

Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg  
Fakultät für Chemie und Geowissenschaften  
GIS Analyses using Free and Open Source Software  
Dozent\*innen: Christina Ludwig, Veit Ulrich  
Wintersemester 2022/23

30. März 2023

# **Entwicklung einer FOSSGIS-basierten Analyse zur Unterstützung von Such- und Rettungsaktionen**

Johannes Grünewald  
Matrikelnummer: 3717304  
[johannes.gruenewald@stud.uni-heidelberg.de](mailto:johannes.gruenewald@stud.uni-heidelberg.de)

Maximilian Schäfer  
Matrikelnummer: 4064752  
[maximilian.schaefer@stud.uni-heidelberg.de](mailto:maximilian.schaefer@stud.uni-heidelberg.de)

# **Inhaltsverzeichnis**

<b>1 Einführung</b>	<b>3</b>
<b>2 Untersuchungsgebiete</b>	<b>5</b>
<b>3 Datengrundlage</b>	<b>6</b>
<b>4 Datenbeschaffung und -filterung</b>	<b>8</b>
<b>5 Methodik</b>	<b>10</b>
<b>6 Ergebnisse</b>	<b>14</b>
<b>7 Diskussion</b>	<b>17</b>
<b>8 Zusammenfassung</b>	<b>19</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>20</b>

## **Abbildungsverzeichnis**

1	Gewählte Untersuchungsgebiete . . . . .	6
2	Datenbeschaffung und -filterung . . . . .	9
3	Automatisierter QGIS-Workflow . . . . .	10
4	Beispielhafte cost distance Berechnung . . . . .	11
5	Kumulative Kosten für Mühlhausen . . . . .	14
6	Kumulative Kosten für Vorarlberg . . . . .	15
7	Ergebnisvergleich Mühlhausen . . . . .	16
8	Ergebnisvergleich Vorarlberg . . . . .	17

# 1 Einführung

Such- und Rettungsaktionen (*Search and Rescue, SAR*) sind komplexe Prozesse, die oftmals Entscheidungen unter Zeitdruck erfordern und darüber hinaus mit einem Mangel an Ressourcen verbunden sind. Akteur\*innen müssen im Zuge dieser Aktionen mit zahllosen Herausforderungen umgehen, das fehlende Wissen um den Aufenthaltsort des vermissten Subjekts oder die begrenzte Zahl an Einsatzkräften für eine breit angelegte Suche können an dieser Stelle exemplarisch aufgeführt werden. Klassischerweise lassen sich solche Aktionen in drei Stufen einteilen: das Sammeln von Informationen über das vermisste Subjekt, die Operationsplanung sowie deren Durchführung im Feld (Wysokiński & Marcjan 2015). Doherty et al. (2014: 99) führt im Rahmen von SAR Aktionen in der freien Natur (*Wilderness search and rescue, WiSAR*) vier grundlegende Komponenten auf, bestehend aus der Lokalisation, dem Zugang, der Stabilisierung und des Transports des Subjekts.

Ferguson (2008) unterscheidet bei SAR Aktionen zwei zentrale Disziplinen: einerseits die Suche, andererseits die Rettung des Subjekts. Die Lokalisation der vermissten Person ist dabei der zentrale Baustein, bevor eine Rettung initiiert werden kann (Ferguson 2008). Die Lokalisation stellt ein spezifisches geographisches Problem dar und ist beispielsweise abhängig von den demografischen Eigenschaften der vermissten Person, aber auch von den lokalen Umweltbedingungen (Doherty et al. 2014: 99). Die Rettung schließt daraufhin beispielsweise das Erreichen der Person, die Erstversorgung sowie den folgenden Transport ein. In diesem Kontext wird die Suche und die damit einhergehende Lokalisation als die größte Herausforderung diskutiert (Ferguson 2008).

Für eine erfolgreiche SAR Aktion ist es von großer Bedeutung, in welchen Gebieten zuerst gesucht wird und wie die Einsatzkräfte in einzelne Suchsegmente aufgeteilt werden (Wysokiński & Marcjan 2015: 282). Wenn Suchgebiete nicht ausreichend eingegrenzt werden können, wird mehr Zeit benötigt, das Subjekt zu lokalisieren. Dadurch können die Überlebenschancen der vermissten Person erheblich reduziert werden (Doherty et al. 2014: 99). In diesem Zusammenhang sind verschiedene Maßzahlen eingeführt worden, um SAR Aktionen zu quantifizieren. So beschreibt die *probability of area (POA)* die Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmtes abgegrenztes Gebiet das vermisste Subjekt enthält (Cooper et al. 2003: 27). Die *probability of detection (POD)* definieren Cooper et al. (2003: 26) “as the *conditional probability* that the search object will be detected during a single sortie *if* the search object is present in the area searched during the sortie”. Daraus leitet sich die Erfolgswahrscheinlichkeit (*probability of success (POS)*) einer Aktion ab, beschrieben durch das Produkt oben eingeführter Wahrscheinlichkeiten (Cooper et al. 2003: 28). Das Ziel einer optimierten Suchplanung ist es folglich, die POS zu maximieren (Ferguson 2008; Cooper et al. 2003). Es gibt dabei verschiedene Möglichkeiten, die Erfolgschancen der Suchaktion zu verbessern. So kann eine verbesserte Berechnung und Zuordnung der POA genutzt werden, um die Größe der einzelnen Suchsegmente zu reduzieren und damit das Suchverhalten effizienter und effektiver

zu gestalten (Doherty et al. 2014: 99).

Frühere Entscheidungsgrundlagen, welche Karte, Stift und das Wissen der jeweiligen Einsatzleiter\*innen umfassten, können heute durch andere Methoden ergänzt oder gar abgelöst werden (Wysokiński & Marcjan 2015: 282). Im Zuge der fortschreitenden technologischen Entwicklung und der zunehmenden Generierung räumlich hochauflösender Geodaten stellen geographische Informationssysteme (GIS) ein wirksames Werkzeug dar, bei der Suche nach vermissten Personen zu unterstützen. Die damit mögliche Integration georeferenzierter räumlicher Daten unterschiedlicher thematischer Richtungen können bei möglichen Entscheidungen und einer sinnvollen Ressourcenallokation helfen (Ferguson 2008). So spielen GIS-Systeme bei der Suche und Rettung von Personen infolge einer Naturkatastrophe eine zunehmend große Rolle. Die Gebiete mit der größten Vulnerabilität können bereits vor einer möglichen Gefahr auf Grundlage verschiedener statistischer und räumlicher Daten (bspw. Bevölkerungsdichte) identifiziert werden, um unmittelbar nach einer Katastrophe die Einsatzkräfte dorthin zu entsenden (Nefros et al. 2018). Auch in maritimen Such- und Rettungsaktionen finden GIS-Systeme Anwendung (Siljander et al. 2015; Liao & Li 2010). So entwickelten Siljander et al. (2015) eine GIS-basierte Kostenanalyse, basierend auf unterschiedlichen Wellen- und Windbedingungen, um mögliche Reaktionszeiten der Rettungsboote im Finnischen Meerbusen zu berechnen. Ferner können GIS-Systeme dabei helfen, das Suchgebiet und die dazugehörigen Suchmuster zu bestimmen sowie die mögliche Verteilung der Einsatzkräfte zu begründen (Liao & Li 2010).

Auch an Land finden GIS-Systeme Anwendung, werden in SAR Missionen unterstützend eingesetzt und besitzen großes Potential für mögliche Weiterentwicklungen (Ferguson 2008). So können statistisch sinnvolle Suchgebiete auf Grundlage bestehender Datensätze festgelegt werden, welche aus dem Verhalten vermisster Personen in zurückliegenden Such- und Rettungseinsätzen gewonnen werden konnten. In diesem Zusammenhang konnten Kreise mit unterschiedlich großen Radien um den letzten bekannten Aufenthaltsort des Subjekts (*Initial Planning Point, IPP*) gezogen werden (Ferguson 2008). Doherty et al. (2014) verglichen in ihrer Analyse dieses ringförmige Modell mit einem Mobilitätsmodell, basierend auf einer *cost surface* und einer *speed surface*. Die *cost surface* wird dabei “as a function of the impedance to foot traffic that would be imposed by the presence of various geographical features” (Doherty et al. 2014: 105) definiert. Die *speed surface* gibt die Gehgeschwindigkeit des bestimmten Subjekts in Abhängigkeit von der lokalen Steigung wieder. Dadurch kann die minimale Zeit abgeschätzt werden, die eine vermisste Person benötigt, um ein bestimmtes Gebiet (ausgehend vom IPP) zu erreichen (Doherty et al. 2014: 105f.).

In diesem skizzierten thematischen Kontext ist die folgende Arbeit eingebettet. Sie zielt darauf ab, einen auf FOSSGIS-Tools (*Free and Open Source Software*) basierenden, semi-automatisierten Workflow zu entwickeln, welcher zur effizienteren und erfolgreicheren Suche nach vermissten Personen rund um den Globus beiträgt. Dieser nimmt unterschiedliche Faktoren in die Analyse auf

wie zum Beispiel die Topographie, die Straßeninfrastruktur oder die vorherrschende Vegetation. Der Workflow ist angelehnt an die Pionierarbeiten von Paul Doherty, welcher im Rahmen seiner Doktorarbeit die GIS-basierte Suche nach vermissten Personen im Yosemite National Park in den USA entwickelte und einführte (Doherty et al. 2014). Getestet wurde der entwickelte Workflow anhand zweier Untersuchungsgebiete mit unterschiedlichen Charakteristika hinsichtlich Topographie, menschlichem Nutzungsgrad und vorherrschender Vegetation, um den Einfluss unterschiedlicher Inputparameter auf die Ergebnisse zu untersuchen.

Um die thematische Problemstellung, die methodische Implementierung und die Einordnung der Ergebnisse in einer angemessenen Art und Weise vorzustellen und zu reflektieren, wurde folgender Aufbau gewählt. Im einführenden Kapitel wurde das Thema der Arbeit umrissen und der aktuelle Forschungsstand beschrieben. Im zweiten Kapitel werden die gewählten Untersuchungsgebiete vorgestellt. In Kapitel 3-5 werden die Datengrundlage und die einzelnen Schritte der Methodik ausführlich dargestellt und die Wahl einzelner Parameter begründet. Im sechsten Kapitel folgt die Beschreibung der einzelnen Ergebnisse, welche im Rahmen dieser Arbeit entstanden sind. Hierbei wird zusätzlich der Openrouteservice genutzt, um Vergleichsdaten zu erhalten. Das siebte Kapitel diskutiert die Ergebnisse im Kontext des aktuellen Forschungsstandes und beleuchtet die verwendeten Daten und Methoden kritisch. In diesem Zusammenhang werden Limitierungen dieser Arbeit aufgezeigt und ein Ausblick über mögliche Weiterentwicklungen dieses Analyserahmens zusätzlich zu potentiellen zukünftigen Forschungsbedarfen gegeben. Das abschließende Kapitel dieser Arbeit fasst die wichtigsten Erkenntnisse zusammen.

## 2 Untersuchungsgebiete

Die Wahl des ersten Untersuchungsgebietes wurde aufgrund eines aktuellen Vermisstenfalls im Dezember 2022 festgelegt. Hierbei ist in der unmittelbaren Umgebung der Gemeinde Mühlhausen ein 52-jähriger Mann verschwunden und konnte erst vier Tage später tot aufgefunden werden (Kiefer 2022). Mühlhausen liegt im westlichen Kraichgau, die Höhe des Gemeindegebiets variiert dabei zwischen 140 und 250 Meter über dem Meeresspiegel (Abb. 1). Da Mühlhausen flächenmäßig etwa 15,31 km<sup>2</sup> umfasst und dies für den Zweck dieser Analyse als zu gering erachtet wurde, wurde das zusammenhängende Gebiet des Rhein-Neckar-Kreises, der Stadt Heidelberg, der Stadt Karlsruhe und des Landkreises Karlsruhe als erstes Untersuchungsgebiet festgelegt (Gemeinde Mühlhausen im Kraichgau o.J.). Als letzter Ort, an dem das vermisste Subjekt gesehen wurde, wurde eine Kreuzung im angrenzenden Wald gewählt.

Beim zweiten Untersuchungsgebiet handelt es sich um einen fiktiven Vermisstenfall im Bundesland Vorarlberg in Österreich. Es ist das westlichste Bundesland Österreichs und besitzt eine Fläche

von 2.603 km<sup>2</sup> (Abb. 1). Hierbei ist ein großer Teil der Landoberfläche geprägt von hochalpiner Topographie, wobei große Höhenunterschiede über kurze Distanzen erreicht werden können. Beispielsweise liegen knapp 14% der Landoberflächen zwischen 2.000 und 2.500 Metern über dem Meeresspiegel, während 23,5% zwischen 500 und 1.000 Metern über dem Meeresspiegel zu verorten sind (Amt der Vorarlberger Landesregierung 2018). Als letzter bekannter Aufenthaltsort wurde eine Straße im Wandergebiet Damüls Faschina gewählt. Dieses Untersuchungsgebiet wurde primär ausgewählt, um die entwickelte Methodik in einer sehr bergigen Region zu testen und den Einflussgrad der stark voneinander abweichenden Topographien beider Untersuchungsgebiete auf die Ergebnisse zu testen.

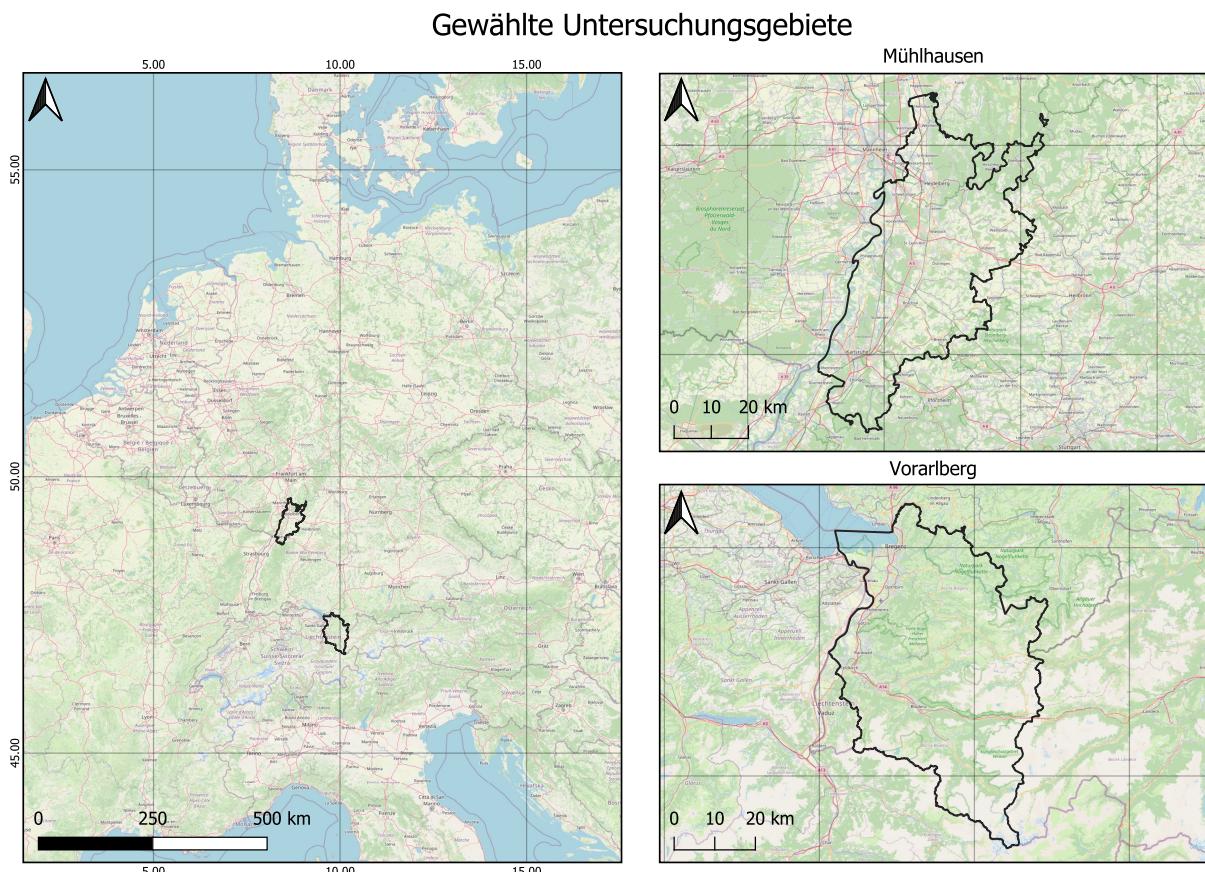


Abbildung 1: Gewählte Untersuchungsgebiete (Eigene Darstellung 2023).  
(Datenquelle: OpenStreetMap)

### 3 Datengrundlage

Ein GIS-basierter Workflow, welcher das Potential aufweist, die Erfolgschancen von Suchaktionen nach vermissten Personen zu erhöhen, sollte Daten unterschiedlicher thematischer Richtung integrieren können. Dabei wurden die Topographie, die Landbedeckung sowie das Straßen- und

Wegenetz als Einflussfaktoren herangezogen. Die genutzten Daten sind Teil verschiedener Projekte oder Missionen und stehen frei zum Download verfügbar. Im Folgenden Abschnitt sollen diese eingehender beschrieben werden.

So wurden *CORINE Land Cover (CLC)* Daten genutzt, um den Einfluss der Landbedeckung auf das Mobilitätsverhalten, insbesondere auf die Gehgeschwindigkeit der vermissten Person, in die Analyse zu integrieren. Die Geschwindigkeit variiert dabei mit wechselndem Untergrund, beispielsweise in einem bebauten Industriegebiet gegenüber einem dicht bewachsenen Wald. CLC wurde dabei ursprünglich entwickelt, um eine standardisierte Datenerfassung über dem europäischen Festland zur Unterstützung der Umweltpolitik zu fördern (Büttner 2014: 55). Hierbei spielen die Landbedeckung und Landnutzung eine wichtige Rolle, welche sich aus Daten von Erdbeobachtungssatelliten ableiten und Informationen über die biophysikalischen Merkmale der Erdoberfläche liefern (Büttner 2014: 55). Die Implementierung von CLC basiert auf einem bottom-up Ansatz, wobei nationale Teams die Datenbasis ihres eigenen Landes erstellen, welche dann auf ein europäisches Level hochskaliert wird (Büttner 2014: 56; Śleszyński et al. 2020: 4). Alle grundlegenden Parameter der CLC Daten sind über die Jahre gleich geblieben, um eine Vergleichbarkeit zwischen den unterschiedlichen Produkten herzustellen (Büttner 2014: 56). Es gibt CLC Datensätze aus den Jahren 1990, 2000, 2006, 2012 und 2018 (Śleszyński et al. 2020: 4). In dieser Arbeit wird der aktuellste Datensatz im Vektor-Format aus dem Jahr 2018 verwendet.

Als weiterer Einflussfaktor wurde das vorherrschende Straßen- und Wegenetz betrachtet. Die Gehgeschwindigkeit ist unter anderem abhängig davon, ob sich die Person auf einem ausgebauten Bürgersteig oder einem nicht asphaltierten Wanderweg fortbewegt. Als Datengrundlage für die Straßeninfrastruktur wurden OSM-Daten verwendet. Das OpenStreetMap (OSM) Projekt wurde 2004 von Steve Coast gegründet und bietet eine räumliche Datenbasis, welche geographische Daten und Informationen der ganzen Welt beinhaltet (Mooney & Minghini 2017: 38). Heutzutage ist das Projekt das bekannteste Beispiel für *Volunteered Geographic Information (VGI)* und gründet sich auf lokales Wissen unterschiedlichster Akteur\*innen (Mooney & Minghini 2017: 38). OSM ist frei zugänglich und bietet somit eine umfangreiche Datenbasis, die universell eingesetzt werden kann (Mooney & Minghini 2017: 51).

Um den Einfluss der Topographie auf das Mobilitätsverhalten zu modellieren, wurden Digitale Höhenmodelle (DEM) der beiden Untersuchungsgebiete verwendet. Diese beschreiben die Grenze zwischen Lithosphäre und Atmosphäre, wobei Vegetation und Objekte menschlicher Nutzung entfernt werden (Guth et al. 2021). Aus einem DEM kann die lokale Hangneigung berechnet werden, welche die Gehgeschwindigkeit stark beeinflusst. Als Datengrundlage ist in diesem Fall die *Shuttle Radar Topography Mission (SRTM)* zu nennen. Hierbei handelt es sich um ein Kooperationsprojekt der *National Aeronautics and Space Administration (NASA)*, der *National Imagery and Mapping Agency (NIMA)* und dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) (van Zyl

2001: 559). Die Mission dauerte insgesamt nur 10 Tage, wobei insgesamt 80% der Erdoberfläche erfasst wurden, um ein erstes globales, hochauflösendes Digitales Höhenmodell (DEM) mit einer räumlichen Auflösung von 30 Metern zu erstellen (van Zyl 2001: 559).

Im Rahmen der Analyse wurde mit der Software QGIS 3.28.4 und dem dazugehörigen grafischen Modellierer gearbeitet. Dieser ermöglicht eine Vielzahl von einzelnen Operationen in einen Algorithmus zu überführen (QGIS Project 2023). Zwei Schritte können beim methodischen Vorgehen unterschieden werden, einerseits die Datenbeschaffung und Datenfilterung, welche losgelöst vom automatisierten QGIS-Workflow zu betrachten ist. Andererseits wurde ein automatisierter Workflow entwickelt, welcher unterschiedliche Prozesse der Datenanalyse integriert.

## 4 Datenbeschaffung und -filterung

Die Datenbeschaffung und -filterung setzt sich aus drei zentralen Bausteinen zusammen, welche in Abbildung 2 dargestellt sind. Diese umfassen die grundlegenden Inputdatensätze, welche im nachfolgenden QGIS-Workflow Anwendung finden. Der erste Baustein ist der Download der OSM-Daten mithilfe des *HOT Export Tools*. Grundsätzlich gibt es vielfältige Optionen, den OSM-Datendownload durchzuführen und diesen teilweise zu automatisieren. Hierbei sind für kleinere Gebiete *Overpass Turbo* und das QGIS-Plugin *Quick OSM* zu nennen. Im Fall von *Overpass Turbo* kann als zentraler Vorteil der Download von sehr aktuellen OSM-Daten genannt werden. *Quick OSM* bietet sich an, wenn für kleine Untersuchungsgebiete OSM-Daten benötigt werden, welche dann in QGIS weiterverarbeitet werden. Diese können über das Plugin beispielsweise in einen Workflow integriert werden. Für größere Untersuchungsgebiete, die beispielsweise ganze Bundesländer umfassen, eignen sich die Daten der *Geofabrik*, welche auf der betreffenden Webseite heruntergeladen werden können. Diese liegen in unterschiedlichen Maßstabsebenen vor, beginnend mit Kontinenten, Ländern bis hin zu einzelnen Regierungsbezirken.

Eine weitere Alternative für den Download großer Datenmengen ist das *HOT Export Tool*, welches in dieser Analyse verwendet wurde. Hierbei bietet sich die Möglichkeit, die Daten vor dem Herunterladen zu filtern, um relevante Informationen zu erhalten. Da in dieser Arbeit ausschließlich die Straßeninfrastruktur durch OSM-Daten abgebildet werden soll, wurde nach Daten mit dem key ‘highway’ gefiltert und über bestimmte *tags* die Infrastruktur nach für Fußgänger\*innen nutzbare Wege gefiltert. Der verwendete Filter ist in Abbildung 2 dargestellt und liefert die relevanten Daten. Eine weitere Möglichkeit, den Datendownload zu begrenzen, ist die Eingabe eines spezifischen Untersuchungsgebietes, beispielsweise im GEOJSON-Format. Mithilfe dieser Optionen können die Daten auf relevante Informationen begrenzt und reduziert werden, um langwierige Downloads und große Datenmengen zu verhindern. Bei der Wahl der OSM-Downloadquelle wur-

de auch ein automatisierter Datendownload unter Verwendung der *ohsome API* getestet, womit jedoch keine nutzbaren Ergebnisse erzielt wurden. Aufgrund dessen wurde dieser Ansatz wieder verworfen, obwohl große Datenmengen heruntergeladen werden konnten.

Der zweite Baustein ist der Download der DEM-Daten, welche das Ergebnis der bereits beschriebenen SRTM-Mission sind. Hierzu wurde das QGIS-Plugin *SRTM-Downloader* genutzt. Einzige Voraussetzung zum unmittelbaren Datendownload ist hier die Erstellung eines *NASA Earthdata-Accounts* und die Festlegung eines räumlichen Bereichs. Anschließend werden die betreffenden DEM-Daten, je nach Größe des räumlichen Bereichs, als einzelne oder mehrere Szenen in QGIS geladen. Zur weiteren Arbeit mit den Daten wurden diese in QGIS zusammengefügt, um eine einzelne DEM-Datei als Input für das QGIS Modell zu erhalten. Als dritter und letzter Baustein konnten die *Corine Land Cover* Daten heruntergeladen werden. Hierbei wurde das Vektordatenformat gewählt, um diese unkompliziert in den QGIS Workflow integrieren zu können.

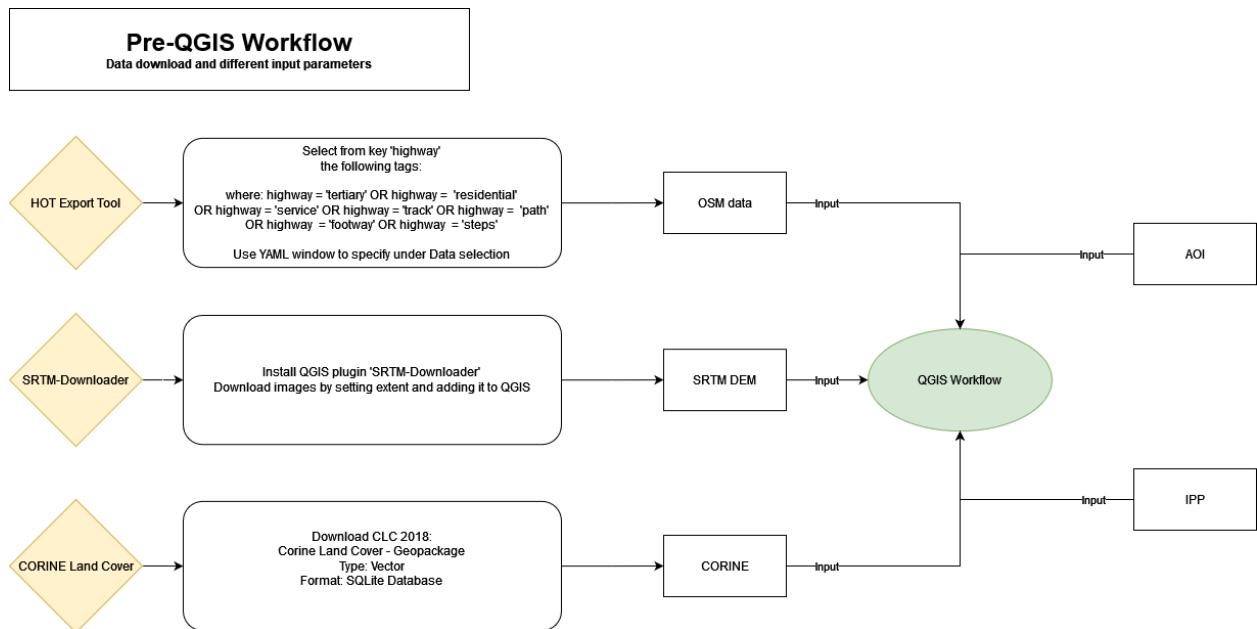


Abbildung 2: Durchgeführte Schritte der Datenbeschaffung und -filterung (Eigene Darstellung 2023).

Die beiden letzten Inputparameter für das Modell sind zum einen die Untersuchungsgebiete (*Area of Interest, AOI*), welche ebenfalls auf OSM-Daten basieren, die über *OSM boundaries* heruntergeladen wurden. Dabei wurde zum einen das Bundesland Vorarlberg in Österreich ausgewählt und zum anderen die Stadtkreise Heidelberg und Karlsruhe, der Landkreis Karlsruhe und der Rhein-Neckar-Kreis. Final wurde der für diese Analyse beispielhaft festgelegte *Initial Planning Point (IPP)* definiert und ebenfalls als Input bereitgestellt. Beide Untersuchungsgebiete wurden für diese Analyse in das Koordinatenreferenzsystem WGS 84/UTM zone 32N (EPSG: 32632) reprojiziert. Die beiden IPPs liegen ebenfalls in diesem Referenzsystem vor.

## 5 Methodik

Die einzelnen Operationen im QGIS-Workflow werden im Folgenden näher erläutert, außerdem wird die Wahl der zugehörigen Parameter begründet. Abbildung 3 zeigt diesen Workflow und die parallel dargestellten Verarbeitungsschritte.

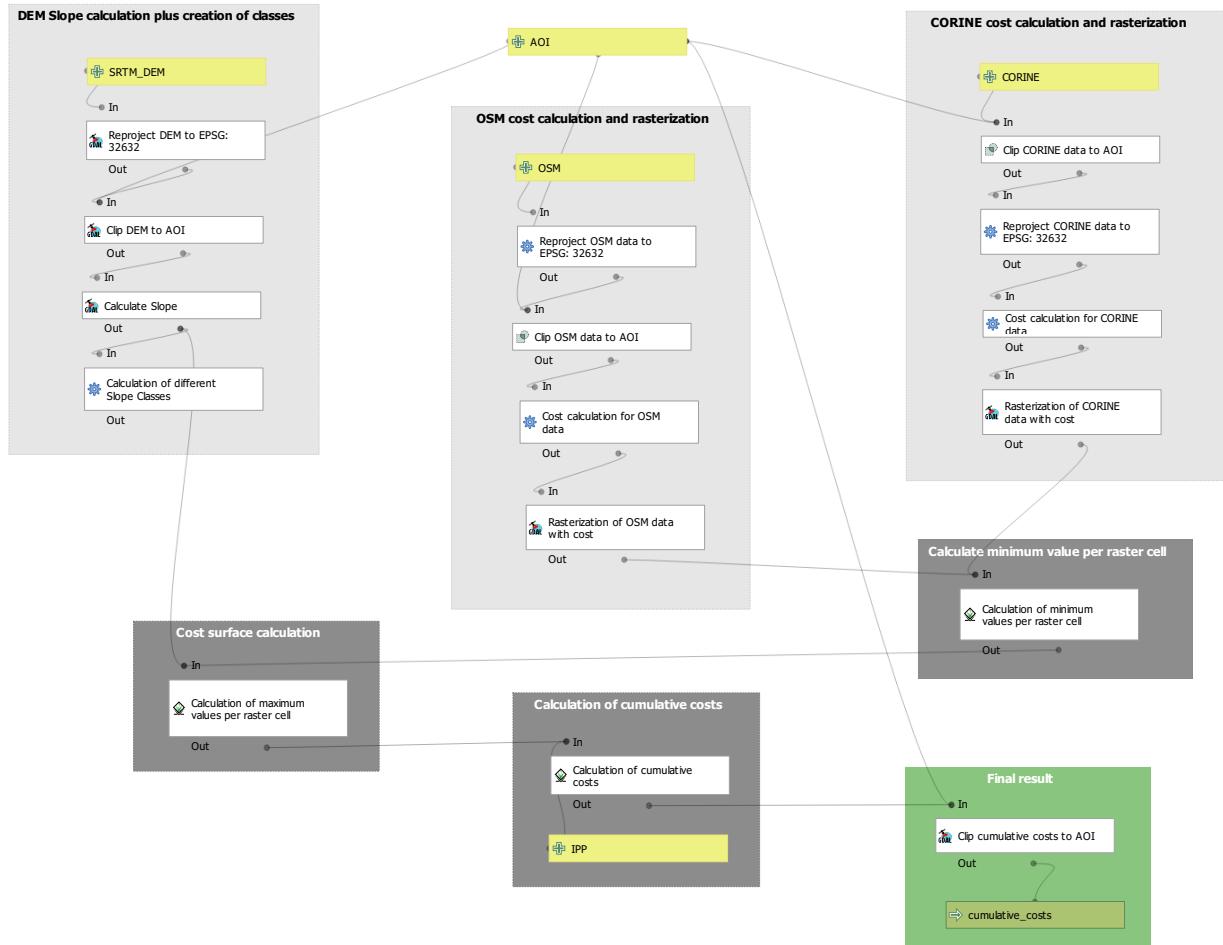


Abbildung 3: Automatisierter QGIS-Workflow (Eigene Darstellung 2023).

Theoretische Grundlage dieser Arbeit ist die Berechnung der sogenannten Kostenentfernung (*cost distance*), basierend auf einer Kostenoberfläche bzw. einem Kostenraster (*cost surface*). Dieses gibt die Kosten an, die für die Durchquerung einer bestimmten Zelle notwendig sind und von mehreren, anwendungsspezifischen Faktoren abhängig sein können. Die Bewegung einer Person zwischen Quellort und Zielort kann mithilfe der Kostenoberfläche modelliert und als Gesamtkosten abgetragen werden (*cost distance raster*). Es gilt hierbei das Ziel, die kumulativen Kosten zu minimieren (Siljander et al. 2015: 58). Abbildung 4 zeigt beispielhaft eine solche Analyse und nimmt für jede Zelle gleich hohe Kosten an. In der vorliegenden Analyse konnten die Kosten als Zeit (in Minuten) zellenweise variabel definiert werden, die das Subjekt benötigt, um eine Zelle zu Fuß zu durchqueren, abhängig von der Topographie, Landbedeckung sowie dem Wege- und

Straßennetz (Siljander et al. 2015).

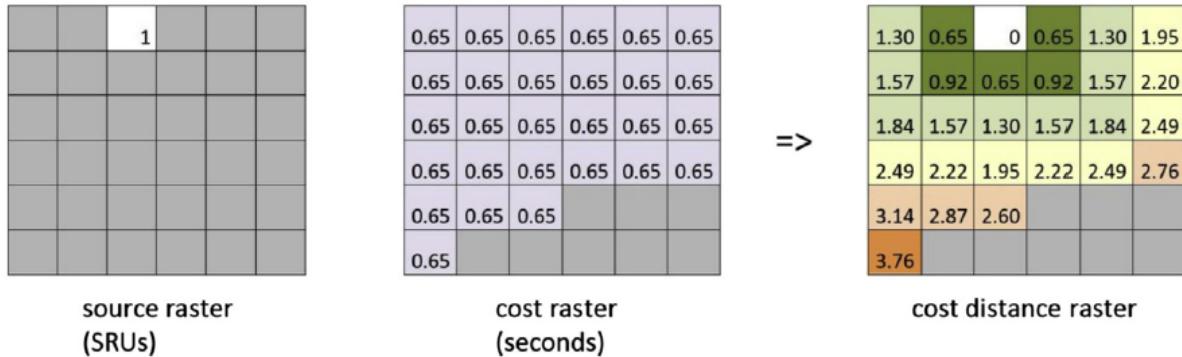


Abbildung 4: Beispielhafte cost distance Berechnung (verändert nach Siljander et al. 2015: 59).

Um zu einer rasterförmigen Kostenoberfläche zu gelangen, wurden die Eingangsdaten mit entsprechenden Kostenwerten in Abhängigkeit von ihrer Ausprägung versehen und in eine einheitliche Zellgröße rasterisiert. Für die beiden Datensätze CLC und OSM, welche im Vektorformat vorlagen, waren ähnliche Analyseschritte erforderlich. Diese wurden auf das Untersuchungsgebiet zugeschnitten und in das gewünschte Koordinatenreferenzsystem WGS 84/UTM zone 32N (EPSG: 32632) reprojiziert. Bei den CLC Daten fand die Zuschneidung aufgrund der großen Datenmenge und einer begrenzten Rechenleistung als erster Schritt statt, wohingegen die OSM-Daten erst nach der Reprojektion auf die AOI zugeschnitten wurden. Daraufhin wurde beiden Layern ein neues Attribut “Cost” hinzugefügt und diesem mit einem “*when-else*”-Befehl verschiedene Kosten zugewiesen.

Die Berechnung der Kosten wird am Beispiel asphaltierter Straßen veranschaulicht. So schätzt die “*hiking-Function*”, welche auf Imhof (1950) zurückgeht, die nominale Gehgeschwindigkeit auf 5 km/h (Doherty et al. 2014: 103). Bei einem flachen Gelände legt das vermisste Subjekt auf einer asphaltierten Straße folglich 5000 Meter in einer Stunde zurück, es benötigt demnach für 10 Meter 0,12 Minuten. Folglich wurde diesen Objekten der Kostenwert 0,12 zugewiesen (Siljander et al. 2015: 58f.), andere Straßentypen erhielten einen anderen Wert. Folgender Befehl wurde dafür verwendet, der die unterschiedlichen Ausprägungen des Attributs “highway” nutzt.

#### CASE

*WHEN "highway" = 'steps' THEN 0.3*

*WHEN "highway" = 'track' THEN 0.17*

*WHEN "highway" = 'footway' OR "highway" = 'path' OR "highway" = 'residential' OR "highway" = 'service' OR "highway" = 'tertiary' THEN 0.12*

*ELSE 0*

*END*

Ein ähnliches Vorgehen wurde bei den CLC-Daten angewendet. Die Landbedeckung ist in den Corine-Daten unterschiedlichen Klassen zugeordnet, so definiert beispielsweise die Klasse 111 ein kontinuierliches Stadtgefüge (Kosztra & Büttner 2019). Diesen hierarchischen CLC-Klassendefinitionen konnten dementsprechend unterschiedliche Kostenwerte zugewiesen werden. Während für ein kontinuierliches Stadtgefüge ein Kostenwert von 0,13 angenommen wurde, wurde Dauergrünland mit landwirtschaftlicher Nutzung (Klasse 231) mit einem Wert von 0,4 versehen (Kosztra & Büttner 2019). Die Klassenbezeichnungen für jede Landbedeckung und die zugehörigen Kosten können anhand der Nomenklatur-Richtlinie (Kosztra & Büttner 2019) und folgendem Befehl nachvollzogen werden.

#### CASE

```
WHEN "Code_18" = '111' OR "Code_18" = '112' OR "Code_18" = '121' OR "Code_18" = '122' THEN
0.13

WHEN "Code_18" = '141' OR "Code_18" = '211' OR "Code_18" = '212' OR "Code_18" = '223' OR
"Code_18" = '244' OR "Code_18" = '333' THEN 0.23

WHEN "Code_18" = '411' OR "Code_18" = '221' OR "Code_18" = '231' OR "Code_18" = '241' OR
"Code_18" = '242' OR "Code_18" = '243' OR "Code_18" = '311' OR "Code_18" = '312' OR "Code_18"
= '313' OR "Code_18" = '321' OR "Code_18" = '324' OR "Code_18" = '331' OR "Code_18" = '332'
THEN 0.4

WHEN "Code_18" = '123' OR "Code_18" = '124' OR "Code_18" = '131' OR "Code_18" = '132' OR
"Code_18" = '133' OR "Code_18" = '142' OR "Code_18" = '511' OR "Code_18" = '512' OR "Code_18"
= '521' OR "Code_18" = '522' OR "Code_18" = '523' OR "Code_18" = '222' OR "Code_18" = '322'
OR "Code_18" = '323' OR "Code_18" = '334' OR "Code_18" = '335' OR "Code_18" = '411' OR "Co-
de_18" = '412' OR "Code_18" = '421' OR "Code_18" = '422' OR "Code_18" = '423' THEN 100
END
```

Beide Vektordateien, angereichert mit Kosteninformationen, wurden im folgenden Schritt rasterisiert. Als relevanter Wert für die Rasterdarstellung wurde dabei das Kostenattribut ausgewählt und die Zellaufösung wurde auf 10 Meter festgelegt. Höhere Auflösungen sind durch die vorhandene Rechenkapazität limitiert, niedrigere Auflösungen führen beispielsweise im Straßen- und Wegenetz zu groben Ergebnisse. Beide konnten nun zu einer ersten Kostenoberfläche integriert werden. Hierzu wurde das *r.series*-Tool genutzt, welches die Werte des Ausgaberasters als Funktion der entsprechenden Zellwerte in den Eingaberastern berechnet (GRASS Development Team 2022). Die Funktion wurde dabei so gestaltet, dass der minimale Wert der Eingaberaster an der entsprechenden Zelle übernommen wurde. Das lässt sich mit rationalem menschlichem Verhalten begründen: Steht die Person vor einer Fläche mit Wald und einem Waldweg, so wird diese den Waldweg wählen, welcher somit für die Berechnung der Kostenoberfläche relevant ist. Aufgrund des lückenlosen Vorhandenseins der CLC Daten weist dieses Raster keine Leerwerte auf.

Für die Kostenoberfläche wurde außerdem das DEM integriert und mithilfe einer bilinearen Interpolation in das gewünschte Koordinatenreferenzsystem WGS 84/UTM zone 32N (EPSG: 32632) reprojiziert. Bei dieser *Resampling*-Methode wird ein gewichteter Durchschnitt von 4 Pixelwerten im Eingabebild verwendet, die der Position des neuen Pixels am nächsten liegen (Baboo & Devi 2010: 63). Das DEM wurde daraufhin auf die AOI zugeschnitten und die Hangneigung, welche relevant für das Mobilitätsverhalten ist, in Grad berechnet. Um aus den berechneten Steigungswerten den einzelnen Zellen relevante Kosten zuzuordnen, und diese in die Kostenoberfläche integrieren zu können, wurde der Rasterrechner mit folgendem Befehl genutzt:

```
(“Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1» 25 ) * 100 + ( “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1» 20 AND “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1«= 25) * 1.92 + ( “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1» 14 AND “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1«= 20 ) * 0.96 + ( “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1» 8.5 AND “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1«= 14 ) * 0.48 + ( “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1» 2.9 AND “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1«= 8.5 ) * 0.24 + ( “Slope’ from algorithm ‘Calculate Slope’@1«= 2.9 ) * 0.12
```

Je steiler das Gelände, desto niedriger ist die Gehgeschwindigkeit und dementsprechend höher sind die Kosten. So wurden Steigungen von über 25 Grad der extreme Kostenfaktor 100 zugeordnet, während auf einem relativ flachen Gelände (<= 2,9 Grad Steigung) die nominale Geschwindigkeit von 5km/h gehalten werden kann. Die Kosten verdoppeln sich bei entsprechender Steigungszunahme.

Damit konnte die Kostenoberfläche, einerseits aus dem Kostenraster der Steigung und andererseits aus dem bereits zusammengeführten Kostenraster aus Landbedeckung und Straßen- und Weagenetz, berechnet werden. Dazu wurde wiederum das *r.series*-Tool angewandt, jedoch wurde nun der maximale Wert pro Zelle als gewünschte Zielgröße angegeben. Dies ist folgendermaßen zu begründen. Läuft eine Person beispielsweise auf einem Bergpass mit großer Steigung, so ist der Kostenfaktor der Straße nicht relevant, sondern die höheren Kosten, die sich aus der Steigung ergeben. Ist eine Person hingegen auf flachem Gelände im Wald unterwegs, so ist der höhere Kostenfaktor aus der Landbedeckung relevant.

Das *r.cost*-Tool berechnet daraufhin auf Grundlage dieser Kostenoberfläche und des vorher gesetzten IPP die *Cost Distance Surface* bzw. die kumulativen Kosten einer Bewegung ausgehend vom IPP. Kosten infolge diagonaler Bewegungen werden dabei mit einem Faktor multipliziert, welche von der Zellgröße abhängig ist (GRASS Development Team 2023). Als maximale kumulative Kosten wurde dabei der Wert 3060 definiert, dies entspricht 51 Stunden. Dieser Wert kann als ein möglicher Grenzwert angesehen werden, nach dem die Überlebenschancen des vermissten Subjekts rapide sinken (Adams et al. 2007: 98; Doherty et al. 2014: 99). Als letzter Schritt wur-

de das Ergebnis, welches die kumulativen Kosten beschreibt, auf die AOI zugeschnitten und in 5h-Intervallen klassifiziert.

## 6 Ergebnisse

Die erzielten Ergebnisse für beide Untersuchungsgebiete werden als eine *Cost Distance Surface* dargestellt, wobei sich die Einteilung der einzelnen Klassen nach den kumulativen Kosten richtet, die benötigt werden, um vom IPP an einen beliebigen Endpunkt zu gelangen.

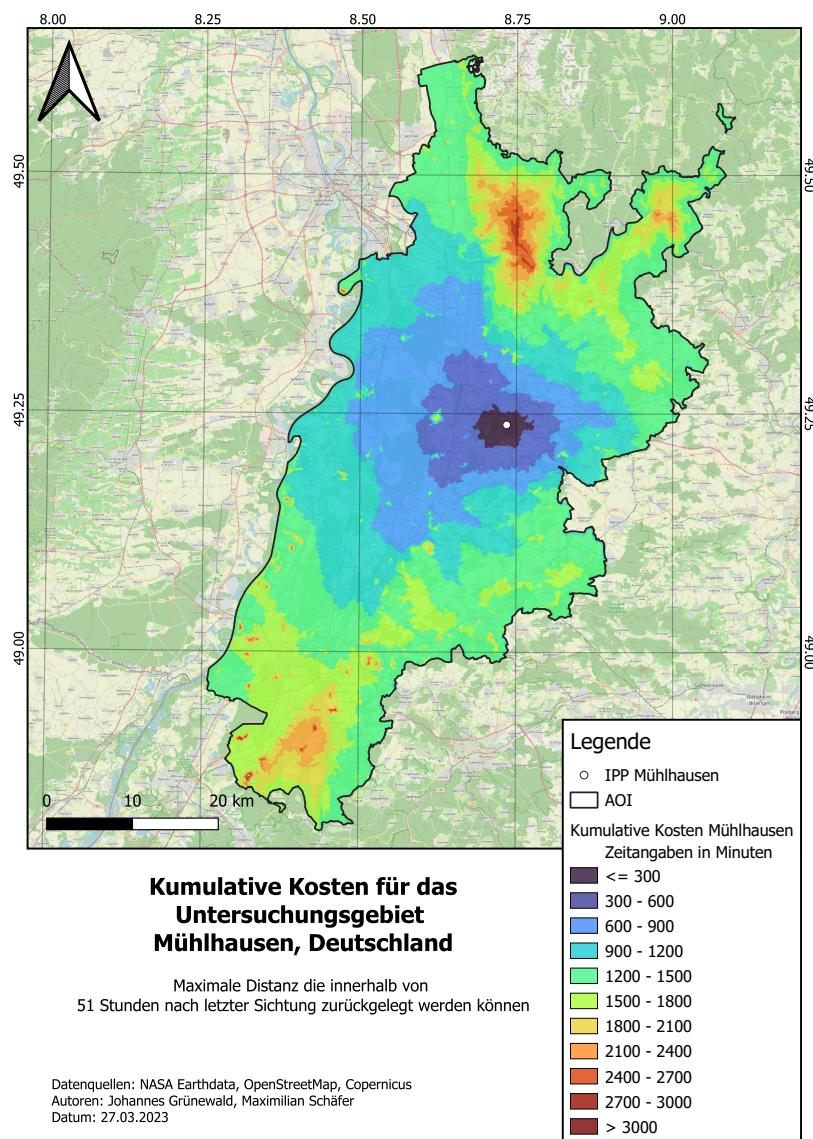


Abbildung 5: Kumulative Kosten für Mühlhausen (Eigene Darstellung 2023).

Es ist die minimale Zeit (ausgedrückt in Minuten), die das vermisste Subjekt benötigt, um einen lokalen Punkt zu erreichen. Das Ergebnis des ersten Untersuchungsgebietes in Mühlhausen (Abb.

5) erstreckt sich über die ganze AOI. Hierbei sind nur im nördlichsten und südlichsten Teil Gebiete innerhalb von 51 Stunden kaum erreichbar. Auffallend sind beispielsweise die mit hohen Kosten verbundenen Gebiete in Peterstal und Eberbach im Norden. Außerdem fallen kostenintensive Inseln auf, welche Wasserflächen darstellen. Deutlich zu erkennen ist die Rheinebene im westlichen Teil der AOI, in der die kumulativen Kosten deutlich geringer sind als in nördlicher Richtung. Dort befinden sich topographische Erhebungen wie der Königsstuhl oder die westlichen Ränder des Odenwaldes. Folglich könnte sich in diesem Beispiel eine Such- und Rettungsaktion ausgehend vom IPP auf den westlichen Teil fokussieren, da in diese Richtung die geringsten kumulativen Kosten entlang der erhaltenen *Cost Distance Surface* vorherrschen. Diese nehmen mit zunehmender Distanz und Steigung in alle Himmelsrichtungen zu.

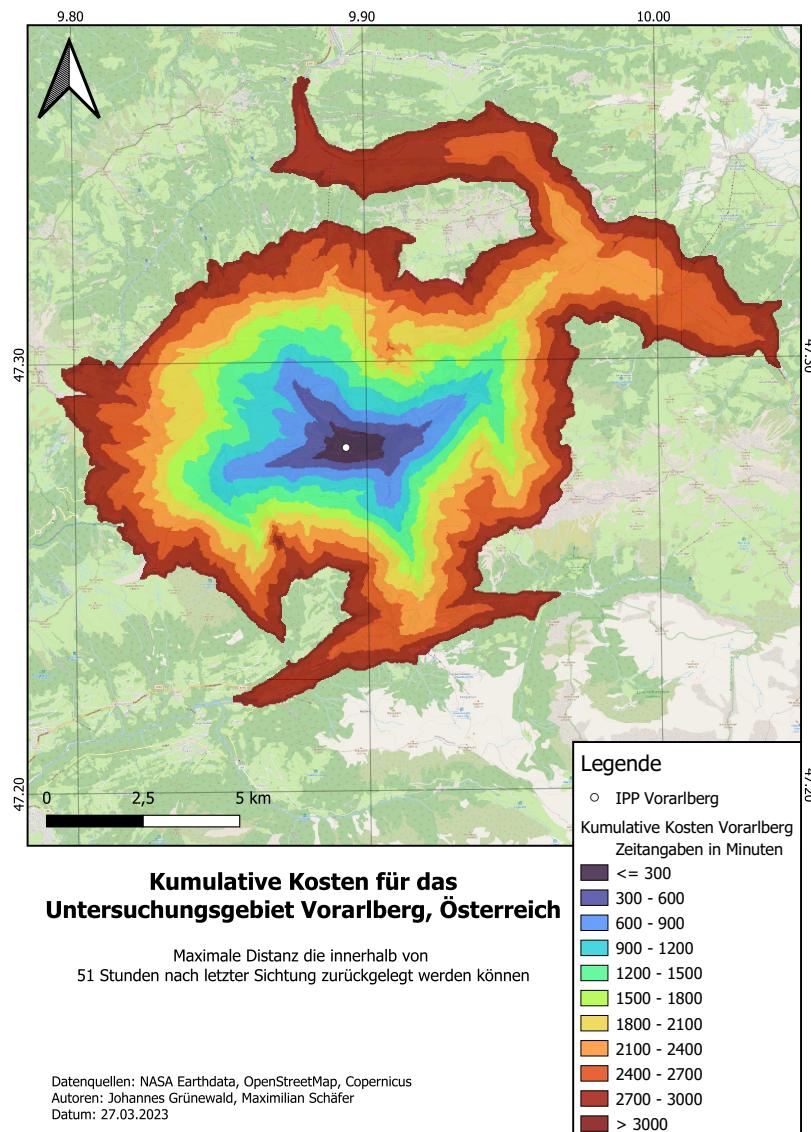


Abbildung 6: Kumulative Kosten für Vorarlberg (Eigene Darstellung 2023).

Im zweiten Untersuchungsgebiet im Bundesland Vorarlberg, im westlichen Teil Österreichs, umfasst die erzielte *Cost Distance Surface* kumulative Kosten in einem deutlich geringeren räumli-

chen Umfang. Hierbei sind die einzelnen Täler deutlich zu erkennen, die den in Damiüls platzierten IPP umgeben (Abb. 6). Hierbei wird deutlich, dass die kumulativen Kosten aufgrund der bergigen Landschaft rapide zunehmen und deutlich geringere Distanzen zurückgelegt werden können. Der Verlauf des Tales nach Nordost und Süden wird ersichtlich. In diesem Zusammenhang kann eine potenzielle Such- und Rettungsaktion entlang der Täler orientiert werden, da aufgrund von starken Steigungen natürliche Grenzen entlang der Hänge vorherrschen. Dennoch sind Such- und Rettungsaktionen in diesem Terrain herausfordernd und kompliziert, obwohl ein vermutlich kleineres Suchgebiet eingegrenzt werden kann.

Um die erzielten Ergebnisse bewerten und vergleichen zu können, wurde für beide Untersuchungsgebiete der *openrouteservice* des *Heidelberg Institute for Geoinformation Technology* genutzt. Dabei wurden die Zeitsegmente von 5, 10 und 15 Stunden isochronenförmig dargestellt, welche ausgehend vom IPP die maximal mögliche Entfernung zu Fuß zeigen. Abbildung 7 und 8 zeigen den Vergleich für beide Untersuchungsgebiete.

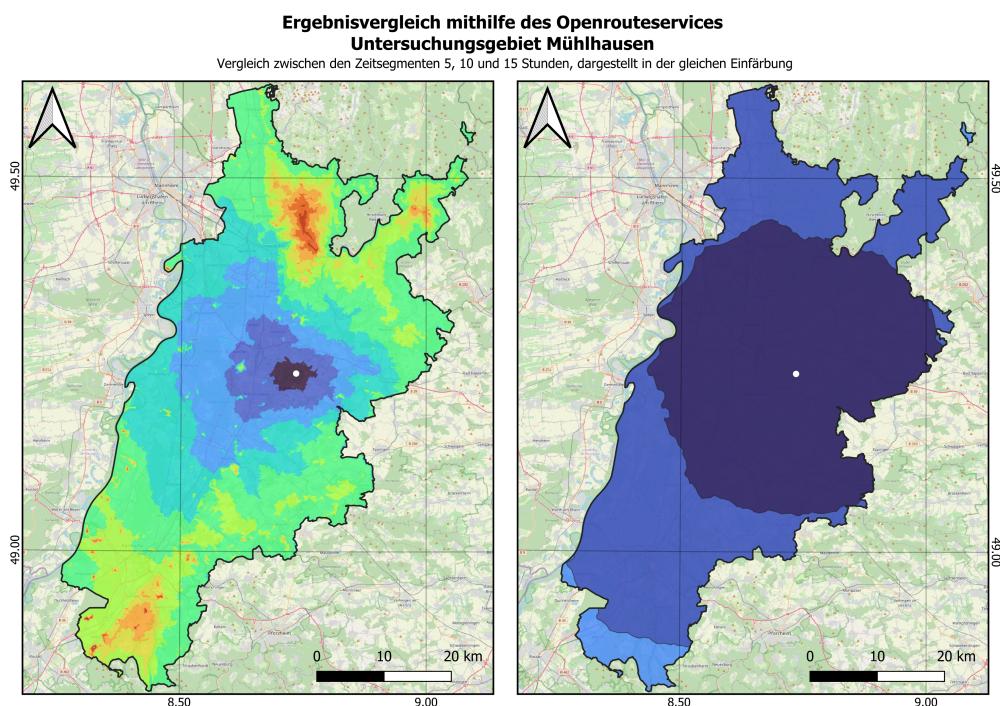


Abbildung 7: Ergebnisvergleich mithilfe des Openrouteservices für das Untersuchungsgebiet Mühlhausen (Eigene Darstellung 2023).

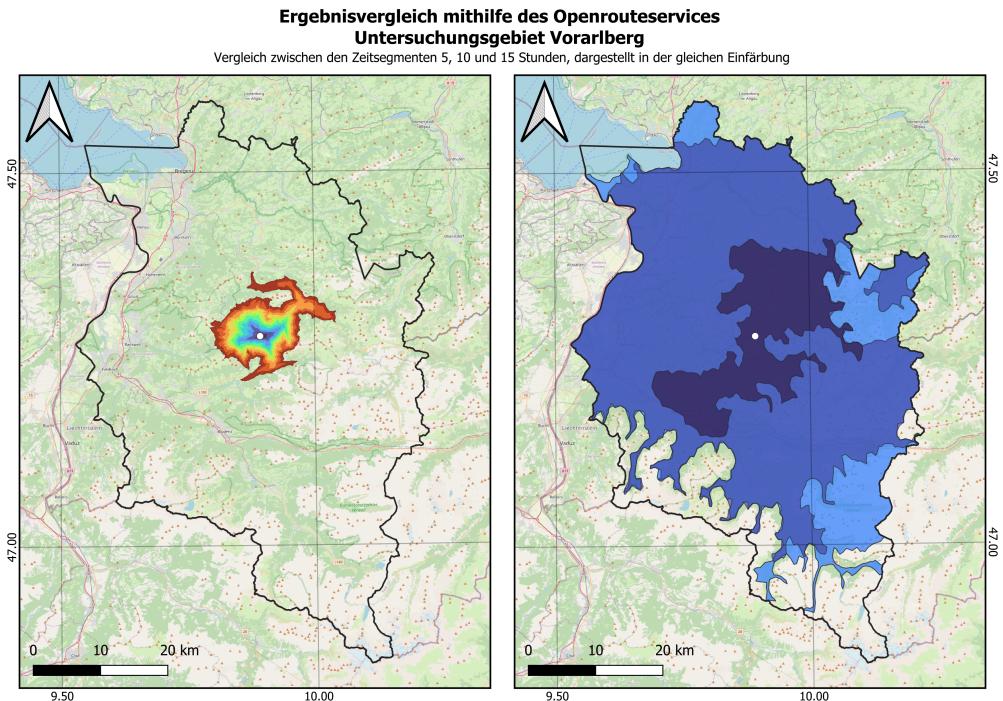


Abbildung 8: Ergebnisvergleich mithilfe des Openrouteservices für das Untersuchungsgebiet Vorarlberg (Eigene Darstellung 2023).

## 7 Diskussion

Die Ergebnisse für beide Untersuchungsgebiete zeigen rationale Mobilitätsmuster auf und können dabei helfen, das Suchgebiet bei SAR Aktionen entsprechend einzugrenzen (Siljander et al. 2015). Topographische Hindernisse werden in den *Cost Distance Surfaces* sinnvoll berücksichtigt, beispielsweise der Odenwald oder die alpinen Verhältnisse in Vorarlberg. Wasserflächen oder andere Landbedeckungen, denen hohen Kosten zugeordnet wurden, sind in der Darstellung nachzuvollziehen. So können Faktoren in die Analyse integriert werden, welche das umliegende Gelände beschreiben und damit eine hemmende Wirkung auf das menschliche Mobilitätsverhalten ausüben (Doherty et al. 2014: 108). Diese Integration und Anwendung in einer Kostenanalyse unterscheidet sie dabei von reinen Ringmodellen, welche eine konstante Gehgeschwindigkeit annehmen oder auf historischen Datensätzen beruhen (Doherty et al. 2014).

Jedoch weist die vorliegende Analyse Schwächen und Limitationen auf, welche auf die zugrundeliegenden Datensätze sowie die gewählten Parameter zurückzuführen sind und im Folgenden näher ausgeführt werden. Im Vergleich mit dem Isochronen-Tool des *openrouteservice* wird deutlich, dass der entwickelte QGIS-Workflow unteroptimistisch bezüglich des Mobilitätsverhaltens und dessen Reichweite ist. So sind beispielsweise die Gebiete, welche das vermisste Subjekt von Mühlhausen innerhalb von 5 Stunden erreichen kann, kritisch zu hinterfragen, da diese sehr nah beieinander liegen und in diesem Gebiet keine alpinen Bedingungen vorherrschen. Dennoch ist bis auf kleine Ausnahmen die ganze AOI innerhalb von 51 Stunden zu erreichen, was die enormen

Herausforderungen bei SAR Aktionen, insbesondere bei der Lokalisierung, verdeutlicht (Ferguson 2008). Bei optimistischeren Tools wie dem *openrouteservice* erhöht sich das potentielle Suchgebiet noch weiter. Dieses Tool ist jedoch im alpinen Vorarlberg etwas überoptimistisch und schließt Gebiete ein, die in 10 Stunden schwer zu erreichen sind. Auch in diesem Fall ist der entwickelte QGIS-Workflow unteroptimistisch, dies erscheint jedoch aufgrund des bergigen Terrains begründeter. Dieses unteroptimistische Verhalten kann auf die Integration des DEM in die Kostenoberfläche zurückgeführt werden. Die Auflösung dieses Modells mit 30 m kann für reliefierte Regionen als nicht ausreichend betrachtet werden, ferner ist die Zuordnung der Steigungswerte zu Kostenwerten kritisch zu hinterfragen. Hier wäre es sicherlich sinnvoll, das menschliche Mobilitätsverhalten in Abhängigkeit von der Steigung umfassender zu modellieren und keine Erwartungswerte anzunehmen.

Auch die Auswahl und Zuordnung der Kostenwerte in den anderen Datensätzen ist eine kritische Parameterwahl, welche das Ergebnis beeinflusst und daher gut begründet sein sollte. Hier könnten zukünftig verschiedene Werte getestet werden, welche auf Erfahrungswerten oder Feldexperimenten basieren und dabei auch den physischen Leistungszustand des vermissten Subjekts ausreichend berücksichtigen. Außerdem hat die Zellgröße der Kostenoberfläche einen großen Einfluss auf die *Cost Distance Surface*. Werden diese zu groß gewählt, wird zum Beispiel das Straßen- und Wege- netz ungenau rasterisiert, sind diese zu klein gewählt, werden leistungsfähigere Rechner benötigt. Darüber hinaus ist es kritisch zu betrachten, ob das *r.cost*-Modul ausreicht, um das menschliche Mobilitätsverhalten ausreichend zu modellieren oder ob andere GIS-Werkzeuge genutzt werden sollen. Hierbei wären Feldexperimente interessant, welche unabhängige Referenzdaten zum Trainieren und Testen solcher Algorithmen generieren könnten.

Zuletzt basiert der Workflow auf zahlreichen Annahmen, von denen einige exemplarisch ausgeführt werden. So wurde das Mobilitätsverhalten nur mit einer gleichbleibenden Gehgeschwindigkeit modelliert. Der Energieverlust und die daraus resultierende langsamere Fortbewegung sowie mögliche Erholungspausen wurden nicht in die Analyse integriert. Die Person bleibt folglich nicht stehen und ist immer in Bewegung. Ferner wurden andere Mobilitätsformen wie der motorisierte Individualverkehr oder der öffentliche Personennahverkehr ausgeschlossen, welche das Suchgebiet drastisch erweitern würden. Als weitere wichtige Annahme ist die Rationalität des vermissten Subjekts zu nennen, es wird von einer psychisch gesunden Person ausgegangen, welche den schnellsten Weg wählt.

Der beschriebene Analyserahmen kann als erste Grundlage gesehen werden, in der bestehende Parameter modifiziert werden oder weitere Parameter integriert werden können. So bieten oben aufgeführte Annahmen enormes Potential für weitere Entwicklungen, um ein hilfreiches, automatisiertes GIS-Tool für SAR Aktionen zu besitzen. Beispielsweise können unterschiedliche menschliche Verhaltensstrategien in die Analyse einfließen (Hashimoto et al. 2022), resultierend in unter-

schiedlichen *Cost Distance Surfaces*. Auch eine variable Anpassung des Workflows und der zugehörigen Parameterwahl in unterschiedlichen Suchregionen erscheint möglich. Mögliche Entwicklungen sollten dabei im Austausch mit Einsatzkräften stattfinden, die an SAR Aktionen beteiligt sind. So ist eine sinnvolle Anwendung im Feld möglich und das Ziel, einen unterstützenden GIS-basierten Workflow bei der Suche nach vermissten Personen zu entwickeln, kann erreicht werden.

## 8 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden die Herausforderungen und die Komplexität von Such- und Rettungsaktionen (SAR) diskutiert und insbesondere die kritische zeitliche Komponente in den Fokus genommen. Als zentrale Information zur Durchführung einer erfolgreichen Rettungsaktion einer vermissten Person kann deren Lokalisierung genannt werden. Hierbei wurden bereits entwickelte Methoden vorgestellt, welche darauf abzielen, die Erfolgschancen einer Suchaktion zu erhöhen. Der Vorteil von GIS-Systemen als effektive Informationsquelle zur Unterstützung von SAR-Operationen wurde erkannt und in dieser Arbeit umgesetzt. Dies resultierte in einem semi-automatisierten QGIS-basierten Workflow, der versucht, mithilfe von unterschiedlichen Inputparametern eine möglichst genaue Eingrenzung des Suchgebietes zu erreichen. Die Methodik integriert dabei den Einfluss der Topographie, der Landbedeckung und des Straßen- und Wegenetzes und modelliert das Mobilitätsverhalten einer vermissten Person.

Die theoretische Grundlage ist hierbei die Berechnung einer *cost surface*, die als Endprodukt in einer kumulativen *Cost Distance Surface* dargestellt wurde. Verschiedene Einflussparameter resultierten in einer variablen *cost surface*, auf welcher das menschliche Mobilitätsverhalten unter der Annahme der Kostenminimierung modelliert werden konnte. Damit konnten maximale räumliche Distanzen dargestellt werden, die innerhalb von 5-stündigen Zeitintervallen zurückgelegt werden können. Dies wurde in zwei unterschiedlichen Untersuchungsgebieten getestet, zum einen in Mühlhausen im Kraichgau und zum anderen im Bundesland Vorarlberg in Österreich. Hierbei wurde deutlich, dass insbesondere die Hangneigung großen Einfluss auf die Ergebnisse hat. Diese wurden mit dem *openrouteservices* verglichen, wobei deutlich wurde, dass die entwickelte Methodik unteroptimistisch ist und einen deutlich geringen Bewegungsradius annimmt.

Die kontinuierliche Weiterentwicklung solcher Methoden kann zukünftig von zentraler Bedeutung sein, Such- und Rettungsaktionen effektiver und exakter zu gestalten. Diese Arbeit soll in diesem Zusammenhang als Anstoß dienen, die Potentiale von GIS-Systemen für SAR-Operationen hervorzuheben.

# Literaturverzeichnis

- Adams, A. L.; Schmidt, T. A.; Newgard, C. D.; Federiuk, C. S.; Christie, M.; Scorvo, S. & DeFreest, M. (2007): Search is a time-critical event: when search and rescue missions may become futile. In: *Wilderness & Environmental Medicine* 18(2), 95–101.
- Amt der Vorarlberger Landesregierung, Hrsg. (2018): Strukturdaten Vorarlberg. Band 31. Schriftenreihe der Abteilung Raumplanung und Baurecht. Bregenz.
- Baboo, S. & Devi, M. (2010): An analysis of different resampling methods in Coimbatore, District. In: *Global Journal of Computer Science and Technology* 10(15), 61–66.
- Büttner, G. (2014): CORINE Land Cover and Land Cover Change Products. In: Manakos, I. & Braun, M. (Hrsg.): Land Use and Land Cover Mapping in Europe. Band 18. Remote Sensing and Digital Image Processing. Dordrecht: Springer Netherlands, 55–74.
- Cooper, D. C.; Frost, J. R. & Robe, R. Q. (2003): Compatibility of land SAR procedures with search theory. Techn. Ber. POTOMAC MANAGEMENT GROUP ALEXANDRIA VA.
- Doherty, P. J.; Guo, Q.; Doke, J. & Ferguson, D. (2014): An analysis of probability of area techniques for missing persons in Yosemite National Park. In: *Applied Geography* 47(2), 99–110.
- Ferguson, D. (2008): GIS for wilderness search and rescue. In: ESRI federal user conference. Band 2012, 10.
- Gemeinde Mühlhausen im Kraichgau (o.J.): Ortsplan. zul. abgerufen am 27.03.2023. <<https://www.muehlhausen-kraichgau.de/de/gemeinde-daten/anfahrt-lage/ortsplan>>.
- GRASS Development Team (2022): Name. r.series. zul. abgerufen am 28.03.2023. <<https://grass.osgeo.org/grass82/manuals/r.series.html>>.
- GRASS Development Team (2023): Name. r.cost. zul. abgerufen am 28.03.2023. <<https://grass.osgeo.org/grass82/manuals/r.cost.html>>.
- Guth, P. L.; van Niekerk, A.; Grohmann, C. H.; Muller, J.-P.; Hawker, L.; Florinsky, I. V.; Gesch, D.; Reuter, H. I.; Herrera-Cruz, V.; Riazanoff, S.; López-Vázquez, C.; Carabajal, C. C.; Albinet, C. & Strobl, P. (2021): Digital Elevation Models: Terminology and Definitions. In: *Remote Sensing* 13(18).
- Hashimoto, A.; Heintzman, L.; Koester, R. & Abaid, N. (2022): An agent-based model reveals lost person behavior based on data from wilderness search and rescue. In: *Scientific reports* 12(1), 5873.
- Imhof, E. (1950): Gelaende und Karte. Zürich: Rentsch.
- Kiefer, P. (2022): Traurige Gewissheit: Vermisster 52-Jähriger aus Mühlhausen ist tot. zul. abgerufen am 27.03.2023. <<https://www.heidelberg24.de/region/neckar-kreis-muehlhausen-polizei-hubschrauber-suche-mann-vermisst-tot-suchhund-rhein-91979782.html>>.
- Kosztra, B. & Büttner, G. (2019): Updated CLC illustrated nomenclature guidelines. Wien.
- Liao, G. & Li, M. (2010): SARGIS: a GIS-based Decision-making Support System for Maritime Search and Rescue.

- Mooney, P. & Minghini, M. (2017): A Review of OpenStreetMap Data. In: Foody, G.; See, L.; Fritz, S.; Mooney, P.; Olteanu-Raimond, A.-M.; Fonte, C. C. & Antoniou, V. (Hrsg.): Mapping and the Citizen Sensor. Ubiquity Press, 37–60.
- Nefros, K. C.; Kitsara, G. S. & Photis, Y. N. (2018): Using Geographic Information Systems (GIS) to develop prioritization maps in urban search and rescue operations, after a natural disaster. Case study: the municipality of Agia Paraskevi, Athens, Greece. In: IFAC-PapersOnLine 51(30), 360–365.
- QGIS Project (2023): 26.5. Die Grafische Modellierung. zul. abgerufen am 28.03.2023. <[https://docs.qgis.org/3.28/de/docs/user\\_manual/processing/modeler.html](https://docs.qgis.org/3.28/de/docs/user_manual/processing/modeler.html)>.
- Siljander, M.; Venäläinen, E.; Goerlandt, F. & Pellikka, P. (2015): GIS-based cost distance modeling to support strategic maritime search and rescue planning: A feasibility study. In: Applied Geography 57, 54–70.
- Śleszyński, P.; Gibas, P. & Sudra, P. (2020): The Problem of Mismatch between the CORINE Land Cover Data Classification and the Development of Settlement in Poland. In: Remote Sensing 12(14), 1–23.
- van Zyl, J. J. (2001): The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM): a breakthrough in remote sensing of topography. In: Acta Astronautica 48(5-12), 559–565.
- Wysokiński, M. & Marcjan, R. (2015): Decision Support System for Search & Rescue Operations. In: Computer Science 16(3), 281.