

ENTWICKLUNG EINES RECOMMENDERS FÜR DAS DIGITALE BESUCHER*INNENMANAGEMENT

RATGEBER ZUM DIGITALEN
BESUCHER*INNENMANAGEMENT NR. 4



EINFÜHRUNG

Der Tourismus ist für viele Destinationen ein wichtiger Wirtschaftsfaktor, aber bisweilen auch Störfaktor für Mensch und Umwelt. Letzteres wurde verstärkt in den Debatten zum Overtourism und den Überlastungen einzelner Destinationen und Points of Interest (PoI) diskutiert. Digitales Besucher*innenmanagement ist hier ein Ansatz, mit dem Problem umzugehen. Ein wichtiger Aspekt dabei ist es, die Besucher*innen durch (digitale) Tools so zu beeinflussen, dass Einwohner*innen sowie Umwelt und Klima möglichst wenig gestört und belastet werden. Dies wird zunehmend zu einer wichtigen Aufgabe der Destination Management Organisationen (DMO). Durch ein zielgerichtetes Management sollen die Be- und Überlastungen durch Besucher*innen reduziert, die Tourismusakzeptanz der Einheimischen gesteigert und das touristische Erlebnis gesichert werden. Digitales Besucher*innenmanagement kann so einen Beitrag zu einer nachhaltigen Tourismusentwicklung leisten.

Nicht alle Besucher*innen lassen sich aktiv lenken, aber dennoch kann ein Besucher*innenmanagement für Destinationen viele Chancen bieten, wie Entzerrung der Besucher*innenströme, bessere Verteilung der Auslastung von PoI und Attraktivierung von weniger bekannten PoI. Als Grundlage sind unterschiedliche Daten zur Besucher*innenmessung notwendig. Durch die stetige Messung von Besucher*innenfrequenzen, -strömen und Aktionsräumen in Nahe-Echtzeit und die Rückschau auf historische Daten lassen sich neben der Live-Auslastung ebenso Modellierungen und Vorhersagen für die Zukunft entwickeln. Die Überlastung von PoI soll vermieden und geeignete Alternativen können aufgezeigt werden – nicht nur während des Aufenthaltes, sondern bereits bei der Reiseplanung.

Der Weg von der Bedarfsermittlung und der Idee eines digitalen Besucher*innenmanagementsystems bis zur Implementierung und Auspielung beinhaltet unterschiedliche Etappen und Elemente, die angegangen werden müssen. Mit der Reihe „**Ratgeber zum digitalen Besucher*innenmanagement**“ wird Destinationen eine Anleitung für ein digitales Besucher*innenmanagement an die Hand gegeben. Jeder Ratgeber widmet sich einem anderen Bereich und alle zusammen ergeben einen umfassenden Leitfaden, der Destinationen bei der Implementierung eines digitalen Besucher*innenmanagements unterstützen soll.

WEITERE THEMEN

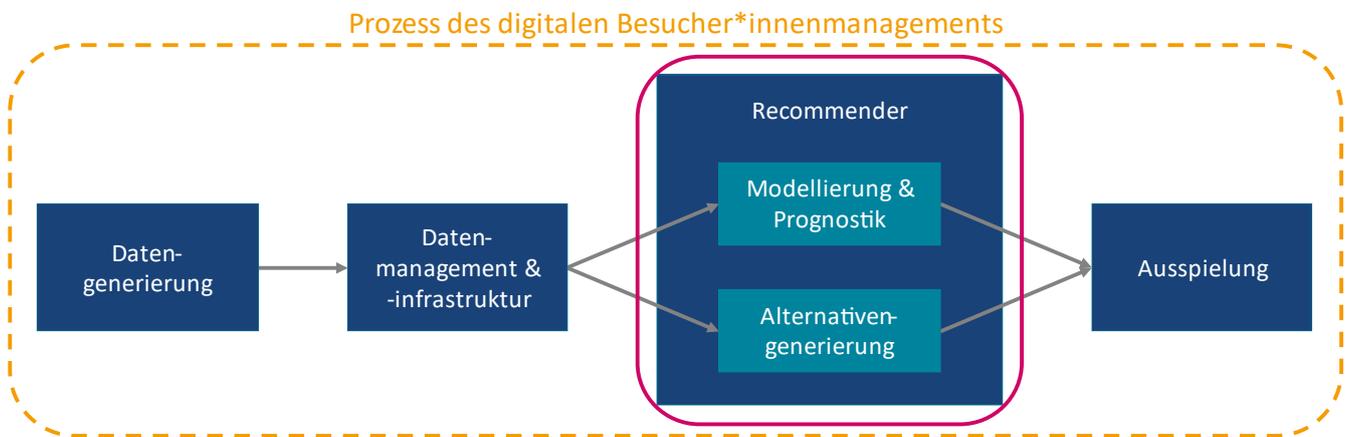
- Datenquellen
- Sensorarten
- Ausspielkanäle
- u.v.m.

PROZESS DES DIGITALEN BESUCHER*INNENMANAGEMENTS

- I. Datengenerierung
- II. Datenmanagement & -infrastruktur
- III. Recommender
- IV. Ausspielung

Ausgangspunkt eines digitalen Besucher*innenmanagements ist stets eine Analyse der Überlastungsproblematik mit einer damit verbundenen Bedarfsermittlung sowie der Festlegung der Zielsetzung. Es ist aber auch möglich, das digitale Besucher*innenmanagement als Präventivmaßnahme zu implementieren, damit Überlastungen gar nicht erst auftreten. Im Anschluss daran kann mit der Arbeit an einem digitalen Besucher*innenmanagementsystem begonnen werden.

Bis zur vollständigen Implementierung sind komplexe und vielfältige Arbeitsschritte und Vorbereitungen zu durchlaufen. Diese können in Anlehnung an [Schmücker et al. 2021](#) wie folgt dargestellt werden:

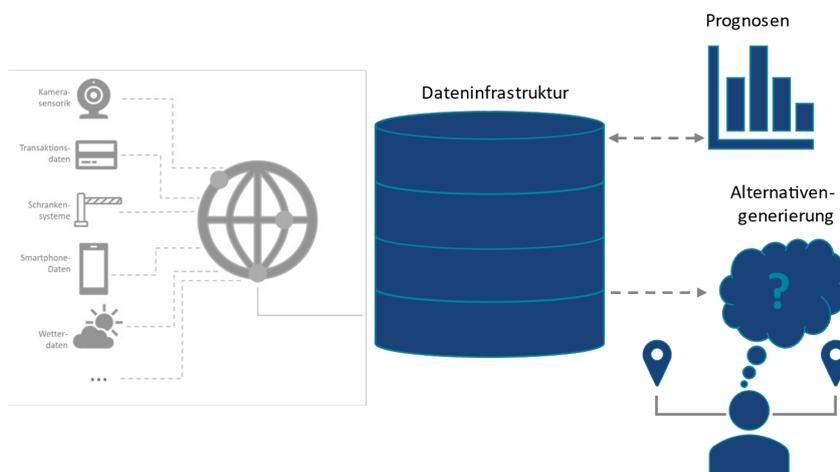


- 1 Der erste Schritt bezieht sich auf die **Datengenerierung** aus vielen unterschiedlichen Datenquellen, um die notwendige Grundlage für ein digitales Besucher*innenmanagement zu schaffen.
- 2 Wie und wo diese verarbeitet, gespeichert und in welchem Format diese weitergegeben werden, wird im zweiten Schritt **Datenmanagement und Dateninfrastruktur** bearbeitet.
- 3 Im Anschluss beginnt die Arbeit für den **Recommender**, ein Empfehlungsmodul auf Basis von Künstlicher Intelligenz (KI). In dieser Phase sind sowohl die **Modellierung und Prognostik** von Auslastungs- und Frequenzdaten als auch die **Generierung von Alternativen für stark frequentierte PoI** angegliedert. All diese Punkte werden in dem vorliegenden Ratgeber erläutert.
- 4 Im Rahmen des letzten Schrittes **Ausspielung** werden die Informationen über Auslastung und mögliche Alternativen der Öffentlichkeit auf verschiedenen Ausspielkanälen (Social Media, Website, Infostelen etc.) zur Verfügung gestellt.

DER RECOMMENDER IM RAHMEN DES DIGITALEN BESUCHER*INNENMANAGEMENTS

Der Recommender, also das Empfehlungsmodul eines digitalen Besucher*innenmanagements, umfasst zwei wesentliche Säulen, die Einfluss auf das Verhalten der Besucher*innen in den Destinationen nehmen sollen. Zum einen werden die Live-Auslastung sowie Vorhersagen zur Auslastung von verschiedenen PoI über das Prognose-Modul ausgespielt und zum anderen sollen Alternativen für zu besuchende Orte über das Alternativen-Modul generiert werden. Beides kann für verschiedene Zwecke und auf unterschiedlichen Kanälen ausgegeben werden.

Die beiden Module können, müssen aber nicht, auf KI-gestützten Verfahren, insbesondere Verfahren des Machine Learnings, basieren. Besonders klar wird dies im Bereich der Auslastungsprognose. Hier prognostizieren die Modelle auf Grundlage der gesammelten und angereicherten Daten die voraussichtlichen zukünftigen Auslastungen. Neben zukünftigen Prognosen (sowohl kurzfristig (bis zu einem Tag im Voraus) als auch mittelfristig (mehrere Tage im Voraus)) können auch die Live-Auslastungen auf ausgewählten Informationskanälen ausgespielt werden. Eine breite und möglichst gut aufbereitete Datenbasis ist dabei für alle Elemente des Recommenders essentiell, da diese die Grundlage zur Ermittlung der Vorhersage und zur Auswahl von Alternativen darstellen.



Ein Recommender kann zum einen auf Daten von User*innen und zum anderen auf Charakteristika zu den möglichen Alternativen basieren, wobei für ein bestmögliches Vorschlagsergebnis meist eine Kombination aus beidem angestrebt wird. Ein auf User*innendaten basierender Recommender bezieht sich auf gespeicherte Daten, die beispielsweise im Verlauf einer Interaktion mit einer App oder einer anderen digitalen Anwendung gesammelt werden konnten und leitet daraus Interessen und Präferenzen der User*innen ab. Ein merkmals-basierter Recommender kann nicht auf Daten von Nutzer*innen zugreifen und spielt somit Alternativen basierend auf den Informationen aus, die ihm zu den PoI vorliegen. Verdeutlicht werden kann dies am Beispiel des Streamingdienstes Netflix: Ein auf User*innendaten basierender Recommender würde Informationen über das bisherige Sehverhalten der Nutzer*innen heranziehen, um ähnliche Inhalte zu empfehlen, während ein merkmalsbasierter Recommender Empfehlungen auf Basis der Eigenschaften der Filme (bspw. Thriller) nutzt, unabhängig vom individuellen Verhalten der Nutzer*innen. Für den vorliegenden Fall ist es daher wichtig, dass die Charakteristika eines PoI es erlauben, die bestmögliche Alternative anzuzeigen, sodass über Metadaten wie „kinderfreundlich“, „mit Hunden möglich“, „für schlechtes Wetter geeignet“ usw. bei der Einordnung eines PoI sowie der Anzeige geeigneter Alternativen helfen. Alternativ ist es theoretisch auch möglich, mit Hilfe von Large Language Models (LLM) oder Methoden des Natural Language Processing (NLP) aus unstrukturiertem Text Empfehlungen abzuleiten. Dafür müssen aber entsprechend komplexe Modelle und Methoden entwickelt werden. Grundsätzlich ist es in jedem Fall so, dass die Kombination aus Daten von User*innen und merkmalsbasierten Daten die beste Variante ist, um möglichst passgenaue Alternativen generieren zu können.

Die Datenbasis: Damit genügend Alternativen für einen Recommender existieren, müssen diese in digitaler Form vorliegen. Hier ist es ratsam, auf bestehende Data-Hubs der Landesmarketingorganisationen zurückzugreifen, oder aber auf öffentliche Alternativen wie Open Street Map (OSM) beziehungsweise eine Kombination dessen. Auch auf ähnliche Projekte, die einen großen und nach Möglichkeit umfassenden Datenbestand aufweisen, kann zurückgegriffen werden. Ein wichtiger Schritt ist dann die Übertragung relevanter Orte in das Recommender-Modul. Hierbei sollte besonders auf die Datenbereinigung sowie die Sicherstellung der Datenqualität geachtet werden. Orte, die als Alternative ungeeignet sind (bspw. ein Baumarkt) sollten gar nicht erst übernommen werden. Auch fehlerhafte, ungenaue oder doppelte Datensätze sollten identifiziert, aussortiert und/oder korrigiert werden, damit ein Mindeststandard der Datenqualität garantiert werden kann. Durch die Zusammenarbeit wird eine breitere Datenbasis ermöglicht, sofern diese Daten für die Nutzung im Rahmen eines Recommenders für das Besucher*innenmanagement freigegeben werden. Eine offene Verfügbarkeit der Daten ist somit auch in diesem Zusammenhang von enormer Bedeutung.

Die Auslastungsprognosen: Liegen die relevanten Daten in ausreichender Qualität vor, das heißt nicht nur korrekt, vollständig und auf aktuellem Stand, sondern auch in einheitlich strukturierter Form, kann mit der Entwicklung und dem Testen von Modellen zur Auslastungsprognostik auf Basis von KI-Algorithmen begonnen werden. Die Qualität der Prognose kann erheblich verbessert werden, wenn zusätzliche Daten wie Wetter- oder Ferieninformationen einbezogen werden. Wenn diese Modelle wie erwartet funktionieren, können Auslastungsprognosen erstellt und weitergegeben werden.

Das Empfehlungsmodul: Aufbauend auf den Auslastungsprognosen für verschiedene PoI wird ein Empfehlungsmodul konzipiert, welches Alternativen für Parkplätze, PoI etc. generiert. Das Empfehlungsmodul muss auf die Anforderungen und Bedarfe der jeweiligen Destination hin angepasst sein, was dazu führt, dass der Aufbau und die Inhalte, nach denen der Recommender seine Empfehlungen ausspielt, jeweils variieren können. Für das Empfehlungsmodul müssen die Alternativen auf Basis verschiedener Parameter, beispielsweise die Ähnlichkeit der Alternative zum ursprünglichen Wunsch-PoI oder die Entfernung, gefiltert werden. Bei einem Parkplatz bietet sich in der Regel die Berücksichtigung der Parameter Kapazität, Entfernung und Auslastung an. Bei der Empfehlung von alternativen PoI spielt zusätzliche die Ähnlichkeit zum Ursprungs-PoI eine Rolle. Grundsätzlich ist die Auswahl der berücksichtigten Parameter also immer auch abhängig von der jeweiligen Destination und der Problemstellung, mit der sich das digitale Besucher*innenmanagement befasst. Das heißt, in anderen Fällen können beispielsweise auch Kosten, Öffnungszeiten, Kundenbewertungen etc. in das Empfehlungsmodul mit einbezogen und jeweils unterschiedlich gewichtet werden.

Die Darstellung von Alternativen kann nicht nur im Falle von Überfüllung des Wunsch-PoI die Besucher*innen dazu bewegen, einen anderen PoI aufzusuchen. Auch können andere Parameter als der Auslastungsgrad genutzt werden, um Besucher*innen beispielweise zu dem Besuch von „nachhaltigeren“ PoI oder zumindest nachhaltigeren Entscheidungen zu bewegen. Dafür kann ein Recommender im Rahmen des digitalen Besucher*innenmanagements auch auf sogenannte Nudges zurückgreifen. In diesem Zusammenhang kann eine gezielte selektive Auswahl an Informationen so ausspielt werden, dass gegebenenfalls die jeweils gewünschte (bspw. Nutzung einer ressourcenschonenden Mobilitätsvariante) Lenkungswirkung eintritt.

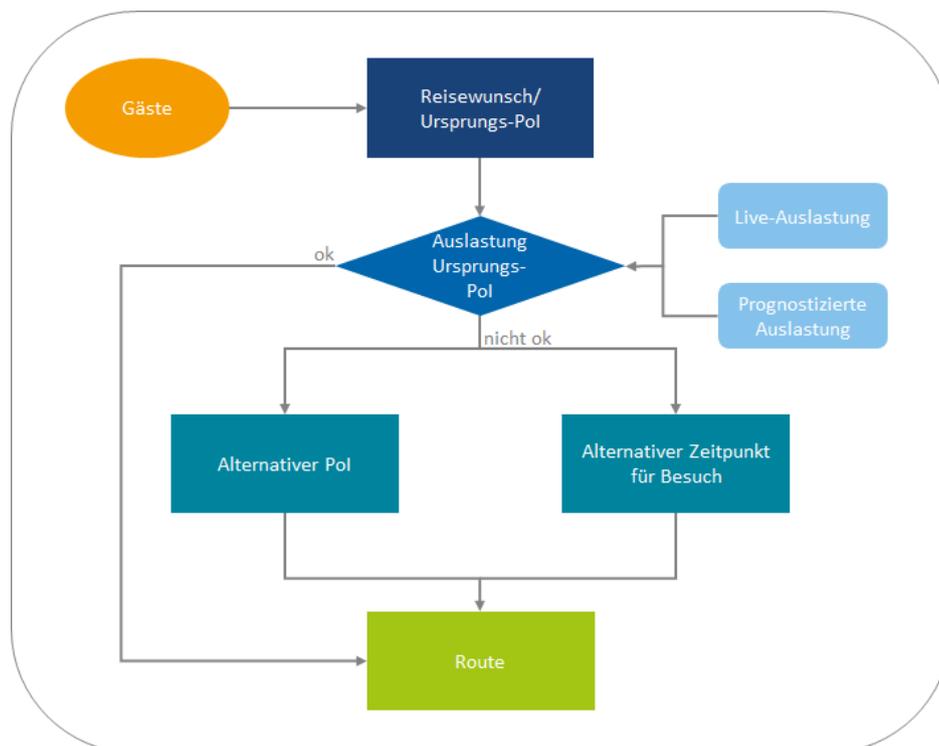
EXKURS: Nudging

Bei Nudging handelt es sich um ein Konzept aus der Verhaltensökonomie und der Psychologie, durch welches das Verhalten von Menschen beeinflusst werden kann, ohne auf Ver- und Gebote zurückzugreifen und die individuelle Entscheidungsfreiheit einzuschränken. Nudging gilt daher als eine sanfte Methode der Einflussnahme. Durch Nudging soll eine Anpassung des menschlichen Verhaltens erreicht werden, sodass dieses sowohl dem öffentlichen Interesse einen Nutzen stiftet als auch auf die einzelne Person einen positiven Einfluss nimmt. Ziele können die Förderung eines nachhaltigeren Verhaltens sowie einer gesunden Lebensweise sein, welche durch Nudging-Maßnahmen wie gezielte Informationsvermittlung und weitere Anreize für die Menschen erreicht werden sollen.

Die zur Verfügung gestellten Informationen sollten vom Recommender über eine digitale Schnittstelle (API) in einem standardisierten Format an beliebige Ausspielungskanäle übergeben werden können. So können die bereitgestellten Informationen bedarfsgerecht ausgespielt und zum Beispiel an einer Infosteile oder auf einer Website angebunden werden. Es bieten sich drei zentrale Informationen für die Ausspielung über einen Recommender an, die dann zu einem veränderten Verhalten führen können:

- 1) Detaillierte Informationen über touristische PoI zur Information vor Reiseantritt (z. B. Anreisemöglichkeiten, Informationen zur Nachhaltigkeit, vergangene Auslastungen oder welcher Parkplatz für einen bestimmten PoI geeignet ist)
- 2) Auskünfte über die Live-Auslastung an allen Standorten, an denen diese über eine Messung bestimmt werden kann. Außerdem Informationen zu prognostizierten zukünftigen Auslastungen. Eventuell ebenfalls Auslastungsinformationen zu PoI, die sich in der Nähe von Orten mit Messungen befinden.
- 3) Vorschläge zu alternativen PoI

Der Recommender basiert dabei auf einer bestimmten Logik, die den Anforderungen und Zielen der Destinationen entspricht. Die Gäste informieren sich mit Hilfe des Recommenders über ihren Reisewunsch, zum Beispiel über den Besuch eines Museums. Wird die Auslastung des Museums oder des dazugehörigen Parkplatzes gemessen, kann der Recommender sowohl die aktuelle Echtzeit-Auslastung als auch die prognostizierte Auslastung für den gewünschten Tag anzeigen. Ist die Auslastung gering und wurden keine weiteren Parameter so eingestellt, dass trotzdem auf Alternativen mit dem Ziel der Besucher*innenlenkung hingewiesen wird, kann die Reiseplanung fortgeführt werden. Informiert der Recommender allerdings über eine (zukünftig) erhöhte Auslastung des Museums, können weitere Alternativen angezeigt werden, die im besten Falle dem eigentlichen Reisewunsch der Gäste sehr nahekommen. Auch wäre es denkbar, nicht nur auf alternative PoI hinzuweisen, sondern einen anderen Zeitpunkt für den geplanten Besuch vorzuschlagen. Beide Arten der Alternativengenerierung basieren auf den Auslastungsmodellen:

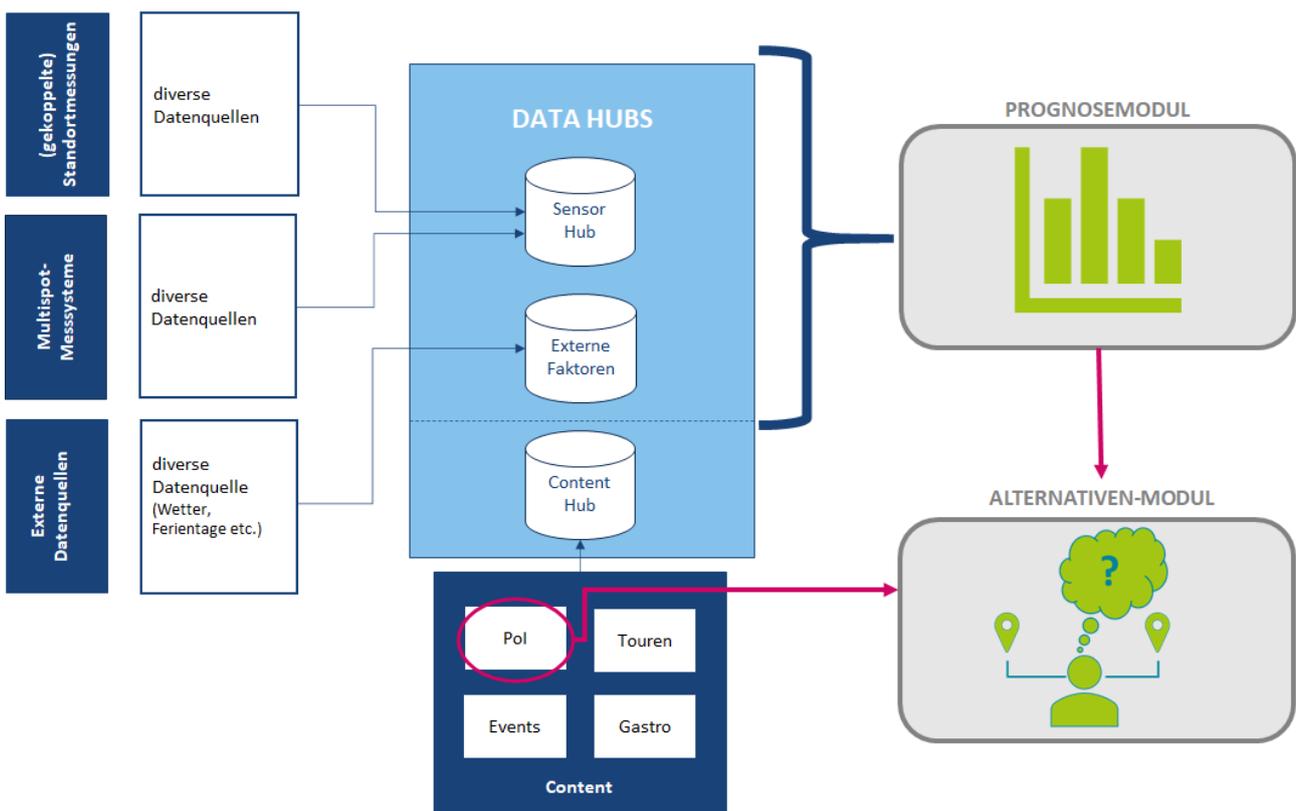


DIE DATENBASIS FÜR DEN RECOMMENDER

Um aussagekräftige Auslastungen zu prognostizieren und passende Alternativen für PoI zu generieren, ist eine breite Datenbasis von kontinuierlichen Messwerten und Stammdaten notwendig. Die Grundlage für die Auslastungsprognosen legen vornehmlich Daten aus lokaler Sensorik, aber es können auch Daten aus globaler Sensorik sowie zusätzliche Informationen zu beispielsweise Wetter und Ferien genutzt werden. Daten stellen somit die Kernelemente der Auslastungsprognosen dar. Die Alternativen basieren auf den bereitgestellten Inhalten und Informationen zu den verschiedenen PoI sowie deren Charakteristika (Metadaten).

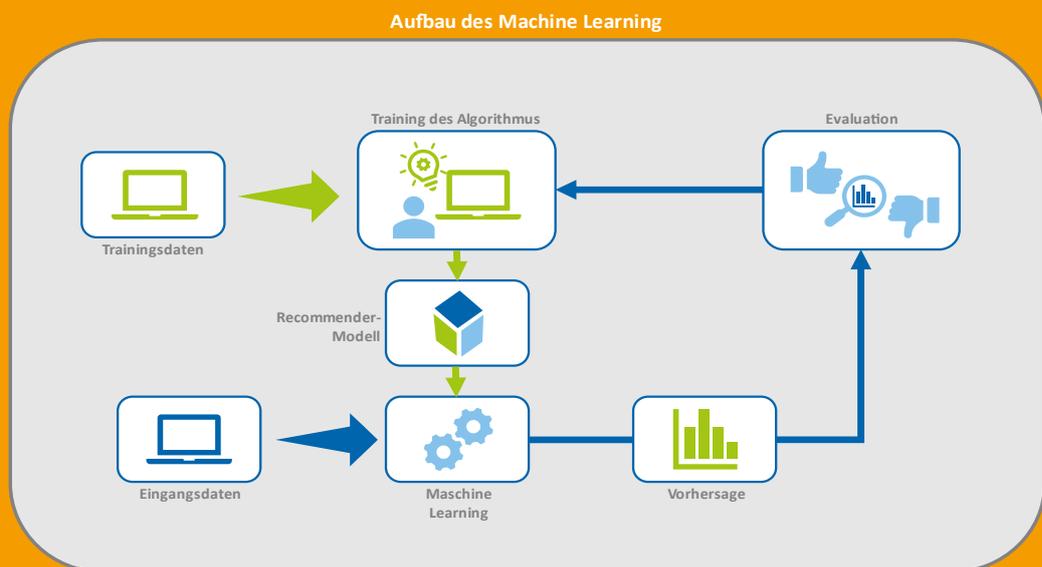
Je nach Aufbau der Dateninfrastruktur für das digitale Besucher*innenmanagementsystem ergeben sich unterschiedliche Datenflüsse und die Integration verschiedener Data Hubs als Grundlage für die Prognosen. Entsprechend der in [Ratgeber 3](#) vorgeschlagenen Dateninfrastruktur können die Daten für die Auslastungsprognosen im Sensor Hub und im externen Faktoren-Hub einfließen. Im Sensor Hub werden die Daten aus den genutzten (gekoppelten) Standortmessungen und von den Multispot-Messsystemen gespeichert. Die externen Daten zu Wetter, Feiertagen etc. werden im Hub „Externe Faktoren“ gespeichert.

Auch weitere Auslastungsdaten aus Kassensystemen oder von Schrankenanlagen können genutzt werden. Diese Daten können für die Entwicklung des Prognosemoduls wichtig sein, sofern sie über einen längeren Zeitraum vorliegen, damit ein umfassenderes Training und eine Evaluation der entwickelten Algorithmen möglich werden.



EXKURS: Wie funktioniert Machine Learning für Zeitserienvorhersagen?

Anhand von KI-Algorithmen lassen sich über verschiedenste mathematische Ansätze Muster in großen Datenmengen erkennen. Anhand solcher Muster können, unter Zuhilfenahme externer Faktoren und unter Berücksichtigung der internen Dynamik der Zeitreihe, die Algorithmen dann Prognosen für die Zukunft machen. Generell gilt: Je mehr Trainingsdaten den Algorithmen zur Verfügung stehen, desto präziser werden die Vorhersagen im Laufe der Zeit. Das Training der Algorithmen auf Basis der gesammelten Daten spielt auch für das digitale Besucher*innenmanagement eine wichtige Rolle, um den Besucher*innen Auslastungsprognosen mitteilen zu können, auf die sie sich bestmöglich verlassen können.



in Anlehnung an DZT 2019

Neben der internen Dynamik der Zeitserie nehmen externe Variablen wie beispielsweise das Wetter Einfluss auf die Auslastung und sollten daher in den Algorithmen berücksichtigt werden. Wetterdaten lassen sich von verschiedenen Anbieter*innen beziehen. Hilfreich ist es, dabei auf Anbieter*innen zu setzen, die Wetterdaten zu jeder beliebigen Geolokation vorliegen haben. Dadurch können genau für den jeweiligen Standort die entsprechenden Daten bezogen und eine direkte Verbindung zwischen Auslastung laut Sensor und dem Wetter vor Ort gezogen werden. Auch bietet es sich an, auf Feature-Daten (Wetterdaten, Ferienzeiten etc.) mit einer recht reliablen Prognose zurückzugreifen. Gleichwohl müssen diese dann ebenfalls mindestens für den Zeitraum vorliegen, der ausgewertet werden soll. Es sollten dabei solche Daten als Features genutzt werden, von denen bekannt ist, dass sie die vorherzusagende Größe beeinflussen – beispielsweise die Temperatur, Windgeschwindigkeit, relative Luftfeuchtigkeit oder bis hin zur Dichte der Wolkendecke und zum Niederschlag. Nicht alle Wetterdaten sind jedoch für jeden PoI und die damit verbundene Aktivität gleich wichtig. So können an Segel- und Surfstandorten der Wind sowie dessen Richtung eine höhere Gewichtung erhalten und die Sonnenscheindauer an einem Badestrand stärker in die Bewertung einfließen. Optimalerweise sollten aber solche Algorithmen genutzt werden, in denen die Gewichtung von Features während des Trainings selbst bestimmt wird – wie es bei fast allen Machine Learning Algorithmen der Fall ist.

Auch Ferienzeiten und Feiertage haben Einfluss auf das Besucher*innenverhalten und somit auf die Auslastungen an einzelnen PoI. Daten zur Feriendichte der Bundesländer stehen beispielsweise [hier](#) zur Verfügung oder können von der [Ferien-API](#) bezogen werden. Per REST-API* können darüber Informationen zu den Ferienzeiten und Feiertagen aller Bundesländer abgefragt werden.

Je nach Destination sowie konkreter Problemstellung und Zielsetzung eines digitalen Besucher*innenmanagement können noch weitere Daten für die Prognostik von Auslastungen hinzugezogen werden (bspw. Events, die das Besucher*innenaufkommen temporär stark beeinflussen können). Umso breiter die Datenbasis, desto besser und zutreffender können die Prognosen sein – sofern die Daten reliable und richtig vorliegen und in die Modelle aufgenommen werden.

Für die Ausspielung von Alternativen als weiteres Element des Recommenders sollten Charakteristika eines PoI in ausreichender Menge zur Verfügung stehen, damit Alternativen überhaupt ausgespielt werden können. Damit diese Alternativen passgenau sind, sollte unter anderem die Art des PoI, die Lage und die Eigenschaften möglichst nach einem standardisierten Schema (d. h. nicht als Freitext) beschrieben sein. Diese Metadaten zur Beschreibung touristischer Objekte sind auch für die allgemeine Verwendung notwendig, können im Rahmen des Recommenders jedoch noch ergänzt und unterschiedlich genutzt werden. So spielen sie eine wichtige Rolle, damit auf Basis der Beschreibungen auch wirklich passende Alternativen für das eigentlich ausgewählte Reiseziel ausgespielt werden können.

EXKURS: Kategorien von PoI

Auf Basis der Charakteristika von PoI können diese nach Reif et al. (2023) im touristischen Kontext in primäre PoI bzw. Erlebnis-PoI (bspw. ein Strand) und sekundäre PoI bzw. funktionalen PoI (F-PoI) (bspw. ein Parkplatz am Strand) unterschieden werden. E-PoI erfüllen einen Erlebniszweck und entsprechen daher Attraktionspunkten. Im Gegensatz dazu werden F-PoI nicht als Attraktionspunkte genutzt. Es kann dort zwar auch zu einem erhöhten Aufkommen an Besucher*innen kommen, da F-PoI für das Reiseerlebnis notwendig sind, aber keinen eigenen Erlebniswert haben.

Mehr dazu [hier](#).

Die prognostizierte Auslastung ausgewählter PoI für bestimmte Zeitpunkte in der Zukunft ist das grundlegende Element des Recommenders, auf dem auch das nachfolgende Element (Alternativen-Modul) aufbaut. Die Prognose der Auslastung basiert auf einer Vielzahl von Feature-Daten, die für die Prognose als wichtig identifiziert wurden. Diese Daten müssen auch in der Vergangenheit in entsprechender Aufbereitung vorliegen, um für die Modellentwicklung genutzt werden zu können. Auf Grundlage der Daten können verschiedene KI-Algorithmen zur Erstellung von Auslastungsprognosen konzipiert werden.

Um verlässliche Prognosen vorhersagen und ausspielen zu können, müssen verschiedene Anforderungen an die Daten und das Prognosemodul gestellt und erfüllt werden, beispielsweise:

* Eine **REST-API** ist ein bestimmter API-Typ, welcher sich als einer der Standards im Web etabliert hat. REST (representational state transfer) umfasst Prinzipien, die eine effiziente und standardisierte Kommunikation zwischen den Webanwendungen ermöglichen. Vorteile sind die einfache Integration, da eine REST-API von verschiedenen Programmen genutzt werden kann, sowie die Skalierbarkeit. Dennoch ist die Funktion von REST-APIs begrenzt, da keine Echtzeit- oder Push-Benachrichtigungen gesendet werden können und daher muss die API in bestimmten Zeitintervallen abgefragt werden, um regelmäßig neue Daten zu erhalten.

ROBUSTHEIT GEGENÜBER DATENLÜCKEN

Nicht immer übermitteln Sensoren und andere Datenquellen die Daten lückenlos. Ein produktiv einsetzbares Prognosemodul muss in der Lage sein, mit diesen Lücken in den Daten umgehen können.

COLD-START MITIGATION

Viele Machine Learning Algorithmen benötigen zunächst eine signifikante Menge an Trainingsdaten, bevor sie qualitativ hochwertige Aussagen treffen können. Liegen diese nicht vor, ergibt sich das Problem des so genannten „Cold-Starts“. Neu an das System angeschlossene Sensoren müssen also zunächst „angelern“ werden. Ein gutes Prognosemodul ermöglicht es, dass nach kurzer Trainingszeit bereits aussagekräftige Prognosen erstellt werden können.

SKALENFLEXIBILITÄT

Um einen möglichst großen Pool an Daten verarbeiten zu können, sollte das Prognosemodul in der Lage sein, mit Daten umzugehen, die auf verschiedensten zeitlichen Auflösungen beruhen.

EFFIZIENZ

Die innerhalb des Prognosemoduls verwendeten Algorithmen sollten so effizient und energiesparend wie möglich sein. Außerdem sollte in allen Implementierungsentscheidungen der Trade-Off zwischen Genauigkeit von Vorhersagen und Ressourcenaufwand berücksichtigt werden.

NACHSTEUERUNGSFÄHIGKEIT

Um das Vorhersagemodul fortlaufend evaluieren und anpassen zu können, sollte das Prognosemodul über die Fähigkeit verfügen, die tatsächliche, vor Ort beobachtete, prozentuale Auslastung zu berücksichtigen.

VORHERSAGEHORIZONT

Eine ausgespielte Prognose sollte so weit in die Zukunft reichen, dass damit bereits deutlich im Voraus Ausflüge geplant werden können. Gleichzeitig sollte die Vorhersagequalität auch für den am weitesten entfernten Zeitpunkt ausreichend gut sein.

ANPASSUNGSFÄHIGKEIT

Das Prognosemodul muss technisch so entwickelt sein, dass es in der Lage ist, unterschiedliche Dynamiken des Besucher*innenaufkommens an unterschiedlichen Standorten zu erfassen und entsprechend in die Zukunft abzubilden. So kann es theoretisch bei manchen Standorten bei besonders gutem Wetter zu einem hohen Besucher*innenaufkommen kommen, während andere Standorte vor allem bei schlechterem Wetter besucht werden. Darauf muss das Prognosemodul automatisiert eingehen.

UMFASSENDE DATENGRUNDLAGE

Um die örtlichen Gegebenheiten und Randbedingungen von Pol möglichst gut abzubilden, sollte die Datengrundlage für verschiedene Pol flexibel gehalten werden. So können theoretisch für Strände, an denen Surfen erlaubt ist, genauere Informationen über Wind- und Wellenverhältnisse in die Datengrundlage aufgenommen werden. In Skigebieten sind Informationen über Schneebedeckung und -beschaffenheit wichtig.

EINHEITLICHKEIT

Das Format der zurückgegebenen Prognose sollte immer einheitlich sein. Dafür sollte ein entsprechendes Datenmodell genutzt werden. Nur so können externe Programme und Visualisierungen auf dieses Datenmodell ausgerichtet werden und reliabel die Ergebnisse des Prognosemoduls verarbeiten.

EINSCHRÄNKUNGEN KOMMUNIZIEREN

Im Optimalfall kann ein Prognosemodul einschätzen, wie wahrscheinlich es ist, dass eine Vorhersage tatsächlich eintritt und wie groß eine wahrscheinliche Abweichung von der Vorhersage sein könnte. Diese Werte sollten ausgespielt werden. So könnten zum Beispiel an Feiertagen Warnhinweise an Hotspots ausgespielt werden, dass die tatsächliche Auslastung die Prognose übersteigen könnte – beispielsweise wie bei einer Unwetterwarnung oder einer Regenwahrscheinlichkeit bei Wettervorhersagen.

In diesem Zusammenhang kann ein Ensemble-Modell verwendet werden, dies ist jedoch keine zwingende Notwendigkeit. Bei solchen Modellen werden mehrere (KI-)Algorithmen genutzt und errechnen dann gemeinsam eine Auslastungsprognose. Solche Ensembles haben den Vorteil, dass die Schwächen eines Algorithmus durch die Stärken eines anderen, die nur bei der Nutzung von einzelnen Modellen auftreten, durch die Mittelung der Vorhersagen der Ensemblemitglieder herausgefiltert werden. Um Auslastungsspeaks trotz einer Mittelung verlässlich abzubilden, bietet es sich an, eine nichtlineare Mittelung durchzuführen, bei der Werte über einem Schwellwert deutlich stärker gewichtet werden.

Die aktuelle sowie prognostizierte Auslastungen können über einen Recommender für das digitale Besucher*innenmanagement dann beispielsweise in den Kategorien **wenig besucht**, **etwas stärker besucht**, **(sehr) stark besucht** und **voll** gekennzeichnet werden und so die Aussage zur Auslastung unterstreichen.



ALTERNATIVEN-MODUL

Die zweite Funktionalität des Recommenders im Rahmen des digitalen Besucher*innenmanagements kann das Anbieten von Alternativen sein. Gemeint ist damit eine Auswahl von alternativen PoI für einen bestimmten touristischen Attraktionspunkt, der aktuell bereits oder in der Vergangenheit häufig ausgelastet ist. Über die Alternativengenerierung sollen für jeden PoI passende, ebenfalls für die Nutzer*innen relevante und zudem nahegelegene PoI ausgespielt werden. Die Generierung und Ausspielung von Alternativen werden mittels Analyse der für die PoI hinterlegten Charakteristika (Ähnlichkeit der Aktivität, Auslastung, Entfernung usw.) ausgewählt. Bei Recommendern, die User*innendaten nutzen, können zusätzlich KI-Algorithmen entwickelt werden, die über die Auswertung des Nutzungsverhaltens die individuelle Attraktivität eines PoI für die jeweiligen Nutzenden antizipieren. Es kann davon ausgegangen werden, dass ein auf Daten von Nutzenden basierter Recommender persönlichere und zutreffendere Alternativen ausspielen kann als ein merkmalsbasierter Recommender, da Informationen zu Interessen, Präferenz etc. der User*innen für die Generierung der Alternativen genutzt werden können. Alternativ kann dies sessionbasiert erfolgen, indem Nutzer*innen selbst Präferenzen anklicken, was jedoch umständlich für die User*innen ist und daher nur dann erfolgen sollte, wenn ein User*innen-basierter Recommender beispielsweise aufgrund von Datenschutzbestimmungen keine Option darstellt.

Je nach Destination, Problemstellung und Zielsetzung des digitalen Besucher*innenmanagements können Alternativen immer oder auch nur dann ausgespielt werden, wenn es an den ausgewählten PoI zu Überlastungen kommt. Beachtet werden sollte dabei, dass PoI, die grundsätzlich eher zur Überfüllung neigen, nicht unbedingt im gleichen Maße als Alternativen ausgespielt werden sollten wie PoI mit durchschnittlich geringerem Besucher*innenaufkommen. Nur so kann eine bessere nachhaltige Verteilung der Besucher*innenströme ermöglicht werden.

Für die Auswahl und Präsentation eines geeigneten Sets an alternativen PoI existieren einige Anforderungen:

BEREICHERUNG

Das Set an ausgespielten Empfehlungen für einen PoI soll eine Bereicherung für die Nutzenden darstellen. Der Recommender sollte so wenig invasiv wie möglich sein, um die Planung der Reise in den Händen der Besucher*innen zu belassen. Der Recommender kann also nur einen Effekt haben, wenn die ausgespielten Alternativen so bereichernd sind, dass die Nutzer*innen sich selbst aktiv dafür entscheiden, ihren Wunsch-PoI durch einen der vorgeschlagenen PoI zu ersetzen.

NACHHALTIGKEIT

Die ausgespielten Alternativen sollten ein möglichst nachhaltiges Verhalten begünstigen. Sie sollen generell zu einer Umverteilung der Tourismusströme führen, sodass Crowding weniger häufig auftritt und touristische Kapazitäten gleichmäßig ausgelastet werden. Auch soll der Parksuchverkehr in stark frequentierten Tourismusgebieten gemindert werden und daher alternative Ziele nahe am Ursprungs-PoI und/oder nahe am Ausgangspunkt der Nutzenden liegen und optimalerweise mit dem öffentlichen Nahverkehr zu erreichen sein. Als Nudge können besonders nachhaltige PoI im Recommender kenntlich gemacht werden, beispielsweise durch ein kleines Icon im Front-End (bspw. ein grünes Blatt).

PRÄSENTATION

Generell ist es wichtig, die Alternativen anschaulich und attraktiv darzustellen. Dabei sollte den Nutzenden schnell die Kerninformationen einer Alternative zugänglich sein. Dazu gehört mindestens ein Titel, der entsprechende Pol-Typ (Strand, Café, Museum, ...) und ein Bild. Je nach Möglichkeit wären auch Informationen wie die aktuelle Auslastung (bspw. über eine farblich codierte Auslastungsampel, wie sie weitläufig verwendet wird), Bewertungen oder die Entfernung der Alternative zum Ursprungs-Pol Sinn machen. Alle diese Informationen sollten über ein nutzer*innenfreundliches, modernes Design präsentiert werden, sodass sich User*innen die Alternativen auch gerne anschauen. Auch sollte darauf geachtet werden, dass das Front-End leicht zu finden, bedienen und interpretieren ist.

WETTER- UND JAHRESZEITEIGNUNG

Das ausgespielte Set an Alternativen sollte sowohl an die Jahreszeit als auch an die aktuelle Wetterlage angepasst sein.

ÖFFNUNGSZEITEN

Auch sollte gewährleistet werden, dass die ausgespielten Alternativen geöffnet sind und die Öffnungszeiten angezeigt werden. Ist dies nicht der Fall oder schließt ein Pol bald, sodass ein Besuch zeitkritisch wäre, sollte diese Information mit ausgespielt werden oder der Pol gar nicht angezeigt werden.

ERREICHBARKEIT

Es muss gewährleistet sein, dass die vorgeschlagenen Pol gut erreichbar sind. Optimalerweise könnte sogar direkt ein Vorschlag gemacht werden, wie der öffentliche Nahverkehr genutzt werden kann, um den Pol zu erreichen.

FEHLERKORREKTUR

Es sollte eine Möglichkeit eingerichtet werden, mit der fehlerhafte Informationen (falsche Öffnungszeiten, Rechtschreibfehler etc.) an die Betreiber*innen des Recommenders weitergeleitet werden können und dort dann auch zügig in die entsprechenden Wissensbasis eingepflegt werden.

DATENQUALITÄT UND DATENQUANTITÄT

Die Wissensbasis des Recommenders sollte über sowohl eine ausgezeichnete Datenqualität als auch über eine hohe Datenquantität verfügen. Durch letztere können gezielt Pol abgebildet und als Alternativen ausgespielt werden. Die Qualität ist insbesondere für die potentiell umsetzbaren Funktionalitäten des Recommenders wichtig. Damit ist gemeint, welche Information zu einem in der Wissensbasis vorhandenen Pol und mit welcher Stetigkeit die Informationen vorliegen.

AKTUALITÄT UND ERWEITERUNG

Die dem Recommender zugrundeliegende Wissensbasis sollte fortlaufend aktualisiert und überprüft werden, um so zügig neue Pol aufzunehmen, Änderungen an den Metadaten eines Pol einzutragen und hinfällige Pol zu löschen. Es ist außerdem wichtig, dass die Wissensbasis über sowohl eine ausgezeichnete Datenqualität als auch über eine hohe Datenquantität verfügt.

ANFRAGEHORIZONT

Je nach Anfragehorizont sollten sich die Zusammensetzung des ausgespielten Sets an Alternativen unterscheiden. Je kurzfristiger eine Anfrage für eine Alternative ist, desto näher sollte eine vorgeschlagene Alternative, sowohl räumlich als auch thematisch, an dem Ursprungs-Pol liegen.

Bei der Ausspielung von Alternativen gibt es zwei Möglichkeiten: entweder werden den Nutzenden ähnliche Alternativ-Pol angezeigt (*mehr vom gleichen*), oder es werden „Innovationen“ als Empfehlung ausgespielt. Letztgenannter Ansatz versucht auch andersartige Elemente vorzuschlagen, wenn sie einem Nutzenden gefallen könnten. Wenn zum Beispiel antizipiert wird, dass Nutzer*innen an einen Strand wollten, um zu schwimmen, können auch Freibäder, Badestellen und Schwimmbäder vorgeschlagen werden, die dem Bedürfnis nach Aktivitäten an/im/auf dem Wasser nachkommen. Wollten Nutzer*innen jedoch an den Strand, um dort spazieren zu gehen, können auch Wanderwege und Parks als Alternativen vorgeschlagen werden – nicht jedoch Schwimmbäder. Für diesen Ansatz ist die Kontextinformation einer Anfrage entscheidend und somit die Profile des Nutzungsverhaltens. Derartige Personalisierungsansätze sind aber nur mit höherem Aufwand und auf Grundlage detaillierter (Daten-)Abfragen im Rahmen des digitalen Besucher*innenmanagements möglich, bieten jedoch auch einen sehr hohen Mehrwert für diejenigen, die den Recommender nutzen.

Für die Verbindung der Pol-Daten bietet sich die Nutzung eines Knowledge-Graphen an. Durch diese Form der Datenhaltung kann für Algorithmen erfassbar gemacht werden, welche Pol wie in Beziehung zueinander stehen und welche Pol alternativ ausgespielt werden können.

EXKURS: Knowledge Graph

Ein Knowledge Graph besteht aus sogenannten Knoten und Kanten und liefert so eine technische Grundlage für Graphstrukturen. Dabei sind Knoten in einem Knowledge Graph im Allgemeinfall meist entweder Entitäten (eindeutig bestimmte Objekte) oder Konzepte. Die Kanten eines Knowledge-Graphen beschreiben immer die Verknüpfung verschiedener Knotenpunkte. Knoten könnten ein Pol sei (bspw. ein Museum), die Kanten könnten beispielsweise Öffnungszeiten sein. Ein solcher Knowledge Graph sorgt dafür, dass dezentrale und heterogene Daten verbunden werden und von für verschiedene Akteure und für verschiedene Zwecke genutzt werden können.

In die Ermittlung geeigneter Empfehlungen und die Reihenfolge, in der diese ausgespielt werden, fließen mehrere Faktoren ein. Zudem ändert sich deren Relevanz, je nachdem für wie weit im Voraus ein Set an alternativen Pol ermittelt werden soll. Grundsätzlich kann eine Vielzahl von Faktoren in die Auswahl von Alternativen einfließen, beispielsweise:

- **Ähnlichkeit:** Die Ähnlichkeit des Ursprungs-Pol zu einer potentiellen Alternative, in Bezug auf die Erfüllung der ursprünglichen Intention eines Nutzenden.
- **Entfernung:** Die Entfernung zwischen den beiden Pol. Gemessen anhand der kürzesten, mit dem Auto befahrbaren Route, die diese beiden Pol verbindet.
- **Auslastung:** Die für diesen Tag prognostizierte oder gemessene maximale Auslastung des alternativen Pol.
- **„Hot-Spot Metrik“:** Information über die vergangene Auslastung des alternativen Pol. Diese bestimmt, ob ein Pol als Hotspot (i. d. R. häufig frequentiert) oder als Coldspot (i. d. R. wenig frequentiert) kategorisiert wird.

Die Erreichung der Ziele des digitalen Besucher*innenmanagements (bspw. Besucher*innenströme entzerren, Auslastungen von PoI besser verteilen und weniger bekannte PoI attraktiveren) kann somit durch den Einsatz eines Recommender als KI-gestütztes Empfehlungsmodul unterstützt werden. Es lassen sich zwar nicht alle Besucher*innen aktiv lenken, aber dennoch kann die Anzeige von (prognostizieren) Auslastungen und möglichen alternativen PoI auf unterschiedliche Art und Weise Einfluss auf das Verhalten der Besucher*innen in den Destinationen nehmen. Damit eine Verhaltensänderung entsprechend der Ziele des digitalen Besucher*innenmanagements erreicht werden kann, muss auch das Front-End des Recommenders den Bedürfnissen der Besucher*innen gerecht werden und die Informationen übersichtlich und schnell ersichtlich liefern.

Wie genau und vor allem wo der Recommender wann ausgespielt wird, muss gut durchdacht und festgelegt werden. Die möglichen Gäste können nur zu einem Umdenken und einer Verhaltensänderung bewegt werden, wenn sie zur richtigen Zeit am richtigen Ort die Informationen aus dem Recommender beziehen können. Die richtige Ausspielung des Recommenders im Rahmen des digitalen Besucher*innenmanagements ist somit ein wichtiger Erfolgsfaktor, dem sich der fünfte Ratgeber widmet.



STATUS QUO + ZUKUNFT

Einige Destinationen im deutschsprachigen Raum haben sich bereits auf den Weg gemacht und setzen diverse Projekte zum Besucher*innenmanagement und zur Besucher*innenmessung um. Außerdem beschäftigen sich Forschungsprojekte (bspw. das bundesweite Projekt „AI-basierter Recommender für nachhaltigen Tourismus (AIR)“ oder auch das Projekt „Landesweites digitales Besuchermanagement für den Tourismus in Schleswig-Holstein (LAB-TOUR SH)“) mit Fragestellungen rund um die Konzeptionierung, Entwicklung, Implementierung und Validierung digitaler Besucher*innenmanagementsysteme.

Bisweilen ist die Wirksamkeit der digitalen Besucher*innenmanagementsysteme jedoch noch nicht nachgewiesen. Diese gilt es in den nächsten Jahren zu untersuchen und Systeme entsprechend weiterzuentwickeln.



JETZT MITMACHEN!

Im Rahmen des bundesweiten Forschungsprojektes AIR wurde eine **Adhocracy-Plattform** erstellt. Die Online-Module ermöglichen den Austausch zu den Themen Besucher*innenmanagement und Besucher*innenmessung im deutschsprachigen Raum.

Vierteljährig findet eine *Live-Online-Diskussion* statt. Ergänzend dazu können im *Online-Diskussionsforum* Fragestellungen und Anregungen rund um das Besucher*innenmanagement, Data Hubs, Touchpoints etc. diskutiert werden. Auf der *interaktiven Karte zur Besucher*innenmessung und Besucher*innenmanagement* werden Good Practices aus Deutschland, Österreich und der Schweiz aufgeführt, sodass am Ende eine Übersichtskarte zu bereits aktiven und geplanten Vorhaben entsteht. Mit einem kostenlosen Adhocracy-Account können alle Interessierten kommentieren, nachfragen und Projekte eintragen.

Alle Destinationen und weitere Tourismusakteur*innen sind herzlich dazu eingeladen, sich zu beteiligen.

www.adhocracy.plus/air

DAS WICHTIGSTE KOMPAKT



Ein Recommender kann aus zwei Modulen bestehen: Prognosemodul und Alternativen-Modul. Beide Module können auf KI-gestützten Verfahren basieren, insbesondere auf Verfahren des Machine Learnings.



Für beide Module ist eine breite Datenbasis notwendig – sowohl von gemessenen Auslastungen, als auch von zusätzlichen Feature-Variablen (Wetter etc.) und statischen Kontext-Daten zu PoI.



Im Prognosemodul sollen die zukünftigen Auslastungen von PoI prognostiziert werden. Außerdem sollten für die PoI die Live-Auslastungen berechnet werden. Die Prognosen bilden auch die Grundlage für die Empfehlung von Alternativen.



Das Alternativen-Modul dient zur Generierung von alternativen PoI für einen bestimmten touristischen Attraktionspunkt. Diese basieren dabei in Teilen auf den prognostizierten Auslastungen und werden mittels Use Case-spezifischer Algorithmen festgelegt.



Für die potentiellen Nutzer*innen des Recommenders muss sich ein überzeugender Mehrwert ergeben, damit sie gewillt sind, ihre eigentlichen Pläne zu ändern und den Empfehlungen des Recommenders zu folgen.

SCHRITT FÜR SCHRITT

1

Identifizierung eines klaren Use-Cases und Formulierung der Anforderungen an einen für diesen Use-Case geeigneten Recommender

2

Identifizierung der notwendigen Datenbasis und Datengenerierung und falls noch nicht geschehen: Definition von Metadaten zur Beschreibung verschiedener touristischer Objekte unter Verwendung von (internationalen) Standards als Grundlage zur Generierung von Alternativen

3

Datenbereinigung und Sicherstellung der Datenqualität

4

Konzeption und Pilotierung des Prognosemoduls

5

Konzeption und Pilotierung des Alternativen-Moduls

6

Gewährleistung der Verfügbarkeit von Vorhersagen und Empfehlungen über APIs

7

Produktive Implementierung des Prognosemoduls

8

Produktive Implementierung des Alternativen-Moduls

9

Entwicklung und Testen von Modellen für Alternativengenerierung

IMPRESSUM

Nr. 4 Entwicklung eines Recommenders für das digitale Besucher*innenmanagement

Ratgeber zum digitalen Besucher*innenmanagement

Herausgeber

Deutsches Institut für Tourismusforschung
Fritz-Thiedemann-Ring 20
25746 Heide
Telefon +49(0) 481 8555-573
Telefax +49(0) 481 8555-121

Autor*innen

Lisa Naschert
Tim Staubert
Denise Engelhardt
Nele Höftmann
Eric Horster
Julian Reif

Projektbeteiligte

Deutsches Institut für Tourismusforschung
Forschungs- und Entwicklungszentrum der Fachhochschule
Kiel
Lufthansa Industry Solutions GmbH & Co. KG
ADDIX GmbH

Stand

20.07.2023

Bildnachweise

Titelbild: Pixabay / B_Me; Lizenz: Vereinfachte
Pixabay Lizenz; pixabay.com/images/id-400811
S. 1: Pixabay / insspirito; Lizenz: Vereinfachte

Zitationsvorschlag

Naschert, Lisa; Staubert, Tim; Engelhardt, Denise; Höftmann, Nele; Horster, Eric & Reif, Julian (2023): Entwicklung eines Recommenders für das digitale Besucher*innenmanagement. Hg. v. Deutschen Institut für Tourismusforschung. Heide/Holstein (Ratgeber zum digitalen Besucher*innenmanagement, 4). DOI: 10.5281/zenodo.8182278



Diese Publikation wird herausgegeben vom Deutschen Institut für Tourismusforschung.

Dieses Werk, mit Ausnahme der Logos und Bilder, wird lizenziert unter der Creative Commons-Lizenz Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International (CC BY-SA 4.0). Den vollständigen Lizenztext finden Sie unter www.creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0.de.

Veröffentlichung im Rahmen des Förderprojektes „Landesweites Digitales Besuchermanagement für den Tourismus in Schleswig-Holstein (LAB-TOUR SH)“. Gefördert durch die Europäische Union – Europäischer Fonds für regionale Entwicklung (EFRE), REACT-EU als Teil der Reaktion der EU auf die Covid-19-Pandemie (LPW-E/6.1.6/2424).



Wir fördern Wirtschaft



Durch die Europäische Union - Europäischer Fonds für regionale Entwicklung (EFRE), REACT-EU als Teil der Reaktion der EU auf die Covid-19-Pandemie finanziert.

Schleswig-Holstein
Der echte Norden