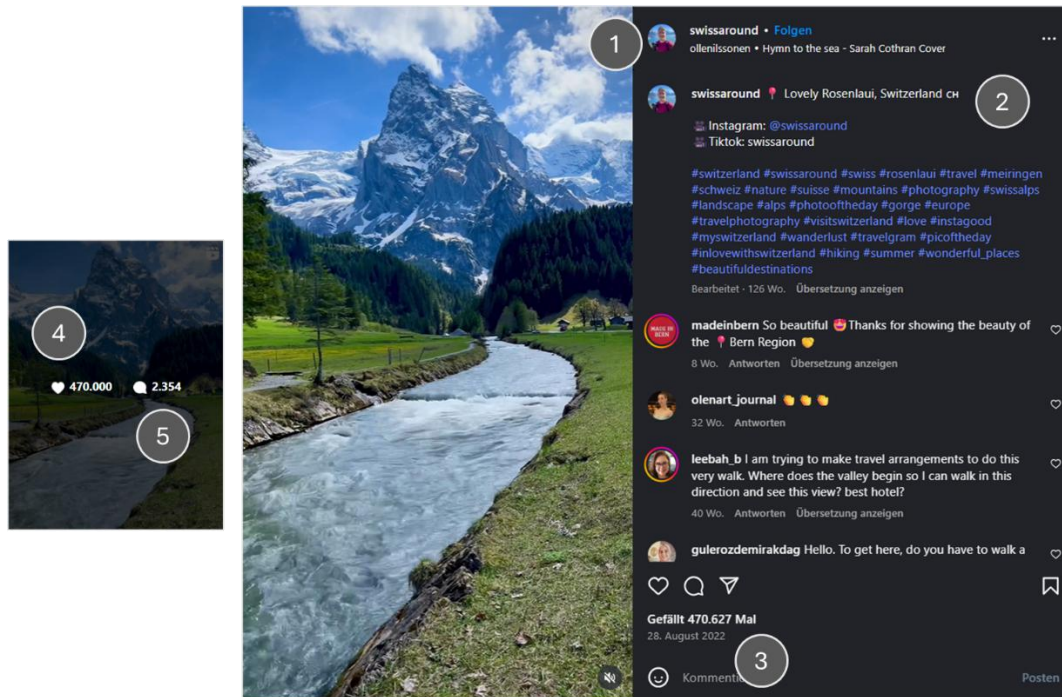


Abb. 10 Beispiel eines landschaftstouristischen Beitrags auf Instagram mit Markierung relevanter Metadateninformationen zur Extraktion (Manfredi [@swissaround], 28.08.2022) (eig. Bearbeitung)

Entsprechend dem dargestellten Vorgehen werden anhand der manuellen Extraktion alle Beiträge der selektierten Zielprofile entlang ihrer Metadaten erfasst. Gemäss den definierten Kriterien (vgl. Kapitel 3.2.1) gelten nicht auswertbare Beiträge als «invalid» und fließen nicht in die Metadatenanalyse ein.

Insgesamt umfasst die manuelle Erfassung 5728 Einträge, wobei diese sich in 4391 valide Locations-Einträge sowie in 1337 für die Metadatenanalyse invalide und nicht weiter analysierbare Einträge aufteilen, die jedoch für die spätere Bildinhaltsanalyse nicht zwingend ausgeschlossen werden (je nach Grund der Invalidität, vgl. Kapitel 3.3.1). Tabelle 4 zeigt am Beispiel von fünf erfassten Locations-Einträgen die manuelle Erfassungsweise der Beitrags-Metadaten, wobei jede Zeile einem eigenständigen Locations-Eintrag entspricht, der für die weitere Auswertung verwendet werden kann.

Tab. 4 Beispiel von fünf erfassten Locations-Einträgen mit zugehörigen Metadaten (eig. Darstellung)

Index	Creator	Datum	Location	Likes	Kommentare
30338	swissxplorers_	03.06.2022	Appenzell	410000	1993
40343	landscapes_sisiswiss	02.07.2022	Lauterbrunnen	466000	1628
40437	landscapes_sisiswiss	27.04.2022	Lauterbrunnen	448000	1119
50200	swissaround	08.08.2023	Kiental	806337	3254
40351	landscapes_sisiswiss	19.06.2022	Brienzersee	394000	1275

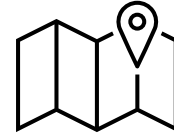
Basierend auf den erfassten validen Einträgen erfolgt im Anschluss an die Metadatenextraktion eine räumliche, eine zeitliche und eine popularitätsbezogene Analyse in Anlehnung an das Vorgehen nach Kim und Wang (2018) und Kaussen (2021), deren Social Media-gestützte (Teil-)Analysen entlang verschiedener Dimensionen und unterschiedlicher Metadaten in Anbetracht des im Grundsatz vergleichbaren Kontexts als zielführend erachtet wird. Die konkrete Vorgehensweise bezüglich der jeweiligen Analysen in vorliegender Arbeit wird in den nachfolgenden Kapiteln ausgeführt und definiert.

3.2.3 Räumliche Analyse

Eine Analyse anhand der erfassten Metadaten erfolgt zunächst entlang der räumlichen Verortung der Beiträge. Primäres Ziel der räumlichen Analyse ist die Aufbereitung der raumbezogenen Daten, sodass die meistreproduzierten Schweizer Instagram-Locations und damit die SIP identifiziert werden können. Die SIP entsprechen in vorliegender Arbeit den *Top 30 Locations*, welche sich aus den 30 gesamthaft meistgeteilten/-erfassten Locations ableiten. Folglich wird bei entsprechenden Locations auch von SIP-Locations gesprochen. Nebst den Frequenzen der Locations soll in der räumlichen Analyse auch eine Aussage zur räumlichen Verteilung der SIP-Locations gemacht werden. Auf Basis der räumlichen Analyse lassen sich in einem späteren Schritt zudem vertiefte Analysen hinsichtlich zeitlicher Aspekte und Frequenzen positiver Interaktion (Likes) durchführen.

Die Location-Information wird dabei auf der jeweiligen Skalenebene erfasst und ausgewertet, welche im Bildbeschreibung zugewiesen und verwendet wird. Es erfolgt zunächst keine Aggregation, sodass die Locations alle Skalen zwischen den Ebenen der Schweiz, Kantonen, überregionale, regionale sowie ortsbezogene Bezeichnungen im Sinne einer Sehenswürdigkeit (oder eines Hotspots) umfassen können. Damit kann mehr über die Art und Weise, wie bestimmte Schweizer Locations beschrieben und verstanden werden, in Erfahrung gebracht werden. Gleichzeitig muss mit räumlichen Überlagerungen aufgrund der mehrskaligen Bezeichnungen gerechnet werden. Für die Identifikation und Abbildung der Locations werden in der Erfassung valider Metadaten-Einträge jene Skalen ausgeschlossen, welche keine punkthafte Verortung und damit keine sinnvolle Zuordnung als SIP erlauben (z.B. «Schweiz» oder «Schweizer Alpen»). Einträge der entsprechenden Locations sind somit nicht Teil der räumlichen Analyse.

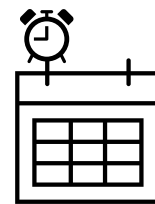
In einem nächsten Schritt werden in der räumlichen Analyse die identifizierten SIP in Karten dargestellt. Einerseits werden dabei die meistgeteilten Locations der fünf Profile einzeln abgebildet, andererseits wird im Rahmen der räumlichen Analyse eine normalisierte Karte erstellt, welche unabhängig von der jeweiligen Anzahl an Beiträgen pro Profil die Anteile jeweiliger Locations gesamthaft über die fünf Profile eruiert und somit die SIP abbildet.



Aus der räumlichen Analyse gehen schliesslich im Wesentlichen die SIP hervor, deren Identifikation und Darstellung im Vordergrund der räumlichen Analyse steht.

3.2.3 Zeitliche Analyse

Um mögliche Veränderungen über die Zeit sowie Saisonalitäten zu erfassen, werden Beiträge über den Zeitraum der letzten drei (vollständig erfassbaren) Jahre analysiert, was dem Zeitraum zwischen dem 1. Januar 2022 und dem 31. Dezember 2024 entspricht.



Anhand des jeweiligen Zeitstempels werden die Locations in ihrer Posting-Frequenz über den Zeitraum analysiert. Dabei werden die Entwicklungen der Beitragsfrequenzen der (SIP-)Locations sowie der jeweiligen Profile untersucht.

Ziel der zeitlichen Analyse ist die Erfassung allfälliger Trends oder Entwicklungen in Bezug auf die geteilten landschaftstouristischen Beiträge, welche im Zuge der Identifikation der SIP analysiert werden.

3.2.3 Popularitätsanalyse

In der Popularitätsanalyse wird basierend auf der Anzahl von Likes die Popularität individueller Locations untersucht. Dabei besteht die Annahme, dass eine höhere Anzahl an Likes mit einer grösseren Popularität des Beitrags resp. der darin dargestellten Locations einhergeht. Die Anzahl Likes jener Beiträge, in welchen mehrere Locations abgebildet sind, werden durch die Anzahl abgebildeter Locations geteilt, um eine überproportionale Gewichtung einzelner Beiträge mit mehreren Locations zu vermeiden. Damit bleibt die Gesamtsumme an Likes pro Beitrag unverändert.

Ergänzend werden Popularität und Interaktion kombiniert analysiert. Dazu wird die Anzahl an Likes der Anzahl an erfassten Kommentaren der gegenübergestellt, um auch allfällige populäre Locations im Sinne einer hohen Interaktion zu erfassen.



Die Popularität jedes SIP soll anhand der Popularitätsanalyse eruiert werden können.

3.3 Bildinhaltsanalyse

Die bildbasierte Inhaltsanalyse in vorliegender Arbeit folgt der Vorgehensweise nach Rose (2022: 56ff.) in vier Schritten (vgl. Kapitel 2.4.2). Diese umfassen vereinfacht die Schritte der Bildauswahl (Schritt 1), der Kategorien(-bildung) (Schritt 2), der Codierung (Schritt 3) sowie der Analyse und Synthese (Schritt 4) (Rose 2022: 56ff.). In den nachfolgenden Kapiteln werden die einzelnen Analyseschritte im Kontext der vorliegenden Arbeit genauer erläutert. Innerhalb der Bildinhaltsanalyse werden sowohl manuelle als auch (teil-)automatisierte Methoden angewendet. Schritt 1 (Bildauswahl) erfolgt manuell, Schritt 2 (Kategoriendefinition) primär literaturbasiert resp. anhand bestehender/vergleichbarer Ansätze in der Literatur und Schritt 3 (Codierung) anhand KI-basierter Bildinhaltsanalysemethoden entlang der zuvor definierten Kategorien. Schritt 4 (Analyse und Synthese) umfasst die Auswertungen entlang verschiedener Dimensionen sowie eine Einbettung in den jeweiligen spezifischen und übergeordneten Kontext im Zuge der Diskussion. Dabei werden inhaltsbezogene und KI-basierte Ergebnisse kontrastiert, ergänzt und zusammengeführt.

3.3.1 Bildauswahl

Der erste Schritt der Bildinhaltsanalyse gemäss Rose (2022: 56ff.) umfasst die Bildauswahl resp. die Bildextraktion nach definierten Kriterien. Entsprechend werden zunächst Bildkriterien für relevante Schweizer Landschaftsbeiträge sowie der Umfang an zu analysierenden Beiträgen auf Instagram definiert. Die Bildauswahl leitet sich aus dem vorangehenden Prozess der Profilauswahl relevanter Beiträge ab und erfolgt in Analogie zu den Kriterien der Beitrags-Metadaten. Während in der Metadatenanalyse der Beiträge der Zeitraum zwischen 2022 bis 2024 berücksichtigt wird (u.a. zwecks temporaler Analysemöglichkeiten), beschränkt sich die Bildinhaltsanalyse auf die Beiträge des letzterfassten Jahres 2024, was einer Teilmenge der initial für die Metadatenanalyse selektierten Beiträge entspricht. Dies ermöglicht in Anbetracht limitierter Ressourcen eine manuelle Extraktion (welche zur Bildextraktion erforderlich ist). Gleichzeitig können für das vollständig verfügbare Kalenderjahr 2024 die Bilder inklusive Metadaten über fünf Profile erfasst und analysiert werden. Somit lässt sich jedes Bild dem zugehörigen Veröffentlichungsdatum, dem Profil sowie der Anzahl an Likes und Kommentaren zuordnen. Die Extraktion der Bilddaten erfolgt anhand manueller Screenshots aller gemäss Profil- und Beitragskriterien (vgl. Kapitel 3.2.1) selektierten und in zuvor erfolgter Metadatenextraktion erfassten Beiträge des Jahres 2024, jedoch ohne die Exklusion der Bilder mit der Location «Schweiz» oder «Schweizer Alpen».

Die bildbasierten Beiträge, welche sich aus der Definition ableiten, liegen in verschiedener Form vor. In der Erfassung wird unterschieden zwischen Bildern (B), Bildserien (BS), Videos (V) und VS (Videoserien), wobei der Anteil der Bilder (B) im Pre-Screening vergleichbar klein ausfällt und somit kein Kriterium darstellt, wonach Beiträge aus der Erfassung und Analyse ausgeschlossen werden. Videos und Videoserien werden in Szenen unterschiedlicher Locations unterteilt, welche wiederum vereinfacht als Bilder erfasst werden können, da die Szenen in ihren wesentlichen Inhalten zumeist erkennbar bleiben. Diese Vereinfachung ermöglicht unter Anwendung derselben Methode eine vergleichbare Bildinhaltsanalyse aller bildbasierten Beiträge – unabhängig von deren Form (B, BS, V, VS). Welche Sequenzen als Bild innerhalb eines Videos interpretiert und erfasst werden, definieren die zugeschriebenen Locations, welche dem zugehörigen Post-Beschrieb zu entnehmen sind.

In der vorliegenden Arbeit bezieht sich die Definition von Bildern daher nicht ausschliesslich auf jene Posts bildbasierten Inhalts in Form eines einzelnen Bildes (B), sondern umfassen in der Folge und im Sinne der Bildinhaltsanalyse alle Bilder – auch jene, welche sich aus Bildserien, Videos oder Videoserien wie beschrieben ableiten und extrahieren lassen.

Nach abgeschlossener manueller Extraktion der selektierten Bild-Beiträge aus dem Jahr 2024 sind total 1292 Bilder zur Analyse bereit. Diese teilen sich wie folgt auf die fünf selektierten Profile auf: 790 (*wonderful_swiss*), 161 (*swissaround*), 139 (*swissedmund*), 106 (*landscapes_sisiswiss*) und 96 (*swissxplorers*) Bilder, welche im Zuge der Bildinhaltsanalyse sowie unter Einbezug zugehöriger Metadaten und anhand der definierten Kategorien analysiert werden können.

3.3.2 Kategorien

Als zweiter Schritt der Bildinhaltsanalyse gemäss Rose (2022: 59ff.) erfolgt die Kategorienbildung resp. Klassendefinition, gemäss welcher die Inhalte der selektierten Bilder untersucht werden sollen. In Anlehnung an die Referenzliteratur wird zur Definition der Klassen eine im Kontext von Social Media und Landschaftsbildern bereits angewandte Klassierung von Landschaftselementen und -stereotypen nach Kaussen (2021: 88f.) als Grundlage verwendet. Diese Klassierung zielt darauf ab, unterschiedliche Landschafts- und damit auch Bildelemente innerhalb der selektierten Bilder zu differenzieren und ermöglicht eine Analyse der Bilder hinsichtlich der Präsenz (vor-)definierter Landschaftselemente (2021: 88f.). Die initiale Klassierung wird an die lokalen Gegebenheiten der Beiträge in Bezug auf die dargestellten Landschaften angepasst sowie in Anbetracht bestehender Methodenkritik (Kaussen 2021: 155f.) in der vorliegenden Arbeit erweitert resp. vereinfacht, wo dies als zweckmässig erachtet wird. Das zugrundeliegende Klassierungsschema analog Kaussen (2021: 88f.) sowie die entsprechenden Anpassungen und eine Zuordnung in stereotype, nichtstereotype und (aufgrund ambivalenter Assoziationsmöglichkeiten als) neutral angesehene Landschaftselemente (gemäss effektiver oder abgeleiteter (*) Zuordnung nach Linke (2019: 445) basierend auf erweiterter Referenzliteratur) werden in Tabelle 5 aufgezeigt.

Gemäss Methodenkritik nach Kaussen (2021: 155f.) kann der bestehende Klassierungskatalog teilweise weiter differenziert oder zusammengefasst werden (vgl. Kirche als separate Klasse vs. bedeutende Gebäude). Gewissen Landschaftselementen wird zudem eine Nutzung zugewiesen (Ackerfläche), anderen (ähnlichen Elementen) nicht (Wiese / Grünland) (Kaussen 2021: 155f.). Gleichzeitig scheint deren Nutzungsunterscheidung aus Bildern teilweise kaum möglich. Die Kategorisierung sollte zwecks besserer Vergleichbarkeit unterschiedlicher Räume zudem grundsätzlich weiter vereinfacht werden (Kaussen 2021: 155f.). Letztlich bleiben gewisse Elemente wie z.B. Person(-engruppen), Himmel, Regen, Sonne oder Wolken in Bezug auf die Wertgebung von Landschaftselementen nur beschränkt auswertbar oder aussagekräftig (Kaussen 2021: 155f.).

Die Klassierung nach Kaussen (2021: 88f.) wird folglich adaptiert, sodass die Klassierung einerseits an den lokalen Kontext angepasst (erweitert / vereinfacht) wird und dabei die bestehende Methodenkritik berücksichtigt, wobei auch aus Optimierungsgründen bezüglich der weiteren Codierung (Zuweisung der Klassen) die Anzahl der Klassen so weit als zweckmässig reduziert und deren Begriffe möglichst kompakt und einfach gehalten werden sollen. Zwecks optimierter Codierungsergebnisse werden die Begriffe zudem in Englisch definiert.

Der ersten Tabellenspalte in Tabelle 5 sind die Klassierungen von Landschaftselementen zu entnehmen, wie sie Kaussen (2021: 88f.) im Social Media- und Tourismuskontext anwendet. Die zweite Tabellenspalte zeigt die (nach Kontextualisierung und Anpassung gemäss Methodenkritik) adaptierte Klassierung. Zwecks verbesserter Nachvollziehbarkeit wird die jeweilige Adaptierungsweise der Elemente spezifiziert resp. unterschieden nach Begründung der Adaptierung aufgrund Vereinfachung, Differenzierung oder Irrelevanz:

Vereinfachung (**V**): Begriffliche Vereinfachung (zwecks Optimierung der Codierungsperformance) oder inhaltliche Begriffszusammenfassung zwecks Vereinfachung aufgrund bestehender Methodenkritik.

Differenzierung (**D**): Differenzierung oder Erweiterung der Klassen aufgrund Kontextadaptation oder bestehender Methodenkritik.

Irrelevanz (**I**): Aufgrund von Begriffsaggregation, Kontextferne bezüglich der Ausgangsklassierung oder multiplen Assoziationsweisen für die vorliegende Arbeit als irrelevant definierte Klasse.

In der dritten bis zur fünften Spalte der Tabelle 5 erfolgt eine Zuordnung der adaptierten Elemente in stereotype, nichtstereotype und als neutral angesehene Landschaftselemente gemäss effektiver oder abgeleiteter (*) Zuordnung basierend auf Linke (2019: 445). Linke (2019: 445) bezeichnet «Berge, Wiesen, Wälder, Wasser in Form von Seen Flüssen oder Bächen, blauer Himmel, aber auch Bauernhöfe, Ackerflächen oder Dörfer» als stereotype Landschaftselemente gestützt auf erweiterter Referenzliteratur nach Hokema (2013), Kook (2009), Kühne (2006), Kühne (2018), Linke (2018) und Micheel (2012). Basierend auf derselben erweiterten Literatur gelten Elemente wie Autos bzw. Verkehr, Personen(-gruppen),

Regen, Städte, Gewerbe- resp. Industriegebiete sowie grosse Masten (z.B. Strommasten/-leitungen oder Windräder) als «störend bzw. nicht stereotyp bezeichnete landschaftliche Elemente in Bezug auf Landschaftskonstrukte». Die Zuweisung in stereotype, nicht stereotype und neutrale Elemente mit multiplen Assoziationsweisen erfolgt bei Elementen, die sich nicht direkt zuordnen lassen, in abgeleiteter Weise anhand ähnlicher, eindeutig zuweisbarer Referenzelemente (vgl. Tab. 5).

Tab. 5 Adaptierung der Landschaftselementklassen nach Kaussen (2021) und Zuordnung in stereotype, nicht stereotype & neutrale Landschaftselemente nach Linke (2019) (eig. Darstellung)

Klassierung ¹ von Landschaftselementen nach Kaussen (2021)	adaptierte Klassierung ² (eigene Übersetzung)	stereotypes Element ³	nicht stereotypes Element ⁴	neutrales Element (nicht zuordenbar)
Asphaltierte Strasse oder asphaltierte Flächen (Plätze)	(V) road		x	
Strassenverkehr, auch stillstehende Autos, Motorräder etc.	(V) car		x	
	(D) train (D) boat (D) cable car	(x) * Assoziation zu lokalen POIs		
Autobahn	(I) (vgl. road)		x	
Einzelnes bedeutendes Gebäude (Hof, Burg, Schloss, allg. POIs)	(V) house (V) church	x		(x)* Multiple Assoziation möglich (Chalet & Bauernhof vs. Industrie & Hochhaus)
Dorf	(I) (vgl. house)	x		
Einzelne Bäume oder Sträucher	(V) single tree	x		
Einzelne Personen	(V) person		x	
Feldwege, auch wassergebundene Wege-decke / Trampelpfade	(I)			(x) * Multiple Assoziation möglich (Wiese vs. Verkehrsweg)
Berg, Hügel	(V) mountain	x		
Stadt	(I)		x	
Gruppe von Personen	(I) (vgl. person)		x	
Himmel	(D) blue sky	x		
Hochhaus	(I)		(x) * Assoziation zur / Element der Stadt	
Industriebetrieb	(I)		x	
Kirche	(I) (vgl. church)	(x) * Assoziation zu bedeutendem Gebäude		
Ackerflächen als landwirtschaftliche Nutzung	(I) (vgl. meadow)	x		

Viehwirtschaft als landwirtschaftliche Nutzung	(V) cattle	(x) * Assoziation zu Ackerfläche & Bauernhof		
Neubaugebiet	(I)			(x) * Multiple Assoziation möglich (Bedeutendes Gebäude vs. Industriebaute)
Regenschauer oder starke graue, dunkle Bewölkung	(I) (vgl. clouds)		(x) * Inverse Assoziation zu blauem Himmel	
Sonne (auch indirekt durch Sonnenstrahlen resp. Schattenwurf)	(D) shadow	(x) * Assoziation zu blauem Himmel		
Gestaltete Beet-Flächen	(D) flowers	(x) * Assoziation zu Ackerfläche & Bauernhof		
Strommasten / Telefonmasten	(V) pylon		x	
Wald oder Gruppe grosser Bäume	(V) forest	x		
Wasser in Form von Bächen, Flüssen, Seen	(D) stream (D) lake (D) waterfall	x		
Wiese / Grünland	(V) meadow	x		
	(D) snow	(x) * Assoziation zu POI		
Windkraftanlage	(I)		x	
Wolken	(D) clouds			(x) * Multiple Assoziation möglich (Wolken im blauen Himmel vs. Wolken aufgrund nicht-sonnigen Wetters)
Legende				
(V) Vereinfachtes, zusammengefasstes Element, das (adaptiert) bestehen bleibt				
(D) Differenziertes, spezifiziertes Element, das (adaptiert) bestehen bleibt				
(I) Irrelevantes Element (inf. Vereinfachung, Stereotypen-neutralität, kontextueller Irrelevanz), das entfällt				
x Einteilung in stereotypes / nicht stereotypes Element ^{3,4}				
(x) Abgeleitete Einteilung in stereotypes / nicht stereotypes / neutrales Element basierend auf inhaltlich verwandten, zuordenbaren Referenzelementen ^{3,4}				
¹ nach Kaussen (2021: 89)				
² eig. Adaptierung & Übersetzung gemäss def. Kriterien, inkl. Typ der Adaptierung (s. Legende)				
³ Zuordnung «stereotyper Elemente» gemäss Linke (2019: 445), abgeleitet von Hokema 2013; Kook 2009; Kühne 2006; Kühne et al. 2013; Linke 2018; Micheel 2012				
⁴ Zuordnung «nicht stereotyper Elemente» gemäss Linke (2019: 445), abgeleitet von Hokema 2013; Kook 2009; Kühne 2006; Kühne et al. 2013; Linke 2018; Micheel 2012				

Die nach der Adaption resultierende Klassierung mit den Ergänzungen bezüglich stereotyper, nicht stereotyper und neutraler Elemente – in der Folge vereinfacht Klassierung genannt – umfasst den Katalog an Landschaftselementen, welcher die weitere Grundlage für die Bildinhaltsanalyse darstellt. Das Klassierungsschema ist in Tabelle 6 ersichtlich sowie inhaltlich vereinfachend in fünf Gruppen (eig. Gruppierung) thematisch zusammengefasst.

Tab. 6 Resultierende Klassierung für die vorliegende Arbeit, Zuordnung der Landschaftselemente in (nicht)/stereotype Elemente und inhaltliche, vereinfachende Gruppierung (eig. Darstellung)

Landschafts- element	stereotypes Element	nicht stereotypes Element	Gruppe
house	(x) * Multiple Assoziation möglich (Chalet & Bauernhof vs. Industrie & Hochhaus)		Gruppe 1: Tradition & lokal- identifikatorische Nutzung
church	x		
cattle	(x) * Assoziation zu Ackerfläche & Bauernhof		
flowers	(x) * Assoziation zu Ackerfläche & Bauernhof		
forest	x		Gruppe 2: Schöne / typische Landschaft & Na- tur
single tree	x		
meadow	x		
mountain	x		
stream	x		
lake	x		
waterfall	x		
blue sky	x		Gruppe 3: Wetter & Klima
shadow	(x) * Assoziation zu blauem Himmel		
clouds	(x) * Multiple Assoziation möglich (Wolken im blauen Himmel vs. Wolken aufgrund nicht-sonnigen Wetters)		
snow	(x) * Assoziation zu POI		
train	(x) * Assoziation zu lokalen POIs		Gruppe 4: Verkehrstypische POI
boat	(x) * Assoziation zu lokalen POIs		
cable car	(x) * Assoziation zu lokalen POIs		
road		x	Gruppe 5: Siedlungs- und Verkehrsnutzung
car		x	
person		x	
pylon		x	

Das dargelegte Klassierungsschema in Tabelle 6 schliesst den zweiten Schritt der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 59ff.) ab. Analog zu Kaussen (2021: 88f.) bildet der resultierende Kategorienkatalog die weitere Grundlage, wonach Bilder bezüglich vorhandener Elemente zugeordnet, analysiert und ausgewertet werden können.

3.3.3 Codierung

Gemäss Rose (2022: 62f.) folgt im dritten Schritt der Bildinhaltsanalyse die Codierung der Bilder basierend auf dem in Schritt 2 definierten Katalog an Landschaftselementen. In Schritt 3 werden die selektierten Bilder (vgl. Schritt 1) innerhalb der definierten Kategorien von Landschaftselementen (vgl. Schritt 2) bezüglich ihres Vorhandenseins im jeweiligen Bild untersucht. Für die Codierung wird auf eine KI-basierte Methode zurückgegriffen, um einerseits ein effizientes Codierungsverfahren zu ermöglichen und gleichzeitig zum jeweiligen Modell und Verfahren Erkenntnisse bezüglich dessen Stärken und Limitationen zu gewinnen. Zur Wahl des Modells werden verschiedene Ansätze und Softwares in Betracht gezogen und hinblickend ihrer Zweckmässigkeit überprüft.

Auswahl von Software & KI-basiertem Modellansatz

Zunächst werden verschiedene Softwares und KI-basierte Ansätze und Modelle verglichen und, wie nachfolgend beschrieben, hinsichtlich relevanter Kriterien ausgewertet. Die Klassierung soll in einer lokalen, isolierten Umgebung erfolgen, welche die Bilddaten schützt und deren unbeabsichtigte weitere Verbreitung oder Verwendung aus rechtlichen und ethischen Gründen verhindert.

Zwecks Auswahl der Software wurden drei etablierte und im Grundsatz zur Verfügung stehende Softwares getestet, mit dem Ziel, durch Interaktion und erste Erfahrung mit der Software deren Eigenheiten, Vor- und Nachteile in der Praxis und hinblickend der Klassierungsmöglichkeiten zu erfassen. Beabsichtigt war primär das Erlangen von Erkenntnissen hinblickend des Zugangs, des Interfaces (Klassierungsoberfläche), verfügbarer Tools und Modelle sowie hinsichtlich der Supportmöglichkeiten. Daneben wurden bei der Softwareauswahl auch Aspekte der bisherigen Anwendung und Verbreitung in der Wissenschaft und Industrie berücksichtigt. Tabelle 7 verdeutlicht die Kriterien, nach welchen der Auswahlprozess erfolgt ist.

Tab. 7 Softwareauswertung nach spezifischen Kriterien (eigene Auswertung basierend auf erfolgten Testsessions in allen drei Softwares) (grün = +, rot = -) (eig. Darstellung)

Kriterium	Matlab	R	Python
1 Zugang	lizenziert	Open Source	Open Source
2 Klassifikationswerkzeuge	tlw. eingeschränkt	tlw. eingeschränkt	uneingeschränkt
3 Klassifikationsoberfläche	spezialisiert	generisch	generisch
4 Verfügbarkeit & Entwicklungsstand KI-basierter Modelle	tlw. eingeschränkt: hauptsächlich CNN-Architekturen (bspw. ResNet, GoogLeNet), desig-nierte Trainings-Tools, neuste Modelle/Ansätze fehlen	tlw. eingeschränkt: Deep Learning (DL) mit TensorFlow & Keras möglich, neuste Modelle/Ansätze fehlen resp. meist nur über Schnittstellen zu Python	State of the Art: Deep Learning (DL) mit TensorFlow, PyTorch, Keras; auch neuere Modelle verfügbar (bspw. Transformers, EfficientNet, ConvNeXt)
5 Support	begrenzt	begrenzt	umfassend

Python ist aufgrund seiner grossen Verbreitung industrierprobt und im Kontext der wissenschaftlichen Bildklassifikation bereits etabliert (Odermatt & Saladin 2018: 20). Während Matlab etwas spezifischer auf die Bildklassierung ausgerichtet ist und vereinfachende Tool-boxen aufweist, ist Python vergleichsweise generisch. Gleichwohl besteht mithilfe des Jupiter Notebooks auch für Python die Möglichkeit, das Interface flexibel und intuitiv zu gestalten. Python hat eine grosse Entwickler-Community sowie durch die Open Source-Zugänglichkeit weniger Barrieren, was sich entsprechend positiv auf die Auswahl an Modellen und Supportmöglichkeiten auswirkt (vgl. Tab. 7). Daher fällt die Software-Wahl auf Basis der besten kombinierten Auswertung in Tabelle 7 auf Python (in Jupiter Notebook).

Um die Bilder zu Codieren, gibt es mit Python eine Vielzahl an Umsetzungsmöglichkeiten. Im Wesentlichen umfassen die möglichen Ansätze etablierte, Convolutional Neural Network (kurz. CNN)-basierte Deep Learning Modelle (z.B. ImageNet) sowie neuere, sogenannte Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle (Pourpanah et al. 2023: 4051, 4063). Die beiden Kategorien von Modellen werden in Tabelle 8 bezüglich der für die Auswahl relevanten Kriterien (analog dem Softwareauswahlprozess) verglichen und bewertet.

Tab. 8 Ansätze und Kriterien zur Modellwahl (teil-)automatisierter Objektklassifikation in Computer Vision (umsetzbar in Python) (grün = +, rot = -) (eig. Darstellung)

Kriterium	CNN-basierte Modelle	Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle
Modellprinzip	erkennt trainierte Klassen anhand erlernter Merkmalsmuster (Pourpanah et al. 2023: 4063)	erkennt trainierte und untrainierte Klassen anhand textbasierter Assoziationen (Pourpanah et al. 2023: 4063)
Trainingsdaten	erforderlich (Pourpanah et al. 2023: 4051)	nicht erforderlich (Pourpanah et al. 2023: 4051)
Skalierbarkeit	begrenzt skalierbar (Trainingsdaten zur Erkennung der Klassen erforderlich) (Pourpanah et al. 2023: 4063)	skalierbar (aufgrund der Möglichkeit, auch unbekannte/untrainierte Klassen zuzuweisen) (Pourpanah et al. 2023: 4051, 4063)
Modellaktualität & -reife	Eine Vielzahl an verschiedenen CNN-basierten Modellen haben sich über die Jahre als «konventionelle» Modelle im Bereich der Objekterkennung etabliert. (Pourpanah et al. 2023: 4063)	Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle sind vergleichsweise neu, Aussagen bzgl. spezifischer Anwendungen & Modellgüte noch wenig vorhanden / ausgereift. (Pourpanah et al. 2023: 4063)

Während CNN-basierte Modelle Elemente basierend auf trainierten Klassen erkennen kann, haben Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle den Vorteil, auch untrainierte Klassen zuweisen zu können. Im Gegensatz zu den klassischen CNN-Modellen mit Trainingsdaten ist kein Trainieren zur Erkennung bestimmter Klassen erforderlich. Dementsprechend entscheidet sich die Skalierbarkeit zugunsten der Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle. CNN-basierte Modelle gelten als konventionelle Ansätze, die sich über die vergangenen Jahre hinweg im Bereich der Bildobjekterkennung etabliert haben. Demgegenüber stehen Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle, die vergleichsweise neu und daher bezüglich ihrer Anwendungen und Modellwerte noch weniger erprobt sind. (Pourpanah et al. 2023: 4051ff.)

Aufgrund der Aktualität, der Vorteile hinsichtlich des Trainierens und der Skalierbarkeit und des damit einhergehenden, ausstehenden Potentials sowie ausgehend von entsprechenden Forschungslücken, welche im Zuge vorliegender Arbeit bezüglich KI-basierter Methoden spezifisch ergänzt werden sollen, wird in dieser Arbeit das Zero-Shot-Objekterkennungsmodell zur automatisierten Codierung der Bilder verwendet. Die Auswahl und Eigenschaften des Modells werden im folgenden Abschnitt beschrieben.

Zero-Shot-Objekterkennung – Modell & Codierung

Die Plattform Hugging Face gilt im KI-Bereich als *«leading player»* in der Entwicklung, Verbreitung und Innovation von Modellen (Pol et al. 2024: 1121). Auf der Plattform werden eine Vielzahl an Open Source-Modellen geteilt, die für jeweilige Anwendungen adaptiert und weiterentwickelt werden können (Pol et al. 2024: 1121). Effizienz, Innovation und freie Zugänglichkeit stehen dabei im Vordergrund (Pol et al. 2024: 1121). Auch im Bereich der generellen bildbasierten Objekterkennung sowie der Zero-Shot-Objekterkennung teilt die Community auf Hugging Face verschiedene Modelle, die für weitere Anwendungen zur Verfügung stehen (Hugging Face 2024b). Für diese Arbeit wird ein entsprechendes Modell von Minderer et al. (2023) verwendet. Dieses Zero-Shot-Objekterkennungsmodell wird als geeignet angesehen, da es eine vielfache Benutzung erfährt und positiv bewertet wurde, was den Metadaten zum Modell zu entnehmen ist (Hugging Face 2024a). Die bisherigen Erfahrungen und die grundlegende Relevanz des Modells (Hugging Face 2024a) (im vergleichsweisen neuen Gebiet der Zero-Shot-Objekterkennung) sprechen für das Modell.

Das Modell namens `<google/owlv2-base-patch16-ensemble>` ist ein sogenanntes OWLv2 (Open-World-Localization)-Modell (Hugging Face 2024a). Entsprechend dem Modellbeschreibung handelt es sich dabei um ein textbasiertes Zero-Shot-Objekterkennungsmodell, mit welchem Bildinhalte resp. -elemente gemäss definierten Klassen einem oder mehreren Labels zugewiesen werden können, ohne diese zuvor zu trainieren (Hugging Face 2024a). Wie jedes Zero-Shot-Objekterkennungsmodell beruht die Zuweisung (anders als bei konventionellen CNN-basierten Modellen) auf einer Text-Bild-Relation (Hugging Face 2024a). Das Modell lernt anhand einer Verlustfunktion, welches Bild zu welchem Text passt und erkennt somit, welche Objekte (wo) im Bild vorhanden sind (Hugging Face 2024a). Das Modell ist in der Hugging Face Transformers- Bibliothek verfügbar (Hugging Face 2024a).

Basierend auf dem selektierten Modell wird der Code aufgesetzt, welcher die Bilder im Sinne des dritten Schritts der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 62f.) automatisiert codieren soll. Zwecks Nachvollziehbarkeit wird das Codingverfahren nachstehend schrittweise dargelegt und erläutert. Der zugehörige Code ist dem Anhang 2 zu entnehmen.

1 Setup & Initialisierung

In einem initialen Setup werden zunächst die benötigten Bibliotheken geladen: `transformers.pipeline` für das Objektmanagement, `os` für die Dateiverwaltung, `csv` zum Schreiben einer CSV-Datei und `PIL` zum Laden und Bearbeiten der Bilddaten. Zudem wird das Zero-Shot-Objekterkennungsmodell (`<google/owlv2-base-patch16-ensemble>`) geladen und die GPU-Verwendung (UZH GPU) definiert. Ebenso wird der Ausgabefolder definiert, in welchem die Ergebnisse der klassierten Bilddaten später gespeichert werden sollen.

2 Labeldefinition (Liste)

Zur Labeldefinition wird analog zu den definierten Kategorien von Landschaftselementklassen (vgl. Kapitel 3.3.2) eine entsprechende Liste definiert.

3 Visualisierung (Funktion)

Anhand einer Funktion werden Rechtecke (sog. Bounding Boxes) auf erkannte Objekte im Bild gelegt, deren Wert (Score) über dem (im nächsten Schritt) definierten Threshold liegt. Die Rechtecke und Beschriftungen werden mithilfe von `PIL.ImageDraw` hinzugefügt. Schliesslich wird das bearbeitete Bild ausgegeben.

4 Objekterkennung (Funktion)

Eine weitere Funktion führt die Objekterkennung basierend auf dem definierten Threshold durch und speichert die (gefilterten) Ergebnisse, welche die Threshold-Bedingung erfüllen im entsprechenden Ordner ab. Zur Bestimmung des Thresholds werden Test-Durchgänge durchgeführt. Je höher der Threshold ist, desto eher (wahrscheinlicher) sind positive Labelzuweisungen richtig, wobei allfällige richtige Zuweisungen mit tieferer Wahrscheinlichkeit möglicherweise fälschlicherweise herausgefiltert werden. Insofern gilt es, einen möglichst ausgeglichenen, optimalen Threshold zur Filterung der Ergebnisse (*predictions*) zu definieren.

5 Bilderverarbeitung & CSV Output (Kontextmanager & Schleife mit Bedingungen)

Schliesslich wird eine CSV-Datei geöffnet und konfiguriert. Der Code durchläuft alle Bilder aus dem Daten-Ordner, wobei schon bearbeitete Bilder übersprungen werden. Für jedes analysierte Bild wird ein Zielpfad erstellt sowie die zuvor definierte Funktion zur Objekterkennung abgerufen. Das beschriftete Bild wird separat gespeichert. Erkannte Labels werden in ein binäres Format umgewandelt (1 = Elementklasse vorhanden, 0 = Elementklasse nicht vorhanden) und die Ergebnisse (*predictions*) in eine neue Zeile der CSV-Datei geschrieben.

Zusammengefasst umfassen die erwarteten Ergebnisse, welche aus dem gesamten Code generiert werden, den binären Output der Vorhersagen (*predictions* in CSV-Datei) sowie die klassierten, gelabelten Bilder (als PNG-Datei), deren beabsichtigte Form und Inhalte nachfolgend noch vertieft ausgeführt werden.

Binäre Klassenzuweisungen (CSV-Datei) (Output 1)

Entsprechend dem Code wird ein Output in Form einer CSV-Datei generiert, welcher die Vorhersagen (*predictions*) in Bezug auf jedes Bild und jedes zuvor definierte Landschaftselement in Form einer binären Zuweisung (1: vorhanden / 0: nicht vorhanden) enthält. Die binäre Zuweisung ist dabei abhängig vom definierten Threshold, anhand dessen die Filterung berechneter Modellwerte (Wahrscheinlichkeitswerte) erfolgt.

Dieser Output umfasst somit für jedes selektierte Bild (aller geposteten Bilder im Jahr 2024) die zugewiesenen Elemente. Die *Predictions* sind zentrales Ergebnis und Ausgangspunkt für die weiteren Analysen der Bildinhalte in Schritt 4 nach Rose (2022: 63ff.). Zugleich ist die Datei eine wichtige Grundlage für die spätere Validierung der Klassierungsergebnisse.

Visualisierte Klassierung der Bilder (PNG-Dateien) (Output 2)

Der zweite Code-Output umfasst automatisch codierte Bilder (desselben Zeitraums) mit Zuweisungen in der Form überlagerter Rechtecke (Bounding Boxes) und dient primär der verbesserten Nachvollziehbarkeit und Validierung ersteren Outputs. Zusätzlich zum CSV-File sind anhand der beschrifteten Bounding Boxes die Wahrscheinlichkeiten der Zuweisungen sowie die Verortung der entsprechenden Elemente (der jeweiligen Klassen) ersichtlich (siehe Abb. 11). Dieses Vorgehen entspricht einer sogenannten Multi Label Classification (MLC) – der Zuweisung verschiedener Labels zu einem Bild (Krstinić et al. 2020: 1).

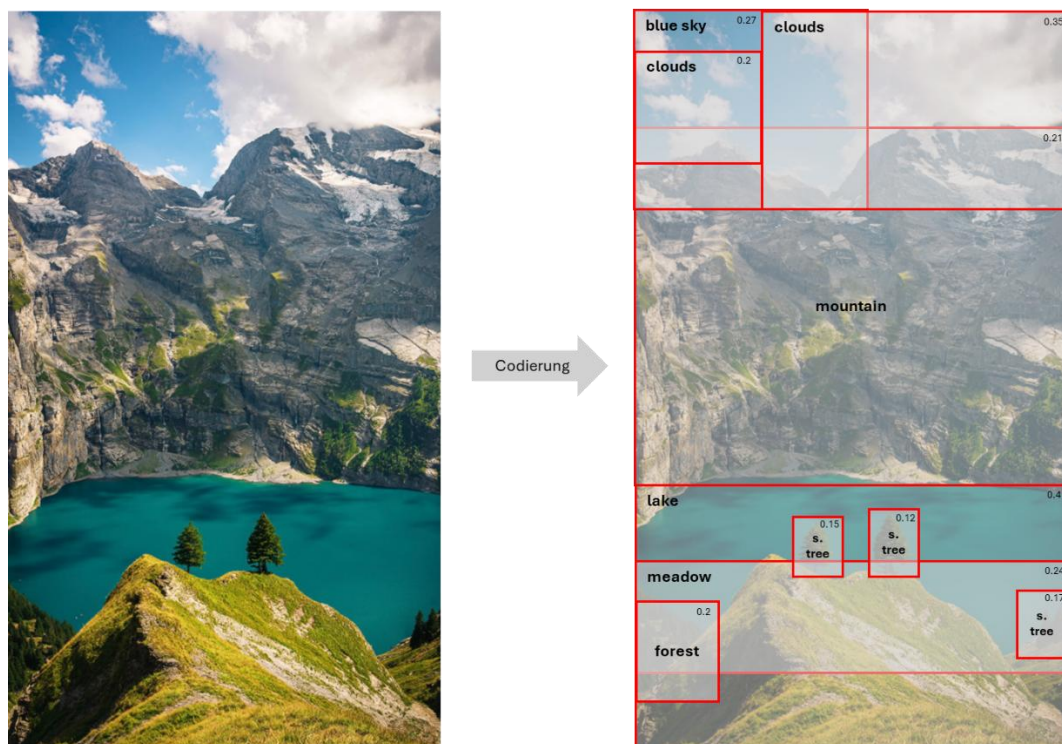


Abb. 11 Beispielhafte Darstellung der Codierung eines Bild-Beitrags auf Instagram mit Markierung identifizierter Klassen (Bounding Boxes) (Manfredi [@swissaround], 01.10.2024 (eig. Bearbeitung))

Validierung (der Codierung)

Um die automatisierte Codierung mittels Zero-Shot-Objekterkennung hinsichtlich seiner Zuverlässigkeit in Bezug auf die Klassenzuweisung zu überprüfen, ist eine Validierung erforderlich. Diese erfolgt anhand der etablierten Validierungsmasse der Modellgüte analog Singh und Joshua (2024: 189918f.): *Accuracy*, *Precision*, *Recall* und *F1 score*. Berechnet werden die Masse gemäss Tabelle 9.

Tab. 9 Validierungsmasse (*Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 score*) und deren Berechnungsweisen nach Singh und Joshua (2024: 189919) (eig. Darstellung)

Validierungsmass	Berechnung
Accuracy	$Accuracy = \frac{\text{Number of correct predictions}}{\text{Total Number of predictions}} * 100\%$
Precision	$Precision = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}}$
Recall	$Recall = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$
F1 score	$F1\ score = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

Accuracy gilt als wichtiges Mass, um die Performance und Zuverlässigkeit eines Modells zu überprüfen (Singh & Joshua 2024: 189918). Es beschreibt, wie nahe ein (klassierter) Wert vom tatsächlichen Wert ist (Singh & Joshua 2024: 189918).

Die *Precision* beschreibt, inwiefern das Modell positive Zuweisungen korrekt ausführt resp. quantifiziert die Anzahl korrekter positiver Zuweisungen basierend auf den totalen (korrekten und falschen) positiven Zuweisungen (Singh & Joshua 2024: 189919).

Der *Recall* beziffert, wie viele der effektiven Positiven die korrekte Zuweisung erfahren haben resp. gilt als Mass, wie gut das Modell die effektiven Positiven identifiziert (Singh & Joshua 2024: 189919).

Der *F1 score* leitet sich aus den Massen *Precision* und *Recall* ab und generiert – abgeleitet anhand des harmonischen Mittelwertes der beiden Masse – einen Wert, welcher insb. bei unausgeglichene Datensätzen nützlich ist, wo z.B. die alleinige Betrachtung der *Accuracy* irreführend resp. täuschend sein kann (Singh & Joshua 2024: 189919).

Alle Masse können gemäss Berechnung (vgl. Tab. 9) Werte im Bereich zwischen 0 und 1 annehmen, wobei höhere Werte auf eine bessere Modellgüte hinweisen.

Zur Berechnung der entsprechenden Validierungsmasse und um darüber hinaus vertiefte Informationen bezüglich der Zuweisung individueller Klassen zu erlangen, wird eine Confusion Matrix erstellt. Diese beruht auf der Gegenüberstellung der automatisiert klassierten Ergebnisse resp. Klassenzuweisungen (*predicted class*) mit den tatsächlich vorhandenen

Klassen (*ground truth class*) (Krstinić et al. 2020: 5). Dies resultiert in einer nützlichen, übersichtlichen und verständlichen Darstellung der Ergebnisse (Krstinić et al. 2020: 5,11). Für die Erstellung der Confusion Matrix wird ein Subset der effektiv klassierten Bilder untersucht, welche zusammen das Validierungsset darstellen (Krstinić et al. 2020: 5). Das Validierungsset umfasst gesamthaft 300 Bilder, die zufällig (computergestützt) bestimmt wurden. Innerhalb dieser selektierten Bilder wird in Ergänzung zur automatisierten Klassierung eine manuell annotierte Klassierung zur Erfassung der *ground truth class* durchgeführt. Anhand einer Gegenüberstellung kann eine Confusion Matrix erstellt werden (Krstinić et al. 2020: 6), in welcher die effektiven *ground truth*-Werte (*Actual Class*) den automatisiert zugeordneten Werten (*Predicted Class*) gegenübergestellt werden (siehe Tabelle 10). Dabei lassen sich die korrekten Zuordnungen (*True Positive* & *True Negative*) sowie die Fehlklassierungen (*False Positive* & *False Negative*) erkennen, die zur Berechnung der Modellgüte benötigt werden (vgl. Tab. 9).

Tab. 10 Confusion Matrix: Gegenüberstellung der *Predicted Class* und *Actual Class* (*True Positive*, *True Negative*, *False Negative*, *False Positive*) (vgl. Krstinić et al. 2020) (eig. Darstellung)

Confusion Matrix		Predicted Class	
		0	1
Actual Class	0	True Negative	False Positive
	1	False Negative	True Positive

3.3.4 Analyse & Synthese

Im vierten Schritt der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 63ff.) erfolgt die Analyse und Synthese basierend auf der durchgeführten Codierung. Ziel ist die Findung übergeordneter Themen, Muster, Zusammenhänge resp. thematischer Verbindungen, welche über die Einzelbilder hinausgehen (Rose 2022: 63ff.).

In vorliegender Arbeit wird dazu die Präsenz der unterschiedlichen Landschaftselemente in den Bildern analysiert. Anhand der Metadaten wird zudem untersucht, ob sich Unterschiede zwischen den Bildern der verschiedenen Profile sowie Zusammenhänge mit der Bildpopularität (Likes) oder der Location erkennen lassen. Nebst der Analyse der Landschaftselemente sollen die Ergebnisse auch in Bezug auf das Vorkommen (nicht) stereotyper Elemente untersucht werden. Dabei wird insbesondere ein möglicher Zusammenhang zwischen stereotypen Elementen und den meistgeteilten /-gelikten Locations genauer untersucht. Letztlich sollen mögliche übergeordnete Themen aufgezeigt werden, die als Ansatzpunkte für vertiefte Analysen dienen und in weiteren Untersuchungen näher betrachtet werden können. Statistische Tests unterstützen diesen Prozess der Analyse und Synthese.

4 ERGEBNISSE

«Hinsichtlich der Präsenzanteile der Elemente zeigen sich Unterschiede bezüglich der visuellen Motivverteilung [...] zwischen den fünf Profilen.» (vgl. S. 69)

«Generell lässt sich erkennen, dass stereotype Elemente im Grossteil der Bilder bezüglich der Präsenzanteile dominant sind.» (vgl. S. 72)

4 ERGEBNISSE

In den folgenden Unterkapiteln werden die Ergebnisse der Metadatenanalyse und der Bildinhaltsanalyse präsentiert. Die Ergebnisse der Metadatenanalyse umfassen räumliche, zeitliche und popularitätsbezogene Aussagen in Bezug auf die untersuchten Beiträge. Daneben zeigen die Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse, welche Landschaftselemente die Bilder charakterisieren und ob (stereotype) Elemente in Bezug auf die fünf Profile sowie Gruppen unterschiedlich relevanter Beiträge (bzgl. der Location/Likes) variierend präsent sind.

4.1 Ergebnisse der Metadatenanalyse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der räumlichen, temporalen und popularitätsbezogenen Metadatenanalyse basierend auf den total 5728 extrahierten Locations aus Beiträgen einflussreicher Instagram-Profile im Bereich des Schweizer Landschaftstourismus aufgezeigt. Ziel der Auswertungen ist die Definition der SIP, das Darlegen diesbezüglicher Entwicklungen über die Zeit sowie das Analysieren möglicher Zusammenhänge zwischen SIP, Locations und der Beliebtheit von Beiträgen mittels Likes.

4.1.1 Räumliche Analyse – Identifizierte SIP

Gemäss Definition werden in vorliegender Arbeit oft geteilte Instagram-Beiträge derselben Location durch ihre inhärente Bedeutungszuweisung im touristischen Kontext als *PLACE* interpretiert (vgl. Kapitel 2.3.4). Die resultierende Liste aller extrahierten Locations, welche in den untersuchten Instagram-Profilen wiederholt reproduziert wurden, lassen sich dem Anhang 3 entnehmen. Die extrahierten SIP ($\triangleq$ *Top 30 Locations*, normalisiert in Bezug auf die fünf analysierten Profile) sind in Abbildung 12 dargestellt. Generell lässt sich erkennen, dass die Locations hinsichtlich ihrer Frequenz exponentiell verteilt resp. einige wenige Orte sehr stark (re-)präsentiert sind, während viele Orte vergleichsweise selten abgebildet werden (vgl. Anhang 3 & 4). Auf Ebene der einzelnen SIP zeigt sich, dass 10.7% aller Locations-Einträge auf Lauterbrunnen fallen, gefolgt von Appenzell (5.7%), Grindelwald (4.3%), dem Berner Oberland (3.8%), Lungern (3.6%), Brienz (3.2%) und der Jungfrau Region (2.9%). Mit etwas Abstand und Anteilen von $\leq 2\%$ folgen weitere SIP der Regionen der Berner Alpen, der Zentral-, Süd- und der Westschweiz sowie der Alpsteinregion (SIP_{min}=Fälensee: 0.7%).

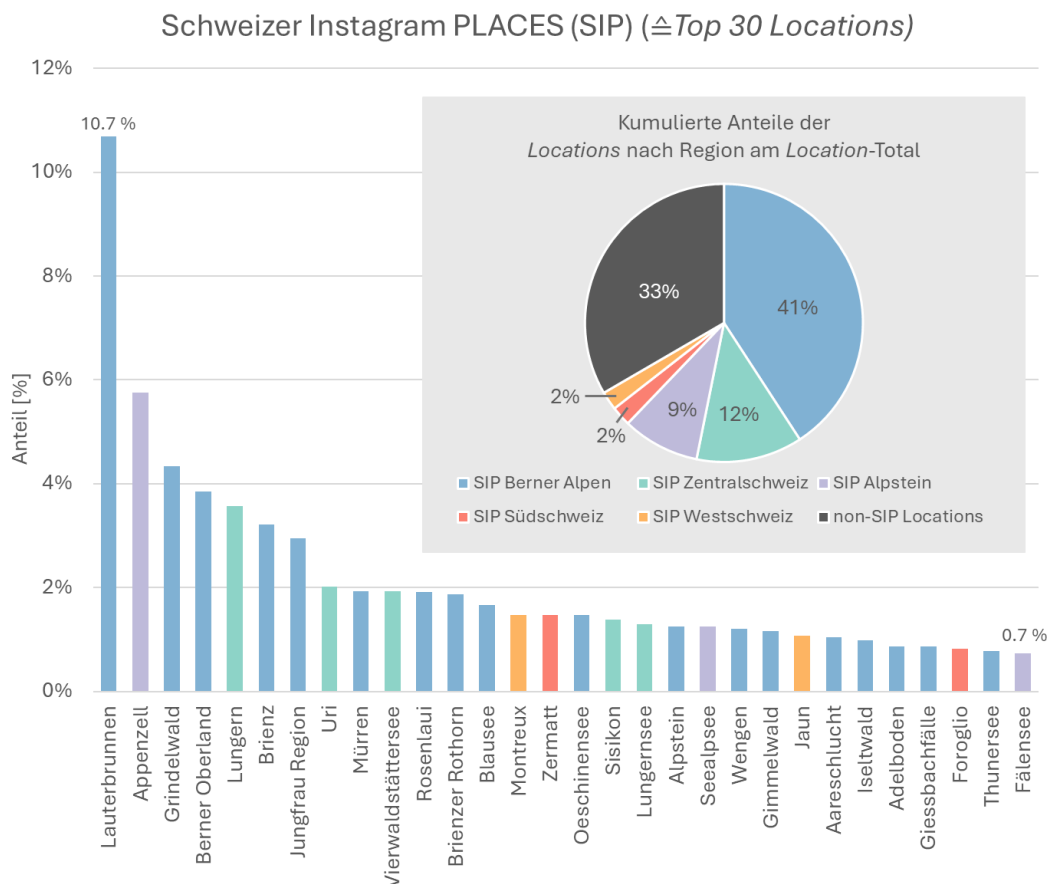


Abb. 12 Identifizierte «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) basierend auf den normalisierten prozentualen Anteilen der jeweiligen Location an der Gesamtmenge extrahierter Locations ($n_{\text{tot}}=4391$) (eig. Darstellung)

Die SIP sind in Abb. 12 gemäss ihrer regionalen Verortung farbcodiert. Der Abbildung lassen sich zudem die regional aggregierten und kumulierten SIP-Anteile an der Gesamtanzahl extrahierter Locations ($\triangleq$ Location-Total, $n_{\text{tot}}=4391$) entnehmen. Bezüglich der regionalen Verteilung zeigt sich eine Ballung im Raum der Berner Alpen (siehe Abb. 13). Die SIP der Berner Alpen bilden zusammen 41% aller Locations-Einträge ab. Je 12% resp. 9% Anteile weisen die SIP-Locations der Regionen Zentralschweiz und Alpstein auf. Der Südschweiz und der Westschweiz kommen SIP-Anteile von je 2% in Bezug auf die gesamten Locations-Einträge zu. Zusammen umfassen die SIP allein 66.6% aller erfassten Locations-Einträge. Entsprechend sind 33.4% der Locations nicht in den SIP-Locations enthalten, wobei diese dennoch den definierten Regionen zugeordnet werden könnten.

Schweizer Instagram PLACES (SIP)

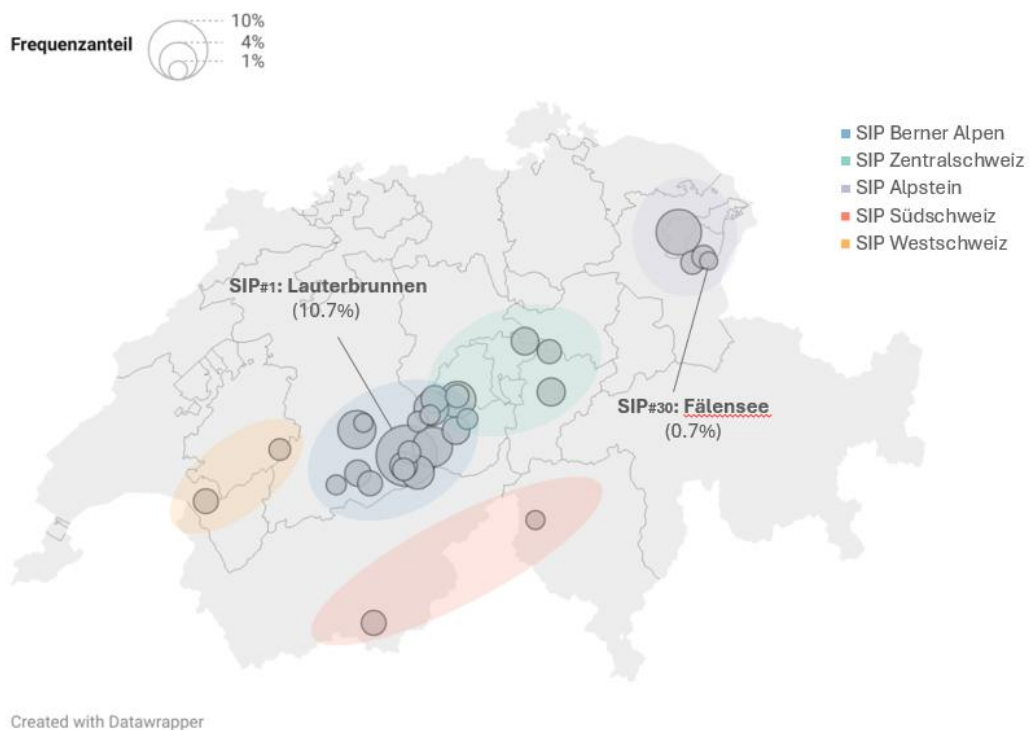


Abb. 13 Identifizierte «Schweizer Instagram *PLACES*» (SIP) basierend auf den normalisierten prozentualen Anteilen der jeweiligen Location an der Gesamtmenge analysierter Locations ($n_{\text{tot}}=4391$), regional aggregiert eingefärbt (erstellt mit Datawrapper, Basiskarte: NUTS3 (2016), 01.08.2025, eig. Darstellung)

Der räumlichen Analyse liegen 5728 erfasste Locations-Einträge zugrunde, wovon 4391 gemäss definierten Kriterien valid für die Auswertung sind (*landscapes_sisiswiss*: 379, *swissaround*: 380, *swissedmund*: 1572, *swissxplorers*: 241, *wonderful_swiss*: 1819). 1144 Einträge (Schweiz: 1144, Schweizer Alpen: 152, invalid: 41) blieben unberücksichtigt.

4.1.2 Temporale Analyse – Post- & SIP-Entwicklung über die Zeit (2022-2024)

Die gesamte Anzahl an validen Locations-Einträgen, welche in den fünf selektierten Instagram-Profilen über den Zeitraum von 2022-2024 erfasst wurden, lassen sich in ihrer Posting-Frequenz auswerten. Abbildung 14 bildet – monatlich aggregiert – die Entwicklung entlang dieser Zeitspanne und für die fünf Profile einzeln ab. Aus der Abbildung 14 lässt sich entnehmen, dass die Profile *wonderful_swiss* (Ø 50.5 gepostete Locations/Monat) und *swissedmund* (Ø 43.7 gepostete Locations/Monat) im dreijährigen Zeitraum am meisten Locations-Einträge gepostet haben. Die Anzahl monatlich geposteter Locations variiert dabei stark. Die Anzahl Location-basierter Posts hat bei *wonderful_swiss* über den gesamten Zeitraum tendenziell zugenommen, während sie bei *swissedmund* über die drei Jahre stark abgenommen hat. Auf einem ähnlichen und vergleichbar stabilen Niveau zeigen sich die Aktivitäten auf den Profilen *swissaround* (Ø 10.6 gepostete Locations/Monat) und *landscapes_sisiswiss* (Ø 10.5 gepostete Locations/Monat). Am wenigsten aktiv in Bezug auf gepostete Locations ist das Profil *swissxplorers_* (Ø 6.7 gepostete Locations/Monat). Saisonale Muster bezüglich der Beitragsposts lassen sich aus der Abbildung 14 nicht erkennen. Jedoch zeigt sich in allen Profilen eine – teils stärker, teils schwächer ausgeprägte – Variation der Posting-Frequenz in den einzelnen Monaten über die drei Jahre hinweg.

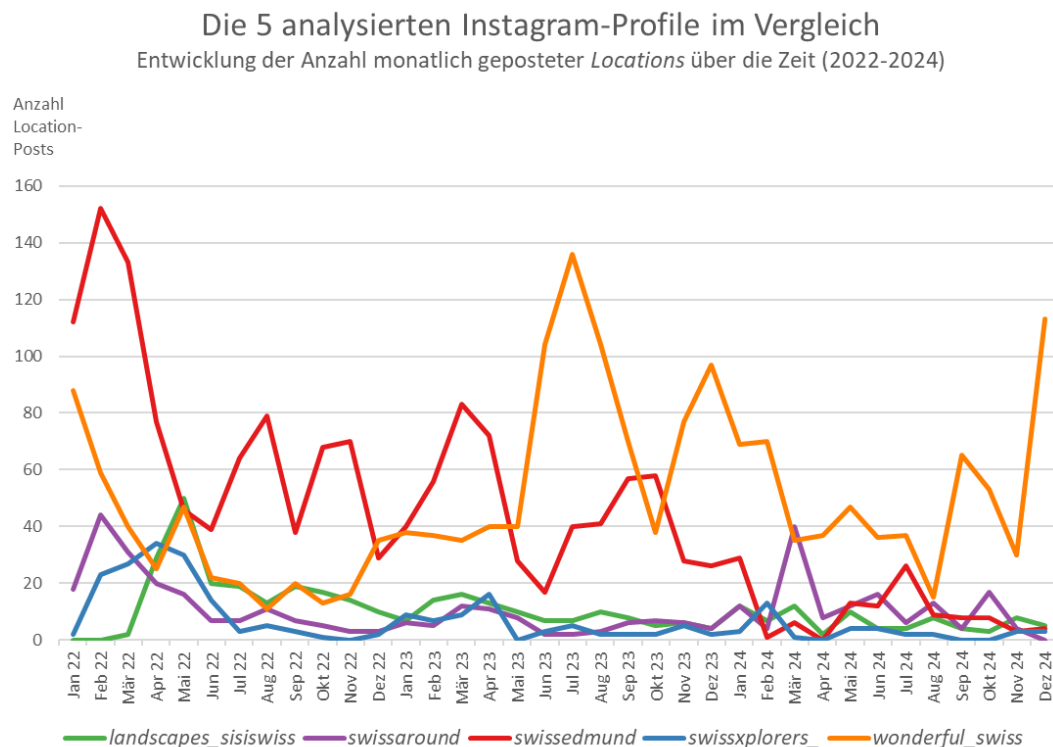


Abb. 14 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter Locations der fünf analysierten Instagram-Profilen – aggregiert pro Monat; Locations-Einträge gesamthaft: $n_{\text{tot}}=4391$, Anzahl erfasste Locations-Einträge pro Profil: *landscapes_sisiswiss*: 379, *swissaround*: 380, *swissedmund*: 1572, *swissxplorers_*: 241, *wonderful_swiss*: 1819 (eig. Darstellung)

Auch die Beitragsdichten einzelner SIP-Locations variieren über die Zeit teilweise stark (siehe Abb. 15-18). Daneben lassen sich aus der Entwicklung der SIP im Zeitraum 2022-2024 für einige SIP-Locations Hinweise zu saisonalem Posting erkennen. In Abbildung 15 beispielsweise, welche die SIP der Berner Alpen zusammenfasst, wird Lauterbrunnen deutlich öfter im Frühling und Sommer gepostet, während Grindelwald bevorzugt während der Wintermonate in Beiträgen dargestellt wird. Für andere SIP in Abbildung 15 sind mehrere (unregelmässige) Frequenzspitzen in verschiedenen Saisons zu erkennen (z.B. Rosenlaui) oder es zeigt sich ein Bild relativ konstanter Postfrequenzen über die Zeit (z.B. Thunersee).

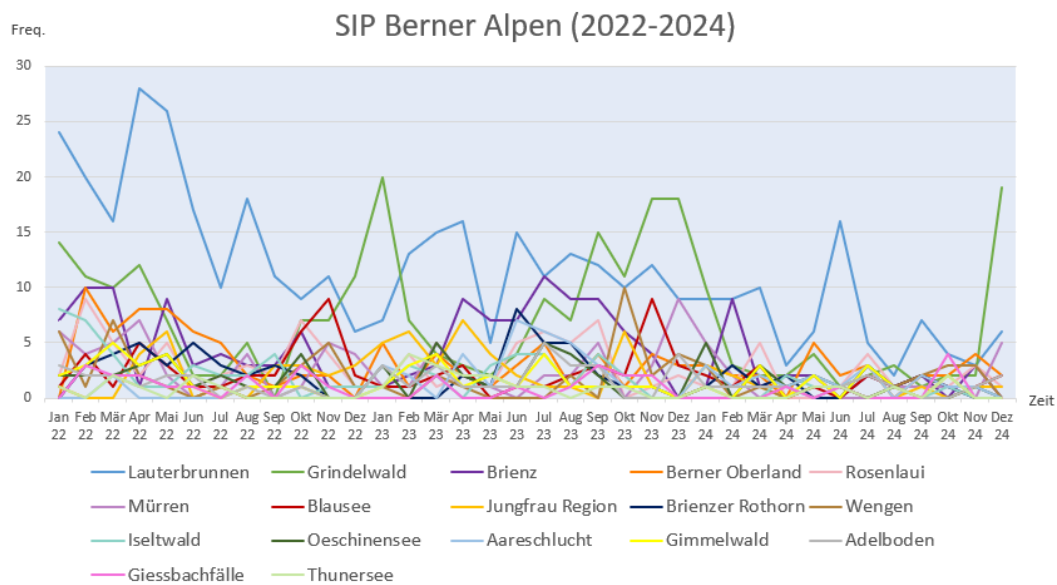


Abb. 15 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region der Berner Alpen – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)

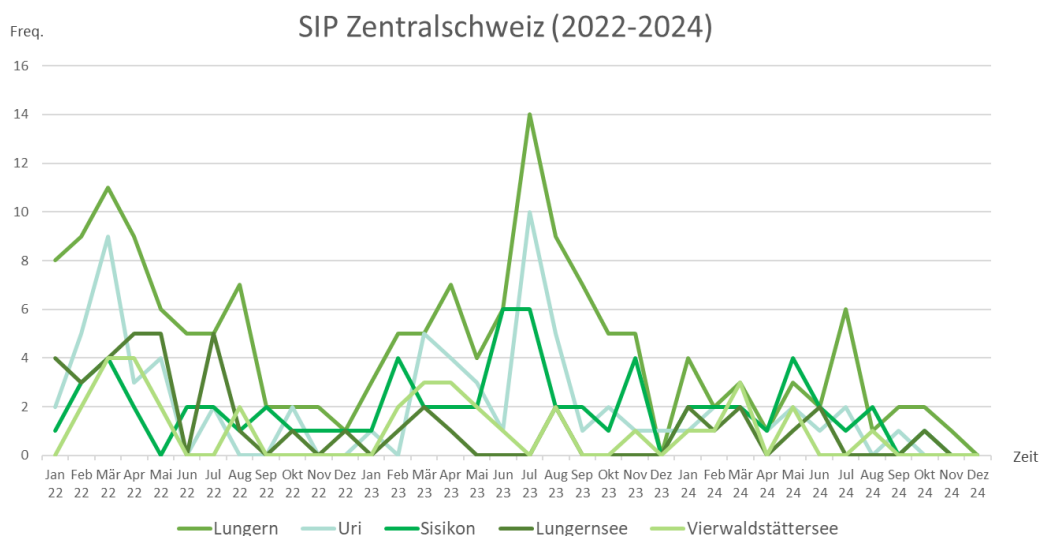


Abb. 16 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region Zentralschweiz – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)

Abbildung 16 zeigt, dass SIP-Locations der Region Zentralschweiz vorwiegend Frühlings- bis Sommersaisonalität in Bezug auf die Posting-Frequenzen aufweisen. Gleiches gilt für die SIP-Location Appenzell, während in den übrigen Locations der Region Alpstein wenig ausgeprägte Spitzen und kaum saisonale Muster zu erkennen sind (siehe Abb. 17).

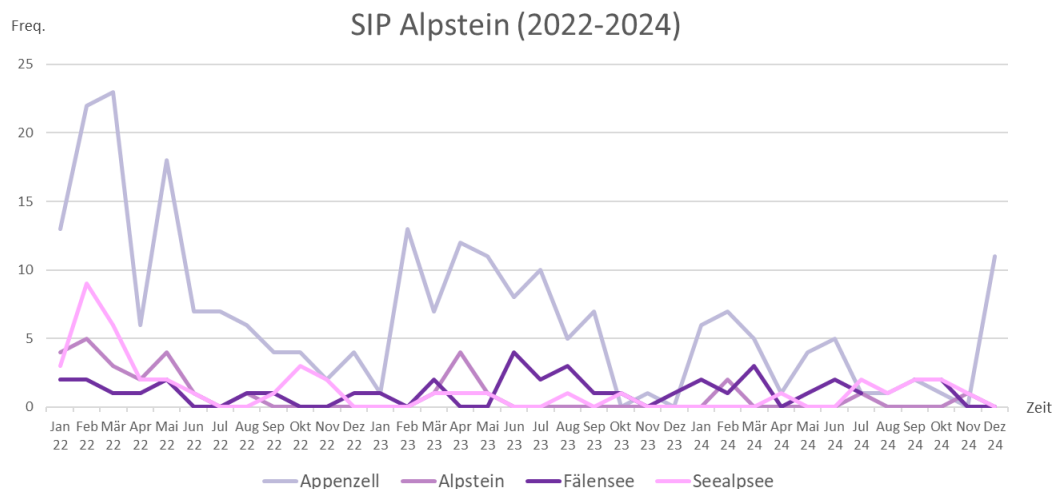


Abb. 17 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Region Alpstein – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)

Bezüglich der SIP-Locations der Süd- und Westschweiz wird Zermatt oft im Winter dargestellt und hat starke Frequenzspitzen, Foroglio zeigt hingegen unterschiedlich ausgeprägte saisonale Spitzen entlang der Jahreszeiten (siehe Abb. 18). Gleiches gilt für Jaun, während Montreux eine Tendenz zu mehr Winter- und Frühlingspostings aufweist.

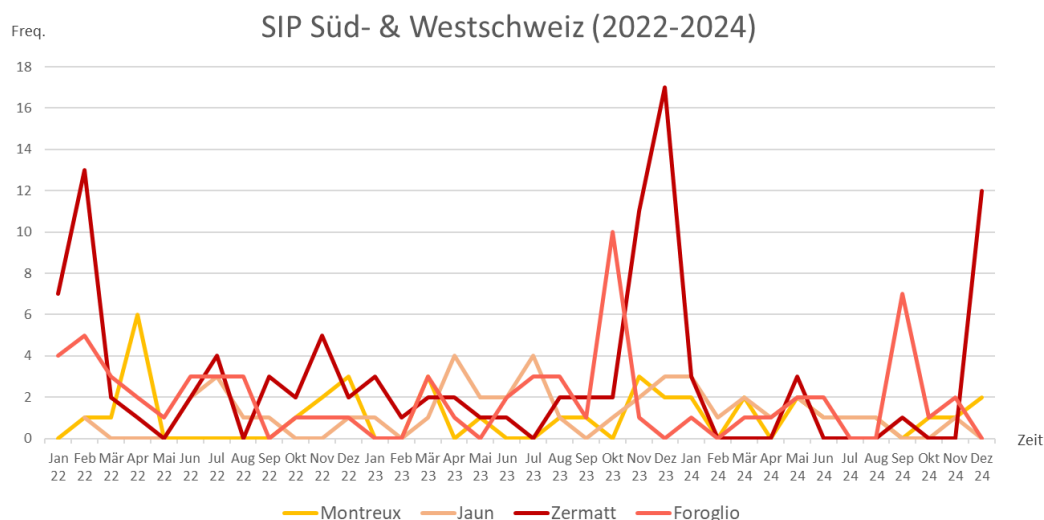


Abb. 18 Zeitliche Entwicklung der Anzahl geposteter SIP-Locations der Regionen Südschweiz und Westschweiz – aggregiert pro Monat (eig. Darstellung)

Insgesamt zeigen sich in Bezug auf die Posting-Frequenzen der SIP-Locations auf Instagram somit verschiedenste Entwicklungen über die Zeit sowie über die unterschiedlichen regionalen Aggregationen verteilt. Es bestehen saisonale, aber auch ausgeglichene Muster, stark akzentuierte Frequenzspitzen und Entwicklungen mit schwächeren Spitzen, welche auf die jeweilige SIP-Charakteristik resp. Stärken einer Tourismusdestination, -landschaft oder -region hinweisen können. Regionenübergreifend zeigen sich die Jahre 2022 und 2023 verglichen mit dem Jahr 2024 generell etwas postingintensiver. Die Unterschiede sind je nach SIP-Region jedoch unterschiedlich ausgeprägt und für einzelne Locations teils invers (z.B. Zermatt). Die relativen Location-Anteile variieren zudem innerhalb der SIP-Regionen sowohl saisonal als auch über die Jahre hinweg – mit Phasen unterschiedlich starker Konzentration oder Diversität bei der Wahl der geposteten Locations.

4.1.3 Popularitätsanalyse – SIP-Locations, Likes & Kommentare

Bereits identifiziert wurden populäre *PLACES* – also jene Locations, die auf den Profilen bevorzugt gepostet werden («Creator»-Perspektive). Die eigentliche Popularitätsanalyse beschreibt hingegen die Popularität aus der Perspektive des konsumierenden Nutzens. Als Indikator zeigen die Likes an, wie vielen Personen ein Bild nachweislich gefällt. Der Vergleich der entsprechenden Likes weist folglich darauf hin, welche Bilder tendenziell mehr oder weniger vielen Personen gut gefallen.

SIP-Locations vs. Likes

Ein Zusammenhang zwischen oft geposteten und oft gelikten Locations lässt sich anhand eines Vergleichs zweier Cluster an Beiträgen nicht ausschliessen. Gemäss Chi²-Test unterscheiden sich die Häufigkeiten von Cluster 1 (enthält die gemäss Likes-Index Ranking beliebtesten Beiträge resp. 'Top 100') und Cluster 2 (enthält die gemäss Likes-Index Ranking unbeliebtesten Beiträge resp. 'Poor 100') der genannten Orte signifikant voneinander resp. Cluster und Frequenzen sind nicht unabhängig voneinander sind (vgl. Anhang 5). Gewisse Orte kommen im Cluster der 'Top 100' (nach Likes-Index) demnach deutlich häufiger resp. seltener vor als im Cluster der letztgerankten 100 (nach Likes-Index). Die Häufigkeiten der SIP liegen mit 78% SIP-Location-Anteil im Cluster der 'Top 100' über dem erwarteten Wert von 65%, während letzterer zugleich dem Anteil im Cluster der 'Poor 100' entspricht. Analytierte Posts, die besonders oft gelikt wurden, stellen demnach oft eine SIP-Location dar. Basierend auf den in Kapitel 4.1.1 identifizierten SIP zeigt Abbildung 19 eine Gegenüberstellung der kumulierten Post-Summen und zugehörigen, kumulierten Anzahl an Likes der Beiträge (beide Summen jeweils aggregiert nach SIP und normiert auf das Intervall [0,1]). Gesamthaft zeigt sich ein leichtes Ungleichgewicht zugunsten des Post-Werts. Der Abbildung ist zu entnehmen, dass auf die SIP-Location Lauterbrunnen sowohl die meisten Posts als auch die meisten Likes fallen. Die SIP-Location mit den zweitmeisten kumulierten Likes zeigt die Jungfrau Region. Viele weitere Post-starken SIP (z.B. Appenzell, Grindelwald, Berner Oberland, Lungern, Brienz) weisen erhöhte Likes-Werte auf, auch wenn diese unter

dem Post-Wert liegen. Viele Likes im Vergleich zu den Posts erzielen die SIP Rosenlaui und Brienzer Rothorn. Daneben weisen Post-starke SIP wie Uri, Mürren und Vierwaldstättersee (sowie ein Grossteil der weiteren SIP) ein stärker ausgeprägtes Likes-Defizit auf. Als einziger SIP erzielt der Thunersee deutlich mehr Likes verglichen mit der Anzahl an Posts.

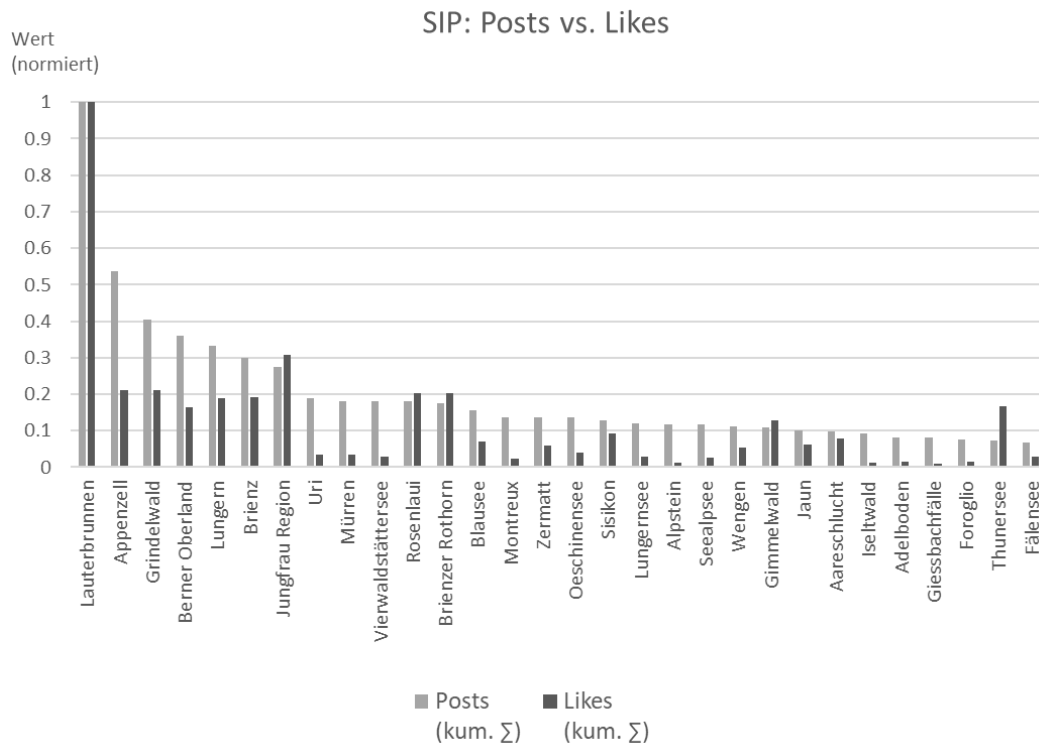


Abb. 19 SIP: Posts vs. Likes – Kumulierte Summen aggregiert nach SIP im Vergleich, normiert auf das Intervall [0,1] (eig. Darstellung)

Weiterführende Analysen bezüglich der Likes erfolgen anhand der Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse (vgl. Kapitel 4.2) resp. unter Einbezug der dargestellten Landschaftselemente.

Likes vs. Kommentare

In Bezug auf die generellen Interaktionsfrequenzen sind nebst Likes auch Kommentare von Bedeutung. Im Anhang 6 werden die Kommentar-Frequenzen (normalisiert) in Form eines Index (0-1) nach Likes-Index absteigend dargestellt. Parallel zum Likes-Index verläuft der Kommentar-Index. Bis auf einige starke Ausschläge mit relativem «Kommentarüberschuss» (vgl. Anhang 6) folgen sich die beiden Linien, was auf eine mögliche Korrelation zwischen dem Likes- und Kommentar-Index hindeutet. Anhand der alleinigen Bildbetrachtung lässt sich kein spezifischer Hinweis für den jeweiligen überproportionalen Kommentar-Index in den spezifischen Beiträgen mit «Kommentarüberschuss» erkennen. Aufgrund dessen sowie vergleichbarer Verteilung der Likes und limitierter Aussagekraft bezüglich weiterer quantitativer Ergebnisse wird die Kommentarfrequenz nicht weiter ausgewertet.

4.2 Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse basierend auf den insgesamt 1292 analysierten Bildern präsentiert. Anhand der untersuchten Posts aus dem Jahr 2024 lassen sich die landschaftstouristischen Bildbeiträge entlang der definierten Landschaftselemente charakterisieren. Die Ergebnisse zeigen somit, welche Elemente verhältnismässig oft dargestellt werden, wie divers die Landschaftsdarstellungen in Bezug auf ihre dargestellten Elemente sind und inwiefern bei den Darstellungen auf (nicht) stereotype Elemente zurückgegriffen wird.

4.2.1 Bildbasierte Beiträge – aufgeschlüsselt nach Beitragsart

Die analysierten bildbasierten Beiträge lassen sich gemäss Abbildung 20 zunächst nach der Art des Beitrags unterscheiden. Von den untersuchten Instagram-Beiträgen im Jahr 2024 werden die meisten Locations in einer Videoserie (45%) präsentiert, gefolgt von der Form der Bildserie (29%) und dem einfachen Video (26%). Einzig zwei Darstellungen (gerundet 0%) weisen die Form des einfachen Bildes als Beitragsart auf.

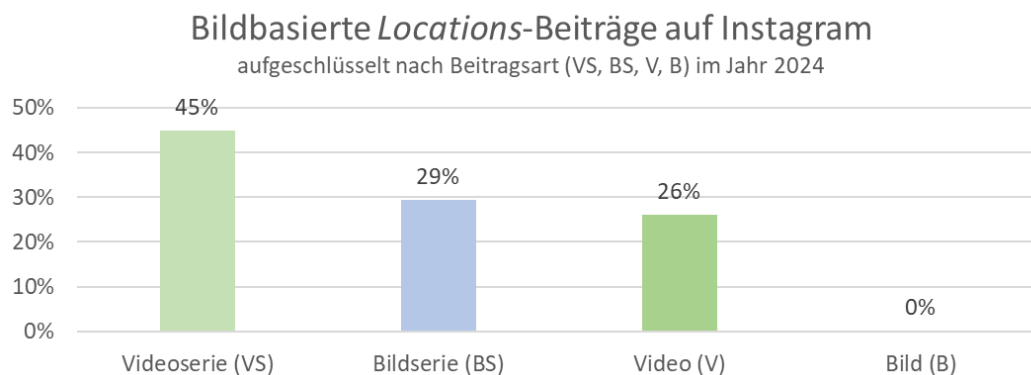


Abb. 20 Bildbasierte *Locations*-Beiträge auf Instagram, aufgeschlüsselt nach Beitragsart (n=1292) (eig. Darstellung)

4.2.2 Bildinhalte der analysierten Instagram-Beiträge (Codierungs-Ergebnisse)

Grundsätzlich beziehen sich alle nachstehenden Ergebnisse auf die resultierenden Werte unter Anwendung eines Thresholds von 1.2 (vgl. Kapitel 4.2.4). Die resultierenden Präsenzanteile der definierten Landschaftselemente, nach welchen die 1292 analysierten Bilder klassiert wurden, sind in Abbildung 21 grafisch dargestellt. Die Bilder zeigen in Bezug auf die jeweiligen Präsenzanteile Unterschiede. Gemäss Codierung sind in 92% der analysierten Bilder Berge/Hügel (*mountain*) enthalten. In rund drei Vierteln der Bilder sind Einzelbäume (*single tree*: 75%), Wald (*forest*: 73%) und Häuser (*house*: 70%) abgebildet. In mehr als der Hälfte der Bilder sind Fließgewässer (*stream*: 63%), blauer Himmel (*blue sky*: 58%), Wolken (*clouds*: 54%), See (*lake*: 54%) und Wiese (*meadow*: 51%) im Bild vorhanden resp. als solche erkannt worden. Es folgen die Elemente Strasse (*road*: 43%), Wasserfall (*waterfall*: 39%), Schnee (*snow*: 34%), Kirche (*church*: 26%), Person (*person*: 24%) sowie Auto (*car*: 21%), Zug (*train*: 20%) und Boot (*boat*: 19%). Noch etwas geringere Präsenzanteile weisen die Klassen (Strom-)Mast (*pylon*: 12%), Seilbahn (*cable car*: 12%), Blumen (*flowers*: 11%), Schatten (*shadow*: 10%) und Vieh (*cattle*: 10%) auf.

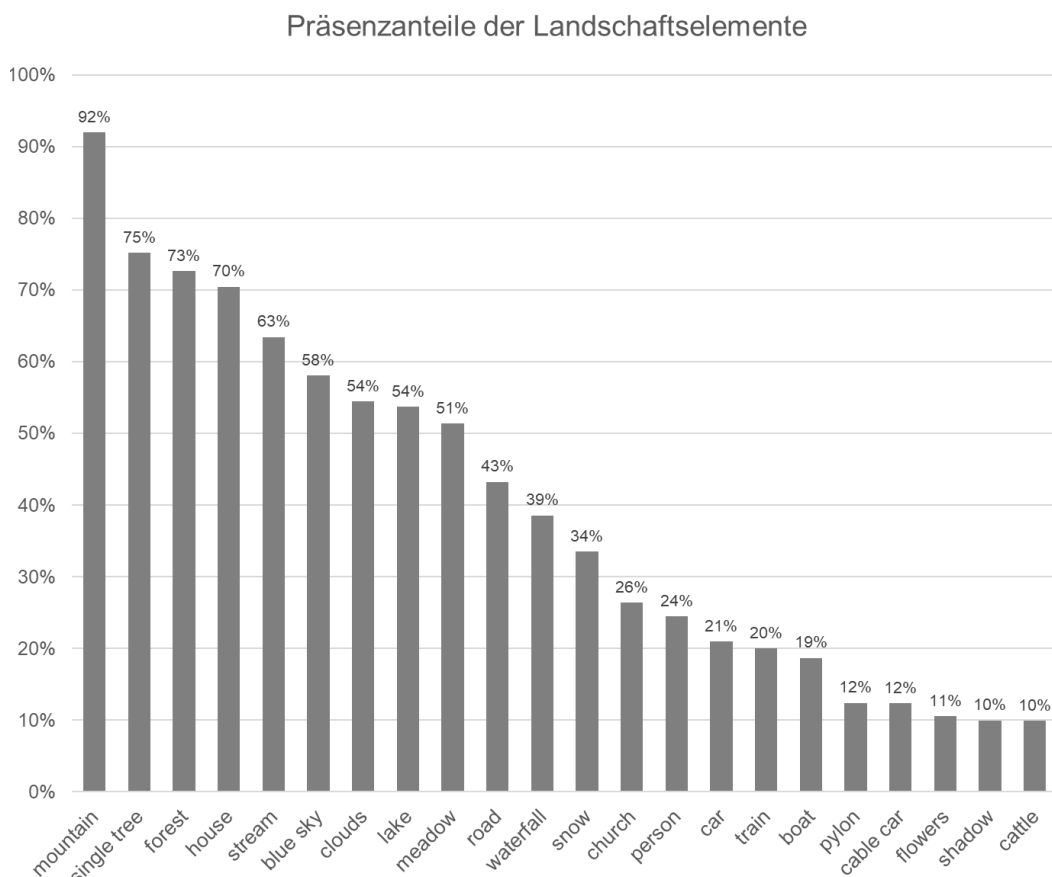


Abb. 21 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse (eig. Darstellung)

Bildinhalte: Landschaftselemente nach Themen

Unter Berücksichtigung der thematischen Einordnung der jeweiligen Klassen (vgl. Kapitel 3.3.2) zeigt sich, dass Elemente der Gruppe 2 (Schöne/typische Landschaft & Natur) mit vergleichsweise hohen Anteilen die Gesamtheit der Bilder wesentlich prägen (siehe Abbildung 22). Elemente der Gruppe 1 (Tradition & lokal-identifikatorische Nutzung) sind unterschiedlich präsent. Verschieden oft werden auch die Elemente der Gruppe 3 (Wetter & Klima) dargestellt, wobei blauer Himmel und Wolken jeweils in mehr als jedem zweiten Bild abgebildet sind. Weniger oft zeigen sich in den Bildern Elemente der übrigen, verkehrs- und siedlungsbezogenen Element-Gruppen (Gruppe 4: Verkehrstypische POI, Gruppe 5: Siedlungs- und Verkehrsnutzung). Die höchsten Anteile innerhalb dieser beiden Gruppen erreicht die Strasse mit 43% Präsenzanteilen.

Präsenzanteile der Landschaftselemente nach Themen

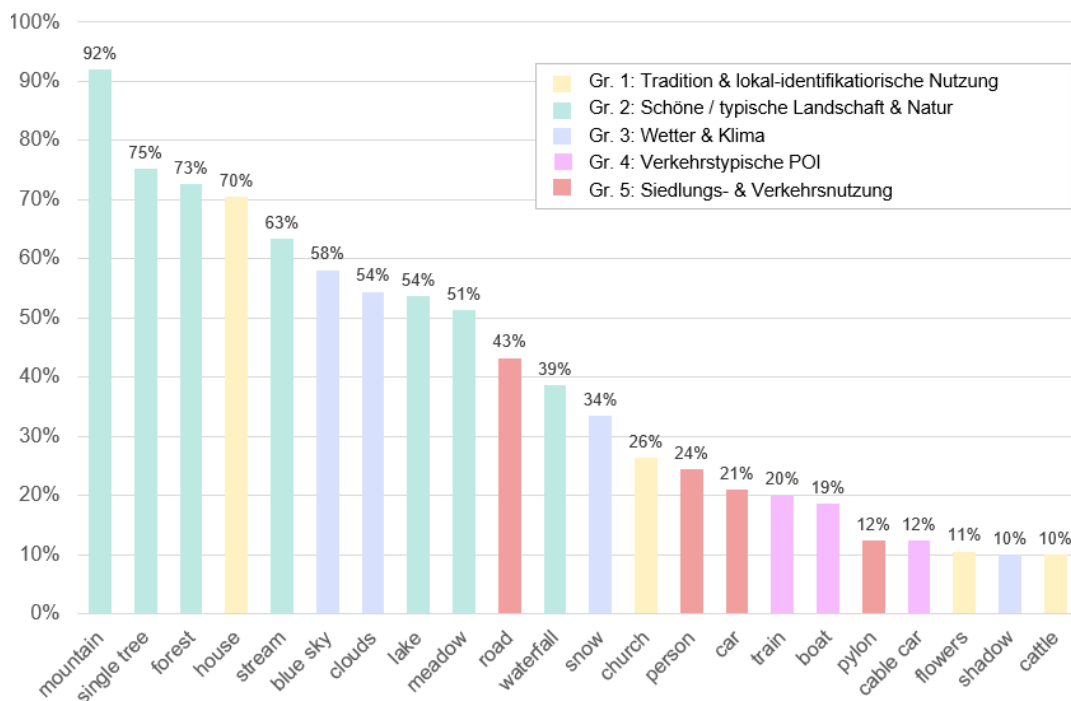


Abb. 22 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt nach thematischer Gruppe (eig. Darstellung)

Bildinhalte: Landschaftselemente nach Profil

Hinsichtlich der Präsenzanteile der Elemente zeigen sich Unterschiede bezüglich der visuellen Motivverteilung (Haus, Berg/Hügel, Wald, etc.) zwischen den fünf Profilen. Statistische Tests bestätigen, dass die Verteilung der Präsenzanteile der Klassen nicht unabhängig

von den Profilen sind (vgl. Anhang 7). Abbildung 23 zeigt die Unterschiede der relativen Präsenzanteile der Elemente detaillierter entlang der Klassen für alle fünf Profile auf. Es sind unterschiedliche Element-Anteile (insgesamt und im spezifischen) sowie verschieden ausgeprägte Spitzen zu erkennen. Das Profil *wonderful_swiss* weist die geringste Elementdichte pro Bild auf. Das Profil *swissxplorers_* zeigt relative Spitzewerte in den Elementen Haus (*house*) und Wiese (*meadow*), *swissedmund* hinsichtlich der Verkehrselemente Zug (*train*) und Seilbahn (*cable car*). Das Profil *swissaround* erreicht bei den Elementen See (*lake*) und Wolken (*clouds*) relative Spitzewerte. *Landscapes_sisiswiss* weist ausgeglichene Werte im relativen Vergleich entlang der Profile auf, während *wonderful_swiss* die Elemente Wald (*Forest*), Fließgewässer (*stream*), Himmel (*blue sky*), Wolken (*clouds*), See (*lake*), Wiese (*meadow*) und Wasserfall (*waterfall*) im relativen Vergleich unterdurchschnittlich oft darstellt.

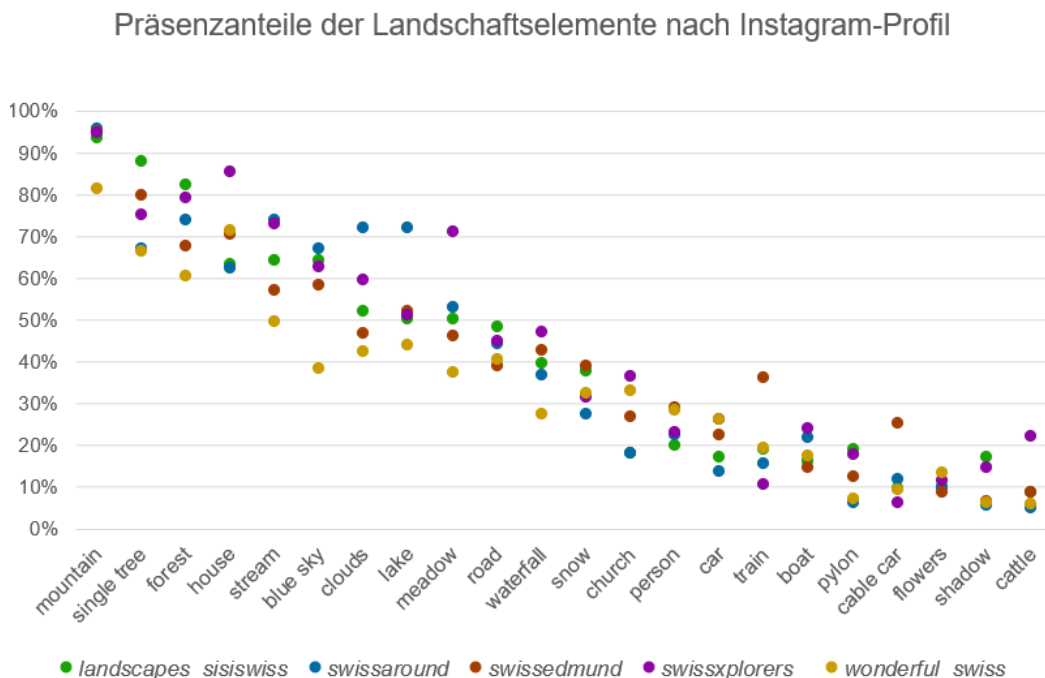


Abb. 23 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – nach Profil (eig. Darstellung)

Bildinhalte: Landschaftselemente nach Likes-Cluster

Die Auswertungen der Ergebnisse nach Likes-Cluster gemäss Like-Index (Cluster 1: 'Top 100'-Bilder, Cluster 2: 'Reference (mid)-100' Bilder, Cluster 3: 'Poor 100'-Bilder) zeigen, inwiefern ein Zusammenhang zwischen den dargestellten Elementen und der Beliebtheit eines bildbasierten Beitrages (abgeleitet vom Likes-Index) besteht. Abbildung 24 zeigt die jeweiligen kumulierten Frequenzen der Landschaftselemente für die drei Likes-Cluster resp.

die aggregierten Frequenzen ihrer jeweils 100 zugehörigen Bilder. Die Werte des 'Top 100'-Clusters liegen für einige Elemente deutlich über demjenigen der beiden weiteren Cluster ('Reference (mid) 100' und 'Poor 100'), während letztere relativ ähnliche Frequenzen aufweisen. Insgesamt ist die Summe an Landschaftselementen in den 'Top 100' mit 954 identifizierten Elementen am höchsten, gefolgt von der 'Reference (mid) 100' mit 760 und 'Poor 100' mit 736 Elementen. In besser bewerteten Bildern sind somit tendenziell mehr Landschaftselemente abgebildet. Ein Chi²-Test bestätigt (vgl. Anhang 8), dass die Verteilung der Bildinhalte resp. die damit verbundenen Elementfrequenzen nicht unabhängig von den drei Clustern ('Top 100', 'Reference 100' und 'Poor 100') sind. Dabei weisen die besonders beliebten Bilder erhöhte Frequenzen der naturbezogenen Elemente wie Berg/Hügel (*mountain*), Einzelbaum (*single tree*), Wald (*forest*), Fließgewässer (*stream*), blauer Himmel (*blue sky*), Wolken (*clouds*), See (*lake*), Wiese (*meadow*) und Wasserfall (*waterfall*) auf. Der 'Top-100'-Cluster hebt sich je nach Element klar von den beiden anderen Clustern ab. Bei Letzteren fallen die Frequenzunterschiede insgesamt geringer aus. Vergleichbare Werte zwischen allen Clustern zeigen sich in den Frequenzen der Klassen Haus (*house*), Kirche (*church*), Vieh (*cattle*), Schatten (*shadow*), Boot (*boat*), Seilbahn (*cable car*), Auto (*car*) und (Strom-)Mast (*pylon*). Bezüglich des Elements Schnee (*snow*) zeigt sich eine deutliche Überrepräsentation im Cluster der unbeliebtesten Bilder. Dieser Ausschlag könnte ausgehend von den Bilddaten auf eine negative Bewertung von Bildern minderer Bildqualität bei (nächtlichem) Schneegestöber zurückzuführen sein.

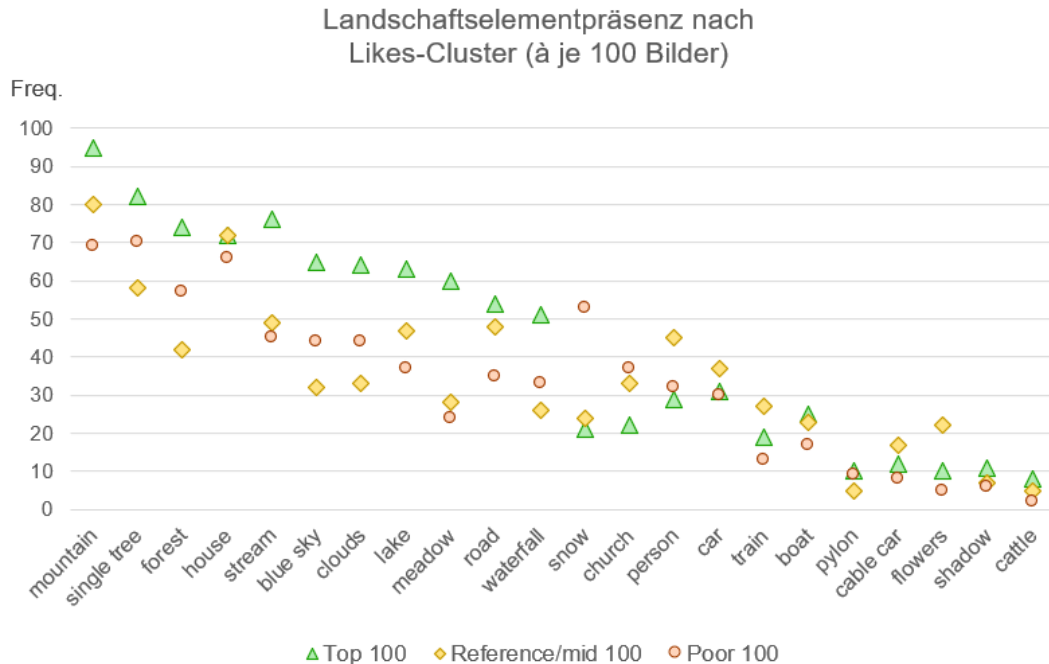


Abb. 24 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Frequenz der jeweiligen Landschaftselementklasse – nach Likes-Cluster (eig. Darstellung)

4.2.3 Stereotypenbezogene Auswertung der Landschaftselemente

Gemäss der Zuordnung der Klassen in stereotype, eher stereotype und nicht stereotype Elemente sowie Elemente multipler Assoziationen (vgl. Kapitel 3.3.2) lassen sich ausgehend von den Ergebnissen ihre entsprechenden Anteile beziffern. Die Präsenzanteile der Landschaftselemente ergeben sich aus der entsprechenden Gruppierung, nach welcher die Elemente in Abbildung 25 eingefärbt sind. Generell lässt sich erkennen, dass stereotype Elemente im Grossteil der Bilder bezüglich der Präsenzanteile dominant sind. Insgesamt umfassen stereotype Elemente einen Grossteil (kumuliert 58%) der erfassten Einträge. Vergleichsweise wenig präsent sind eher stereotype (abgeleitete) Elemente, die 16% kumulierte Anteile aufweisen. Die Elemente mit multiplen Assoziationsweisen weisen zusammen 14% kumulierte Anteile auf, während nicht stereotype Elemente – ähnlich wie die eher stereotypen Elemente tendenziell weniger oft in den Bildern präsent sind und gesamt- haft über einen kumulierten Anteil von 12% verfügen.

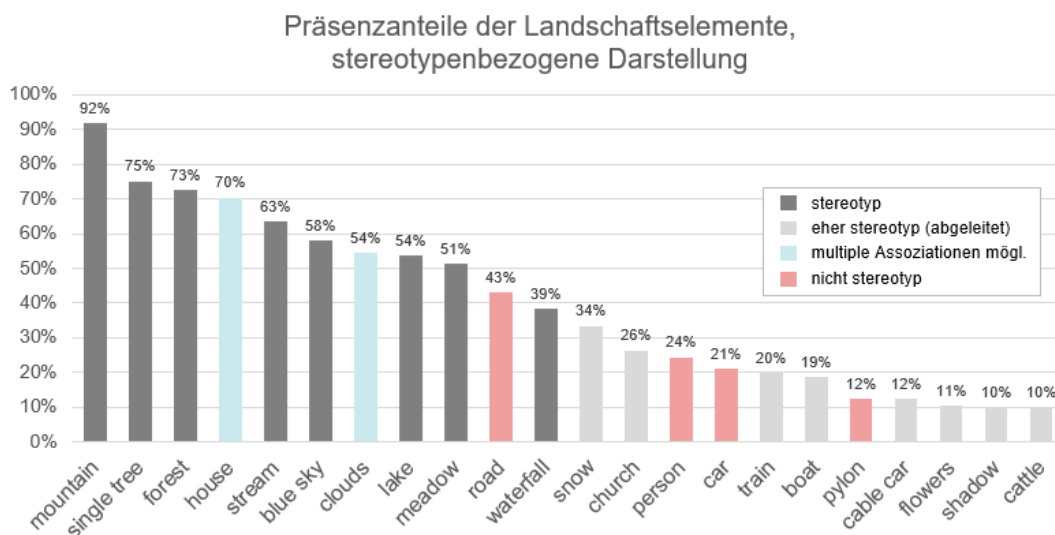


Abb. 25 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt nach (eher/nicht) stereotypen und übrigen Elementen (eig. Darstellung)

Bildinhalte: Stereotype Landschaftselemente nach Profil

Ein Chi²-Test zeigt, dass hinsichtlich der fünf Instagram-Profile keine signifikanten Unterschiede in Bezug auf die Frequenzen der Darstellung stereotyper, eher stereotyper, nicht stereotyper und Elemente multipler Assoziationen bestehen (vgl. Anhang 9). Die kumulierten Anteile [%] für jedes Profil kann – stereotypenbezogen aggregiert – der Abbildung 26 entnommen werden.

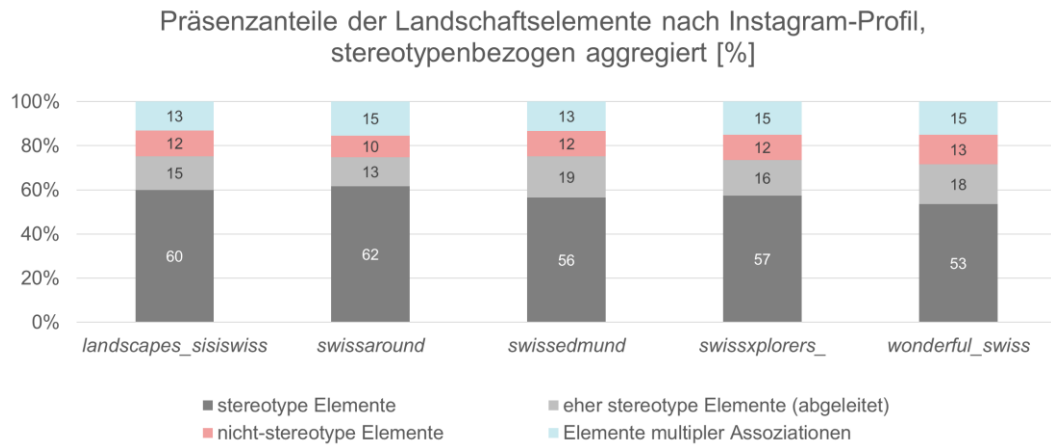


Abb. 26 Auswertung der bildbasierten Beiträge (n=1292) auf Instagram nach Präsenzanteilen der jeweiligen Landschaftselementklasse – eingefärbt und stereotypenbezogen aggregiert (eig. Darstellung)

Bildinhalte: Stereotype Landschaftselemente nach Likes-Cluster

Die Ergebnisse eines Chi²-Tests zeigen, dass in Bezug auf die Verteilung der Frequenzen stereotyper, eher stereotyper, nicht stereotyper und Elemente multipler Assoziation nicht unabhängig von den 3 Likes-Cluster sind (vgl. Anhang 10). In Abbildung 27 werden stereotypenbasiert aggregiert die Elementfrequenzen pro Cluster aufzeigt. Dabei verdeutlicht sich, dass Bilder der 'Top 100' verglichen mit den zwei übrigen Clustern die grösste Anzahl an stereotypen Elementen aufweisen (588 vs. 395 und 416), während die Frequenzen bezüglich der Elemente in den übrigen stereotypenbasierten Gruppen vergleichbar sind.

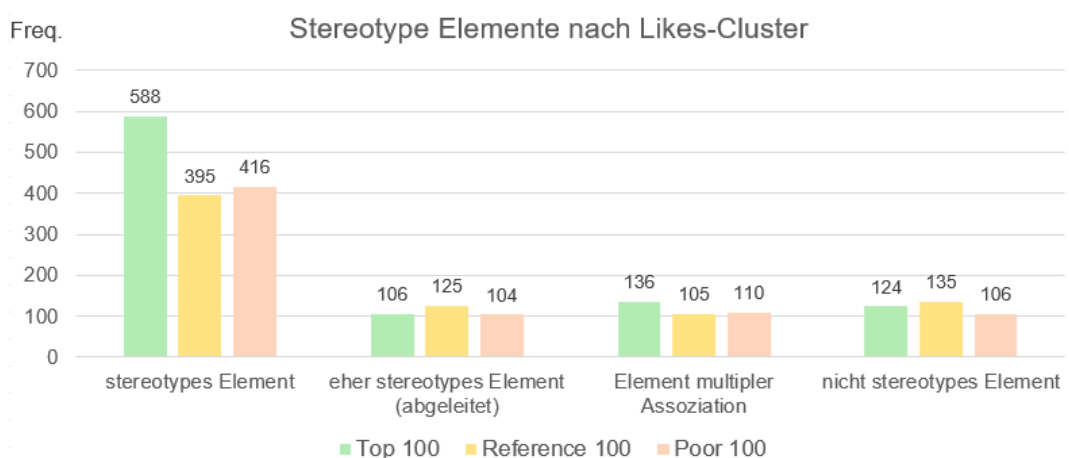


Abb. 27 Vergleich der 3 Likes-Cluster à 100 Bilder (n_{tot}=300) nach Elementfrequenz, stereotypenbezogen aggregiert (eig. Darstellung)

4.2.4 Validierung

Die Validierung des Bildcodierungsmodells erfolgt anhand eines manuell codierten Subsets mit 300 Bildern (je 60 zufällig ausgewählte Bilder pro Profil). Eine Auswertung der Codierungsergebnisse auf Modellebene, die damit einhergehende Thresholdwahl sowie die modellbasierten und klassenspezifischen Werte der Validationsmetriken werden nachfolgend ausgeführt.

Threshold-Definition

Die Bildcodierung kann grundsätzlich mit verschiedenen Thresholds ausgeführt werden, wobei das Modell je nach Threshold Unterschiede in seinen Ergebnissen aufweist. Die Wahl des optimalen Thresholds für zuverlässige Ergebnisse erfolgt anhand der vier Validierungsmetriken – *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 score*. Abbildung 28 zeigt die unterschiedlichen erreichten Modellwerte in Abhängigkeit des jeweiligen definierten Thresholds. Abhängig vom Codierungsziel können unterschiedliche Interpretationen zur optimalen Definition vorliegen. In vorliegender Arbeit wurde eine Balance zwischen den Metriken angestrebt, um möglichst ausgeglichene Ergebnisse in Bezug auf allfällige Fehlklassierungen zu erzielen – insbesondere bezüglich der Werte für *Precision* (*Precision* high = *False Positive* low) und *Recall* (*Recall* high = *False Negative* low), welche in einem Trade-Off-Verhältnis zueinanderstehen. Basierend auf den Validationsergebnissen wurde ein für die vorliegende Arbeit resp. den zugehörigen Anwendungsfall optimaler Threshold von 1.2 definiert, womit die Codierung in Bezug auf die sogenannten *False Positives* und *False Negatives* eine vergleichbare Zuverlässigkeit aufweist.

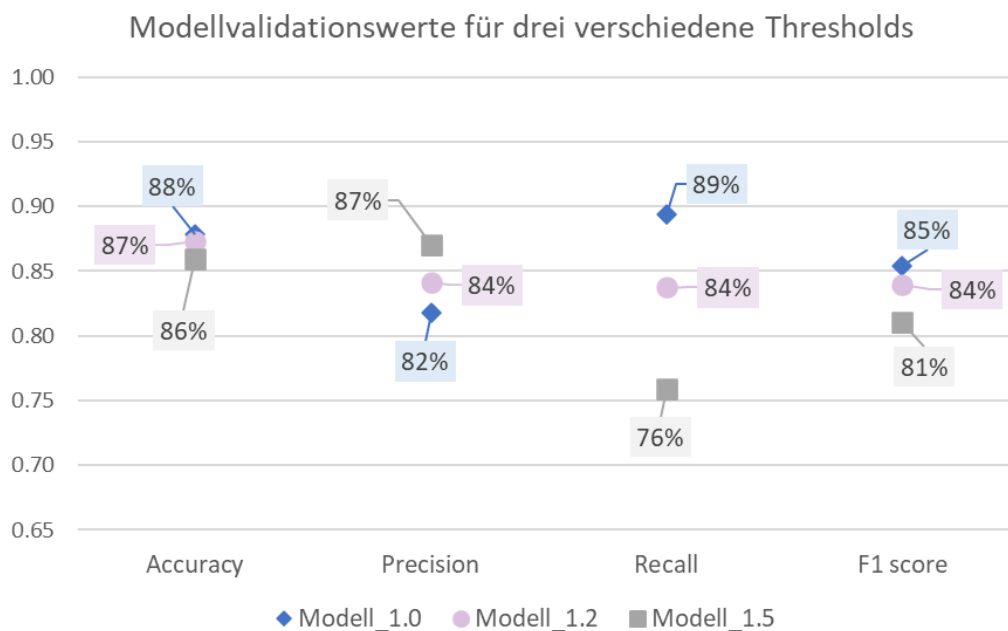


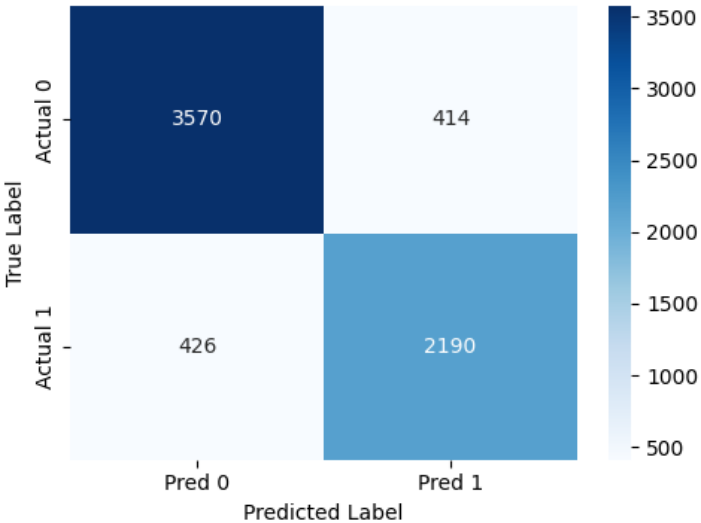
Abb. 28 Modellwerte in Abhängigkeit der Thresholds 1.0, 1.2 & 1.5 basierend auf den Validationsergebnissen mit der Auswertung von 300 Bildern (eig. Darstellung)

Modellbewertung

Bei einer Grundgesamtheit von 1292 Bildern sind mindestens 297 validierte Stichproben erforderlich, um mit einem Konfidenzintervall von 95% eine Fehlermarge von $\pm 5\%$ nicht zu überschreiten. Entsprechend wurde das Validationssample auf 300 Bilder angesetzt, womit die Klassierungsergebnisse und das Modell anhand der Metriken *Accuracy*, *Precision*, *Recall* & *F1 score* ausgewertet werden können.

Die unter Anwendung des definierten Thresholds von 1.2 erreichten Modellwerte entlang der vier ausgewerteten Validationsmetriken sowie die zugehörige globale Confusion Matrix sind in Tabelle 11 ersichtlich. Aus der Confusion Matrix gehen 5760 korrekte (3570 *True Negatives* & 2190 *True Positives*) und 840 Fehlklassierungen (426 *False Negatives* & 414 *False Positives*) hervor. Gesamthaft wird damit ein *Accuracy*-Wert von 0.873 erreicht. Der *Precision*-Wert liegt bei 0.841, der *Recall*-Wert bei 0.837 und der *F score* bei 0.839.

Tab. 11 Globale Confusion Matrix und Modellbewertung entlang der vier Validationsmetriken (*Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 score*) (eig. Darstellung)

Validationsmetrik	Globale Confusion Matrix	
Accuracy 0.873		
Precision 0.841		
Recall 0.837		
F1 score 0.839		

Auf Ebene der einzelnen Klassen können Unterschiede hinsichtlich der Validität der Ergebnisse festgestellt werden. Tabelle 12 zeigt entlang der verschiedenen Landschaftselementklassen auf, welche Werte für die einzelnen Validationsmetriken erreicht werden resp. als wie zuverlässig die entsprechenden Resultate hinsichtlich dieser Metriken zu bewerten sind.

Tab. 12 Klassenspezifische Modellbewertung entlang der vier Validationsmetriken (*Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 score*) – unterteilt in Top-Klassen, mittlere Klassen & problematische Klassen, basierend auf den durchschnittlichen Ergebnissen entlang der Metriken (eig. Darstellung)

	Klasse	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
Top-Klassen (F1 > 0.85)	<i>mountain</i>	0.97	0.98	0.99	0.99
	<i>house</i>	0.97	0.96	1.00	0.98
	<i>single tree</i>	0.91	1.00	0.90	0.94
	<i>person</i>	0.98	0.90	0.98	0.94
	<i>cattle</i>	0.98	0.94	0.92	0.93
	<i>road</i>	0.91	0.94	0.86	0.90
	<i>meadow</i>	0.88	0.99	0.82	0.90
	<i>forest</i>	0.83	0.97	0.82	0.89
Mittlere Klassen (0.70 ≤ F1 ≤ 0.85)	<i>clouds</i>	0.80	0.96	0.75	0.84
	<i>car</i>	0.93	0.79	0.84	0.82
	<i>blue sky</i>	0.76	0.87	0.75	0.81
	<i>snow</i>	0.84	0.96	0.68	0.80
	<i>train</i>	0.91	0.63	0.98	0.77
	<i>stream</i>	0.76	0.64	0.94	0.76
	<i>flowers</i>	0.92	0.88	0.60	0.72
	<i>pylon</i>	0.92	0.81	0.64	0.71
Problematische Klassen (F1 < 0.70)	<i>boat</i>	0.91	0.57	0.88	0.69
	<i>lake</i>	0.75	0.53	0.99	0.69
	<i>waterfall</i>	0.82	0.51	0.96	0.67
	<i>church</i>	0.84	0.46	0.88	0.60
	<i>shadow</i>	0.74	1.00	0.28	0.43
	<i>cable car</i>	0.87	0.09	1.00	0.17

Bezüglich der Validationsergebnisse lassen sich die Klassen vereinfachend in drei Gruppen unterteilen (siehe Tab. 12): Top-Klassen (F1 > 0.85) (Berg/Hügel, Haus, Person, Vieh, Einzelner Baum, Strasse, Wiese, Wald), die zuverlässige Klassierungen entlang der Metriken liefern, mittlere Klassen (0.70 ≤ F1 ≤ 0.85) (Auto, Wolken, Zug, Schnee, blauer Himmel, Blumen, Fliessgewässer, (Strom-)Mast), bei welchen Verbesserungspotential besteht und welche teilweise unzureichende resp. unausgeglichene Werte in Bezug auf bestimmte Metriken aufweisen sowie problematische Klassen (F1 < 0.70) (Boot, See, Wasserfall, Kirche, Schatten, Seilbahn), deren Ergebnisse unzureichend resp. unzuverlässig sind. Bei Letzteren zeigen sich die grössten Diskrepanzen zwischen den *Precision*- und *Recall*-Werten, wodurch entsprechend tiefe *F1 scores* resultieren. Bei den meisten problematischen Klassen reagiert das Modell zu sensitiv (hoher *Recall*- bei tiefem *Precision*-Wert), wonach zu viele Elemente fälschlicherweise erkannt werden. Umgekehrt verhält es sich beim Element Schatten, welches kaum je identifiziert wird (hoher *Precision*- bei tiefem *Recall*-Wert).

4.3 Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Metadaten- und Bildinhaltsanalyse im übergeordneten Kontext diskutiert sowie bezüglich des methodischen Vorgehens und entsprechender Auswirkungen auf die Ergebnisse hinsichtlich spezifischer Aspekte eingeordnet.

4.3.1 Ergebnisse der Metadatenanalyse im Kontext

Die Ergebnisse der Metadatenanalyse bestätigen im ersten Teil der räumlichen Analyse (vgl. Kapitel 4.1) die räumliche Konzentration der auf Instagram dargestellten landschaftstouristischen SIP auf spezifische Regionen (z.B. jene des Berner Oberlands oder des Alpsteingebiets), welche in Teilen den in Medien und Literatur beschriebenen Instagram-Hotspots (vgl. Kapitel 1.1 & 2.2.1) entsprechen resp. deren aktive Reproduktion auf Instagram nachweislich aufzeigt. Gleichzeitig werden die oft geteilten Locations auf Instagram nicht gleichmässig reproduziert – weder räumlich noch zeitlich (vgl. Kapitel 4.1.1 & 4.1.2). Im Sinne einer Exponentialverteilung besteht eine starke Tendenz hin zu Locations, die besonders oft dargestellt werden (z.B. Lauterbrunnen mit >10% Anteilen oder Appenzell mit >5% Anteilen aller extrahierten Locations-Einträge) (vgl. Kapitel 4.1.1), wodurch die SIP in ihrer akzentuierten Repräsentation verstärkte Präsenz erlangen, was deren Hotspot-Charakter zusätzlich unterstreicht. In den SIP finden und bestätigen sich einerseits die zu erwartenden, medial spezifizierten Instagram-Hotspots, welche im Zusammenhang mit den damit einhergehenden negativen Auswirkungen diskutiert werden (z.B. Iseltwald, Seealpsee, Oeschinensee) (Sprick et al. 2023: o.S.), andererseits finden sich unter den SIP auch Locations, die als etablierte Tourismusregionen gelten (z.B. Vierwaldstättersee, Berner Oberland) und weniger im (Hotspot-)Diskurs stehen (vgl. Kapitel 2.2.3). Es liegt daher nahe, dass nicht jede häufig geteilte Instagram-Location automatisch zu einem Instagram-Hotspot wird oder als solcher wahrgenommen wird. Zwar greift auch die nationale Tourismusorganisation Schweiz Tourismus (2025) einige dieser Hotspots und SIP-Regionen (Berner Alpen, Zentralschweiz, Alpstein) in ihrer Vermarktung auf, insgesamt verfolgt sie jedoch eine etwas vielseitigere und räumlich breiter angelegte Darstellung verschiedener (Tourismus-)Regionen der Schweiz. Die Reproduktion von Tourismuslandschaften auf Instagram erscheint demgegenüber deutlich spezifischer und selektiver, was sich in stark ausgeprägten räumlichen Akzentuierungen widerspiegelt.

Im zweiten Teil der Metadatenanalyse zeigen die Ergebnisse der zeitlichen Analyse, dass sich die Reproduktion von Locations je nach Profil unterscheidet und zeitlich in

unterschiedlich akzentuierten Spitzen erfolgt (vgl. Kapitel 4.1.2). Dass sich auf der Plattform Instagram profilabhängig unterschiedliches Postingverhalten (unregelmässige Reproduktionsmuster ebenso wie ausgeglichene Profilaktivität) findet, beobachten auch Kerren et al. (2021: 366). Nebst den über die Zeit fluktuierenden Beitragsmengen zeigen die Ergebnisse eine starke Konzentration der effektiven Beitragszahlen auf lediglich zwei Profile (*wonderful_swiss* und *swissedmund*), auf welche kumulierten Anteile von 77% fallen. Dieses Ungleichgewicht in der Beitragsverteilung geht einher mit dem beobachteten Beitragsverhalten auf weiteren Social Media Plattformen. So zeigen Purves et al. (2011), dass u.a. auch auf Flickr wenige Nutzende den Grossteil der Inhalte beisteuern, was zu einer stark akzentuierten Verteilung der Beitragsproduktion führt. Die unter Berücksichtigung ungleicher Beitragsvolumen aufgezeigten Reproduktionsmuster der SIP über die Zeit deuten mit ihren Verteilungen und Spitzen auch auf saisonale Tourismusdestinationen resp. entsprechende *place*-relevante Charakteristiken unter den SIP hin. Folglich könnten gewisse SIP auch als Orte der Bedeutung während einer gewissen Zeit (resp. Saison) interpretiert werden, wobei die zugehörige Location in dynamischer Weise als zeitlich limitierter Ort der Bedeutung resp. temporärer oder wiederkehrender *place* (vgl. Kapitel 2.3.4) verstanden werden kann. Nebst saisonal bedingten Spitzen bleibt offen, inwiefern weitere Faktoren wie z.B. ortsspezifische Events oder Ereignisse sowie individuelle Präferenzen oder Erfahrungswerte seitens des «Posters» das akzentuierte Postingverhalten beeinflussen. Der beobachtete Rückgang im Postvolumen resp. die erhöhten Werte in den Jahren 2022 und 2023 im Vergleich zum Jahr 2024 könnte verschiedene Ursachen haben. Mögliche Erklärungen wären beispielsweise ein Rückgang aufgrund eines generellen Relevanzverlusts der Plattform Instagram (vgl. dynamische Charakteristiken von Social Media gemäss Komossa et al. 2023: 10), eine bewusste Reduktion der Post-Frequenzen aufgrund entsprechender Post-Erfahrungswerte oder ein selektiver Rückgang der Profil-Aktivität (z.B. infolge weiterer Profile oder individueller Entscheidungen). Denkbar ist auch, dass die Covid-19-Pandemie, während der es zu umfangreichen Reiseeinschränkungen kam, noch Auswirkungen in den Jahren 2022-2023 zeigte und eine verstärkt digitale Landschaftsreproduktion begünstigte, bevor die physische Reproduktion wieder an Bedeutung gewann.

Im dritten Teil der Metadatenanalyse zeigt die Popularitätsanalyse auf, dass unter den beliebtesten Beiträgen jene Locations, die besonders oft auf den fünf Instagram-Profilen geteilt werden (SIP), auch öfter vertreten sind (vgl. Kapitel 4.1.3). Dies bestätigt die zu erwartende Tendenz, dass bestimmte Orte besonders beliebt sind, häufiger geteilt und diskutiert werden und mit den zugehörigen Beiträgen verstärkt Interaktionen und (u.a. auch mediale) Reaktionen ausgelöst werden (vgl. Kapitel 1.1 & 2.2.1). Während sich auf Seiten der «Poster» ein unregelmässiges resp. räumlich und zeitlich teilweise akzentuiertes Teilen zeigt, wird auf Seiten der konsumierenden Nutzenden ein entsprechend akzentuiertes Liken und Kommentieren praktiziert. Dabei stellt sich die Frage, inwiefern differenziertes Teilen durch ungleiche (bewusste oder zufällige) mediale Präsenz resp. die algorithmenbasierte Funktionsweise von Social Media dabei eine Rolle spielt (vgl. Kapitel 2.3). Werden entsprechende Beiträge beispielsweise selektiv in Zeitungsartikeln eingebettet (vgl. Sprick et al. 2023: o. S.), so sind sie unterschiedlichen Reichweiten und Nutzergruppen

ausgesetzt. Es ist vorstellbar, dass sich dies auf die Wahrnehmung und Interaktion mit den Beiträgen auswirken und diese gezielt beeinflussen kann, wobei solche Dynamiken als potenzieller Faktor sowohl Ursache wie auch Resultat verstärkter Akzentuierung sein könnten. Im Falle der SIP ist es denkbar, dass sich bestehende Hotspots in ihren Akzentuierungen auch bezüglich der Likes und Kommentare zusätzlich verstärken. Unter den SIP werden insb. die Top 7 stark gelikt, dahinter finden sich viele SIP mit tieferen Interaktionsraten. Angesichts der übergreifenden Beitragsthematik («Landschaft & Natur») und profilbezogenen Analyse könnten Aspekte wie bestimmte visuelle Merkmale resp. Motive sowie deren narrative Struktur (z. B. besonders eindrückliche, typische Bergkulissen oder einprägsame Sujets) Erklärungen für weitere Unterschiede bezüglich der Likes innerhalb der SIP liefern.

4.3.2 Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse im Kontext

Unter den analysierten bildbasierten Beiträgen auf Instagram werden nur wenige einzelne Bilder geteilt, jedoch zumeist Bildserien, Videos oder Videoserien in sogenannten Storys (vgl. Kapitel 4.2.1). Dies verdeutlicht, wie sich die Plattform Instagram durch neue Funktionen von einer initial fürs Teilen und Kommentieren von Bildern entwickelte Plattform (Marquardt, M. & Kaspers 2020: 317) bis heute zu einer zunehmend videogestützten Plattform weiterentwickelte. Das Zusammenspiel aus visuellen und akustischen Reizen in Videos macht diese Inhalte besonders verständlich, emotional berührend und attraktiv (Rodeck 2020: 347). Damit verankern sich Videos auch einfacher im Langzeitgedächtnis: Nach drei Tagen erinnert sich eine Person an 95% eines Videos, 65% eines Bildes und 10% eines Textes (Rodeck 2020: 347). Dies sind mögliche Gründe, weshalb sich videobasierte Inhalte zunehmend auch in Profilen der Themen Landschaft und Natur durchsetzen. Offen bleibt, inwiefern die erfassten Beitragsform-Anteile der plattformübergreifenden Nutzung entsprechen und wie die jeweilige Form des Beitrags bestimmt und audio-visuell umgesetzt wird.

Die Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse zeigen, dass Berge und Wälder (resp. einzelne Bäume) in der Mehrheit der untersuchten Beiträge zu finden sind. Auch Gewässer (Seen, Flüsse, Wasserfälle) werden oft abgebildet (vgl. Kapitel 4.2.2), was der Präferenz für Bilder mit Gewässeranteilen entspricht (vgl. Kapitel 2.2.2). Verglichen mit den Präsenzanteilen von Bergen und Wäldern (resp. einzelner Bäume) weisen die Gewässer leicht reduzierte Präsenzwerte auf. Ein möglicher Grund könnte in der differenzierteren Aufschlüsselung innerhalb der definierten Wasserkörper liegen – eine Differenzierung, die z.B. bei der Bergkategorie (welche auch Hügel umfassen kann) gemäss Kategoriendefinition nicht vorliegt. Die oft dargestellten Elemente können als thematisch naheliegende Elemente ausgelegt werden, die dem Filter nach Beiträgen zu Landschaft und Natur in seinem impliziten Verständnis entsprechen. Es wäre folgerichtig, dass Bilder innerhalb des thematischen Filters «Landschaft und Natur» auch primär inhaltlich naheliegende (z.B. besonders naturnahe) Elemente abbilden. Nebst besonders naturnahen Elementen sind jedoch auch Häuser oft in den analysierten Bildern vertreten. Ob diesbezüglich eine Präferenz für einzelne Häuser, bestimmte Arten von Häusern oder gesamte Dörfer besteht, bleibt zunächst offen. Es zeigt sich jedoch, dass weitere Infrastruktur sowie verkehrsbezogene Elemente generell weniger

oft dargestellt werden, auch wenn diese (ähnlich wie naturnahe Landschaften) teilweise als lokale, typische landschaftstouristische Attraktionen gelten (Schweiz Tourismus 2025).

Die Bildinhaltsanalyse zeigt, dass unter den oft dargestellten Landschaftselementen insbesondere jene Elemente zu finden sind, die als stereotype Landschaftselemente gelten. Elemente der thematischen Gruppe schöner und typischer Landschaften zeigen sich in den untersuchten Bildern dominant (vgl. Kapitel 4.2.2). Unabhängig davon widerspiegeln sich die Vorstellungen eindrucklicher See- und Berglandschaften, welche die Schweizer Tourismuslandschaften wesentlich charakterisieren und als typisch schweizerisch angesehen werden (vgl. Kapitel 2.2.3), in den hohen Präsenzwerten der Elemente Berge, Wälder (Bäume) und Gewässer. Insgesamt entsprechen damit die Ergebnisse der untersuchten Bilder von Schweizer Landschaften den Instagram-spezifischen Charakteristiken idealisierter, romanisierter und stereotypengeprägten Bilder mit Betonung des *Schönen* (und *Erhabenen*) und des Weglassens weniger schön konnotierter resp. als störend bezeichneter Landschaftselemente (des *Hässlichen*) (vgl. Kapitel 3.3.2 & 4.2.3). Entsprechende Präferenzen bestätigen sich auch in der Auswertung nach Likes-Clustern: Bilder mit erhöhten Anteilen stereotyper Landschaftselemente erhalten besonders viele Likes. Dies deutet auf mögliche positive Assoziationen hin, welche Instagram-Nutzende mit diesen Elementen verbinden – bzw. darauf, dass diese Elemente entsprechend positive Reaktionen hervorrufen, wodurch sich eine Präferenz für stereotype Elemente indirekt bestätigt. Insgesamt entspricht die festgehaltene Darstellungsweise somit der typischen Reproduktionsform der Bild- und Landschaftsästhetik im Kontext landschaftstouristischer Konstruktionen (vgl. Kapitel 2.3.3) und geht mit den Ergebnissen vergleichbarer Studien (vgl. Kapitel 2.3.2) im Kontext bildbasierter landschaftstouristischer Beiträge auf Social Media einher.

Beobachtungen im Zuge der Datenerfassung zeigen, dass sich bezüglich der oft geposteten Locations die primären Sujets, Perspektiven sowie in regelmässigen Abständen auch die einzelnen Bilder wiederholen und gleichzeitig Bilder derselben «Content Creators» auf verschiedenen Profilen erscheinen. Letzteres weist auf bestehendes selektives Content-Sharing in der entsprechenden Community hin, welches sich durch entsprechende profilübergreifende Beitrags-«Credits» bestätigt. Dies könnte ein weiterer Faktor für vergleichbare Anteile an Landschaftselementen sein, wobei sich anhand der Ergebnisse auch profilbezogene thematische Präferenzen zeigen (vgl. Kapitel 4.2.2), die sowohl spezifische Positionierungen innerhalb der Community wie auch persönliche Präferenzen abbilden könnten.

Unter dem methodischen Aspekt zeigen die Validationsergebnisse, dass das verwendete Zero-Shot-Objekterkennungsmodell für die in der vorliegenden Arbeit verwendeten Klassen vergleichbare Werte wie bestehende CNN-basierte Bildcodierungen erreicht (vgl. Wang et al. 2016, Pan & Zhao 2018). Auf Klassenebene zeigen sich unter dem definierten Threshold jedoch bezüglich der Codierung vereinzelt unzuverlässige Zuweisungen resp. problematische Klassen (vgl. Kapitel 4.2.4), deren Performance mit trainierten Daten – wie es CNN-basierte Ansätze erlauben – besser ausfallen könnte. Die klassenspezifischen Validationsergebnisse weisen darauf hin, dass generische, etablierte oder übergeordnete landschaftsbezogene Klassen generell zuverlässiger erkannt werden als spezifische resp. detaillierte

Klassen (vgl. Kapitel 4.2.4). So könnten bei einer Aggregierung aller Wasserkörper womöglich bessere Modellwerte erzielt werden – ungeachtet der Zweckmässigkeit resp. der damit einhergehenden Limitationen bezüglich detaillierter Analysemöglichkeiten. Die Definition der Klassen und allfällige Aggregierungen spielen folglich insbesondere bei Zero-Shot-Objekterkennungsmodellen ohne Trainingsdaten eine wichtige Rolle in Bezug auf die zu erwartende Zuverlässigkeit. Da es sich um vergleichsweise neue Modelle handelt, gibt es kaum Referenzliteratur zu Studien unter Anwendung der Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle im vergleichbaren Kontext (vgl. Kapitel 3.3.3). Sollten die Modelle breitere Anwendung finden, so werden die vorliegenden Ergebnisse auch vermehrt im Kontext weiterer Studien diskutiert werden können.

4.3.3 Methodische Implikationen

Entlang der Datenerfassung und der Metadaten- und Bildinhaltsanalyse wurden spezifische Definitionen und Vereinfachungen vorgenommen, um die verschiedenen Analysen zu ermöglichen. Daraus resultieren diverse methodische Implikationen.

Durch die Auswahl der analysierten Instagram-Profile können bestimmte Perspektiven (aufgrund unterschiedlicher absoluter Postmengen) in den Ergebnissen stärker vertreten sein als andere, wobei diesem Fakt durch Normalisierung der Werte (Metadaten) und entsprechenden Analysen zwischen den Profilen (Bildinhaltsanalyse) Rechnung getragen wurde. Die Instagram-Profile wurden ohne vorherige Einwilligung der Nutzenden ausgewertet, was unter ethischen Gesichtspunkten kritisch reflektiert werden muss – insbesondere im Hinblick auf den Datenschutz. Da jedoch ausschliesslich öffentlich zugängliche Inhalte berücksichtigt wurden, bewegt sich die Analyse im Rahmen der geltenden rechtlichen und wissenschaftlichen Standards. Weitere methodische Implikationen bezüglich der Datenerfassung gehen aus der Vereinfachung aller Beiträge (B / V / VS / BS) als Bilder, der arithmetischen Mittelung der erfassten Likes-Werte, den möglichen räumlichen Überlappungen und dem Ausschluss gewisser Posts von weiteren Analysen aufgrund nicht auswertbarer Metadaten hervor. Die Ergebnisse der Bildinhaltsanalyse sind zudem nicht unabhängig von der Modellwahl resp. dem definierten Threshold (vgl. auch die damit einhergehenden Unzulänglichkeiten in der Codierung einzelner Klassen) sowie dem angewandten Klassierungsschema. Darüber hinaus lassen die binären Klassenzuweisungen keine Aussagen zur effektiven Präsenz und Relevanz eines Elements und keine Rückschlüsse zur effektiven Genauigkeit einer Zuweisung innerhalb eines Bildes zu. Des Weiteren unterliegen die Auswertungen gewissen Vereinfachungen der interpretativen Aggregation in ergebnisbasierte Gruppen (z.B. themen- oder stereotypenbasiert, Definition der *Top 30 Locations* als SIP, Likes-Clusterbildung: 'Top / Reference / Poor 100', Validationsklassen).

Unter Berücksichtigung der ausgeführten methodischen Implikationen ermöglichen die angewandten Definitionen und Vereinfachungen schliesslich die Durchführung der multiplen Analysen und sind somit von tragender Bedeutung in Bezug auf einen möglichen damit einhergehenden Erkenntnisgewinn.

5 FAZIT & AUSBLICK

«Trotz Limitationen der manuellen Erfassungsweise [...] konnte eine Menge an Daten ausgewertet werden, welche es ermöglicht, Ergebnisse zu aktuellen Zeitspannen [...] vollumfänglich zu ermitteln und abzubilden.»

(vgl. S.86)

«Die präsentierten Ergebnisse sind dabei primär als Auslegeordnung in der Breite zu verstehen, auf deren Basis weitere Erkenntnisse entlang der spezifischen Dimensionen angestrebt werden können.»

(vgl. S.86)

5 FAZIT & AUSBLICK

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse zusammengeführt und die initiale Fragestellung entlang des leitenden Fragengerüsts (vgl. Kapitel. 1.2) beantwortet. Dies ermöglicht ein übergeordnetes und differenziertes Fazit in Bezug auf die Ergebnisse. Zudem werden Vorgehen und Methoden der vorliegenden Arbeit reflektiert und hinsichtlich ihrer Generalisierbarkeit und Limitationen diskutiert. Schliesslich werden die Bedeutung der Ergebnisse im erweiterten Kontext eingeordnet sowie ausblickende Ansatzpunkte für weitere Arbeiten im landschaftstouristischen Forschungsbereich unter Einbezug von Social Media aufgezeigt.

5.1 Beantwortung der Forschungsfrage

Als besonders einflussreiche «Content Creators» im Bereich der Schweizer Landschaftsreproduktion auf Instagram können sieben identifizierte Profile bezeichnet werden, welche regelmässig und mit grosser Reichweite Schweizer Landschaften reproduzieren: *Swissaround*, *marcoxmarques*, *syifa_in_switzerland*, *landscapes_sisiswiss*, *swissxplorers_*, *swissedmund* und *wonderful_swiss*. Fünf davon wurden in den Analysen vorliegender Arbeit berücksichtigt. Jene Schweizer Landschaften, die regelmässig und besonders oft gepostet werden, lassen sich anhand der identifizierten SIP – den 30 meistreproduzierten Locations – ableiten. Bezüglich der räumlichen Verteilung der SIP zeigt sich eine Konzentration auf gewisse Ballungsgebiete von Schweizer Tourismuslandschaften. Insbesondere Landschaften im Raum der Berner Alpen werden auf Instagram bevorzugt reproduziert und umfassen allein 18 der gesamthaft 30 SIP. Daneben lassen sich die oft dargestellten Landschaften auch in der Zentralschweiz, im Alpstein sowie vereinzelt in der Süd- und Westschweiz verorten. Am häufigsten werden die Landschaften der Orte Lauterbrunnen, Appenzell und

Grindelwald reproduziert. Die vollumfängliche Liste aller Locations, die in Schweizer Landschaftsbeiträgen auf den untersuchten Instagram-Profilen wiederholt reproduziert wurden, befindet sich im Anhang 3. Insgesamt lassen sich «Creator»-spezifische Unterschiede in Bezug auf die Menge der geposteten Beiträge sowie das generelle Postingverhalten über die Zeit erkennen. Die analysierten Instagram-Profile charakterisiert eine unregelmässige Post-Aktivität, während die Ausprägung der jeweiligen Postspitzen (viele Posts in kurzer Zeit) zwischen den verschiedenen Profilen variiert. Anhand der zeitlichen Verteilung der Posts lassen sich sowohl saisonal bevorzugt dargestellte wie auch ganzjährig relevante Schweizer (Tourismus-)Landschaften unter den SIP feststellen. Ähnlich wie bei den Posts fallen auch die Reaktionen – Likes und Kommentare – stark akzentuiert (auf gewisse Beiträge und Locations) aus. Unter den beliebtesten Beiträgen befinden sich überdurchschnittlich viele SIP. Die Verhältnisse von Beiträgen und Likes variieren je nach SIP teils deutlich.

Anhand der Bildinhaltsanalyse lassen sich nebst den metadatenbasierten räumlichen, zeitlichen und popularitätsbezogenen Beitragsinformationen zudem Erkenntnisse zu den Inhalten der auf Instagram dargestellten Schweizer Landschaftskonstruktionen gewinnen. Entsprechende Posts wiedergeben ein charakteristisches Bild von Schweizer Landschaften, welches von stereotypen und landschaftstypischen Elementen wie Bergen, Wäldern, Wiesen und Gewässern geprägt ist. Auch Häuser werden in den Posts oft mit dargestellt. Wenig präsent sind hingegen nicht stereotype (in der Literatur auch als störend bezeichnete) Elemente wie Personen, Autos oder (Strom-)Masten. Die Schweizer (Tourismus-)Landschaften, welche auf Instagram reproduziert werden, entsprechen somit stereotypenbezogenen, idealisierten und romantisierenden Darstellungen, die als typisch schweizerisch gesehen werden. Unter Einbezug der Metadaten zeigen weitere Analysen auf, dass in den meistgelikten Beiträgen – während diese überdurchschnittlich viele SIP-Locations umfassen – auch besonders viele stereotype Elemente dargestellt werden. Zudem bestehen klassenspezifische Unterschiede bezüglich der relativen Präsenzanteile der Landschaftselemente zwischen den fünf Profilen. Die Frage, wie Schweizer Landschaften resp. SIP auf Instagram durch einflussreiche «Content Creators» reproduziert werden, lässt sich folglich als Kombination der Ergebnisse der Metadatenanalyse sowie der Bildinhaltsanalyse verstehen und beantworten. Erstere zeigt, dass die Landschaften auf Instagram räumlich, zeitlich und popularitätsbezogen akzentuiert reproduziert werden, während zweitere verdeutlicht, dass bezüglich der Bildinhalte insbesondere naturbezogene, stereotype und typisch schweizerische Landschaftselemente dargestellt werden. Offen bleiben dabei die individuellen Hintergründe der entsprechenden Reproduktionen.

Bezüglich KI-basierter Methoden zeigt die vorliegende Arbeit, dass sich eine grosse Anzahl an Bildern effizient verarbeiten und codieren lässt – was sich mit klassischen, manuellen Verfahren nicht gleichermassen realisieren lässt. Gleichzeitig ist bei KI-gestützten Codierungen mit modellabhängigen Limitationen hinsichtlich der korrekten Zuordnung zu rechnen. Innerhalb der Bildinhaltsanalyse nach Rose (2022: 56ff.) lässt sich insbesondere der Schritt 3 (Codierung) durch KI-basierte Methoden effizienter gestalten. Weitere KI-basierten Anwendungen innerhalb der Bildinhaltsanalyse (z.B. für die Klassenbildung oder die Analyse und Synthese) können durch vorliegende Arbeit nicht abschliessend beurteilt

werden resp. erfordern zunächst designierte Anwendungen und weiterführende Analysen. Gleichwohl lässt sich aus den KI-bezogenen Defiziten im Codierungsschritt ableiten, dass – unabhängig davon, ob die Bildinhalte mittels klassischer Herangehensweisen oder KI-gestützt analysiert bzw. verarbeitet werden – die jeweiligen Schritte, Methoden und Ergebnisse stets kritisch überprüft werden sollten. Unter Berücksichtigung dessen und in Kombination mit manuellen Ansätzen kann damit ein komplementäres, zukunftsfähiges Analyseinstrumentarium entstehen, das sowohl breite Muster als auch tiefere Bedeutungsstrukturen erfassen kann. Gleichzeitig führt der Einsatz dieser Methoden zu einer erhöhten Komplexität, bedingt durch die multidimensionale Datenstruktur und methodenspezifische Auswertungslogiken.

Insgesamt leistet die vorliegende Arbeit einen Beitrag zu einer systematischen Erfassung der Reproduktion von SIP auf der Social Media-Plattform Instagram – entlang verschiedener Dimensionen sowie insbesondere auf einer übergeordneten analytischen und quantitativen Ebene. Sie zeigt zudem auf, dass KI-gestützte Methoden in der Bildinhaltsanalyse künftig sinnvoll miteinbezogen werden können.

5.2 Einordnung & Ausblick

Aus den Ergebnissen ergeben sich eine Vielzahl an möglichen Ansatzpunkten, um die Thematik und individuellen Reproduktionslogiken Schweizer (Tourismus-)Landschaften auf Instagram noch besser zu verstehen. Methodisch sind Weiterentwicklungen der KI-basierten Modelle notwendig, um die Codierungszuverlässigkeit und Aussagekraft der Ergebnisse zu stärken und die breite Anwendung in wissenschaftlichen Arbeiten künftig zu unterstützen. Insbesondere die Weiterentwicklung der Zero-Shot-Objekterkennungsmodelle, die ohne Trainingsdaten arbeiten, hat als skalierbare Option besonderes Potential. Für Social Media-Beiträge zeigen sich die KI-basierten Modelle besonders geeignet, um eine grosse Menge an Daten grob zu charakterisieren und entlang diverser Dimensionen zu überprüfen. In weiteren Studien zu landschaftsbezogenen Social Media-Beiträgen sollten unabhängig von der Modellzuverlässigkeit verstärkt auch Aspekte des Beitragskontexts analysiert werden, um Reproduktionslogiken, Bedeutungen und Zusammenhänge noch besser zu verstehen. In Bezug auf die Extraktion von Social Media-Daten ist die Vorgehensweise der vorliegenden Arbeit nur begrenzt skalierbar. Während effiziente Bildverarbeitung grundsätzlich zukunftsgerichtet scheint, ist der manuelle Extraktionsaufwand, welcher die Instagram-Beiträge aufgrund fehlender Automatisierbarkeit und rechtlichen Einschränkungen generiert, vergleichsweise hoch. In Anbetracht der Relevanz der Plattform kann eine entsprechende Analyse trotz Limitationen und methodischen Erschwernissen dennoch auch künftig Sinn machen. Gleichwohl gibt es weitere Social Media-Plattformen, deren Daten zurzeit einfacher zugänglich und somit leichter ausgewertet werden können. Unabhängig von der gewählten Plattform zeigt die vorliegende Arbeit auf, dass anhand verschiedener Social

Media-Daten (Meta- und Bilddaten) eine Vielzahl an Informationen extrahiert und analysiert werden können, die zum erweiterten Verständnis insbesondere hinsichtlich der quantitativen Aspekte (digital) reproduzierter Schweizer Landschaften beitragen können. Trotz Limitationen der manuellen Erfassungsweise sowohl für die Meta- wie auch für die Bilddaten konnte eine Menge an Daten ausgewertet werden, welche es ermöglicht, Ergebnisse zu aktuellen Zeitspannen (Metadatenanalyse: 2022-2024, Bildinhaltsanalyse: 2024) vollumfänglich zu ermitteln und abzubilden. Vergleichbare Ergebnisse bezüglich inhaltlicher, zeitlicher und räumlicher Analysen entlang der Profile weisen auf Ergebnisse hin, welche sich (zumindest teilweise) auch auf weitere relevante Profile und Beiträge von Schweizer (Tourismus-)Landschaften auf Instagram übertragen lassen. Die präsentierten Ergebnisse sind dabei primär als Auslegeordnung in der Breite zu verstehen, auf deren Basis weitere Erkenntnisse entlang der spezifischen Dimensionen angestrebt werden können. Weitere mögliche Ansatzpunkte zur Vertiefung bestehen entsprechend dem verbleibenden Forschungsbedarf einerseits entlang der analysierten Metadaten (räumlich, zeitlich, popularitätsbezogen) und hinsichtlich weiterer Metadaten, die in vorliegender Arbeit nicht berücksichtigt wurden. Andererseits sind Erweiterungen notwendig, um die Bilddaten noch besser zu verstehen. Räumlich könnten basierend auf den vorliegenden Erkenntnissen die identifizierten Ballungsregionen oder einzelne spezifische SIP genauer betrachtet werden, um mehr über die lokalen Dynamiken und Kontexte zu erfahren. Hinsichtlich der zeitlichen Einordnung wäre denkbar, die Rolle der Saisonalitäten resp. saisonalen Postings und entsprechende Unterschiede zwischen den Locations noch vertiefter zu analysieren. Auch könnten mögliche Veränderungen der Bildinhalte oder Darstellungsweisen über die Zeit genauer untersucht werden. Eine Analyse der Bildinhalte könnte zudem auf Bilder ausserhalb des (angewendeten) thematischen Filters «Landschaft & Natur» ausgeweitet werden, um vergleichend zu untersuchen, welche Landschaftsvorstellungen im Filter tatsächlich repräsentiert sind und wie sich die Präsenzanteile bestimmter Bildelemente innerhalb und ausserhalb unterscheiden. Hinsichtlich der Metadaten könnten zudem die Kommentare qualitativ und textbasiert ausgewertet werden, um mehr über die Inhalte der Instagram-basierten Interaktionen und Reaktionen zu erfahren. Für weitere Erkenntnisse bezüglich der Landschaftsdarstellungen auf Instagram sollten zudem Aspekte vertieft analysiert werden, die über die Bildinhalte hinausgehen – z.B. weitere Faktoren der Darstellung, Gestaltung und Bearbeitung eines Bildes, der Hintergründe und Motive zur Darstellung bestimmter Landschaften sowie zur konkreten Motivwahl, Farbkomposition, Perspektive, Kontrasten oder zur Anwendung von Filtern. Daneben könnten in Anbetracht der dominierenden audio-visuellen Inhalte auf Instagram auch video- oder audio-gestützte Analysen die bildbasierten Ergebnisse erweitern. Zudem wäre es interessant, mehr über die Rolle von Instagram resp. entsprechender Profile hinsichtlich spezifischer Tourismusdestinationen zu erfahren. In Ergänzung zu den erlangten Ergebnissen zeigen sich entlang der vorliegenden Arbeit somit verschiedene mögliche Ansatzpunkte auf, um weitere Erkenntnisse über die bildbasierte Reproduktion von Schweizer Landschaften auf Instagram zu gewinnen.

LITERATUR

- Agnew, J.A., Shelley, F. & Pringle, D. (2003): Agnew, J.A. 1987: Place and Politics: the geographical mediation of state and society. In: *Progress in Human Geography*, 27(5), 605-614.
- Asani, A. [@wonderful_swiss] (2024): Instagram-Profil. Unter: <https://www.instagram.com/wonderful_swiss/> (Stand: 31.12.2024) (Zugriff: 18.01.2025)
- Aschenbrand, E. (2017): Die Landschaft des Tourismus. Wie Landschaft von Reiseveranstaltern inszeniert und von Touristen konsumiert wird, 274. Wiesbaden: Springer.
- Aschenbrand, E. (2019): Tourismus und Landschaft. In: O. Kühne, F. Weber, K. Berr & C. Jenal (Hrsg.), *Handbuch Landschaft*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 631-640. Wiesbaden: Springer.
- Aschenbrand, E. & Rein, H. (2023): Nachhaltiger Tourismus und Landschaft. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 173-192. Wiesbaden: Springer.
- Backhaus, N., Reichler, C. & Stremlow, M. (2007): Alpenlandschaften: Von der Vorstellung zur Handlung – Thematische Synthese zum Forschungsschwerpunkt I «Prozesse der Wahrnehmung». Synthesebericht NFP 48. Zürich: vdf Hochschulverlag.
- Backhaus, N., Hunziker, M., Purves, R.S. & Siegrist, D. (2024): Landschaft und Freizeit. In: O. Kühne et al. (Hrsg.), *Handbuch Landschaft*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 1237-1247. Wiesbaden: Springer VS.
- Baur, N. & von Kürten, J. (2023): Konstruktion von Landschaft auf Instagram am Beispiel Venedigs. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 769-788. Wiesbaden: Springer.
- Bundesamt für Raumentwicklung ARE (2024): Revision des Raumplanungsgesetzes (RPG). Unter: <<https://www.are.admin.ch/are/de/home/raumentwicklung-und-raumplanung/raumplanungsrecht/revision-des-raumplanungsgesetzes--rpg-.html>> (Stand: 19.06.2024) (Zugriff: 16.05.2025)

- Bundesamt für Umwelt BAFU (2014): Landschaft: Gesetze und Verordnungen. Unter: <<https://www.bafu.admin.ch/bafu/de/home/themen/landschaft/recht/gesetze-verordnungen.html>> (Stand: 05.12.2014) (Zugriff: 16.05.2025)
- Burghardt, D., Dunkel, A., Hauthal, E., Shirato, G., Andrienko, N., Andrienko, G., Hartmann, M. & Purves, R.S. (2023): Extraction and Visually Driven Analysis of VGI for Understanding People's Behavior in Relation to Multifaceted Context. In: *Volunteered Geographic Information*, 241-264.
- Council of Europe (2023): Europäisches Landschaftsübereinkommen. Abgeschlossen in Florenz am 20. Oktober 2000. In Kraft getreten für die Schweiz am 1. Juni 2013. Unter: <<https://www.admin.ch/opc/de/classified-compilation/20111702/>> (Stand: 30.06.2023) (Zugriff: 04.05.2025)
- Cresswell, T. (2014): Place: An Introduction, 2nd edition. Chichester: Wiley-Blackwell.
- Derungs, C. & Purves, R.S. (2013): From text to landscape: locating, identifying and mapping the use of landscape features in a Swiss Alpine corpus. In: *International Journal of Geographical Information Science*, 28(6), 1272-1293.
- Dittel, J., Holderbaum, M. & Weber, F. (2023): Diskursive In- und Exklusionen: (Stadt-)Landschaftsinszenierungen der Metropole Paris. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 557-578. Wiesbaden: Springer.
- Dunkel, A. (2016): Assessing the perceived environment through crowdsourced spatial photo content for application to the fields of landscape and urban planning. Dresden.
- Dunkel, A., Hartmann, M.C., Hauthal, E., Burghardt, D. & Purves, R.S. (2023): From sunrise to sunset: Exploring landscape preference through global reactions to ephemeral events captured in georeferenced social media. In: *PLOS ONE*, 1-22.
- Dudenredaktion (o.J.): „Social Media“ auf Duden online. Unter: <<https://www.duden.de/suchen/dudenonline/soziale%20medien>> (Zugriff: 12.05.2025)
- Edmund, M. [@swissedmund] (2024): Instagram-Profil. Unter: <<https://www.instagram.com/swissedmund/>> (Stand: 31.12.2024) (Zugriff: 18.01.2025)
- Etzemüller, T. (2023). Landschaft, Nation und Tourismus in der Moderne. Eine konzeptionelle Skizze. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier, & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 141-153. Wiesbaden: Springer.

- Fassmann, M., & Moss, C. (2016): Instagram als Marketing-Kanal. Die Positionierung ausgewählter Social-Media-Plattformen (essentials). Wiesbaden: Springer VS.
- Fischer, J.D., & Stock, J. (2023): Wanderschuh und CitySneaker – Die (Re-)Produktion von Landschaftsvorstellungen im städtischen Tourismusmarketing Tübingens. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier, & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 673-690. Wiesbaden: Springer.
- Freytag, T. (2023): Tourismus – Eine Annäherung. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier, & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 35-45. Wiesbaden: Springer.
- Geise, S. & Rössler, P. (2013): Standardisierte Bildinhaltsanalyse. In: W. Möhring, D. Schlütz (Hrsg.), *Handbuch standardisierte Erhebungsverfahren in der Kommunikationswissenschaft*, 307-326. Wiesbaden: Springer.
- He, K., Gkioxari G., Doll P. & Girshick R.B. (2017): Mask R-CNN. In: *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2980-2988.
- Held, F. (2021): Influencer Marketing ist nicht nur Instagram. In: Jahnke, M. (Hrsg.), *Influencer Marketing*. Wiesbaden: Springer.
- Hokema, D. (2013): Landschaft im Wandel? Zeitgenössische Landschaftsbegriffe in Wissenschaft, Planung und Alltag. RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft. Wiesbaden: Springer.
- Hugging Face (2025a): Model Card: OWLv2. Unter: <<https://huggingface.co/google/owlv2-base-patch16-ensemble>> (Stand: 27.07.2025) (Zugriff: 27.07.2025)
- Hugging Face (2025b): Zero-shot object detection. Unter: <https://huggingface.co/docs/transformers/tasks/zero_shot_object_detection> (Stand: 27.07.2025) (Zugriff: 27.07.2025)
- Hypeauditor (2025): Top Natur und Landschaft-Influencer auf Instagram in Schweiz. Unter: <<https://hypeauditor.com/de/top-instagram-nature-landscapes-switzerland/>> (Stand: 19.01.2025) (Zugriff: 19.01.2025)
- Johnson, J., Karpathy, A. & Fei-Fei, L. (2016): DenseCap: fully convolutional localization networks for dense captioning. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'16)*, 4565-4574.
- Kaplan, A.M., Haenlein, M. (2010): Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. In: *Business Horizons*, 53(1), 59-68.

- Karpathy, A. & Fei-Fei, L. (2015): Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'15)*, 3128-3137.
- Kaussen, L. (2021): Die Wahrnehmung von Landschaft in sozialen Medien. Eine Analyse von nutzergenerierten Inhalten. Wiesbaden: Springer VS.
- Kaussen, L. & Bernstein, F. (2023): Die Wahrnehmung von Landschaft in sozialen Medien. Eine Analyse von nutzergenerierten Inhalten. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 237-251. Wiesbaden: Springer VS.
- Kernen, L., Adriaensen, B. & Tokarski K.O. (2021): Social Influencer. Eine Analyse erfolgreicher Instagram Influencer. In: J. Schellinger, K.O. Tokarski & I. Kissling-Näf (Hrsg.), *Digital Business*, Analysen und Handlungsfelder in der Praxis, 353-374.
- Kim, J.S. & Wang, Y. (2018): Tourism Identity in Social Media: The Case of Suzhou, a Chinese Historic City. In: *Transactions of the Association of European Schools of Planning*, 2 (1), 63-80.
- Kinder-Kurlanda, K. (2020): Big Social Media Data als epistemologische Herausforderung für die Soziologie. In: *Soziologie des Digitalen – Digitale Soziologie?*, 109-133.
- Klausner, V. & Kirr, A. (2023): Die Rolle von Instagram beim Tourismus am Eibsee. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 741-752. Wiesbaden: Springer VS.
- Koegst, L. (2024): Landschaft und (soziale) Medien. In O. Kühne, F. Weber, K. Berr & C. Jenal (Hrsg.), *Handbuch Landschaft*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 1289-1301. Wiesbaden: Springer.
- König, R. & Nentwich, M. (2017): Soziale Medien in der Wissenschaft. In: J.-H. Schmidt, M. Taddicken (Hrsg.), *Handbuch Soziale Medien*, 169-188. Wiesbaden: Springer VS.
- Kook, K. (2009): Landschaft als soziale Konstruktion, Raumwahrnehmung und Imagination am Kaiserstuhl. Dissertation: Albert-Ludwigs-Universität, Freiburg im Breisgau.
- Korff, C. & Winsky, N. (2023): Touristische Schwarzwaldlandschaften einst und jetzt: Konstruktionen und Reproduktionen von bildlichen Landschaftsrepräsentationen. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 641-670. Wiesbaden: Springer.

- Kühn, O. P. (2000): Destinationsmarketing im schweizerischen Tourismus. Analyse, Entwicklung neuer Ansätze und Anwendung im Falle der Region Nidwalden – Engelberg – Vierwaldstättersee. Freiburg.
- Kühne, O. (2006): Landschaft in der Postmoderne. Das Beispiel des Saarlandes. Wiesbaden: Deutscher Universitäts Verlag.
- Kühne, O. (2018): Vier Dimensionen von Landschaft – ein analytischer Rahmen. In: *Landschaftstheorie und Landschaftspraxis*. RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 55-69. Wiesbaden: Springer VS.
- Kühne, O. (2023): Landschaft – eine theoretische Einordnung. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 19-34. Wiesbaden: Springer VS.
- Kühne, O. (2024): Neopragmatische Landschaftsforschung. In: O. Kühne, F. Weber, K. Berr, C. Jenal (Hrsg.), *Handbuch Landschaft*. RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 261-273. Wiesbaden: Springer VS.
- Kühne, O., Weber, F. & Weber, Fr. (2013): Wiesen, Berge, blauer Himmel. Aktuelle Landschaftskonstruktionen am Beispiel des Tourismusmarketings des Salzburger Landes aus diskurstheoretischer Perspektive. In: *Geographische Zeitschrift*, 101(1), 36-54.
- Kühne, O. & Schönwald, A. (2015): Theoretische Zugänge: Landschaft, Biographische Methode, Postmoderne, Hybridität und Raumpastiche. In: San Diego. Hybride Metropolen. Wiesbaden: Springer VS.
- Kühne, O., Freytag, T., Sedelmeier T. & Jenal, C. (2023): Landschaft und Tourismus – eine Einleitung. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 3-16. Wiesbaden: Springer VS.
- Marquardt, M. & Kaspers, M. (2020): Social Media Recruiting mit Instagram. In: R. Dannhäuser (Hrsg.), *Praxishandbuch Social Media Recruitment*, 315-343.
- Minderer, M., Gritsenko, A. & Houlsby, N. (2023): Scaling Open-Vocabulary Object Detection. Unter: <<https://arxiv.org/abs/2306.09683>> (Zugriff: 15.07.2025)
- N.N. [@landscapes_sisiswiss] (2024): Instagram-Profil. Unter: <https://www.instagram.com/landscapes_sisiswiss/> (Stand: 31.12.2024) (Zugriff: 15.02.2025)
- N.N. [@swissxplorers_] (2024): Instagram-Profil. Unter: <https://www.instagram.com/swissxplorers_/> (Stand: 31.12.2024) (Zugriff: 01.02.2025)

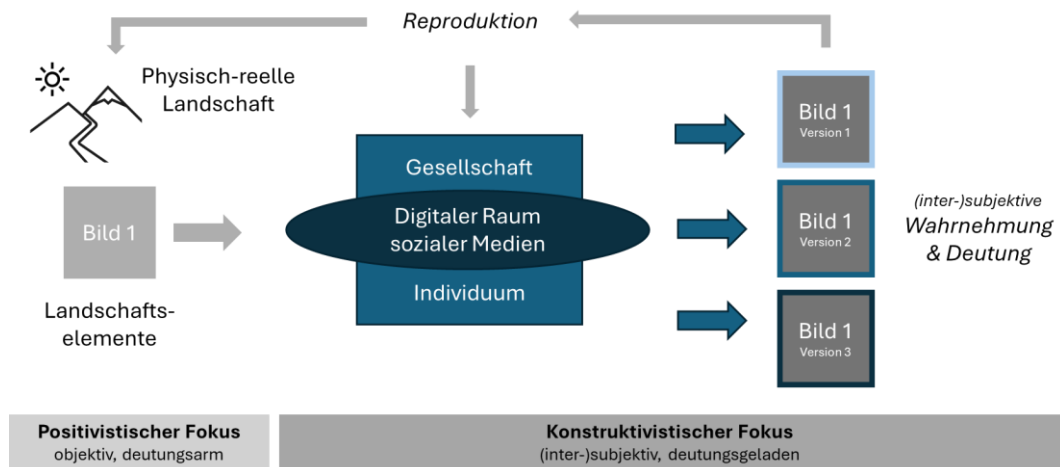
- Komossa, F., Mariño, D., Michel, A.H., & Purves, R.S. (2023): Find the one you like! Profiling Swiss parks with user generated content. In: *Journal of Outdoor Recreation and Tourism*, 44, 100673.
- Krstinić, D., Braović, M., Šerić, L., & Božić-Štulić, D. (2020): Multi-label classifier performance evaluation with confusion matrix. In: *Computer Science & Information Technology*, 1, 1-14.
- Laubichler, C., Kiesling, C., Angermann, C. (2022): Computer Vision zur Zustandsüberwachung von Zylinderlaufbuchsen in Grossmotoren. In: *MTZ Motortech*, 83(12), 50-53.
- Linke, S. (2018): Ästhetik der neuen Energielandschaften – oder „Was Schönheit ist, das weiss ich nicht“. In: O. Kühne & F. Weber (Hrsg.), *Bausteine der Energiewende*, 409-429. Wiesbaden: Springer VS.
- Linke, S. (2019): Landschaftsästhetik. In: O. Kühne, F. Weber, K. Berr, C. Jenal (Hrsg.), *Handbuch Landschaft. RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft*, 441-452, Wiesbaden: Springer VS.
- Louder, E. & Bosak, K. (2022): Spectacle of Nature 2.0: The (Re)Production of Patagonia National Park, *Annals of the American Association of Geographers*.
- Manfredi, M. [@swissaround] (2024): Instagram-Profil. Unter: <<https://www.instagram.com/swissaround/>> (Stand: 31.12.2024) (Zugriff: 16.02.2025)
- Masdari, F. & Hosseini, S.H. (2021): The aesthetics of Instagram. Exploring the aesthetics of visual and semantic aspects of Instagram. In: *Journal of Cyberspace Studies*, 5(1), 59-78.
- Micheel, M. (2012): Alltagsweltliche Konstruktionen von Kulturlandschaft. In: *Raumforschung und Raumordnung*, 70(2), 107-117.
- Mosseri, A. (2021): Wie funktioniert Instagram eigentlich? Unter: <<https://about.instagram.com/de-de/blog/announcements/shedding-more-light-on-how-instagram-works>> (Stand: 08.06.2021) (Zugriff: 02.06.2025)
- Müller, M. (2011): How natural disturbance triggers political conflict: Bark beetles and the meaning of landscape in the Bavarian Forest. In: *Global Environmental Change*, 21(3), 935-946.
- Odermatt, M. & Saladin, T. (2018): Bildklassifikation mit Hilfe eines neuronalen Netzes. Student Research Project Thesis, HSR Hochschule für Technik Rapperswil.

- Pan, X. & Zhao, J. (2018): High-Resolution Remote Sensing Image Classification Method Based on Convolutional Neural Network and Restricted Conditional Random Field. In: *Remote Sensing*, 10(920), 1-20.
- Park, J., Lee, J. M., Xiong, V. Y., Septianto, F. & Seo, Y. (2021): David and Goliath: When and Why Micro-Influencers Are More Persuasive Than Mega-Influencers. In: *Journal of Advertising*, 50(5), 584-602.
- Pein, V. (2014): Social Media Manager. Das Handbuch für Ausbildung und Beruf (Rheinwerk Computing, 1. Aufl.). Rheinwerk Verlag.
- Pol, U., Vadar, P., Moharekar, T. (2024): Hugging Face Revolutionizing AI and NLP. In: *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 12, 1121-1124.
- Pourpanah, F., Abdar, M., Luo, Y., Zhou, X. Wand, R. Lim, C.P. (2023): A Review of Generalized Zero-Shot Learning Methods. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(4), 4051-4070.
- Prominski, M. (2024): Landschaft Drei. In: O. Kühne, F. Weber, K. Berr & C. Jenal (Hrsg.), *Handbuch Landschaft* (2. Aufl.), RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 1003-1010. Wiesbaden: Springer VS.
- Purves, R.S., Edwardes, A., & Wood, J. (2011): Describing place through user generated content. In: *First Monday*, 16(9).
- Purves, R.S. & Derungs, C. (2015): From Space to Place: Place-Based Explorations of Text. In: *International Journal of Humanities and Arts Computing*, 9(1), 74-94.
- Rawat, W. & Wang, Z. (2017): Deep convolutional neural networks for image classification: a comprehensive review. In: *Neural Computation*, 29, 2352-2449.
- Rodeck, S. (2020): Social Media Recruiting mit Videos. In: R. Dannhäuser (Hrsg.), *Praxishandbuch Social Media Recruitment*, 345-375.
- Rodewald, R. & Baur, B. (Red.) (2015): Wasserfälle – Ökologische und sozio-kulturelle Leistungen eines bedrohten Naturmonumentes. Zürich, Bristol-Stiftung. Bern: Haupt.
- Rose, G. (2022): Visual Methodologies: An Introduction to Researching with Visual Materials. 5th edition. London: SAGE.
- Schweiz Tourismus (2025): Switzerland. Unter: <<https://www.myswitzerland.com/de-ch/>> (Zugriff: 26.09.2025)

- Singh, A. & Joshua, C. J. (2024): Nanobot-Assisted Pollination for Sustainable Agriculture: A Review of Image Classification and Deep Learning Techniques With YOLO, SLAM, and MATLAB. In: *IEEE Access*, 12, 189902-189925.
- Sprick, M., Pescatore, L., Gall, C., Oberholzer, E., Lipp, J., Vogt, F., Weber, K., Coviello, M., Klette, K., Gollmer, P. (2023): Die Schweiz und ihre Instagram-Hotspots. Serienbeiträge. In: *Neue Zürcher Zeitung*. Unter: <<https://www.nzz.ch/panorama/instagram-hotspots>> (Zugriff: 17.09.2024)
- Taddicken, M. & Schmidt, J.-H. (2022): Entwicklung und Verbreitung sozialer Medien. In: J.-H. Schmidt, M. Taddicken (Hrsg.), *Handbuch Soziale Medien*, 3-17. Wiesbaden: Springer VS.
- Toivonen, T., Heikinheimo, V., Fink, C., Hausmann, A., Hiippala, T., Järv, O., Tenkanen, H. & Di Minin, E. (2019): Social media data for conservation science: A methodological overview. In: *Biological Conservation*, 233, 298-315.
- Väisänen, T., Heikinheimo, V., Hiippala, T. & Toivonen, T. (2021): Exploring human-nature interactions in national parks with social media photographs and computer vision. In: *Conservation Biology*, 35(2), 424-436.
- Walter, B. (2023): Konvergenzraten von Bildklassifikation basierend auf faltenden neuronalen Netzen. Darmstadt: Technische Universität.
- Wang, J., Yang, Y., Mao, J., Huang, Z., Huang, C., Xu, W. (2016): CNN-RNN: A Unified Framework for Multi-label Image Classification. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2285-2294.
- World Tourism Organization (UNWTO) (2025): Glossary of tourism terms. Unter: <<https://www.unwto.org/glossary-tourism-terms>> (Stand: 2025) (Zugriff: 05.08.2025)
- Wöhler, K. (2023): Wie Tourismuslandschaften entstehen und sich updaten – zur Destigmatisierung von Räumen. In: O. Kühne, T. Freytag, T. Sedelmeier & C. Jenal (Hrsg.), *Landschaft und Tourismus*, RaumFragen: Stadt – Region – Landschaft, 47-72. Wiesbaden: Springer VS.
- Zellers, R., Yatskar, M., Thomson, S. & Choi, Y. (2018): Neural motifs: scene graph parsing with global context. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'18)*, 5831-5840.

ANHANG

Anhang 1 Landschaftsreproduktion in vorliegender Arbeit im neopragmatischen Sinne (eigene Darstellung)



Anhang 2 Code zur KI-basierten Bildcodierung innerhalb der Bildinhaltsanalyse (eigener Code, eingebettetes Modell <google/owlv2-base-patch16-ensemble> gemäss Minderer et al. 2023)

```
# Setup
from transformers import pipeline
import os
import csv
from PIL import Image, ImageDraw

# Modell initialisieren
checkpoint = "google/owlv2-base-patch16-ensemble"
detector = pipeline(model=checkpoint, task="zero-shot-object-detection", device=0)

# Ordner für Ausgabe
OUTPUT_FOLDER = "labeled_data"

# Definition der Labels
LABELS = ["house", "church", "cattle", "flowers", "forest", "single tree", "meadow", "mountain",
"stream", "lake", "waterfall", "blue sky", "shadow", "clouds", "snow", "train", "boat", "cable car",
"road", "car", "person", "pylon"]

# Zeichnet erkannte Objekte in das Bild ein
def render_by_score(image_path, predictions, score):
    filtered_predictions = [p for p in predictions if p["score"] > score]
```

```

image = Image.open(image_path).convert("RGB")
draw = ImageDraw.Draw(image)

for prediction in filtered_predictions:
    box = prediction["box"]
    label = prediction["label"]
    score = prediction["score"]
    xmin, ymin, xmax, ymax = box.values()
    draw.rectangle((xmin, ymin, xmax, ymax), outline="red", width=1)
    draw.text((xmin, ymin), f'{{label}}: {{round(score, 2)}}', fill="white")

return image

# Führt Objekterkennung durch und speichert das Bild
def process_image(image_path, output_path, threshold=0.12):
    image = Image.open(image_path).convert("RGB")
    predictions = detector(image, candidate_labels=LABELS)
    filtered_predictions = [p for p in predictions if p["score"] > threshold]
    labeled_img = render_by_score(image_path, filtered_predictions, threshold)
    os.makedirs(os.path.dirname(output_path), exist_ok=True)
    labeled_img.save(output_path)
    return filtered_predictions

# CSV-Datei vorbereiten
with open("predictions.csv", mode="w", newline="", encoding="utf-8") as csvfile:
    writer = csv.writer(csvfile)
    writer.writerow(["image_path"] + LABELS)

# Gehe alle Bilder im Datenordner durch
for subdir, _, files in os.walk("data"):
    for file in files:
        if file.lower().endswith(('.png', '.jpg', '.jpeg', '.bmp', '.gif', '.tiff', '.webp')):
            full_path = os.path.join(subdir, file)

            # Bereits verarbeitete Bilder überspringen
            if OUTPUT_FOLDER in full_path:
                continue

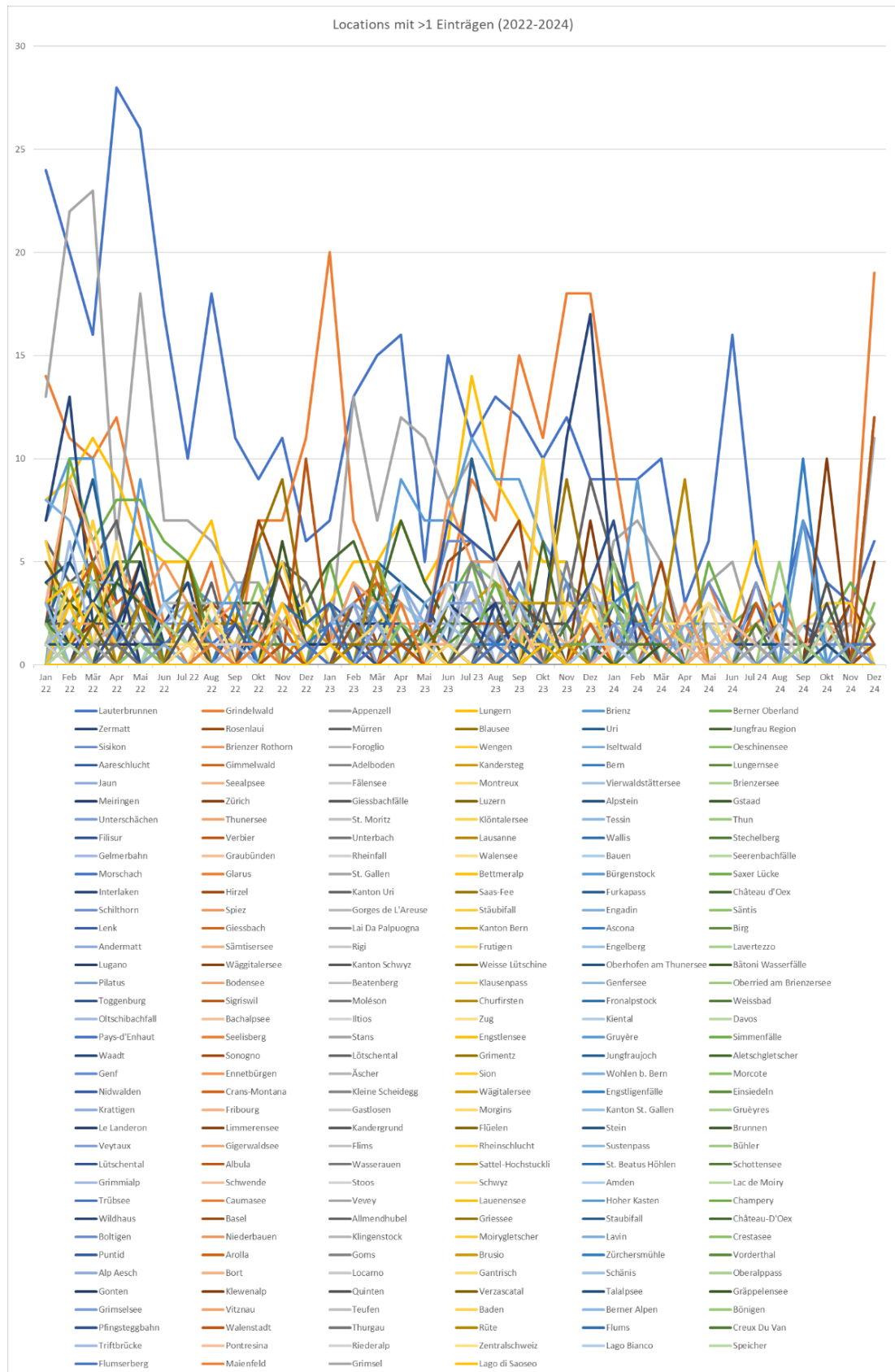
            # Pfad für Ausgabebild erzeugen
            relative_path = os.path.relpath(full_path, "data")
            base, ext = os.path.splitext(relative_path)
            labeled_path = os.path.join(OUTPUT_FOLDER, base + "_label" + ext)

            # Bild verarbeiten
            predictions = process_image(full_path, labeled_path, threshold=0.12)

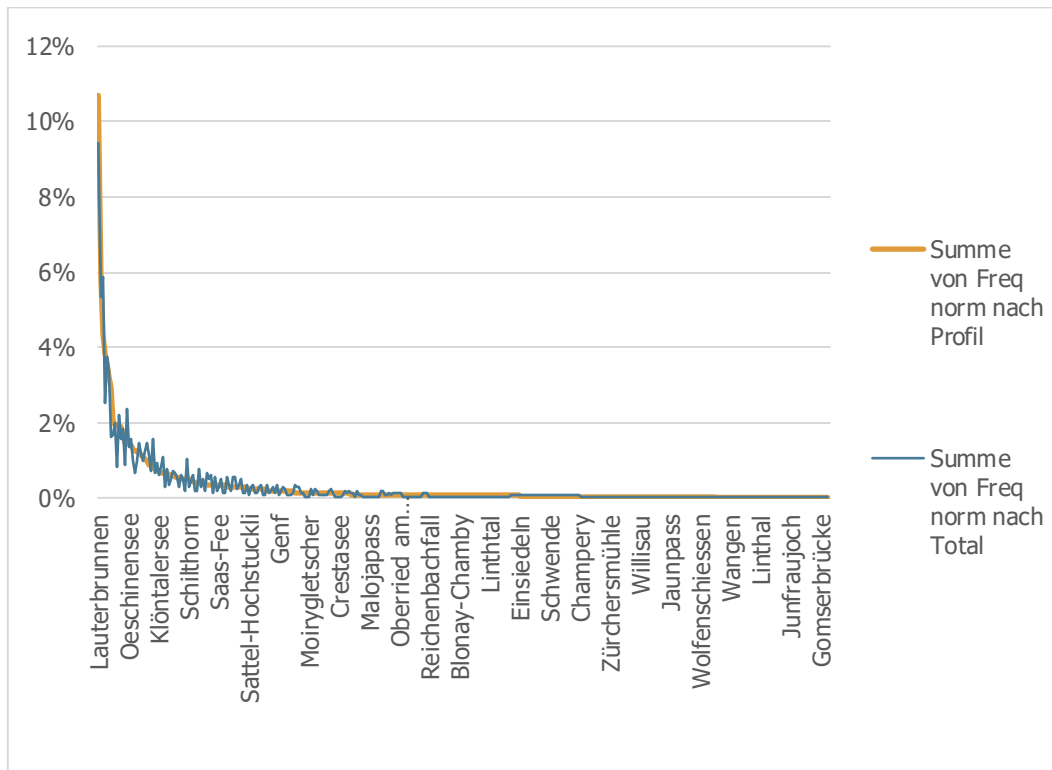
            # Labels in binäres Format überführen
            predicted_labels = {p["label"] for p in predictions}
            row = [full_path] + [1 if label in predicted_labels else 0 for label in LABELS]
            writer.writerow(row)

```

Anhang 3 Entwicklung aller mehrfach geposteter Locations 2022-2024 (eigene Darstellung)



Anhang 4 Anteile (nicht)/ Profil-normalisierter Locations-Frequenzen am Location-Total (eigene Darstellung)



Anhang 5 Chi²-Test auf Unabhängigkeit der Verteilung von Locations und Likes-Cluster 1 ('Top 100') resp. -Cluster 2 ('Poor 100')

```
from collections import Counter
from scipy.stats import chi2_contingency
import pandas as pd

# Top 100 Orte nach Likes
top_100 = [
    "Lauterbrunnen", "Jungfrau Region", "Thunersee", "Grindelwald", "Berner Oberland",
    "Gimmelwald", "Brienzer Rothorn", "Lauterbrunnen", "Seelisberg", "Jungfrau Region",
    "Lauterbrunnen", "Kandersteg", "Rosenloui", "Lauterbrunnen", "Grindelwald",
    "Appenzell", "Lauterbrunnen", "Brienz", "Brienzer Rothorn", "Lauterbrunnen",
    "Berner Oberland", "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen", "Appenzell", "Kiental",
    "Brienzersee", "Gorges de L'Areuse", "Appenzell", "Lungern", "Lauterbrunnen",
    "Lungern", "Wengen", "Lungern", "Wengen", "Rigi", "Château d'Oex", "Kandersteg",
    "Jungfrau Region", "Jaun", "Lauterbrunnen", "Lungern", "Lenk", "Blausee",
    "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen", "Frutigen", "Grindelwald", "Brienzer Rothorn",
    "Thunersee", "Lauterbrunnen", "Wäggitalersee", "Brienz", "Lauterbrunnen",
    "Wäggitalersee", "Lauterbrunnen", "Churfirsten", "Sisikon", "Rosenloui",
    "Jungfrau Region", "Lauterbrunnen", "Jungfrau Region", "Lauterbrunnen",
    "Wäggitalersee", "Lauterbrunnen", "Sisikon", "Brienz", "Brienzer Rothorn",
    "Wengen", "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen",
    "Berner Oberland", "Lauterbrunnen", "Jungfrau Region", "Jungfrau Region",
    "Gorges de L'Areuse", "Stechelberg", "Berner Oberland", "Unterbach",
    "Jungfrau Region", "Grindelwald", "Jaun", "Sisikon", "Château d'Oex", "Lungern",
    "Vetaux", "Brienzer Rothorn", "Brienzer Rothorn", "Wäggitalersee", "Lauterbrunnen",
    "Sisikon", "Blausee", "Lauterbrunnen", "Gruèyres", "Appenzell", "Berner Oberland",
    "Lauterbrunnen", "Montreux", "Appenzell", "Wäggitalersee"
]
```

```

last_100 = [
    "Berner Oberland", "Lungernsee", "Lungernsee", "Appenzell", "Foroglio", "Lungernsee",
    "Brienzer Rothorn", "Rosenlauri", "Sisikon", "Gimmelwald", "Engelberg", "Lungern",
    "Brienzer Rothorn", "Grindelwald", "Ennetbürgen", "Lauterbrunnen", "Luzern",
    "Appenzell", "Quinten", "Quinten", "Foroglio", "Appenzell", "Luzern", "Luzern",
    "Brienz", "Toggenburg", "Simmenfälle", "Rosenlauri", "Brienz", "Brienz", "Wengen",
    "Brienz", "Wengen", "Rosenlauri", "Appenzell", "Bürgenstock", "Gstaad", "Lungern",
    "Lauterbrunnen", "Rosenlauri", "Lauterbrunnen", "Grindelwald", "Saxer Lücke",
    "Gstaad", "Grindelwald", "Lauterbrunnen", "Zermatt", "Mürren", "Montreux",
    "Zweisimmen", "Oberalppass", "Lauterbrunnen", "Säntisersee", "Stäubifall",
    "Gimmelwald", "Lauterbrunnen", "Gimmelwald", "Lauterbrunnen", "Stäubifall",
    "Lungern", "Interlaken", "Lauterbrunnen", "Lauterbrunnen", "Grindelwald",
    "Foroglio", "Grindelwald", "Blausee", "Gstaad", "Lauterbrunnen", "Brienzer Rothorn",
    "Vierwaldstättersee", "Zürich", "Grindelwald", "Lungern", "Rosenlauri", "Blausee",
    "Grindelwald", "Lauterbrunnen", "Bühler", "Schlatt-Haslen", "Appenzell", "Stein",
    "Wenigerweiher", "Weissbad", "Zürich", "Willisau", "Seealpsee", "Hundwil",
    "Lauterbrunnen", "Appenzell", "Zermatt", "Brienz", "Iltios", "Meiringen",
    "Faulensee", "Morschach", "Toggenburg", "Lavin"
]

# Häufigkeiten zählen
top_counts = Counter(top_100)
last_counts = Counter(last_100)

# Alle eindeutigen Orte
all_places = sorted(set(top_counts) | set(last_counts))

# Kontingenztabelle erstellen
data = {
    "Top 100": [top_counts.get(place, 0) for place in all_places],
    "Letzte 100": [last_counts.get(place, 0) for place in all_places]
}
df = pd.DataFrame(data, index=all_places)

# Chi²-Test
chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(df)

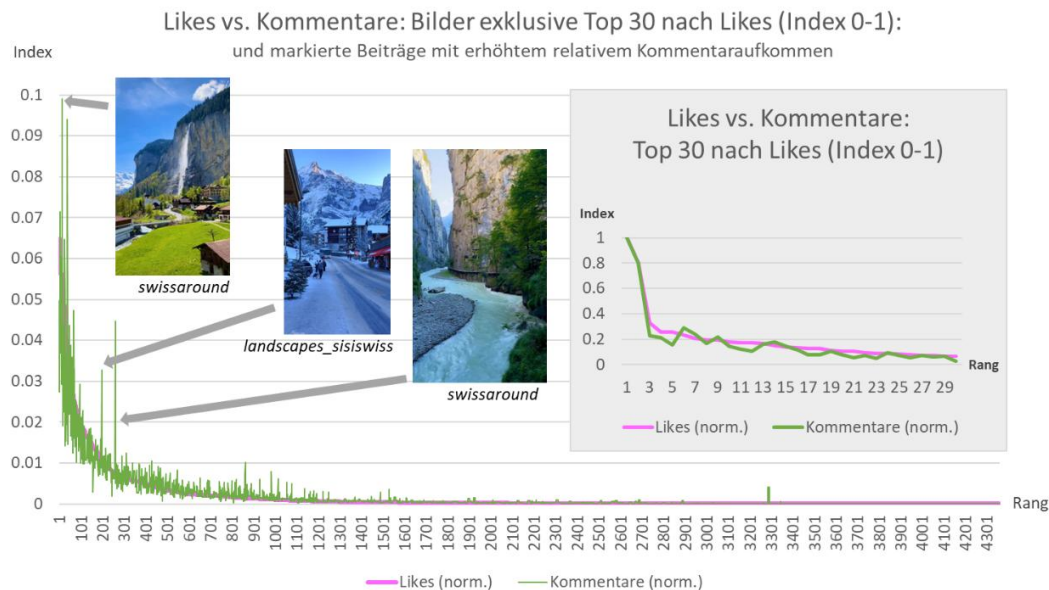
# Ergebnisse anzeigen
print("Chi²-Wert:", chi2)
print("p-Wert:", p)
print("Freiheitsgrade:", dof)

# Entscheidungshilfe
if p < 0.05:
    print("✅ Ergebnis: Es gibt einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Clustern.")
else:
    print("❌ Ergebnis: Kein signifikanter Unterschied zwischen den Clustern.")

Chi²-Wert: 94.6067525704926
p-Wert: 0.006122656453147878
Freiheitsgrade: 63
✅ Ergebnis: Es gibt einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Clustern.

```

Anhang 6 Likes vs. Kommentare, Index-Vergleich entlang aller Beiträge mit ausgewählten, markierten Bildern (Manfredi [@swissaround] 2024, N.N. [@landscapes_sisiswiss] 2024) mit relativem «Kommentarüberschuss» ($n_{\text{tot}}=4391$) (eig. Darstellung)



Anhang 7 Chi²-Test auf Unabhängigkeit der Verteilung von Landschaftselementen entlang der fünf Instagram-Profilen

```
import scipy.stats as stats
import pandas as pd

# Deine Daten als DataFrame
data = {
    'house': [67, 100, 98, 82, 562],
    'church': [19, 29, 37, 35, 260],
    'cattle': [9, 8, 12, 21, 45],
    'flowers': [10, 16, 12, 11, 104],
    'forest': [87, 119, 94, 76, 477],
    'single tree': [93, 108, 111, 72, 523],
    'meadow': [53, 85, 64, 68, 294],
    'mountain': [99, 154, 132, 91, 641],
    'stream': [68, 119, 79, 70, 390],
    'lake': [53, 116, 72, 49, 346],
    'waterfall': [42, 59, 59, 45, 215],
    'blue sky': [68, 108, 81, 60, 303],
    'shadow': [18, 9, 9, 14, 49],
    'clouds': [55, 116, 65, 57, 333],
    'snow': [40, 44, 54, 30, 256],
    'train': [20, 25, 50, 10, 152],
    'boat': [17, 35, 20, 23, 136],
    'cable car': [10, 19, 35, 6, 72],
    'road': [51, 71, 54, 43, 319],
    'car': [18, 22, 31, 25, 205],
    'person': [21, 36, 40, 22, 224],
    'pylon': [20, 10, 17, 17, 55],
}

df = pd.DataFrame(data, index=[
    'landscapes_sisiswiss',
    'swissaround',
    'swissedmund',
    'swissxplorers_',
    'wonderful_swiss'
])
```



```
# Chi²-Test
chi2, p, dof, expected = stats.chi2_contingency(df)

print("Chi²-Statistik:", chi2)
print("p-Wert:", p)
print("Freiheitsgrade:", dof)

# Entscheidungshilfe
if p < 0.05:
    print("✅ Ergebnis: Es gibt einen signifikanten Unterschied zwischen den fünf Profilen.")
else:
    print("❌ Ergebnis: Kein signifikanter Unterschied zwischen den Profilen.")

Chi²-Statistik: 268.4544341310884
p-Wert: 3.7949766118033555e-21
Freiheitsgrade: 84
✅ Ergebnis: Es gibt einen signifikanten Unterschied zwischen den fünf Profilen.
```

Anhang 8 Chi²-Test auf Unabhängigkeit der Verteilung der Elementfrequenzsummen entlang der 3 Likes-Cluster ('Top 100', 'Reference 100', 'Poor 100')

```
from scipy.stats import chi2_contingency

# Kontingenztabelle mit den neuen Summen
contingency_table = [
    [72, 22, 8, 10, 74, 82, 60, 95, 76, 63, 51, 65, 11, 64, 21, 19, 25, 12, 54, 31, 29, 10], # Top SUM
    [72, 33, 5, 22, 42, 58, 28, 80, 49, 47, 26, 32, 7, 33, 24, 27, 23, 17, 48, 37, 45, 5], # Reference SUM
    [66, 37, 2, 5, 57, 70, 24, 69, 45, 37, 33, 44, 6, 44, 53, 13, 17, 8, 35, 30, 32, 9] # Poor SUM
]

chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(contingency_table)

print(f"Chi²-Wert: {chi2:.4f}")
print(f"p-Wert: {p:.4f}")
print(f"Freiheitsgrade: {dof}")
print("\nErwartete Häufigkeiten:")
for row in expected:
    print([round(val, 2) for val in row])

if p < 0.05:
    print("\n✅ Die Unterschiede in den Klassifizierungen sind signifikant.")
else:
    print("\n❌ Die Unterschiede sind nicht signifikant.")

Chi²-Wert: 113.7652
p-Wert: 0.0000
Freiheitsgrade: 42

Erwartete Häufigkeiten:
[81.77, 35.82, 5.84, 14.41, 67.36, 81.77, 43.61, 95.01, 66.2, 57.24, 42.83, 54.9, 9.35, 54.9, 38.16, 22.97, 25.31, 14.41, 53.35, 38.16, 41.28, 9.35]
[65.14, 28.54, 4.65, 11.48, 53.67, 65.14, 34.74, 75.69, 52.73, 45.6, 34.12, 43.74, 7.44, 43.74, 30.4, 18.3, 20.16, 11.48, 42.5, 30.4, 32.88, 7.44]
[63.09, 27.64, 4.51, 11.12, 51.97, 63.09, 33.65, 73.3, 51.07, 44.16, 33.04, 42.36, 7.21, 42.36, 29.44, 17.72, 19.53, 11.12, 41.16, 29.44, 31.84, 7.21]

✅ Die Unterschiede in den Klassifizierungen sind signifikant.
```

Anhang 9 χ^2 -Test auf Unabhängigkeit der Verteilung bzgl. der stereotypenbezogenen Elementfrequenzen entlang der fünf Profile

```
import numpy as np
from scipy.stats import chi2_contingency
import matplotlib.pyplot as plt

# Prozentuale Anteile (Profil x Kategorie)
data_percent = np.array([
    [60.0, 15.2, 11.7, 13.0],
    [61.6, 13.1, 9.9, 15.3],
    [56.4, 18.7, 11.6, 13.3],
    [57.3, 16.2, 11.5, 15.0],
    [53.5, 18.0, 13.5, 15.0]
])

# Anzahl Bilder pro Profil
counts = np.array([106, 161, 139, 96, 790])

# Prozentwerte in absolute Häufigkeiten umwandeln
data_abs = (data_percent.T * counts / 100).T # Transponieren, multiplizieren, zurück transponieren
data_abs = np.round(data_abs).astype(int) # Auf ganze Zahlen runden

# Chi-Quadrat-Test mit absoluten Häufigkeiten
chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(data_abs)

print(f"Chi²-Wert: {chi2:.2f}")
print(f"p-Wert: {p:.4f}")
print(f"Freiheitsgrade: {dof}")
print("\nErwartete Häufigkeiten:")
print(expected)

if p < 0.05:
    print("✅ Ergebnis: Es gibt einen signifikanten Unterschied zwischen den Profilen.")
else:
    print("❌ Ergebnis: Kein signifikanter Unterschied zwischen den Profilen.")

# Visualisierung mit absoluten Häufigkeiten
categories = ['stereotype', 'eher stereotype', 'nicht-stereotype', 'multiple Assoziationen']
profiles = ['landscapes', 'around', 'edmund', 'xplorers', 'wonderful']
data_T = data_abs.T

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 6))
bottom = np.zeros(len(profiles))

for i, cat in enumerate(categories):
    ax.bar(profiles, data_T[i], bottom=bottom, label=cat)
    bottom += data_T[i]
```

Chi²-Wert: 6.85

p-Wert: 0.8674

Freiheitsgrade: 12

Erwartete Häufigkeiten:

```
[[ 59.0348567  18.14562355  13.30131681  15.51820294]
 [ 89.66615027  27.56080558  20.20294345  23.5701007 ]
 [ 76.85670023  23.62354764  17.31680868  20.20294345]
 [ 53.4655306  16.43377227  12.0464756  14.05422153]
 [439.9767622 135.23625097  99.13245546 115.65453137]]
```

❌ Ergebnis: Kein signifikanter Unterschied zwischen den Profilen.

Anhang 10 Chi²-Test auf Unabhängigkeit der Verteilung stereotyper Elemente entlang der 3 Likes-Cluster ('Top 100', 'Reference 100', 'Poor 100')

```
from scipy.stats import chi2_contingency

# Kontingenztabelle mit deinen Werten
contingency_table = [
    [588, 106, 136, 124], # Top SUM
    [395, 125, 105, 135], # Reference SUM
    [416, 104, 110, 106] # Poor SUM
]

chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(contingency_table)

print(f"Chi2-Wert: {chi2:.4f}")
print(f"p-Wert: {p:.4f}")

if p < 0.05:
    print("\n✅ Die Unterschiede in den Klassifizierungen sind signifikant.")
else:
    print("\n❌ Die Unterschiede sind nicht signifikant.")
```

Chi2-Wert: 22.9069
p-Wert: 0.0008

✅ Die Unterschiede in den Klassifizierungen sind signifikant.

Persönliche Erklärung:

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und die den verwendeten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Ort, Datum: Greifensee, 23.10.2025

Nadia Zuan:

A handwritten signature in black ink, consisting of a stylized 'N' and 'Z' followed by a horizontal line.