

ZÜRCHER HOCHSCHULE FÜR ANGEWANDTE WISSENSCHAFTEN  
DEPARTEMENT LIFE SCIENCES UND FACILITY MANAGEMENT  
INSTITUT UMWELT UND NATÜRLICHE RESSOURCEN

# Saisonale Nutzung des Lebensraums durch den Rothirsch in den Kantonen ZH/AG



Bachelorarbeit

von

**Ramon Emmanuel Keller**

Bachelorstudiengang UI18

Abgabedatum 08.02.2022

Umweltingenieurwesen

Fachkorrektoren:

Benjamin Sigrist

Forschungsgruppe Wildtiermanagement WILMA, ZHAW Wädenswil

Martina Bächtiger-Reifler

Forschungsgruppe Wildtiermanagement WILMA, ZHAW Wädenswil

# Impressum

## **Zitiervorschlag:**

Keller R. E. 2022. Saisonale Nutzung des Lebensraums durch den Rothirsch in den Kantonen ZH/AG. Bachelorarbeit. Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften ZHAW. Wädenswil. pp. 45 ohne Anhänge

## **Institut:**

Institut Umwelt und Natürliche Ressourcen IUNR, ZHAW Life Science und Facility Management, Grüentalstrasse 14, Postfach, 8820 Wädenswil

## **Titelbildquelle:**

Kämpfende Hirschstiere, Aufgenommen durch Fotofallen der Forschungsgruppe für Wildtiermanagement WILMA

## **Kontaktdaten:**

Ramon Keller



## Zusammenfassung

Seit einigen Jahren ist der Rothirsch (*Cervus elaphus*) im Begriff, sich wieder im Mittelland niederzulassen. Das Schweizer Mittelland ist jedoch durch die hohe Verkehrs- und Siedlungsdichte stark fragmentiert. Dies führt zu einem angepassten Verhalten der Rothirsche. Durch die versteckte Lebensweise gestaltet sich die Datenbeschaffung und Erforschung jedoch schwierig.

Für ein sinnvolles Wildtiermanagement sind Informationen zu Verbreitung und Populationsdichte zentrale Aspekte. Aus diesem Grund wurde in der Region Reussebene/Albiskette ein systematisches Monitoring mittels Wildtierkameras durchgeführt. Insgesamt liegen die Daten von 95 Wildtierkameras über den Untersuchungszeitraum vom Mai 2020 bis und mit März 2021 vor.

Mithilfe dieser Daten erstellte ich Verbreitungsmodellierungen der saisonalen Raumnutzung des Rothirsches im Mittelland und schätzte die Bestandsdichte und Bestandsgrösse. Ausserdem recherchierte ich zu aktueller Literatur über nicht-invasive, indirekte Monitoringmethoden welche sich insbesondere für die Beobachtung von Rothirschen im Mittelland eignen.

Die Modellierungen erzeugte ich unter Einbezug von Präsenz-Absenz-Daten des Fotofallenmonitorings und Habitatvariablen im Rasterzellenformat. Für die Schätzung der Bestandsdichte und Bestandsgrösse berechnete ich die relative Abundanz für das ganze Untersuchungsgebiet pro Quadratkilometer Wald.

Für den gesamten Untersuchungszeitraum schätzte ich die Bestandsgrösse zwischen 63.7 (Medianberechnung) und 134 (Mittelwertberechnung) Rothirschen. Die Rothirsche wiesen jahreszeitliche Verbreitungsmuster auf. Im Sommer breiteten sie sich bis in den Norden des Untersuchungsgebietes aus. Im Frühling war die Verbreitung am geringsten und konzentrierte sich vorwiegend auf den Wildnispark Sihlwald. Welcher im allgemeinen zu ihrem Kerngebiet zählt.

Für ein zielgerichtetes Monitoring dieser versteckten Wildtierart sollte in Zukunft vermehrt auf eine Kombination aus verschiedenen Aufnahmemethoden gesetzt werden. Für die Ermittlung der Bestandsdichte und -grösse sind neue Ansätze erforderlich. Vielversprechende Methoden sind in Entwicklung, bedürfen jedoch einem durchdachten Studiendesign.

### **Schlagworte:**

Rothirsch (*Cervus elaphus*), Verbreitungsmodellierung, Albiskette, Reussebene, Aargau, Zürich, Monitoring, Monitoringmethoden, Bestandesschätzungen

## Abstract

For some years now, red deer (*Cervus elaphus*) have been reestablishing themselves on the Swiss Plateau again. However, the Swiss Central Plateau is highly fragmented due to the high density of traffic and settlements. This leads to an adapted behaviour of this species. Due to their hidden way of life, however, data collection and research are difficult.

For useful wildlife management, information on distribution, population density and social structure are central aspects. For this reason, systematic monitoring using wildlife cameras was carried out in the Reussebene/Albiskette region. In total, data from 95 camera traps are available for the study period from May 2020 to March 2021.

With the help of these data, I created distribution models of the seasonal space use of red deer in the Central Plateau and estimated the population density and population size. In addition, I researched current literature on non-invasive, indirect monitoring methods that are particularly suitable for monitoring red deer in the Central Plateau.

The modelling was done using presence/absence data from camera trap monitoring and habitat variables in raster cell format. For the estimation of population density and size, I calculated the relative abundance per square kilometre of forest for the whole study area.

For the whole study period, I estimated the population size between 63.7 (median calculation) and 134 (mean calculation) red deer. The red deer showed seasonal distribution patterns. In summer, they spread as far as the north of the study area. In spring, the distribution was lowest and concentrated mainly in the Sihlwald Wilderness Park. Which generally counts as their core area.

For a useful monitoring of this hidden wildlife species, a combination of different recording methods should be increasingly used in the future. New approaches are needed to determine population density and size. Promising methods are under development, but require a well thought-out study design.

### Keywords:

Red deer (*Cervus elaphus*), species distribution model, Albiskette, Reuss Plateau, Aargau, Zurich, monitoring, monitoring methods, population estimates

## Dank

Danken möchte ich Benjamin Sigrist für seine geduldige und hilfreiche Unterstützung in fachlichen Fragen, sowie Martina Bächtiger-Reifler für die Hilfestellung bei der Bestimmung von Rothirschen. Danken möchte ich auch Conny Kästli für das Gegenlesen und grammatikalische und stilistische Überarbeiten der Arbeit. Auch meiner Partnerin und meinen Freunden danke ich von Herzen für jeden Moment der Ausgelassenheit und Entspannung.

# 1 Inhaltsverzeichnis

|  |    |
|--|----|
| Impressum .....  | 2  |
| Zusammenfassung .....  | 3  |
| Abstract .....   | 4  |
| Dank .....   | 5  |
| 1 Einleitung .....   | 8  |
| Monitoring mittels DNA .....                                 | 12 |
| Akustisches Monitoring .....                                 | 13 |
| Monitoring mit Drohnen .....                                 | 14 |
| Monitoring mittels Wildtierkameras .....                     | 15 |
| Statistische Modelle .....                                   | 15 |
| 2 Material & Methoden .....                                  | 18 |
| 2.1 Untersuchungsgebiet .....                                | 18 |
| Platzierung der Wildtierkameras .....                        | 19 |
| Jagd im Untersuchungsgebiet .....                            | 20 |
| 2.2 Datengrundlagen .....                                    | 20 |
| 2.3 Datenanalyse .....                                       | 22 |
| Software .....   | 22 |
| Jahreszeiten .....   | 22 |
| Tageszeiten .....  | 23 |
| Schätzung der Abundanz .....                                 | 23 |
| Statistische Analysen .....                                  | 23 |
| Interpretation der Kartenvariablen .....                     | 25 |
| 3 Resultate .....  | 27 |
| 3.1 Rothirschnachweise und Schätzung der Abundanz .....      | 27 |
| 3.2 Bestandesschätzung .....                                 | 30 |
| 3.3 Verberitungsmodellierung des Untersuchungsgebietes ..... | 32 |
| Verbreitung über den ganzen Untersuchungszeitraum .....      | 32 |
| Verbreitung im Sommer .....                                  | 34 |

|   |    |
|---|----|
| Verbreitung im Herbst .....   | 35 |
| Verbreitung im Winter.....  | 36 |
| Verbreitung im Frühling .....   | 37 |
| Interpretation der Indikatorvariablen.....                                      | 38 |
| Gesamter Aufnahmezeitraum.....  | 38 |
| 4 Diskussion.....   | 40 |
| 4.1 Moderne Monitoringmethoden und Erhebungen der Bestandsgrößen .....          | 40 |
| 4.2 Rothirschnachweise und Schätzung der Abundanz.....                          | 41 |
| 4.3 Verbreitung im Untersuchungsgebiet .....                                    | 41 |
| Literaturverzeichnis .....  | 43 |
| Anhang A: Plagiatserklärung .....   | 51 |
| Anhang B: Poster .....  | 52 |
| Anhang C: Relative Abundanz nach Wildtierkamera und Jahreszeit.....             | 53 |
| Anhang D: Bildsequenzen pro Kamerafallen ID aufgeteilt nach Jahreszeit.....     | 56 |
| Anhang E: Relative Abundanz nach Jahreszeit, Monat und Stunden aufgeteilt ..... | 57 |
| Anhang F: Response Curve und Relative Variable Importance nach Jahreszeit.....  | 64 |
| Anhang G: R-Code.....   | 72 |

# 1 Einleitung

## Allgemeiner thematischer Hintergrund

Der Rothirsch (*Cervus elaphus*) besiedelt in der Schweiz viele Lebensräume und ist weiter in Ausbreitung begriffen (Hummel et al., 2014; Robin et al., 2017; Willisch et al., 2019a). Mitte des 19. Jahrhunderts war er in der Schweiz ausgerottet. Dafür waren verschiedene Gründe tragend, so zum Beispiel die neuen deregulierten jagdlichen Verhältnisse nach der französischen Revolution, welche den herrschaftlichen Jagdprivilegien ein Ende setzten und die Jagd für die Allgemeinheit freigaben (Müller & Blankenhorn, 2008). Auch die Herstellung und der Gebrauch von modernen und präziseren Schusswaffen in Kombination mit dem starken Lebensraumverlust durch die Übernutzung des Waldes taten ihr Übriges (Robin et al., 2017). Ende des 19. Jahrhunderts kehrte der Rothirsch dank des ersten Bundesgesetzes über Jagd und Vogelschutz von 1875 sowie des Forstpolizeigesetzes von 1876 wieder zurück, zuerst im Osten der Schweiz und weiter entlang der Alpenkette nach Westen (Müller & Blankenhorn, 2008). Ab 1961 breiteten sich erste Individuen im Kanton Bern aus (Hummel et al., 2014). Heute besiedelt der Rothirsch wieder weite Teile seines einstigen Verbreitungsgebietes (Robin et al., 2017). Sein Hauptverbreitungsgebiet umfasst die Alpen, die Voralpen sowie die südlichen Teile des Jura (Hummel et al., 2014; Robin et al., 2017; Willisch et al., 2019b). Aktuell erobert er das Mittelland und bewegt sich, nach jetzigem Wissensstand, unter anderem im Grenzgebiet der Kantone Aargau, Bern und Solothurn sowie entlang der Tössstockkette (Signer et al., 2019). Darüber hinaus werden seit einiger Zeit immer wieder Rothirsche in der Region der Reussebene und Albiskette gesichtet, zudem wurden in den letzten Jahren vermehrt Abgänge in den Jagdstatistiken erfasst (Sigrist et al., 2021).

## Rothirsche im Schweizer Mittelland

Die Vernetzung von Lebensräumen ist für die Wanderung von Wildtieren zentral. Jedoch prägt der hohe Fragmentierungsgrad durch die Zersiedelung und das dichte Verkehrsnetz die heutigen Wildtierlebensräume im Mittelland. An einigen Stellen der Vernetzungsachsen ist eine Ausbreitung nur über Wildtierkorridore möglich (Kanton Zürich, 2017). Häufig sind diese Korridore allerdings beeinträchtigt oder unterbrochen. Zusätzlich dürfte eine Vielzahl anthropogener Aktivitäten Druck auf den Rothirsch ausüben (Hummel et al., 2014; Signer et al., 2019; Sigrist et al., 2021). Die hohe Nutzungsintensität im Mittelland dürfte sowohl direkte wie auch indirekte Auswirkungen haben. Mögliche direkte Reaktionen sind beispielsweise Flucht, angepasstes Aktivitätsmuster, die Verschiebung von tageszeitlichen Aktivitätsphasen oder die Anpassung der Raumnutzung. Langfristig können sich Störungen negativ auf das Immunsystem, die Reproduktion und die Kondition auswirken (Graf et al., 2018; Keller, 2021; Robin et al., 2017; Signer et al., 2019). Durch seine Mobilität und seine



Störungsempfindlichkeit ist der Rothirsch besonders von diesen Nutzungskonflikten betroffen (Coppes et al., 2017; Hummel et al., 2014; Sigrist et al., 2021). Dadurch scheint sich auch sein Wanderverhalten und die Raumnutzung von jenen Hirschen aus dem Alpen- und Voralpenraum zu unterscheiden (Hummel et al., 2014; Signer et al., 2019; Sigrist et al., 2021; Willisch et al., 2015, 2019b).

Die Rothirsche in den Untersuchungen von Willisch et al. (2015, S. 19, 2019a, S. 17) nahmen grossräumigere Tageseinstandswechsel vor als ihre Artgenossen in den Bergregionen. Innerhalb der Tageseinstände scheinen ihre Vertreter im Mittelland wiederum ortstreuer zu sein. Die Streifgebietsgrösse bei den Individuen im Mittelland war saisonal betrachtet ca. 30 - 50 % (während des Sommers im Mittelland (ML)  $7.3 \pm 4.5 \text{ km}^2$  / Voralpen (VA)  $3.6 \pm 2.1 \text{ km}^2$ , sowie während des Winters im ML  $10.7 \pm 5.1 \text{ km}^2$  / VA  $7.4 \pm 2.3 \text{ km}^2$ ) und ganzjährig ca. 30 % (ML  $27.7 \pm 7.4 \text{ km}^2$  / VA  $18.0 \pm 8.2 \text{ km}^2$ ) grösser als jene der Voralpen-Rothirsche. Wobei die angegebenen Daten 95 % der Kernel-Flächen der GPS-Punkte im Mittelwert entsprechen (Willisch et al., 2019a).

Auch die Habitatwahl von Rothirschen im Mittelland unterscheidet sich von jenen aus dem Voralpenraum. Generell suchen die Individuen im Mittelland während des Tages Einstände im Wald auf, jedoch nicht ausschliesslich. Während des Sommers und Herbstes hielten sich einzelne Individuen nicht mehr im Wald auf, sondern nutzten hochwüchsige landwirtschaftliche Kulturen, insbesondere Mais und Raps. Diese Strukturen werden möglicherweise deshalb gewählt, weil sie einerseits Nahrung liefern (bei den beiden Individuen handelte es sich um eine Hirschkuh und ihr Kalb) und andererseits weniger anthropogene Störungen bestanden als im Innern des Waldes. Die Wahl der Tageseinstände innerhalb des Waldes richtet sich nach deren Sichtschutz. Die Rothirsche verlassen sich auf geeignete Kleinstrukturen, welche ihnen Deckung bieten (Hummel et al., 2014; Willisch et al., 2015). Somit scheint die Habitatwahl der Rothirsche im Mittelland im Vergleich zu ihren Vertretern in den Voralpen weitaus unterschiedlicher auszufallen (Willisch et al., 2015, 2019b).

Die Ergebnisse von Willisch et al. (2019b, S. 19-27) deuten zudem darauf hin, dass Rothirsche im Mittelland bei der Wahl des Habitats vor allem positiv auf Waldflächen sowie genügendem Abstand zu Siedlungen und negativ auf geringen den Abstand zum Waldrand, die Dichte von Siedlungsgebieten und Offenlandflächen reagieren. Während der Nacht scheinen sich die Mittelland-Rothirsche jedoch weniger an negativen Faktoren zu orientieren.

### **Forschungslücken**

Aufgrund der aktuell unvorhersehbaren Besiedlung des Mittellandes durch den Rothirsch wurde 2019 durch das Bundesamtes für Umwelt (BAFU) erst eine Vorstudie (Signer et al., 2019) und anschliessend ein Forschungsprogramm zum Rothirsch im Mittelland in Auftrag

gegeben (Sigrist et al., 2021). Denn obwohl seine Rückkehr ins Mittelland wünschenswert ist, insbesondere um die Rothirschpopulationen des Juras mit jenen der Voralpen zu verknüpfen und damit die genetische Vielfalt sicherzustellen, birgt sie auch viel Konfliktpotential – besonders die Land- und Forstwirtschaft erwarten grosse Schäden (Hepenstrick et al., 2012; Signer et al., 2019; Thiel et al., 2018; Willisch et al., 2019a). So ist einer der Hauptaspekte des Forschungsprogrammes das Monitoring von Rothirschen im Mittelland sowie die Untersuchung ihrer Raumnutzung. Unter anderem soll mittels Wildtierkameras in den Kantonen Zürich und Aargau in der Region Albiskette/Reussebene herausgefunden werden, wo sie sich genau bewegen. Dieser Aspekt wird in dieser Arbeit genauer untersucht.

Um einen genauen Überblick zu erhalten, wie sich Wildtiere im Allgemeinen und Rothirsche im Besonderen im Raum bewegen, wurden sie früher, wenn möglich, direkt beobachtet – was jedoch einen enormen Aufwand darstellte und nach wie vor tut – oder sie wurden mittels Trittsiegeln und Kot indirekt nachgewiesen. Im Laufe der Zeit entwickelten sich die Technologien zur Überwachung von Wildtieren weiter. Heute stehen eine Vielzahl an Monitoringmethoden zur Verfügung, um Wildtiere kosteneffizient und ohne grossen Stress – sowohl für Tier als auch Mensch – zu erfassen (Robin et al., 2017).

Durch die rasante Weiterentwicklung von Sensoren und Speichersystemen ist es heute möglich, Wildtiere mit Wildtierkameras über einen langen Zeitraum relativ kostengünstig zu beobachten, ohne diese zu stören und dadurch das natürliche Verhalten zu beeinflussen (Palencia et al., 2021). Jedoch sind mit dieser indirekten Überwachungsmethode auch Nachteile verbunden, da zur Schätzung der Bestandsdichte Wildtierkameras vielfach in Kombination mit Fang-Wiederfang-Methoden angewandt werden. Diese Methoden benötigen individuell identifizierbare Tiere (Fisher et al., 2021; Palencia et al., 2021; Schnyder, 2010). Jedoch ist die Identifikation von Rothirschindividuen schwierig, ohne die Tiere einzufangen und zu markieren. Zwar lassen sich männliche Tiere anhand des Geweihs erkennen, durch schlechte Kamerapositionen, verschmutzte Linsen oder unscharfe Aufnahmen ist es jedoch nicht immer einfach, Rothirsche individuell zu bestimmen.

Durch die heutigen Technologien ergeben sich neue, vielleicht auch einfachere und kostengünstigere Verfahren, um Bestandserhebungen bei Wildtieren durchzuführen. Aus diesem Grund wird eine Recherche zur aktuellen Literatur einen Überblick zum jetzigen Wissensstand in Bezug zu indirekten Monitoringmethoden liefern.

### **Erfassungsmethoden für die Ermittlung von Populationsdichten**

Detaillierte und genaue Informationen über Populationen bilden das Fundament für ein erfolgreiches und effizientes Wildtiermanagement. Die Anzahl der Individuen, die Struktur der Alters- sowie Geschlechtsklassen, als auch die Entwicklung über Raum und Zeit bilden

wichtige Daten, um Entscheidungen zu treffen, ob eine Art gefördert werden soll oder nicht (Prosekov et al., 2020; Robin et al., 2017; Witczuk et al., 2018).

Es gibt viele unterschiedliche Ansätze, um diese Daten zu erheben und Populationen zu analysieren. Je nach untersuchtem Lebensraum unterscheidet sich die angewandte Monitoring-Methode aufgrund von geographischen, strukturellen oder klimatischen Bedingungen (Prosekov et al., 2020). Unterschieden wird in erster Linie zwischen aktiven (oder direkten) und passiven (auch indirekten) Monitoring-Methoden (Prosekov et al., 2020; Robin et al., 2017). Bei ersteren befinden sich die Datenerheber:innen im Untersuchungsgebiet und haben oft direkten Kontakt mit den Wildtieren. In grossen Untersuchungsgebieten kann die Erfassung einer Population schnell zeit- und ressourcenintensiv werden. Des Weiteren sind die Wildtiere im Untersuchungsgebiet Stress durch die erhöhte Anwesenheit von Menschen ausgesetzt.

Deshalb sind in dieser Arbeit insbesondere nicht-invasive indirekte Monitoring-Methoden von Interesse. Sie benötigen in der Regel weniger grosse menschliche Ressourcen und die Tiere werden durch die Abwesenheit von Forschenden weniger beeinträchtigt.

### **Befragung**

Die Befragung von Jagenden und Förster:innen, welche sich im Untersuchungsgebiet aufhalten, liefert wertvolle erste Informationen über mögliche Aufenthaltsorte einer Art (BAFU, 2010; Prosekov et al., 2020).

### **Jagd- und Fallwildstatistik**

Mit Jagd- und Fallwildstatistik sowie Kohortenanalyse lassen sich nachträglich ein Mindestbestand und Sozialstruktur einer Tierart bestimmen (BAFU, 2010; Robin et al., 2017).

### **Trittsiegel**

Spuren im Schnee oder weichem Untergrund lassen Schlussfolgerungen zu Anwesenheit einer Art zu. Weitere Methoden wie die Losungszählung (Kotkartierung) werden zusätzlich angewandt, denn nicht immer lassen sich trotz Anwesenheit einer Art Spuren finden (Robin et al., 2017).

### **Direktbeobachtung**

Durch Direktbeobachtungen (auch distance sampling) lassen sich Wildtiere vom Boden oder der Luft aus zählen. Beobachtungen vom Boden aus eignen sich, wenn die Beobachtenden freie Sicht auf Wildtiere haben (Robin et al., 2017). Mithilfe von Wärmebildkameras können auch waldlebende Rothirsche observiert werden (Ehrhart et al., 2016; Focardi et al., 2001; Gill et al., 1997). Gill et al. (1997) fanden heraus, dass die Verwendung von Wärmebildkameras genauere Resultate lieferten als Scheinwerfertextationen und dass die durchschnittliche Aufspürdistanz 163 m betrug, während die durchschnittliche Fluchtdistanz 36 m mass. Die

Methode der Direktbeobachtungen mit Wärmebildkameras ist in der Regel von Wegen abhängig (Ehrhart et al., 2016).

### **Kotkartierung**

Bei Kotkartierungen wird angenommen, dass die Anzahl der Kothaufen proportional zur Aufenthaltsdauer und Dichte der untersuchten Tierart ist (Prosekov et al., 2020; Robin et al., 2017).

### **Monitoring mittels DNA**

Es gibt zurzeit zwei Ansätze, um Rothirsche mithilfe von DNA nachzuweisen. Einerseits das Fang-Markierung-Wiederfangverfahren mittels Kotgenotypisierung, andererseits das Monitoring mittels Umwelt-DNA (eDNA).

Bei der Kotgenotypisierung werden Kotproben in vorher festgelegten Transekten gesammelt und deren Standort mithilfe von GPS-Geräten festgehalten. Das Untersuchungsgebiet sollte für Rothirsche mindestens 10'000 ha gross sein. Für ca. 500 km Transekte brauchen 15 Personen fünf Tage (Ebert et al., 2012; Ehrhart et al., 2016). Die Kotproben enthalten Gewebe aus dem Darm oder der Haut, welches im Labor auf seine DNA untersucht wird (Ebert et al., 2012). Ebert et al. (2021) sammelten in drei Untersuchungsgebieten Proben zur Ermittlung der Bestandsgrösse von Rothirschen. Die Untersuchungsgebiete waren insgesamt 327.9 km<sup>2</sup> gross und wurden mit einer Gesamttransektlänge von 2022 km abgelaufen.

Die Kotgenotypisierung erweist sich als eine genaue Methode zur Erhebung von Bestandsgrössen und von Schätzungen des Geschlechterverhältnisses (Ebert et al., 2021). Für die Beprobung wird mit genügend Suchenden wenig Zeit in Anspruch genommen. Ausserdem kommt es zu keinen Beeinträchtigungen der Proben aufgrund von Störungen, da der gesammelte Kot aus der Zeit vor der Beprobung stammt (Ehrhart et al., 2016). Allerdings ist die Methode durch aufwendige Laboranalysen teuer. Ehrhart et al. (2016) schätzen die Kosten auf ca. 4.50 € / ha. Jedoch können die Kosten bei hohen Populationsdichten auch höher ausfallen.

Das Monitoring mithilfe von eDNA ist noch relativ neu. DNA-Fragmente aus Teilen von Haaren, Haut, Kot oder Speichel, welche in die Umwelt gelangen, sollen aus Proben – dies können Wasser, Boden, Sediment oder Schnee sein – analysiert werden, um die Art, zu welcher ein DNA-Fragment gehört, identifizieren zu können (Carvalho et al., 2021; Guimarães Sales et al., 2019; Leempoel et al., 2020; van Beeck Calkoen et al., 2019). Laut einer Metastudie von Carvalho et al. (2021) waren eDNA-Untersuchungen mit Wasserproben am häufigsten und Fische die am meisten untersuchte Wirbeltierart gefolgt von Amphibien und Säugetieren. Für semi-aquatische und terrestrische Gemeinschaften ist die eDNA-Methode zwar

vergleichsweise unerprobt, jedoch scheinen Studien, welche bislang durchgeführt wurden vielversprechend (Guimarães Sales et al., 2019). Um eine Nachweiswahrscheinlichkeit von über 95 % für Rothirsche zu erreichen, brauchten Guimarães Sales et al. (2019) drei Wasser- respektive 30 Sedimentproben oder 29 Wildtierkamerawochen. Auch weitere Studien unterstreichen das Potential dieser Nachweismethode, sowohl für Wasserbeprobungen als auch Boden- bez. Sedimentproben (Carvalho et al., 2021; Cristescu & Hebert, 2018; Guimarães Sales et al., 2019; Leempoel et al., 2020). Allerdings müssen noch einige Hindernisse überwunden werden, um eDNA-Methoden auch bei Landsäugetieren zuverlässig einsetzen zu können. Falsch-positive Ergebnisse (eine Art wird nachgewiesen, obwohl sie nicht vorhanden ist) oder falsch-negative Ergebnisse (eine Art wird nicht nachgewiesen, obwohl sie vorhanden ist) sind aufgrund von unterschiedlicher Verweildauer der DNA zu erwarten – DNA in Böden ist länger nachweisbar als DNA in Wasser – und führen zu Unsicherheiten und Fehlern in Untersuchungen (Carvalho et al., 2021). Ein weiterer Punkt, der behoben werden muss, sind die Informationslücken in den DNA-Referenzdatenbanken, welche zur Identifizierung der DNA-Fragmente benötigt werden (Carvalho et al., 2021; Leempoel et al., 2020).

### **Akustisches Monitoring**

Passiv-akustisches Monitoring (PAM) hat sich in den letzten Jahren insbesondere für Arten etabliert, die eindeutig identifizierbare Geräusche oder Rufe erzeugen. In der Regel werden PAM zur Überwachung der Anwesenheit und den Aktivitätsmustern von Arten verwendet. Jedoch können in einigen Fällen auch Rückschlüsse über Geschlecht, Verhalten, Kondition oder auch die Unterart gemacht werden (Yu et al., 2019; Zwerts et al., 2021; Volodin et al., 2019). Die am häufigsten überwachten Taxa sind Fledermäuse, Vögel und Amphibien (Zwerts et al., 2021). Aktuell werden auch Forschungen mit heimlichen Arten, wie dem Sika- und dem Rothirsch, durchgeführt (Salem et al., 2021; Volodin et al., 2019; Yu et al., 2019). Mit PAM wird das Röhren der Hirschstiere während der Brunftzeit ausgenutzt, um Rückschlüsse über deren Anwesenheit zu erhalten (Carruthers-Jones et al., 2019; Salem et al., 2021; Volodin et al., 2019; Yu et al., 2019). Salem et al. (2021) haben des Weiteren ein Verfahren entwickelt, um mithilfe von PAM Paarhufer zu triangulieren und ihre Position zu bestimmen. Die Methode der akustischen Triangulation eignet sich am besten für offene, schwer zugängliche Lebensräume. Dies wird damit erklärt, dass die Genauigkeit der Positionsfindung durch dichten Waldbewuchs beeinflusst werden kann. Der Fehler der mittleren Positionsgenauigkeit betrug 4.6 m in experimenteller und 15.97 m in natürlicher Umgebung (Salem et al., 2021).

Ein grosser Vorteil von PAM ist die Aufnahmereichweite. Diese ist 100 bis 7000 mal grösser als diejenige von Wildtierkameras (Enari et al., 2019). Die Methode eignet sich somit für Beobachtungen der Habitatnutzung sowie die Belegung über grosse geografische Distanzen

(Zwerts et al., 2021). Nachteile des akustischen Monitorings liegen in der Bestimmung von Tonaufnahmen: Mit zunehmender Grösse des Projektes wird die Datenauswertung schwierig. Deshalb sind Automatisierungen für die Auswertung wichtig. Diese funktionieren jedoch nur mit den nötigen Datenbanken, welche ansonsten mithilfe von Experten angelegt werden müssen. Dies ist insbesondere bei seltenen Arten der Fall. Je nach Klassifizierung der Tonaufnahmen können die Ergebnisse variieren, weshalb genaue Berichterstattungen über die Analysemethoden wichtig sind (Enari et al., 2019; Zwerts et al., 2021).

## **Monitoring mit Drohnen**

Beim Monitoring mittels Drohnen werden Daten von Wildtieren und der Umwelt aus der Luft erhoben. Unterschieden werden Multirotor-Drohnen und Flügelrohnen. Zur Aufnahme der Daten können sie mit einer Vielzahl verschiedener Sensoren ausgestattet werden. Der technologische Fortschritt bei Drohnen war in den letzten Jahren enorm (Witczuk et al., 2018). Sowohl die Speicherkapazität von Datenträgern, die Programmierbarkeit als auch die Drohnen- und Sensortechnik ermöglichen neue Möglichkeiten, welche vor einigen Jahren noch nicht denkbar waren (Prosekov et al., 2020; Rivas et al., 2018; Witczuk et al., 2018).

Der Einsatz von Multirotor-Drohnen mit RGB-Sensoren hat sich bereits zu einem hilfreichen Werkzeug zur Erforschung von Wildtieren in offenen Landschaften entwickelt (Rivas et al., 2018; Witczuk et al., 2018). Für die Überwachung von waldbewohnenden Huftieren sind sie jedoch weniger gut geeignet, da die Drohnen nur über eine geringe Flugreichweite verfügen. Starrflügelrohnen eignen sich besser, um mittelgrosse schwerzugängliche Gebiete abzufliegen. Bestückt mit Thermal-Infrarot-Sensoren (TIR) eignen sie sich, um Daten während Phasen der Dunkelheit sowie in deckungsreichen Gebieten zu erheben. Witczuk et al. (2018) setzten Flügelrohnen mit TIR-Sensoren ein, um Huftiere in Wäldern zu identifizieren. Insgesamt wurden 680 ha in einer durchschnittlichen Höhe von 149 m abgeflogen, wodurch sich eine Bodenauflösung von 10 cm pro Pixel ergab. Pro 100 ha und Person entspricht der Arbeitsaufwand demnach für die Datenerhebung 2.7 h. Jedoch bildet die Auswertung von Infrarotbildern aktuell noch eine Herausforderung, die Erkennung und Identifizierung von Tieren mit spezieller Software steht noch nicht zur Verfügung (Witczuk et al., 2018). Zurzeit sind mehrere Forschungsteams daran, Lösungen zu entwickeln (Meyer et al., 2019; Osco et al., 2021; Prosekov et al., 2020; Rivas et al., 2018; Xu et al., 2020).

In Offenland wurden mithilfe von Quadrocoptern und RGB-Sensoren Rinder gezählt (Xu et al., 2020). Dazu wurde das sogenannte Region-based Convolutional Neural Network (R-CNN), ein Modell zur automatischen Objekterkennung (Oinar, 2021), verwendet. Damit konnte eine Erkennungsgenauigkeit von 94 % erreicht werden. Meyer et al. (2019) erreichten mithilfe eines Faster-R-CNN-Algorithmus in Kombination mit einer Starrflügelrohne und TIR-Sensoren eine

Detektionsquote pro Tier (Hirsche, Ziegenartige, Wisente, Weidevieh) von 92.8 %. Die Genauigkeit der Identifizierung von Rothirschen lag bei 84.2 %, die von Damhirschen bei 96.9 % und die von Ziegenartigen bei 93.8 %. Die Erhebungen wurden in sieben naturnahen Wildtiergehegen durchgeführt.

### **Monitoring mittels Wildtierkameras**

Wildtierkameras sind in den letzten Jahren zu einem wertvollen und vielfach eingesetzten Werkzeug für das Monitoring von Wildtieren geworden (Ancrenaz et al., 2012; Gilbert et al., 2021). Wildtierkameras sind – sobald sie platziert sind – nicht-invasiv, können Daten von einer grossen Anzahl unterschiedlicher Arten simultan und automatisch erheben, sie arbeiten Tag und Nacht, lassen Verhaltensbeobachtungen zu, können seltene Arten nachweisen und die Bilder und Videos, die entstehen, können für die Öffentlichkeitsarbeit eingesetzt werden (Ancrenaz et al., 2012; Fisher et al., 2021; Gilbert et al., 2021; Palencia et al., 2021; Robin et al., 2017; Zwerts et al., 2021). Die Aufnahmen können wahlweise mit RGB- oder Infrarot-Sensoren ausgerüstet werden.

Die Auswertung der Fotos und Videos gestaltet sich bis anhin jedoch aufwändig. Es können grosse Mengen an Foto- und Videomaterial anfallen, welche bis heute manuell ausgewertet werden müssen. Das führt zu hohen Kosten und durch die repetitive Tätigkeit der Auswertung auch zu Fehlern. Um diesem Problem zu begegnen, werden zurzeit CNNs zur teil- oder vollautomatischen Auswertung entwickelt (Arshad et al., 2020; Palanisamy & Devaraju, 2021; Sigrist et al., 2021; Willi et al., 2019).

Die Unsicherheit von Doppelzählungen ist ein weiteres Problem, welches sich bei Wildtierkameras stellt. Doppelzählungen führen zu Verzerrungen der Datengenauigkeit und erschweren die Schätzung der Abundanz. Aus diesem Grund haben Arshad et al. (2020) ein autonomes Identifikations- und Zählgerät (WICD = Wildlife Identification and Counting Device) entwickelt. Das WICD besteht aus Solarpanel, Edge-Computer (ein Computer in Kleinformat zur direkten Auswertung der Daten vor Ort), 4G-Modem (zur Übermittlung der erfassten Daten), Kamera, Infrarot-Licht und Bewegungs- sowie Tageslichtsensoren. Mittels eines zuvor trainierten Deep-Learning-Algorithmus wurden die Hirsche gezählt und die Daten in Echtzeit für die weitere Verarbeitung übertragen. Von den im Testgelände 20 anwesenden Individuen wurden 17 erkannt, des Weiteren konnten von 170 erzeugten Videos 148 leere Videos ausgefiltert werden. Dies bedeutet eine enorme Zeitersparnis.

### **Statistische Modelle**

Die Schätzung von Populationsgrösse, Populationsdichte und Verbreitung sind wichtige Kennwerte in der Ökologie. Allerdings sind sie schwer zu generieren, da Menschen ihre

Umwelt nicht vollständig und fehlerfrei überwachen können. Dies gilt auch für Monitorings mittels Wildtierkameras, weshalb fortlaufend neue Berechnungsmodelle entwickelt werden (Burgar et al., 2018; Fisher et al., 2021; Gilbert et al., 2021; Iijima, 2020; Nakashima et al., 2020; Rovero & Marshall, 2009; Rowcliffe et al., 2008; Sollmann et al., 2013; Wevers et al., 2021).

Die Einteilung der Modelle erfolgt darin, welche ökologisch relevanten Fragen beantwortet werden sollen und ob die zu untersuchende Zielart individuell unterscheidbar ist oder nicht (ENETWILD et al., 2020; Fisher et al., 2021; Gilbert et al., 2021; Iijima, 2020). Bei Arten, die keine individuellen Unterscheidungsmerkmale aufweisen, sind Schätzungen der Populationsgrösse und -dichte wesentlich schwieriger und aufwendiger. Denn es kann nicht ausgeschlossen werden, dass ein und dasselbe Tier mehrfach erfasst und gezählt wird.

### **Räumliche Fang-Wiederfang-Methode**

Für Arten die – zumindest teilweise – individuell erkannt werden können, oder die – teilweise – markiert wurden, können räumliche Fang-Wiederfang-Methoden angewandt werden (Chandler & Royle, 2013; Gilbert et al., 2021; Iijima, 2020). Bei Arten, die nicht individuell erkannt werden, könnten zusätzlich DNA-Proben am und um den Probenahmestandort entnommen werden (Ebert et al., 2012, 2021; Leempoel et al., 2020) (siehe auch Monitoring mittels DNA). Die Individualerkennung und die Platzierung der Kameras, um den Streifgebietsgrössen der entsprechenden Wildtierart zu entsprechen, bildet die grösste Herausforderung bei dieser Methode.

### **Distance sampling**

Beim ursprünglichen distance sampling werden Transekt- resp. Punktzählungen einer Art durchgeführt. Diese werden in der Regel nach einer vordefinierten Route mit dem Auto oder zu Fuss abgefahren bzw. abgelaufen (Buckland et al., 2015). Diese Methode wurde weiterentwickelt und kann jetzt mithilfe von Wildtierkameras ausgeführt werden (Howe et al., 2017). Anstatt das sich Zählende selbst im Raum bewegen und Tiere erfassen, wird der Bereich vor der Kamera ausgemessen, um zu bestimmen, wie weit entfernt ein Tier ist. Die Kameras werden dazu in bevorzugten Habitaten, aber nicht entlang von Wildwechseln, aufgestellt, welche Tiere anziehen könnten. Durch die Ausmessung des Kamerasichtfeldes kann die Populationsdichte für jede einzelne Kamera geschätzt werden. Allerdings sind mit dieser Methode keine Rückschlüsse über die räumliche Veränderung der Populationsdichte möglich, und es muss sich um eine geschlossene Population handeln (Gilbert et al., 2021; Iijima, 2020).



## **Random Encounter and Staying Time Model (REST)**

Beim REST-Modell handelt es sich um eine Weiterentwicklung des Random Encounter Model (REM), bei welchem angenommen wird, dass sich Individuen, welche vor die Kamera laufen, wie Gaspartikel im Raum verhalten. Entsprechend wird die Geschwindigkeit der Tiere genutzt, um die Populationsdichte zu berechnen (Rowcliffe et al., 2008). Das REST-Modell benötigt keine Angaben mehr zur Geschwindigkeit einer Tierart im Raum, stattdessen wird die Zeit gemessen, während welcher sich die Tierart vor einer Kamera aufhält, und anhand dieser werden Rückschlüsse auf die Populationsdichte gezogen. Weiter berücksichtigt REST die räumliche Variation der Dichte unter Einbezug von unabhängigen Habitatvariablen (Gilbert et al., 2021; Nakashima et al., 2020). Wie bereits beim REM werden auch bei REST die Annahmen getroffen, dass Populationen geschlossen sind, die Kameras zufällig in geeignetem Habitat verteilt werden und das jedes Foto eine unabhängige Kontaktaufnahme zwischen Kamera und Tier darstellt (Gilbert et al., 2021; Iijima, 2020; Nakashima et al., 2020).

## **Verbreitungsmodellierungen**

Mit Verbreitungsmodellierungen (*engl. species distributions modeling* (Naimi & Araújo, 2016)) werden Zusammenhänge zwischen dem Auftreten einer Art und Umweltvariablen analysiert (Johnson et al., 2020; Naimi & Araújo, 2016; Wevers et al., 2021). Statt mit der Abundanz werden mithilfe von Präsenz-Absenz-Daten und verschiedenen statistischen Modellen Wahrscheinlichkeiten geschätzt, wie häufig eine Art in einem Gebiet vorkommt. Mit diesem Ansatz können neben der Abbildung von Auftretenswahrscheinlichkeiten, die Umweltvariablen unter Einbezug der Präsenz-Absenz-Daten analysiert werden.

## **Zielsetzungen der vorliegenden Arbeit**

Die im Rahmen des Fotofallenmonitorings erbrachten Rothirschnachweise dienen der Visualisierung der saisonalen Nutzungsmuster. Schlussendlich ergeben sich daraus folgende Forschungsfragen:

1. Welche indirekten Methoden zur Bestands-/Dichteschätzung von Rothirschen eignen sich in Gebieten, die an der Ausbreitungsgrenze liegen und wie zuverlässig sind diese Schätzungen?
2. Wie sehen die allgemeinen Nutzungsmuster im Jahreszeitlichen und Tageszeitlichen Verlauf im Untersuchungsgebiet aus?
3. Welche Faktoren sind entscheidend für Raumnutzung der Rothirsche im Untersuchungsgebiet?
4. Welche Darstellungsmethoden eignen sich um die Raumnutzungsmuster der Rothirsche im Untersuchungsgebiet abzubilden?

## 2 Material & Methoden

### 2.1 Untersuchungsgebiet

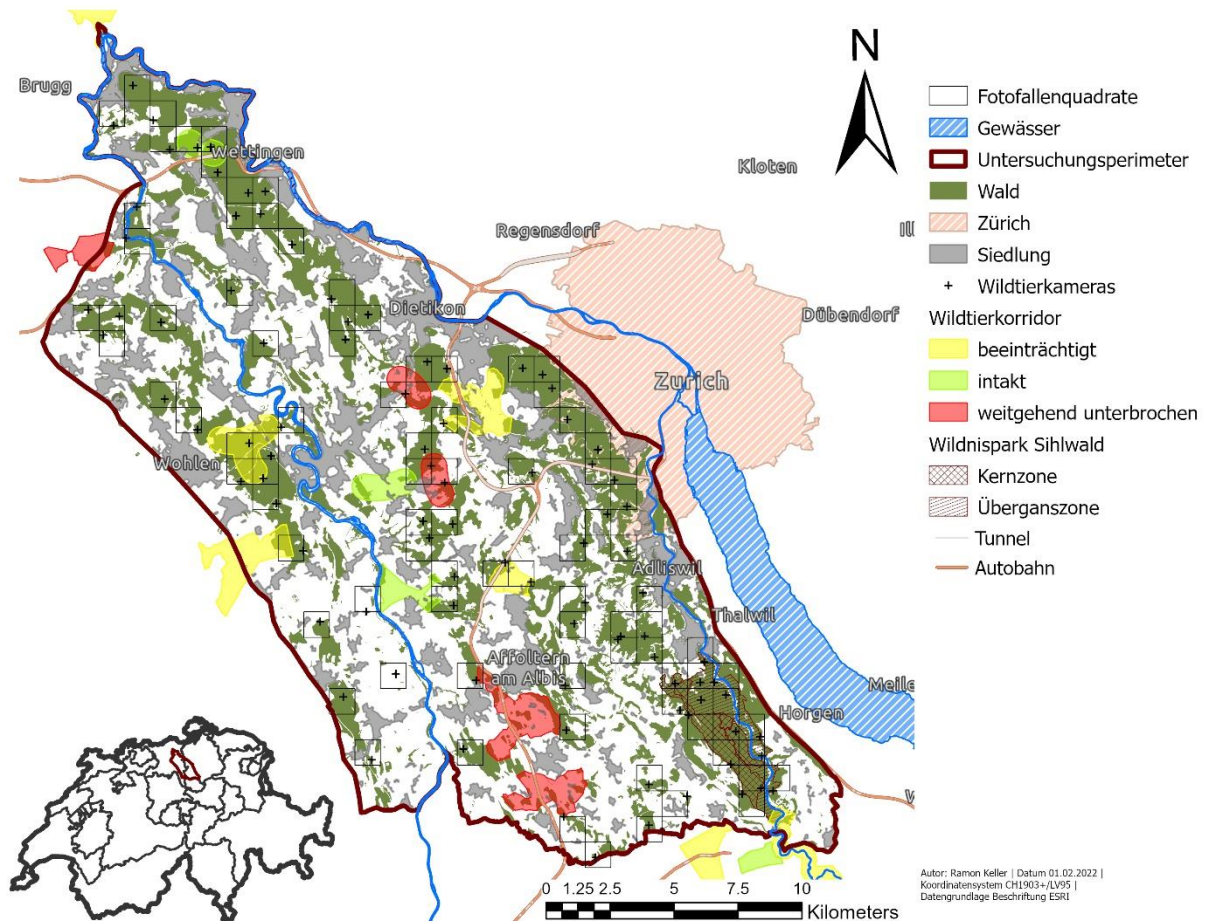


Abbildung 1: Untersuchungsgebiet mit Untersuchungsperimeter (dunkelrot), Gewässern (blau schraffiert), Wald (grün), Autobahnen (orange) mit Tunneln und Brücken (grau), Siedlungsgebiet (grau), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert), Sihlwald (Kernzone = dunkelrot kreuz-schraffiert, Übergangszone = dunkelrot schraffiert), den kantonalen und nationalen Wildtierkorridoren (grün = intakt, gelb = beeinträchtigt und rot = weitgehend unterbrochen) und den Wildtierkameras (rote Punkt). Rechts oben ist die geographische Lage des Untersuchungsperimeters dargestellt.

Das Untersuchungsgebiet liegt in den Kantonen Zürich und Aargau und beginnt im Nord-Westen südlich von Untersiggenthal und östlich von Brugg. Entlang der Reussebene und der Albis-kette zieht sich das Studiengebiet bis nach Hirzel, begrenzt von dessen Hauptstrasse. Auf Seite des Kantons Zürich schliesst es grosse Teile des Jagdbezirktes Amt mit ein. Begrenzt wird es auf Zürcher Seite durch die A3 und die Stadt Zürich. Auf Aargauer Seite umfasst das Gebiet den kompletten Wildraum 8 und Teile des Wildraumes 7, begrenzt wird das Untersuchungsgebiet durch die Eisenbahnlinie entlang von Wohlen (Abbildung 1). Das Studiengebiet umfasst insgesamt eine Fläche von 448.9 km<sup>2</sup> (Sigrist et al., 2021).

Im und entlang des Untersuchungsperimeters verlaufen die Reuss (östlich), die Sihl (süd-westlich) und die Limmat (nord-westlich). Die Gesamtwaldfläche beträgt 140.9 km<sup>2</sup>. Das Untersuchungsgebiet ist über weite Teile von Laubmischwäldern geprägt.

### **Siedlungen**

Die Siedlungsdichte ist im ganzen Untersuchungsperimeter hoch. Am grössten ist sie entlang des Zürichsees und der Limmat. Weitere grosse Siedlungsgebiete sind Wohlen, Bremgarten und Affoltern a. A. (Abbildung 1).

### **Verkehrsnetz**

Das Strassen- wie auch das Schienennetz durchziehen das gesamte Untersuchungsgebiet und fragmentieren es stark. Die Autobahn A1 führt quer durch den nördlichen Teil des Untersuchungsgebietes. Süd-westlich von Birmensdorf ZH und südlich von Baden verläuft die Autobahn untertags (Abbildung 1).

### **Vernetzung**

Die überregionalen und kantonalen Wildtierkorridore im Untersuchungsperimeter sind bis auf drei intakte Korridore alle beeinträchtigt bis weitgehend unterbrochen (Abbildung 1).

### **Wildnispark Zürich**

Das einzige Schutzgebiet im Untersuchungsperimeter ist der Wildnispark Zürich Sihlwald. Er gilt als Naturerlebnispark. Die Fläche beträgt ca. 11 km<sup>2</sup> und ist zu grossen Teilen als Buchenwald deklariert (Wildnispark Zürich, o. J.). Laut Natur- und Heimatschutzgesetz (NHG) (Art. 23e, Abschnitt 3b des NHG vom 1. Juli 1966 (Stand am 1. April 2020), SR 451) bieten Naturpärke einheimischer Tier- und Pflanzenwelt unberührte Lebensräume, sowie Naturerlebnisse für die Allgemeinheit. Naturerlebnisparks gliedern sich in eine Kernzone, in welche die Bevölkerung nur beschränkt Zutritt erhält, und in eine Übergangszone, in der Naturerlebnisse möglich sind. Die Jagd und Fischerei in der Kernzone ist nicht zulässig, bei hohen Wildschäden werden für jagdbare Arten Ausnahmegewilligungen erteilt (Art. 23, Abschnitt 4 der Pärkeverordnung (PäV) vom 7. November 2007 (Stand am 1. April 2018), SR 451.36). Weitere Einschränkungen bilden das Betreten abseits von vorgegebenen Pfaden, die Mitführung von Tieren (Hunde an der Leine ausgenommen) sowie das Befahren der Kernzone mittels motorisierter Fahrzeuge.

## **Platzierung der Wildtierkameras**

Um ein besseres Verständnis für den Rothirsch im Schweizer Mittelland zu erhalten, wurde auf Grundlage einer Vorstudie durch das Bundesamt für Umwelt BAFU, der ZHAW und weiteren Partnerinnen ein Forschungsprogramm ausgearbeitet (Signer et al., 2019; Sigrist et al., 2021). Eine zentrale Rolle nimmt ein Fotofallenmonitoring zur Erforschung der

Lebensraumnutzung des Rothirsches ein. Das Monitoring findet seit März 2020 statt und soll noch bis September 2022 andauern.

Zum Einsatz kamen insgesamt 95 Wildtierkameras (Abbildung 1). 51 Kameras wurden im Kanton Zürich und 44 im Kanton Aargau durch die Forschungsgruppe WILMA installiert. Der vordefinierte Untersuchungsperimeter wurde mit einem 1x1 km-Rastergitter und einem 3x3 km-Rastergitter überzogen. Die Rastergitter wurden über das Schweizer Koordinatengitter gelegt. Pro 3x3 km-Quadrat wurde zwischen 1 und 4 1x1 km-Quadraten mit den jeweils geeignetsten Habitaten (grösster Anteil an geeigneten Habitaten) gewählt. Flächen, welche mindestens 1 ha an Wald oder Naturschutzflächen aufwiesen, wurden als geeignete Habitate definiert. Dadurch ergaben sich 79 ausgewählte Standorte für Wildtierkameras. Diese wurden durch 16 weitere Kilometerquadrate ergänzt, welche aufgrund von Nachweisen ausgewählt wurden (Sigrist et al., 2021).

## **Jagd im Untersuchungsgebiet**

Sowohl im Kanton Zürich als auch im Aargau wird die Revierjagd angewandt. In beiden Kantonen wird eine natürliche Wiederbesiedlung zugelassen. Rothirsche dürfen von Anfang August bis Ende Dezember unter bestimmten Voraussetzungen bejagt werden. Führende Hirschkühe sind geschützt. Im Kanton Zürich ist der Rothirsch grundsätzlich als geschützte Art eingestuft. Per Verfügung wird der Bestand reguliert. Eingriffe sollten vorwiegend in weiblichen Beständen erfolgen sowie durch Abschuss von Jungtieren, wobei führende Hirschkühe und Kronenhirsche (beide Geweihstangen weisen drei oder mehr Enden auf) geschützt sind (Kanton Zürich, 2017). Allerdings werden aktuell mehr männliche als weibliche Rothirsche erlegt (Wildtier Schweiz, 2022). Im Kanton Aargau ist die Jagd auf Rothirsche in Phasen aufgebaut: In der ersten Phase sind Rothirsche geschützt. In Phase 2 erfolgt die Jagd auf Grundlage einer jährlichen, revierübergreifenden Abschussplanung.

## **2.2 Datengrundlagen**

Zur Verfügung standen mir die Daten von 95 Wildtierkameras, welche seit einem Jahr im Untersuchungsgebiet installiert sind. In den Daten enthalten sind die Art, Anzahl der Individuen pro Foto, Anzahl der Adulttiere, Jungtiere sowie Kälber/Kitze, Anzahl männlicher und weiblicher Individuen und Anzahl Individuen mit unbekanntem Geschlecht.

Um die Daten der Wildtierkameras zu vereinheitlichen, legte ich die Zeitperiode der Auswertung vom 1. Mai 2020 bis zum 31. März 2021 fest. Somit konnte ich sicherstellen, dass alle Kameras installiert und die Daten für die Auswertungen beschafft waren. Für den Zeitraum vom 1. April 2020 bis zum 15. Oktober 2020 liegen keine Daten für die Wildtierkamera HF2\_67 vor, da sie entwendet wurde. Die Daten der Wildtierkameras wurden mir von der

Forschungsgruppe WILMA zur Verfügung gestellt. Weiter wurden mir durch WILMA ein Shapefile mit den Fotofallenquadraten innerhalb des Untersuchungsgebietes, sowie eines des Untersuchungsperimeters überreicht. Weitere Daten bezog ich über diverse Geoportale (Tab. 1). Sämtliche georeferenzierten Daten enthalten das Koordinatensystem CH1903+/LV95.

Tab. 1: Datengrundlage mit Beschreibung

| <b>Datensatz</b>                              | <b>Beschreibung</b>  | <b>Datenherr</b>                                  | <b>Datentyp</b>               |
|---|--|---|-------------------------------|
| Strassen und Wege<br>swissTLM3D               | Autobahnen-Layer aus dem<br>swissTLM3D-Landschaftsmodell                     | Swisstopo   | Polylinie<br>Feature<br>Class |
| Wald swissTLM3D                               | Waldflächen-Layer aus dem<br>swissTLM3D-Landschaftsmodell                    | Swisstopo   | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Eisenbahn swissTLM3D                          | Eisenbahnlinien ohne Abschnitte<br>durch Tunnel oder über Brücken            | Swisstopo   | Polylinie<br>Feature<br>Class |
| Gewässer swissTLM3D                           | Flüsse- und Zürichsee-Layer aus<br>dem swissTLM3D-<br>Landschaftsmodell      | Swisstopo   | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Gebäude Footprint<br>swissTLM3D               | Siedlungsnamen-Footprint-Layer<br>aus dem swissNAMES3D-<br>Landschaftsmodell | Swisstopo   | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Kantons Grenzen                               | Kantonsgrenze-Layer aus dem<br>swissBOUNDARIES3D-<br>Landschaftsmodell       | Swisstopo   | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Landesgrenzen                                 | Landesgrenze-Layer aus dem<br>swissBOUNDARIES3D-<br>Landschaftsmodell        | Swisstopo   | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Pärke von nationaler<br>Bedeutung (Zonierung) | Zonierung (Kernzone und<br>Übergangszone) des Wildparkes<br>Sihlwald         | BAFU Abteilung<br>Biodiversität und<br>Landschaft | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Wildtierkorridore<br>überregional             | Wildtierkorridore von nationaler<br>Bedeutung                                | BAFU Abteilung<br>Biodiversität und<br>Landschaft | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Wildtierkorridore                             | Kantonale Wildtierkorridore des<br>Kantons Zürich                            | Amt für<br>Landschaft und<br>Natur ZH             | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Jagdreviergrenzen                             | Jagdreviere im Kanton Zürich   | Amt für<br>Landschaft und<br>Natur ZH             | Polygon<br>Feature<br>Class   |

|                                |  |                                    |                               |
|--------------------------------|--|------------------------------------|-------------------------------|
| Wildtierkorridore<br>Richtplan | Kantonale Wildtierkorridore des<br>Kantons Aargau      | Abteilung<br>Raumentwicklung<br>AG | Polylinie<br>Feature<br>Class |
| Jagdreviere                    | Jagdreviere im Kanton Aargau                           | Abteilung Wald<br>AG               | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Fotofallenquadrate             | Fotofallenquadrate 1x1 km des<br>Untersuchungsgebietes | Forschungsgruppe<br>WILMA          | Polygon<br>Feature<br>Class   |
| Untersuchungsperimeter         | Perimeter des<br>Untersuchungsgebietes                 | Forschungsgruppe<br>WILMA          | Polygon<br>Feature<br>Class   |

## 2.3 Datenanalyse

### Software

Die Datenanalyse führte ich mithilfe von R (Version 4.1.2) und in Kombination mit RStudio (Version 2021.09.0, (R Development Core Team, 2020), sowie mit ArcGIS Pro (Version 2.7, (ESRI, 2020)) aus.

### Jahreszeiten

Um saisonale Nutzungsmuster erkennen zu können, fügte ich den erhaltenen Daten in R Jahreszeiten hinzu. Ich verwendete die Definitionen der Jahreszeiten von Thiel et al. (2018, S. 16) und der Forschungsgruppe WILMA, welche anhand des Wanderverhaltens der Rothirsche aus dem Alpen- und Voralpenraum eingeteilt wurden (Tab. 2). Sowohl die Daten im Winter als auch im Frühling wurden in den Jahren 2020 und 2021 erhoben. Um die Datenmenge dieser beiden Jahreszeiten nicht zu vermindern, wurden die Jahre zusammengefasst betrachtet.

Tab. 2: Jahreszeiten inklusive Anzahl Tage pro Jahreszeit eingeteilt nach dem Wander-verhalten der Rothirsche im Alpen- und Voralpenraum. Zeitperiode von Thiel et al. (2018, S. 16).

| Jahreszeit      | Zeitraum der Jahreszeiten    | Anzahl Tage |
|-----------------|------------------------------|-------------|
| <b>Frühling</b> | 16. März - 15. Mai           | 60          |
| <b>Sommer</b>   | 16. Mai - 15. September      | 122         |
| <b>Herbst</b>   | 16. September - 15. November | 60          |
| <b>Winter</b>   | 16. November - 15. März      | 119         |

## Tageszeiten

Um die saisonalen Nutzungsmuster noch feiner aufzugliedern, fügte ich Tageszeiten hinzu. Mittels des Packages «*suncalc*» in R berechnete ich aus dem Datensatz des Stichprobennetzes die gemittelten Latitude- und Longitudekoordinaten (Benoit & Achraf, 2019). Mithilfe dieser Koordinaten liessen sich die Zeiten von Sonnenaufgang sowie Sonnenuntergang für jeden einzelnen Tag berechnen. Dank dieser beiden Informationen konnte ich die Tageszeit (Koordinierte Weltzeit UTC) in Tag-Nacht-Phasen einteilen (Tab. 3).

Tab. 3: Einteilung der Tag-Nacht-Phasen.

|       |   |
|-------|---|
| Nacht | ZP Sonnenuntergang bis ZP Sonnenaufgang |
| Tag   | ZP Sonnenaufgang bis ZP Sonnenuntergang |

## Schätzung der Abundanz

Für die Bestandsschätzungen berechnete ich die Relative Abundanz (RAI) über das ganze Untersuchungsgebiet. Die Berechnung wurde in Jahreszeit, Monat, Tageszeit und Stunden gegliedert. Zu den Berechnungen gehören die Anzahl Bildsequenzen pro Untersuchungszeitraum, die durchschnittliche Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz und Stunde aufgeteilt nach Jahreszeit und die relative Abundanz berechnet aus der durchschnittlichen Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz und Wald (km<sup>2</sup>) aufgeteilt nach Jahreszeit, Monat, Tageszeit und Stunden. Für die tabellarische Darstellung der Werte benutzte ich das Package «*rstatix*» (Kassambara, 2020). Für die abschliessende Bestandsschätzung benutzte ich sowohl die Medianwerte, da diese eine geringere Streuung aufweisen, als auch die Mittelwerte um ein ganzheitliches Bild zu erhalten.

## Statistische Analysen

Für die Visualisierung der raum-zeitlichen Nutzung der Rothirsche im Untersuchungsgebiet entschied ich mich, eine Verbreitungsmodellierung (*engl. species distribution model*) unter Einbezug der Wildtierkamera-Daten und vordefinierter Habitatvariablen zu verwenden.

Die Selektierung und der Zuschnitt der benötigten Variablen erfolgte in ArcGIS Pro. Die verwendeten Daten (Tab. 1) wählte ich nach den Ergebnissen von Willis et al. (2019b, S. 15-24) aus und schnitt diese auf den Untersuchungsperimeter zu. Im Anschluss teilte ich mit Nachbarschaftsanalysen den Waldrandbereich, die Siedlungsdichte und Walddichte innerhalb eines Quadratkilometers (kreisförmig) und der potenziellen Streifgebietsgrössen auf den Wald und die Jahreszeiten bezogen nach den Ergebnissen von Willis et al. (2019a, S. 19-20, 2019b) ein. Mit dem GIS-Befehl Euklidische Distanz berechnete ich die Distanzen zu Strassen und Bahnlinien, sowie vom Waldrand nach Innen und nach Aussen, die Distanz zum

Wildnispark Sihlwald und die Distanz zu Siedlungen (Abbildung 2 und Tab. 4). Die Rasterzellengrösse legte ich bei allen Layern auf 25 m fest.

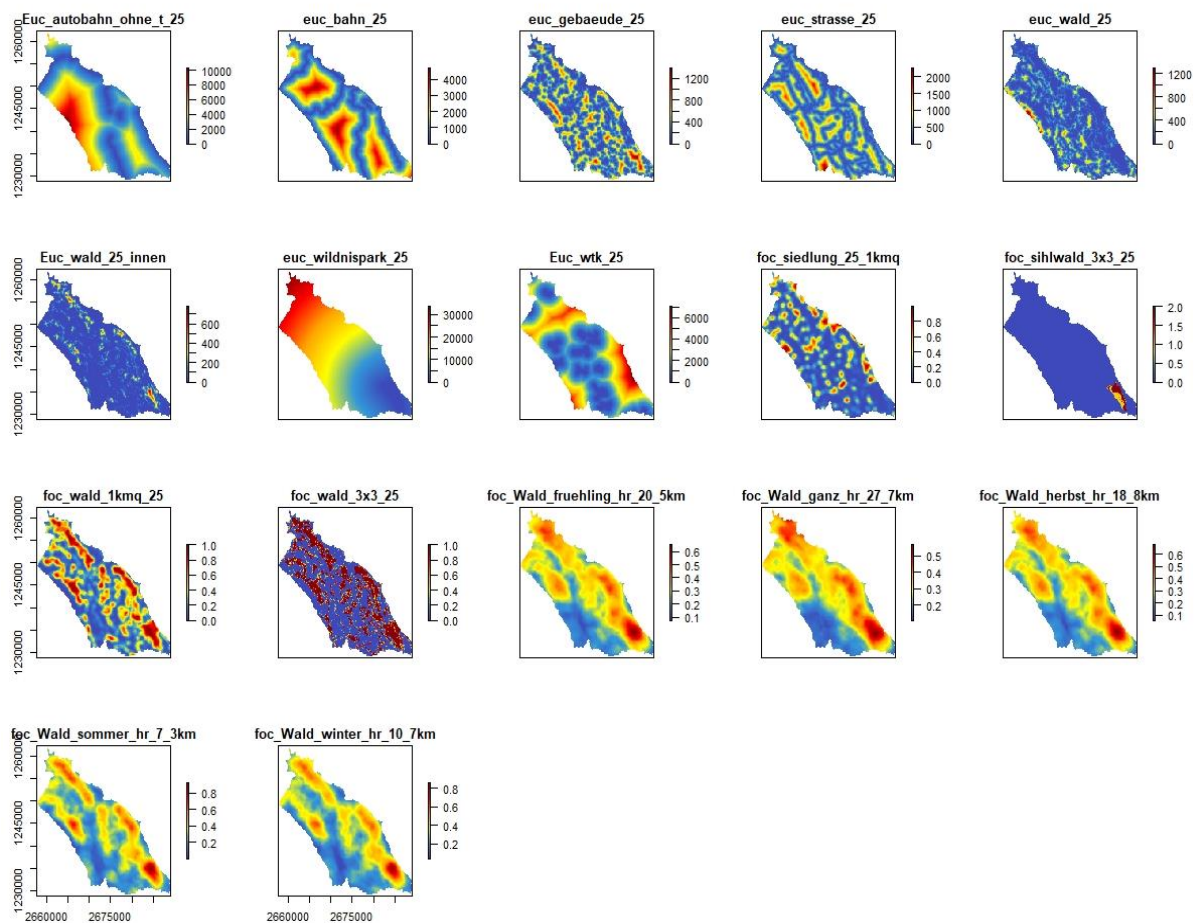


Abbildung 2: Benutzte Variablen zur Erzeugung der Prognose- und Verbreitungsmodellierung. Euc = Euklidische Distanz und foc = Nachbarschaftsanalyse. Die Distanzlayer weisen alle die Bezeichnung euc auf, Die Einheit der Zahlen ist Meter [m], hohe Distanz rot – geringe Distanz blau. Die Dichtelayer die Abkürzung foc, hohe Dichte rot – geringe Dichte blau. Die Zahl 25 bezieht sich auf die Rastergrösse von 25 m. Die Streifgebiete der Rothirsche weisen die Bezeichnung hr (homerange) auf.

Die Erstellung der Verbreitungsmodellierungen erfolgte in RStudio. Die Raster fügte ich mit dem Package «*raster*» (Hijmans et al., 2021) als einzelnes Rasterlayer zusammen, damit sie als Auftretensindikatoren im Package «*sdm*» (Naimi & Araújo, 2016) verwendet werden konnten. Im Anschluss testete ich das Layer mit dem *Variance Inflation Factor* (VIF) (Marquardt, 1970) auf Kollinearitätsprobleme (zwei oder mehr Variablen haben eine sehr starke Korrelation miteinander) und schloss diejenigen Raster aus, welche zu einer Überanpassung des Regressionsmodells führen würden. Des Weiteren konnte ich innerhalb des «*sdm*»-Packages verschiedene Methoden zur Berechnung der Verbreitungsmodellierungen mithilfe von ROC-Kurven (*receiver operating characteristics*) für vier Methoden, welche ich zur Berechnung der Prognosemodellierungen benutzte. ROC ist ein Verfahren zur Ermittlung der Genauigkeit eines statistischen Tests (Naimi & Araújo, 2016). Die



verwendeten Methoden waren *Boosted Regression Tree* (BRT) (Friedman, 2001), *Random Forest* (RF) (Breiman, 2001), *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) (Friedman, 1991) und *Multilayer Perceptron* (MLP).

Die Prognosemodellierungen erzeugte ich unter Einbezug der Präsenz-Absenz-Daten der Fotofallenstandorte, welche ich mit «*sp*» (Bivand et al., 2021) zu Raumpunkten formatierte. Die verschiedenen Prognosemodelle, die durch die Berechnung mit den vier statistischen Methoden entstanden sind, verrechnete ich mit der Funktion *Ensemble* in «*sdm*» zur finalen Verbreitungsmodellierung, um mögliche Unsicherheiten einzelner Modelle auszugleichen (Diniz-Filho et al., 2009; Naimi & Araújo, 2016).

Mit den Modellierungen erstellte ich Karten in ArcGIS Pro, um die potenzielle Auftretenswahrscheinlichkeit der Rothirsche im Untersuchungsgebiet abzubilden. Die Skala der Auftretenswahrscheinlichkeit reicht von 0 bis 1, wobei 0 der Wahrscheinlichkeit, einen Rothirsch in der entsprechenden Rasterzelle anzutreffen, von 0 % entspricht und 1 einer 100%-en Wahrscheinlichkeit, einem Rothirsch zu begegnen.

### Interpretation der Kartenvariablen

Für die Interpretation der Karten und der dazugehörigen Variablen (Abbildung 2 und Tab. 4) benutzte ich Funktionen aus dem «*sdm*»-Package. Ich erstellte Reaktionskurven von den zuvor erstellten Modellen in Bezug zu den Indikatorvariablen, um zu eruieren, welche Variablen den grössten Einfluss auf die Modellierungen hatten (Elith et al., 2005; Naimi & Araújo, 2016). Zusätzlich analysierte ich die Wichtigkeit der einzelnen Indikatorvariablen, und wie diese die Verbreitungsmodellierungen beeinflussten (Murray & Conner, 2009).

Tab. 4: Variablen, welche für die Verbreitungsmodellierungen verwendet wurden. Beinhaltet Namen der Variablen, Einheit und Bedeutung der Werte

| Variablenname          | Einheit | Bedeutung der Werte  |
|------------------------|---------|--|
| Euc_autobahn_ohne_t_25 | m       | Distanz zu Autobahnen und Autostrassen, Abschnitte in Tunneln wurden ausgeschlossen            |
| euc_bahn_25            | m       | Distanz zu Bahnnetz, Abschnitte in Tunneln wurden ausgeschlossen                               |
| euc_gebaeude_25        | m       | Distanz zu Siedlungen  |
| euc_strasse_25         | m       | Distanz zu Strassen mit einer Breite von 6 – 10 m, Abschnitte in Tunneln wurden ausgeschlossen |
| euc_wald_25            | m       | Distanz vom Waldrand Richtung Offenland  |
| Euc_wald_25_innen      | m       | Distanz vom Waldrand ins Waldesinnere  |
| euc_wildnispark_25     | m       | Distanz vom Rand des Wildnispark   |
| Euc_wtk_25             | m       | Distanz zu den Wildtierkorridoren  |

|                              |   |  |
|------------------------------|---|--|
| foc_siedlung_25_1kmq         | - | Siedlungsdichte in einem Kreisfläche von einem km <sup>2</sup> ; 0 – 1 = keine Siedlung – Siedlung   |
| foc_sihlwald_3x3_25          | - | Einteilung des Wildnisparkes Sihlwald von 0 – 1 – 2 in ausserhalb Parkareal – Kernzone – Überganszone, Bereiche zwischen Ganzzahlenwerten symbolisieren die Randzonen                        |
| foc_wald_1kmq_25             | - | Walddichte in einem Kreisfläche von einem km <sup>2</sup> ; 0 – 1 = kein Wald – Wald   |
| foc_wald_3x3_25              | - | Einteilung des Waldes von 0 – 1 in ausserhalb Wald – innerhalb Wald, Bereiche zwischen 0 – 1 sind Waldränder   |
| foc_Wald_fruehling_hr_20_5km | - | Streifgebiet auf Basis des Waldes während des Frühlings, Kreisfläche von 20.5 km <sup>2</sup> , 0 – 1 = Streifgebiet enthält kein Wald – vollständiges Streifgebiet innerhalb des Waldes     |
| foc_Wald_ganz_hr_27_7km      | - | Streifgebiet auf Basis des Waldes während des ganzen Jahres, Kreisfläche von 27.7 km <sup>2</sup> , 0 – 1 = Streifgebiet enthält kein Wald – vollständiges Streifgebiet innerhalb des Waldes |
| foc_Wald_herbst_hr_18_8km    | - | Streifgebiet auf Basis des Waldes während des Herbstes, Kreisfläche von 18.8 km <sup>2</sup> , 0 – 1 = Streifgebiet enthält kein Wald – vollständiges Streifgebiet innerhalb des Waldes      |
| foc_Wald_sommer_hr_7_3km     | - | Streifgebiet auf Basis des Waldes während des Sommers, Kreisfläche von 7.3 km <sup>2</sup> , 0 – 1 = Streifgebiet enthält kein Wald – vollständiges Streifgebiet innerhalb des Waldes        |
| foc_Wald_winter_hr_10_7km    | - | Streifgebiet auf Basis des Waldes während des Winter, Kreisfläche von 10.7 km <sup>2</sup> , 0 – 1 = Streifgebiet enthält kein Wald – vollständiges Streifgebiet innerhalb des Waldes        |

## 3 Resultate

### 3.1 Rothirschnachweise und Schätzung der Abundanz

Tab. 5: Anzahl der Bildsequenzen (aller Arten) und Anzahl der Bildsequenzen mit Rothirschnachweisen (Rothirsche vorhanden = ein Nachweis) nach Jahreszeiten und Tag-Nacht-Phasen aufgeteilt.

| Zeitraum                 | Summe der Bildsequenzen total | Nachweise   |
|--------------------------|-------------------------------|-------------|
| <b>Sommer</b>            | <b>10559</b>                  | <b>422</b>  |
| Tag                      | 6992                          | 169         |
| Nacht                    | 3567                          | 253         |
| <b>Herbst</b>            | <b>4141</b>                   | <b>244</b>  |
| Tag                      | 1693                          | 51          |
| Nacht                    | 2448                          | 193         |
| <b>Winter</b>            | <b>8273</b>                   | <b>346</b>  |
| Tag                      | 3964                          | 54          |
| Nacht                    | 4309                          | 292         |
| <b>Frühling</b>          | <b>2224</b>                   | <b>51</b>   |
| Tag                      | 1341                          | 24          |
| Nacht                    | 883                           | 27          |
| <b>Gesamter Zeitraum</b> | <b>25197</b>                  | <b>1063</b> |
| Tag                      | 13990                         | 298         |
| Nacht                    | 11207                         | 765         |

Der Sommer zählt mit 422 Nachweisen den grössten Anteil an Rothirschen; gefolgt vom Winter (Tab. 5). Mit insgesamt nur 51 Nachweisen liefen im Frühling die wenigsten Rothirsche vor die Kameras. Allerdings verzeichnen Sommer (122 Tage) und Winter (119 Tage) jeweils doppelt so viele Tage wie Herbst und Frühling, des Weiteren fehlt beim Frühling ein ganzer Monat Aufzeichnungszeit (April) (Tab. 2). Während aller Jahreszeiten wurden in der Nacht öfter Rothirsche nachgewiesen als am Tag.

Im Sommer wurden zwischen 19 und 24 Uhr die meisten Bildsequenzen von Rothirschen aufgenommen. Zwischen 10 und 15 Uhr konnten hingegen die wenigsten Tiere nachgewiesen werden (Abbildung 3). Auch im Herbst und Winter zeigte sich dieselbe Abnahme der Fotoaufnahmen. Im Frühling wurden mit 1 bis 3 Bildern pro Stunde nur selten und von 15 bis 17 Uhr keine Nachweise generiert.

Bei der Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz zeigten sich ähnliche Muster wie bei der Anzahl der Bildsequenzen. Vormittags bis nachmittags wurden während Sommer und Winter weniger Rothirsche pro Sequenz erfasst als am frühen Morgen und abends.

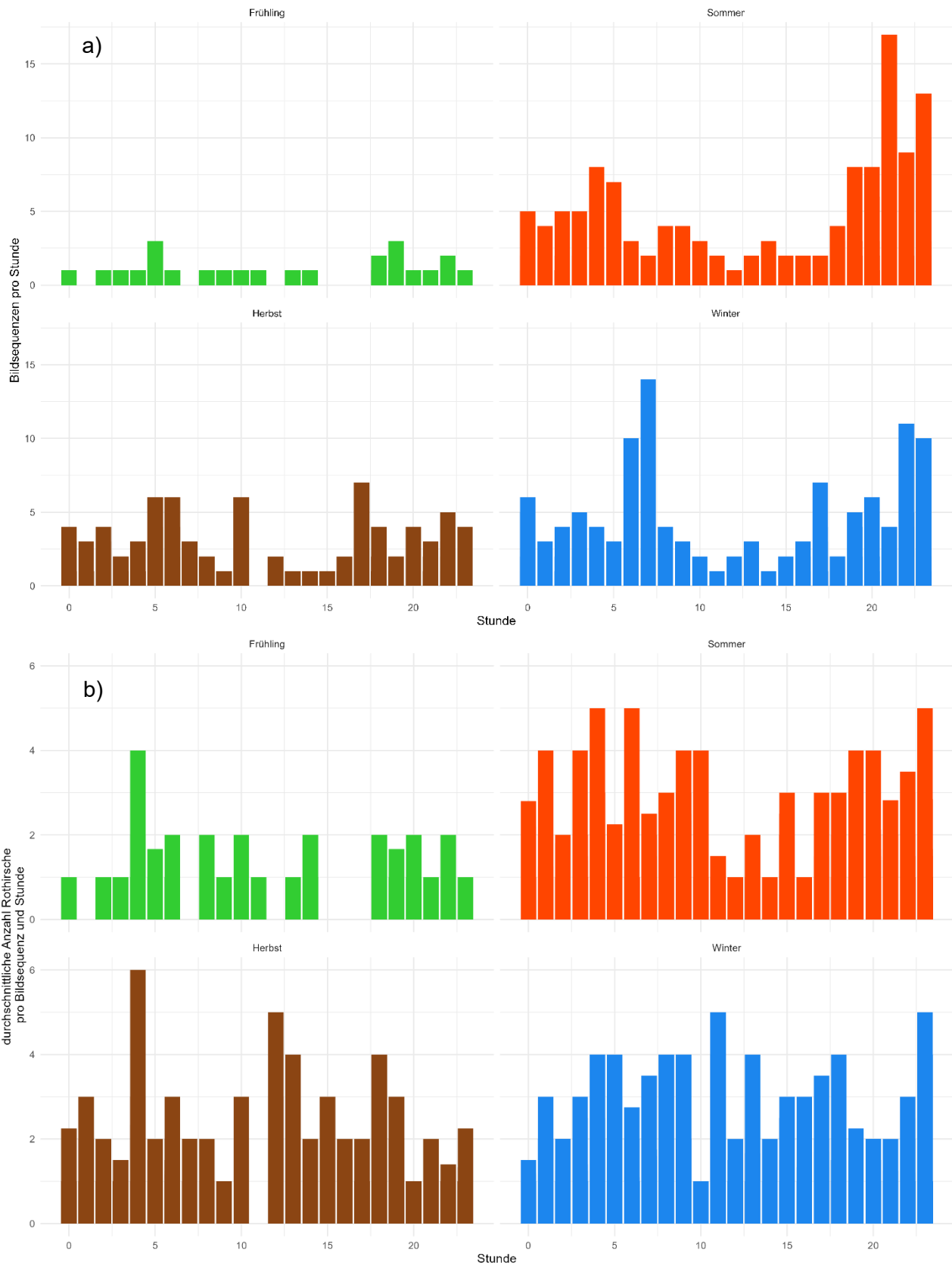


Abbildung 3: Rothirschnachweise aufgeteilt nach Jahreszeit und Stunden. a) Anzahl der Bildsequenzen pro Stunde und b) durchschnittliche Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz und Stunde.

Tab. 6: Relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), aufgeteilt nach Monat. Berechnete Werte sind n = Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung (sd) und Standardfehler (se) des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall (ci).

| Monat      | n   | median | mean  | sd     | se    | min   | max     | ci    |
|------------|-----|--------|-------|--------|-------|-------|---------|-------|
| <b>Mai</b> | 97  | 1.965  | 1.951 | 1.02   | 0.104 | 1.029 | 6.24    | 0.206 |
| <b>Jun</b> | 79  | 2.035  | 6.453 | 11.991 | 1.349 | 1.024 | 56.267  | 2.686 |
| <b>Jul</b> | 90  | 2.035  | 4.179 | 14.717 | 1.551 | 1.024 | 140.666 | 3.082 |
| <b>Aug</b> | 124 | 3.301  | 7.572 | 7.966  | 0.715 | 1.037 | 56.267  | 1.416 |
| <b>Sep</b> | 152 | 2.08   | 5.196 | 6.535  | 0.53  | 1.024 | 44.039  | 1.047 |
| <b>Okt</b> | 116 | 2.307  | 4.551 | 5.929  | 0.55  | 1.024 | 33.029  | 1.09  |
| <b>Nov</b> | 123 | 1.519  | 2.687 | 3.046  | 0.275 | 1.024 | 28.133  | 0.544 |
| <b>Dez</b> | 114 | 2.08   | 3.263 | 2.203  | 0.206 | 1.024 | 11.01   | 0.409 |
| <b>Jan</b> | 73  | 1.823  | 4.014 | 7.188  | 0.841 | 1.024 | 44.039  | 1.677 |
| <b>Feb</b> | 59  | 1.823  | 2.805 | 2.311  | 0.301 | 1.024 | 11.01   | 0.602 |
| <b>Mär</b> | 36  | 2.08   | 2.919 | 1.868  | 0.311 | 1.037 | 6.24    | 0.632 |

Der September weist mit 152 Bildsequenzen die meisten Rothirschnachweise auf und der März mit 36 am wenigsten. Die durchschnittliche relative Abundanz ist im Mai am geringsten (mean = 1.951) und weist die tiefste Standardabweichung auf (sd = 1.02). Im August ist die Abundanz am höchsten (mean = 7.572, sd = 7.966) und der Juli weist die höchste Standardabweichung und die maximale relative Abundanz auf (mean = 4.179, sd = 14.717, max = 140.666). Die hohe maximale Abundanz (max = 140.666) stammt von der Wildtierkamera im Kilometerquadrat 671\_236 (Anhang C, Abbildung 15 und Tab. 11). Von Mai bis September steigt die Zahl der Sichtungen und ab Oktober nimmt sie bis März wieder ab (Tab. 6 und Abbildung 4).

Tab. 7: Relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), aufgeteilt nach Jahreszeit. Berechnete Werte sind n = Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung (sd) und Standardfehler (se) des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall (ci).

| Jahreszeit      | n   | median | mean  | sd     | se    | min   | max     | ci    |
|-----------------|-----|--------|-------|--------|-------|-------|---------|-------|
| <b>Sommer</b>   | 422 | 2.042  | 5.526 | 10.045 | 0.489 | 1.024 | 140.666 | 0.961 |
| <b>Herbst</b>   | 244 | 2.077  | 4.199 | 5.833  | 0.373 | 1.024 | 44.039  | 0.736 |
| <b>Winter</b>   | 346 | 2.057  | 3.237 | 4.052  | 0.218 | 1.024 | 44.039  | 0.429 |
| <b>Frühling</b> | 51  | 2.035  | 2.384 | 1.413  | 0.198 | 1.029 | 6.24    | 0.397 |

Im Sommer (mean = 5.526, sd = 10.045) ist die relative Abundanz am grössten. Im Frühling ist sie wiederum am geringsten (mean = 2.384, sd = 1.413) (Tab. 7 und Abbildung 4).

Die durchschnittliche relative Abundanz über die ganze Untersuchungsperiode beträgt 4.325 Rothirsche pro Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald mit einer Standardabweichung von 7.373

Rothirschen pro Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald (mean = 4.325, sd = 7.373) (Tab. 8). Der Median entspricht 2.057 Rothirschen pro Bildsequenz und km<sup>2</sup> (median = 2.057, min = 1.024, max = 140.666). Der Median der relativen Abundanz im Kanton AG war höher (median = 2.66, min = 1.135, max = 140.666) als im Kanton ZH (median = 1.965, min = 1.024, max = 21.606) (Tab. 9).

Tab. 8: relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), über den ganzen Untersuchungszeitraum. Berechnete Werte sind n = Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung (sd) und Standardfehler (se) des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall (ci).

| n    | median | mean  | sd    | se    | min   | max     | ci    |
|------|--------|-------|-------|-------|-------|---------|-------|
| 1063 | 2.057  | 4.325 | 7.373 | 0.226 | 1.024 | 140.666 | 0.444 |

Tab. 9: relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), über den ganzen Untersuchungszeitraum nach Kantonen aufgeteilt. Berechnete Werte sind n = Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung (sd) und Standardfehler (se) des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall (ci).

| Kanton    | n   | median | mean  | sd     | se    | min   | max     | ci    |
|-----------|-----|--------|-------|--------|-------|-------|---------|-------|
| <b>AG</b> | 203 | 2.66   | 7.788 | 14.181 | 0.995 | 1.135 | 140.666 | 1.962 |
| <b>ZH</b> | 860 | 1.965  | 3.508 | 3.843  | 0.131 | 1.024 | 21.606  | 0.257 |

Tab. 10: Fläche Wald pro in welcher Rothirsche nachgewiesen wurden. Angaben in km<sup>2</sup>

| Kanton    | Fläche |
|-----------|--------|
| <b>AG</b> | 9.85   |
| <b>ZH</b> | 21.13  |

### 3.2 Bestandesschätzung

Für den gesamten Untersuchungsperimeter (30.98 km<sup>2</sup>) schätze ich eine Bestandsgrösse von 63.7 Rothirschen (berechnet mit median = 2.057) und 133.989 (berechnet mit mean = 4.325).

Im Kanton ZH befinden sich schätzungsweise 41.5 (median = 1.965) bis 74.1 Rothirsche (mean = 3.508), während sich im Kanton AG 26.2 (median = 2.66) resp. 76.7 Rothirsche (mean = 7.788) aufhalten (Tab. 9 und Tab. 10).

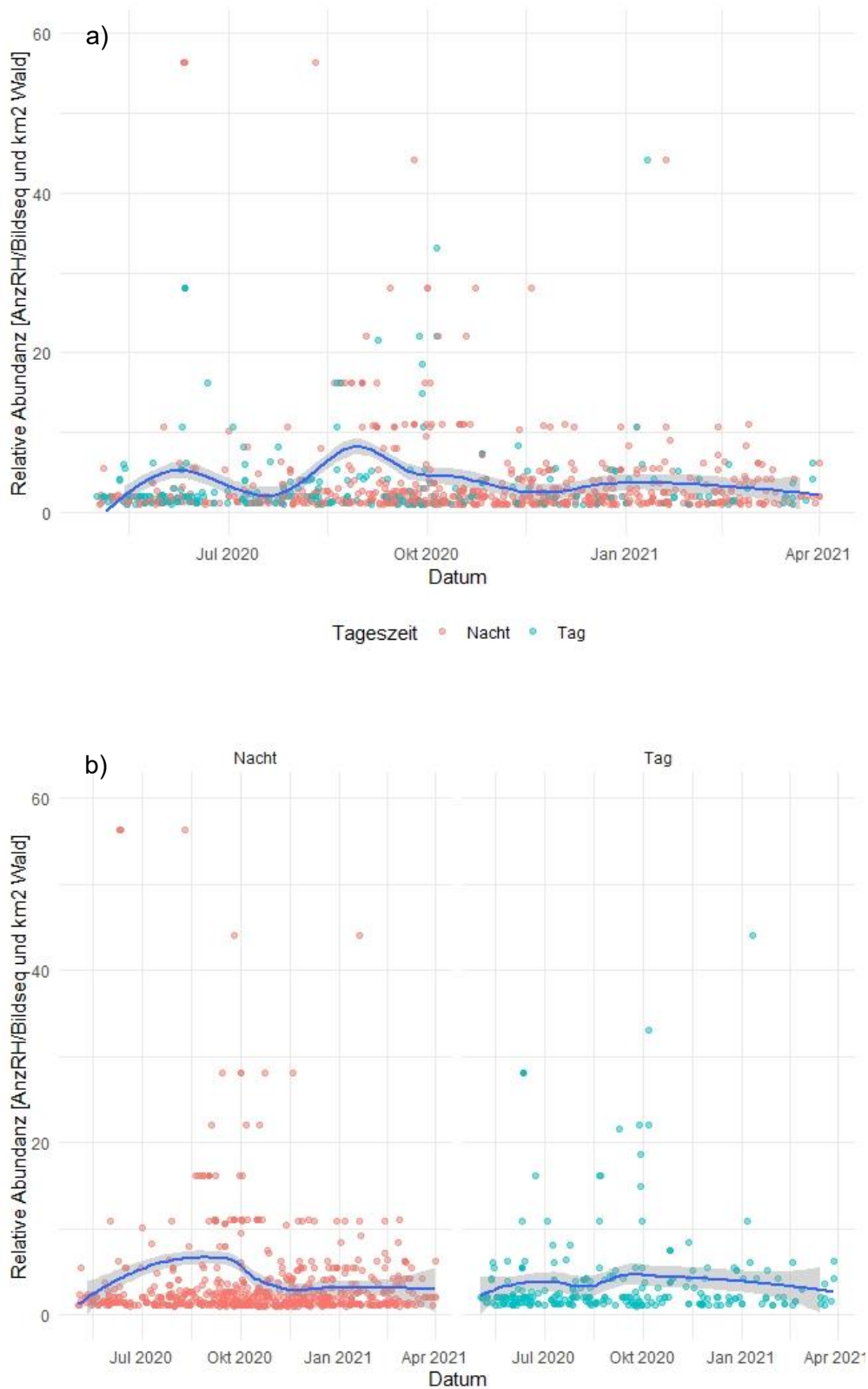


Abbildung 4: Scatter-Plot der relativen Abundanz über die gesamte Untersuchungsperiode. Die Plots sind zusätzlich mit Generalized Additive Modeling (GAM) -Kurven dargestellt. In Rot Nachweise, die bei Nacht erbracht wurden, und in Blau Nachweise, welche bei Tag aufgenommen wurden. a) Tag-Nacht-Phase zusammengefasst dargestellt. b) Tag-Nacht-Phasen getrennt.

### 3.3 Verbreitungsmodellierung des Untersuchungsgebietes

#### Verbreitung über den ganzen Untersuchungszeitraum

Die Verbreitung der Rothirsche reicht bis nach Wetztingen (Abbildung 5). Eine hohe Auftretenswahrscheinlichkeit innerhalb des Untersuchungsperimeters beschränkt sich von Süd-Osten betrachtet bis ca. in die nord-westliche Hälfte des Untersuchungsgebietes (westlichste Grenze bei Dietlikon, nördliche Grenze bei Zürich). Die höchste Auftretenswahrscheinlichkeit befindet sich im und um den Wildnispark Sihlwald mit einer Auftretenswahrscheinlichkeit von 0.68 (Abbildung 5). In nord-westlicher Richtung nimmt die Auftretenswahrscheinlichkeit stark ab, auf ca. 0.3 - 0.4. Während der Nacht sind die Auftretenswahrscheinlichkeiten höher und grossflächiger verteilt und weniger stark auf und um den Wildnispark konzentriert als bei Tag (Abbildung 6).

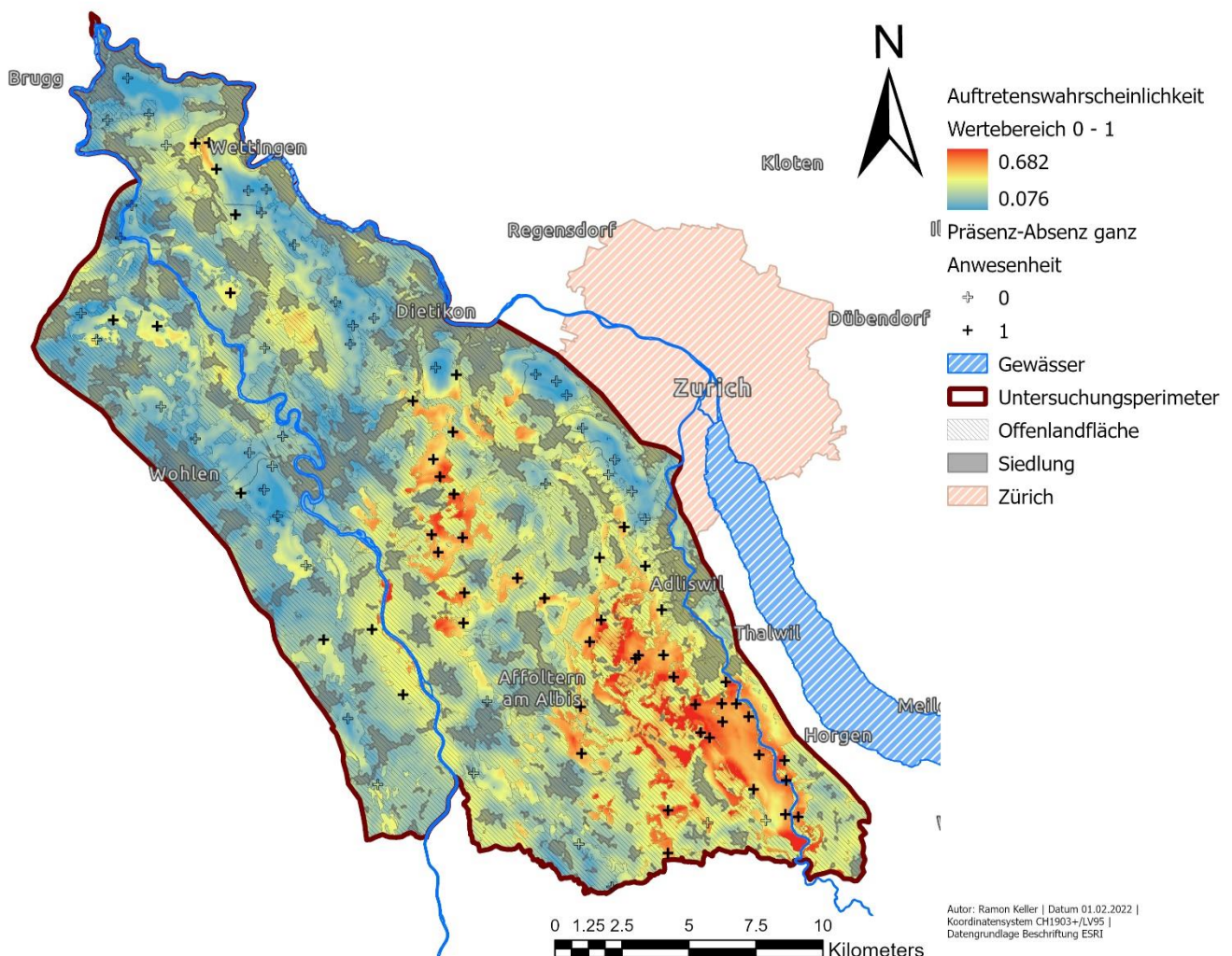
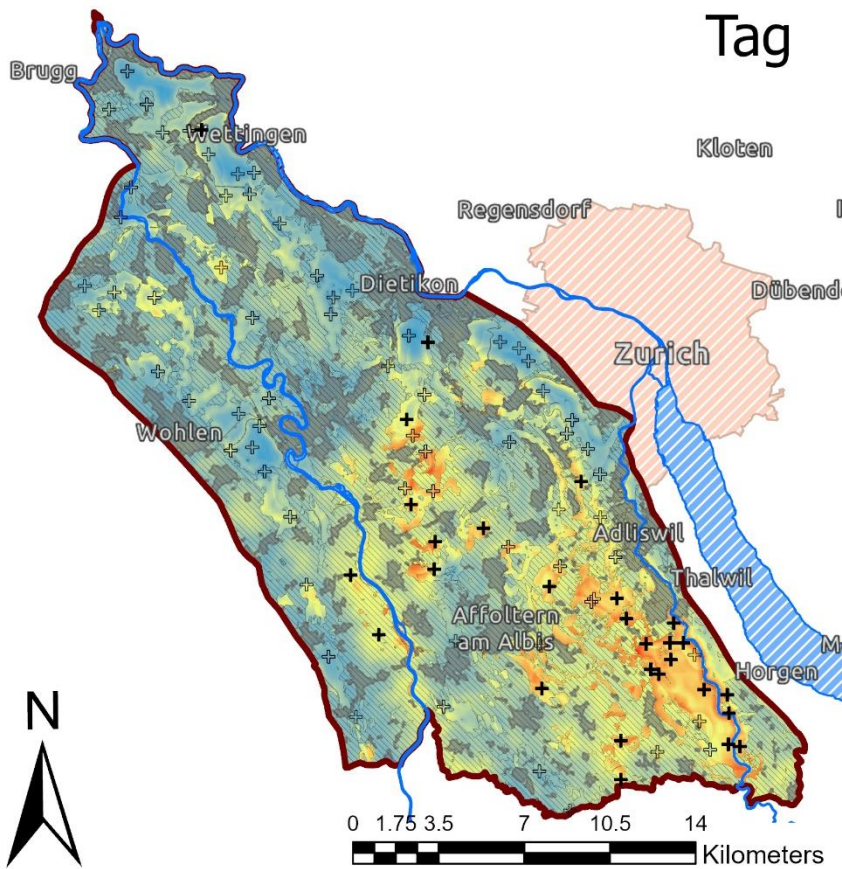
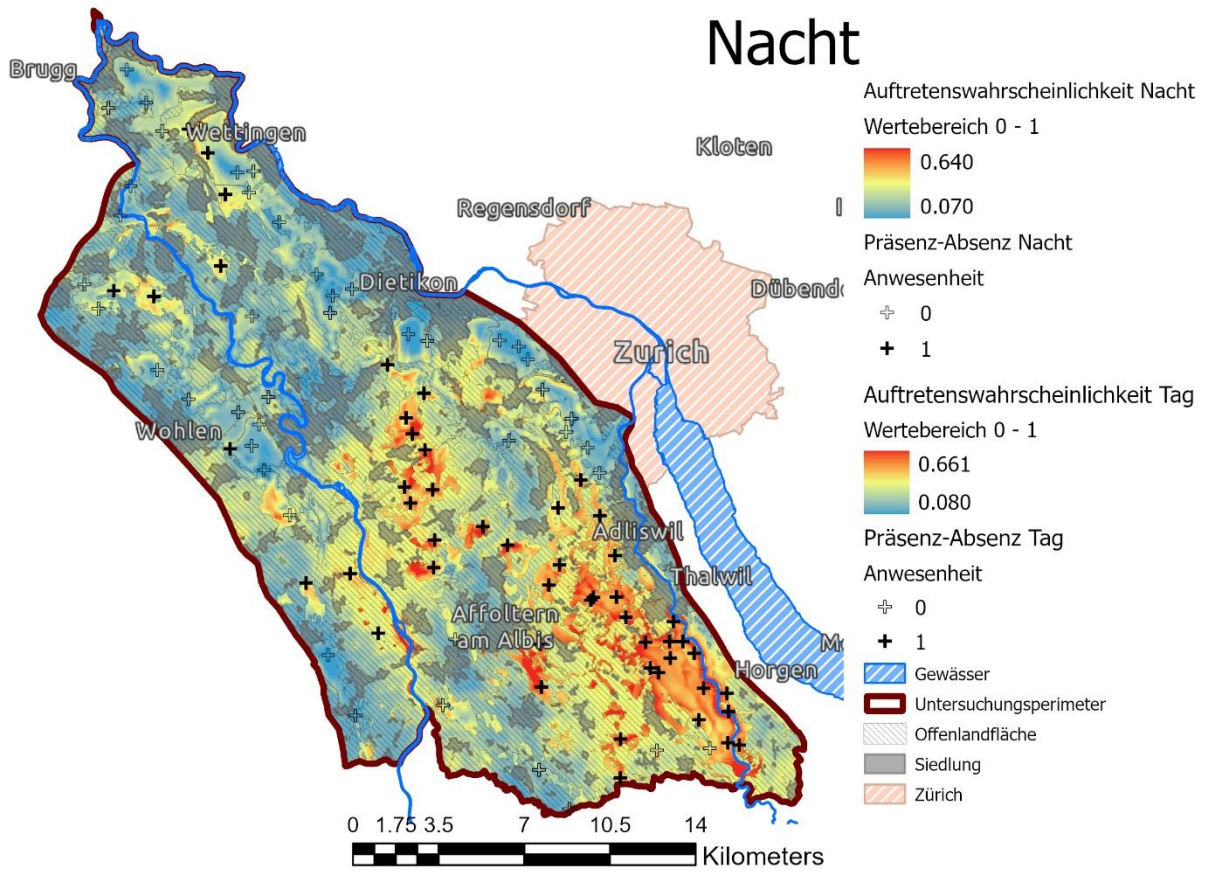


Abbildung 5: Verbreitungsmodellierung des kompletten Untersuchungszeitraumes inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.





Autor: Ramon Keller | Datum 01.02.2022 |  
 Koordinatensystem CH1903+ / LV95 |  
 Datengrundlage: Beschriftung ESRI

Abbildung 6: Verbreitungsmodellierung des kompletten Untersuchungszeitraumes und unterteilt in Nacht und Tag, inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

### Verbreitung im Sommer

Während des Sommers treten die Rothirsche grossflächig auf. Sowohl im als auch um den Wildnispark Sihlwald bis in den Norden des Untersuchungsperimeters findet eine Verbreitung statt (Abbildung 7). Neben dem Wildnispark ist die Wahrscheinlichkeit, auf Rothirsche zu treffen, im Zentrum des Untersuchungsperimeters am höchsten.

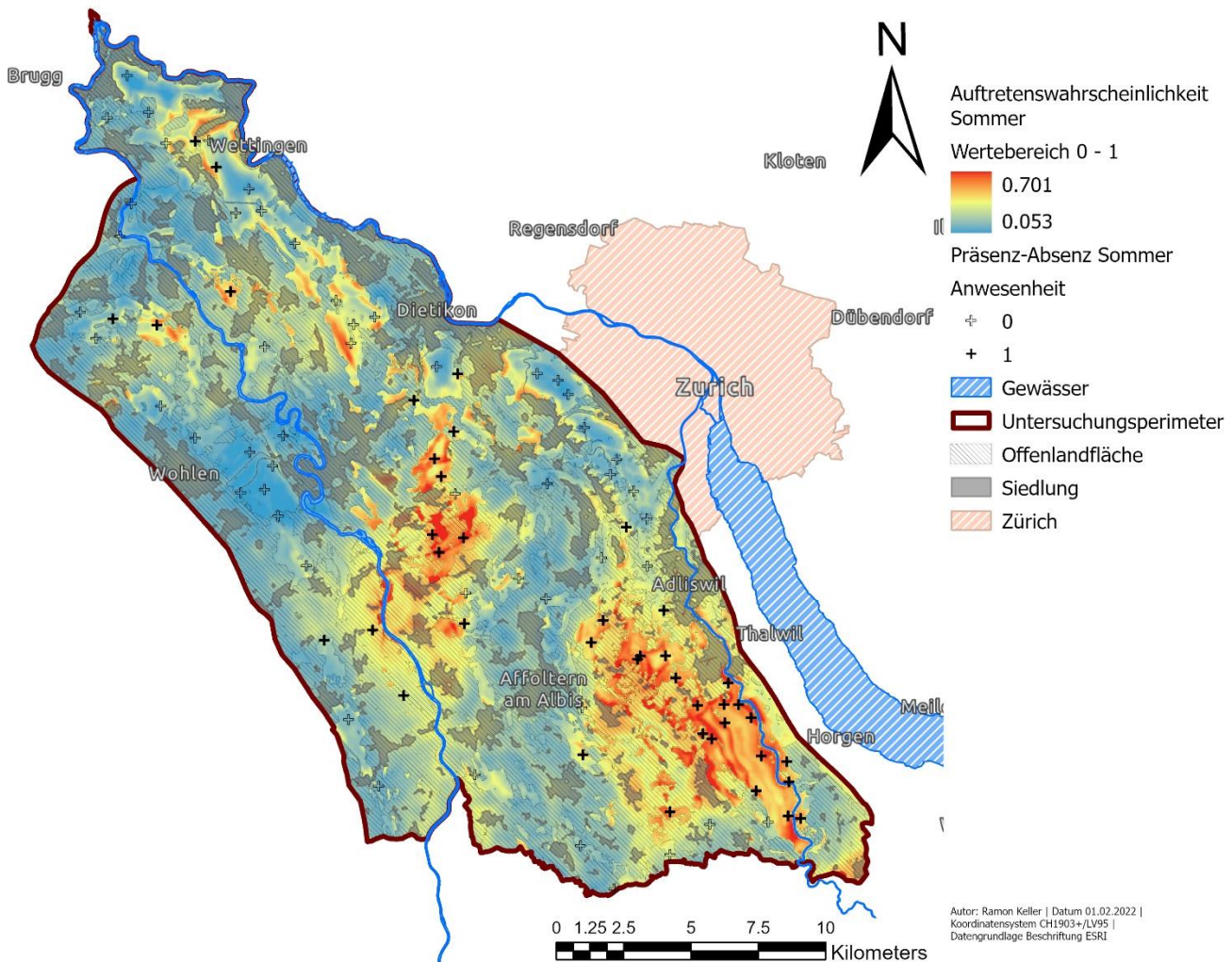


Abbildung 7: Verbreitungsmodellierung des Sommers (16. Mai - 15. September) inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

### Verbreitung im Herbst

Während des Herbstes befinden sich die Rothirsche grösstenteils südlich des Zentrums. Weiter scheint sich ihr Auftreten hauptsächlich auf die Kernzone des Wildparkes zu konzentrieren (Abbildung 8).

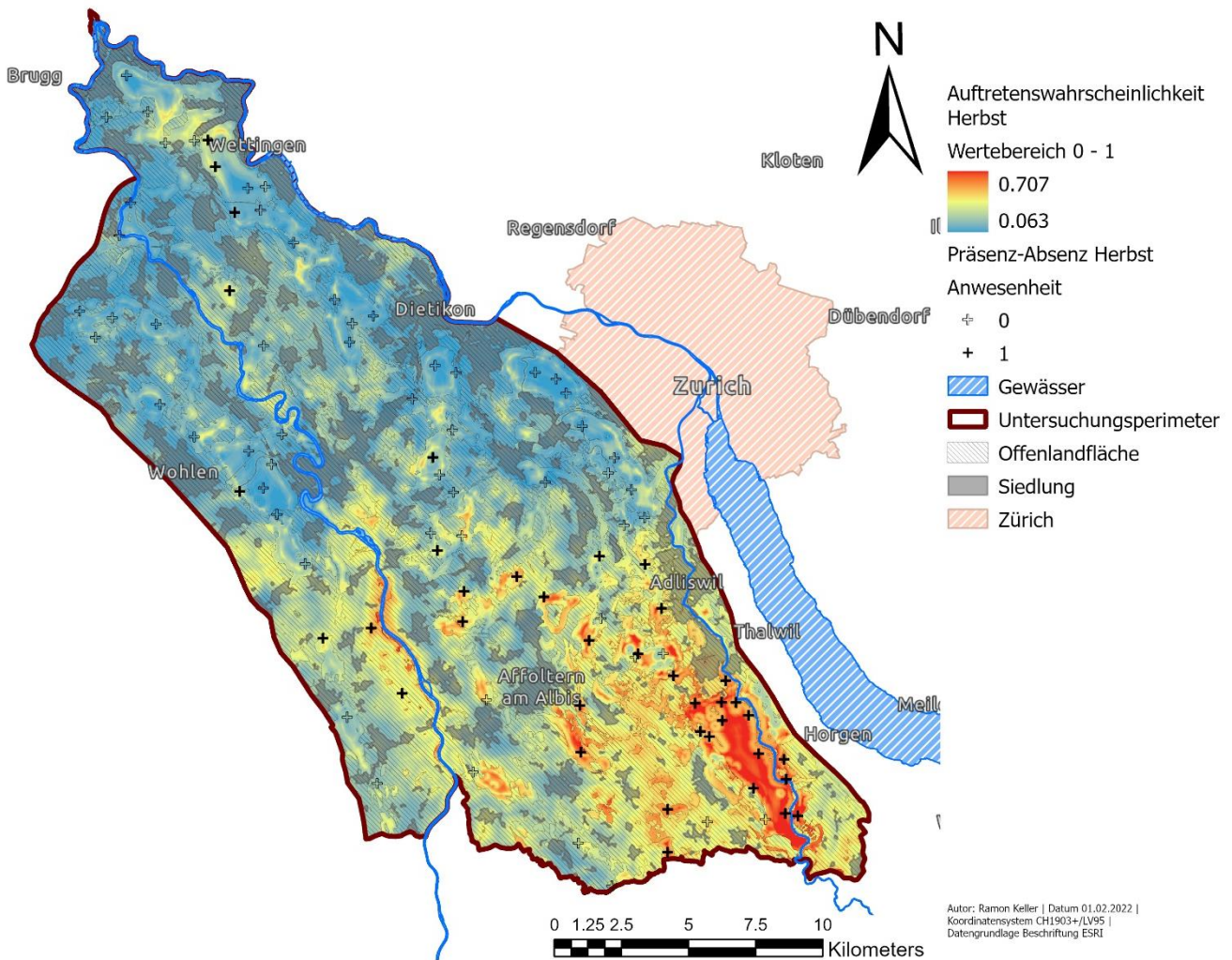


Abbildung 8: Verbreitungsmodellierung des Herbstes (16. September – 15. November) inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau – gelb – rot = gering – mittel – hoch. Präsenz-Absenz – Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

### Verbreitung im Winter

Im Winter liegt im Wildnispark flächendeckend eine hohe Auftretenswahrscheinlichkeit vor (Abbildung 9). Auffallend ist die Fläche 10 km westlich des Wildnisparkes, welche entlang der Reuss eine hohe Auftretenswahrscheinlichkeit anzeigt. Diese sind möglicherweise aus dem Bahn-Layer (Anhang F, Abbildung 21).

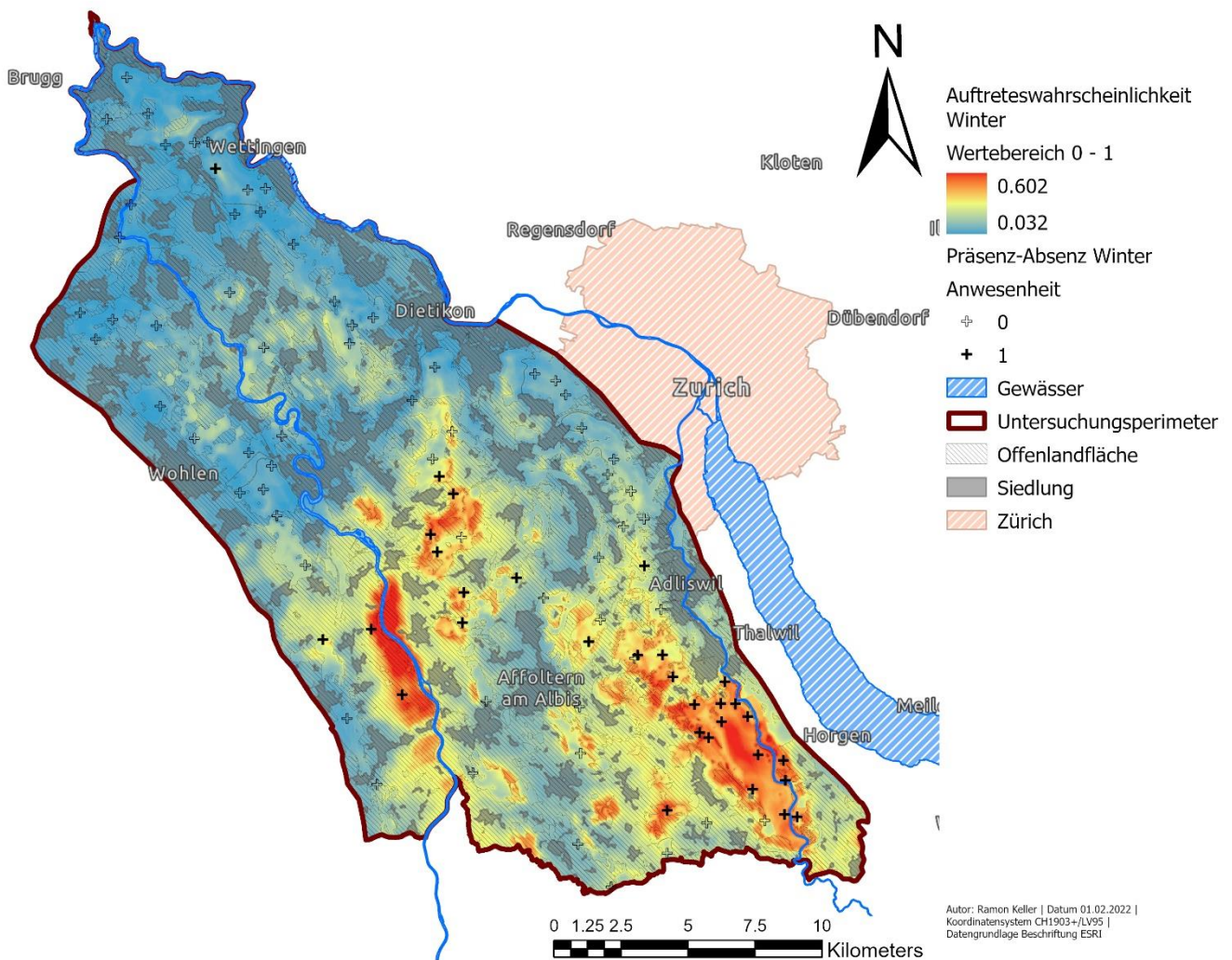


Abbildung 9: Verbreitungsmodellierung des Winters (16. November - 15. März) inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

### Verbreitung im Frühling

Im Vergleich zu den anderen Jahreszeiten ist die Verbreitung gering. In der Kernzone besteht die grösste Auftretenswahrscheinlichkeit mit vereinzelt kleineren Flächen westlich und nordwestlich im Zentrum des Untersuchungsgebietes (Abbildung 10).

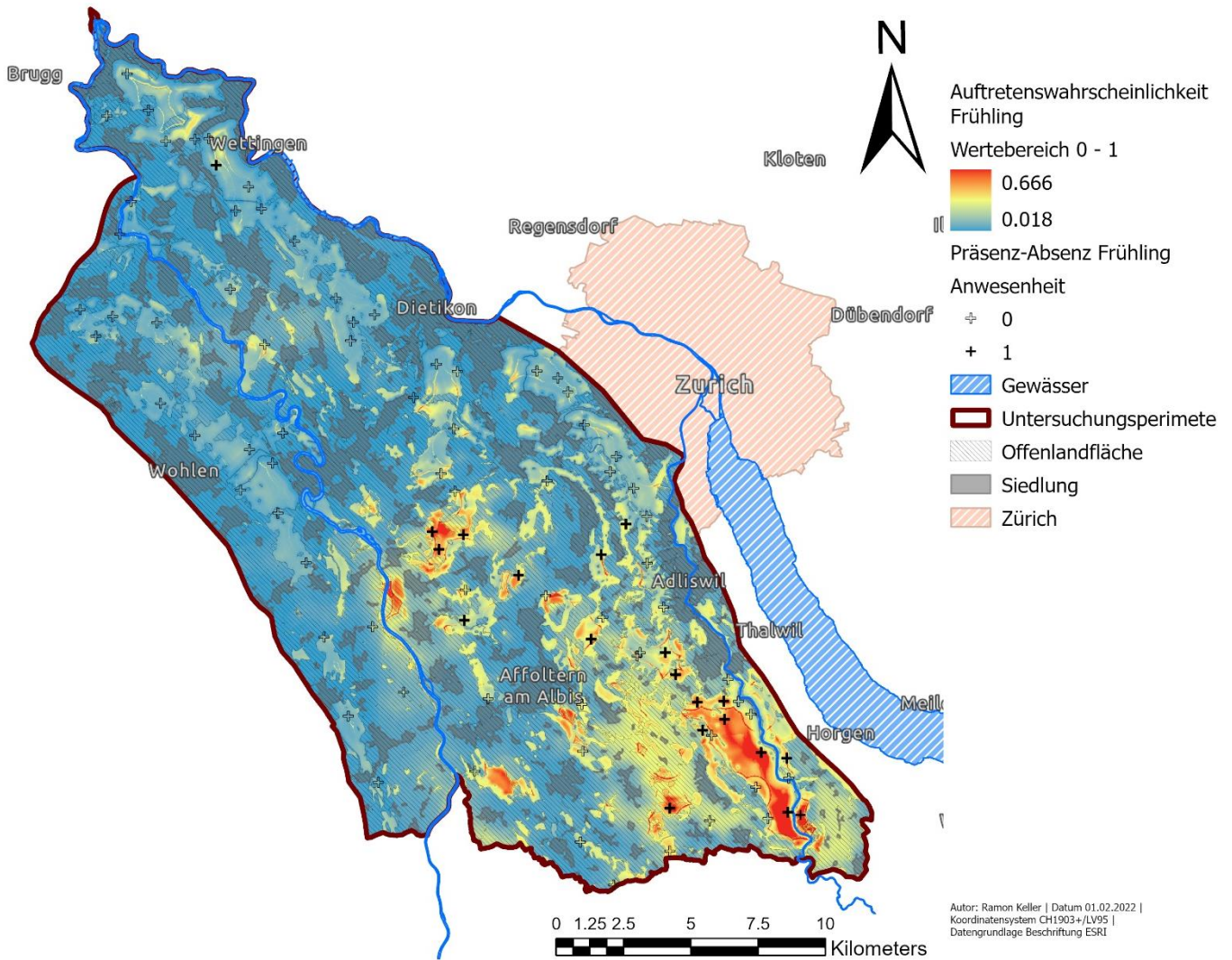


Abbildung 10: Verbreitungsmodellierung des Frühlings (16. März - 15. Mai) inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschonrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

## Interpretation der Indikatorvariablen

### Gesamter Aufnahmezeitraum

Der Abstand zum Wildnispark Sihlwald hatte bei allen Verbreitungsmodellierungen den grössten Einfluss und die grösste Gewichtung (Abbildung 11, Abbildung 12 und Anhang E). Je weiter entfernt die fotografischen Nachweise von Rothirschen aufgenommen wurden, desto schwächer war die Reaktion auf die statistischen Modelle. Jedoch scheint die Reaktion nicht linear zu verlaufen (z.B. `euc_wildnispark_25`, Abbildung 11). Das Streifgebietsraster (FocalSt\_Wald\_ganz\_hr\_27\_7km) hatte auch einen relevanten Einfluss auf die Modellierung. Letztendlich wirkten auch die Autobahn, die Bahngleise und die Wildtierkorridore auf die Modellabbildung ein. Keine oder nur geringe Relevanz für die Verbreitungsmodellierung scheinen die Distanz zum Wald, zu Strassen und zu Siedlungen zu haben.

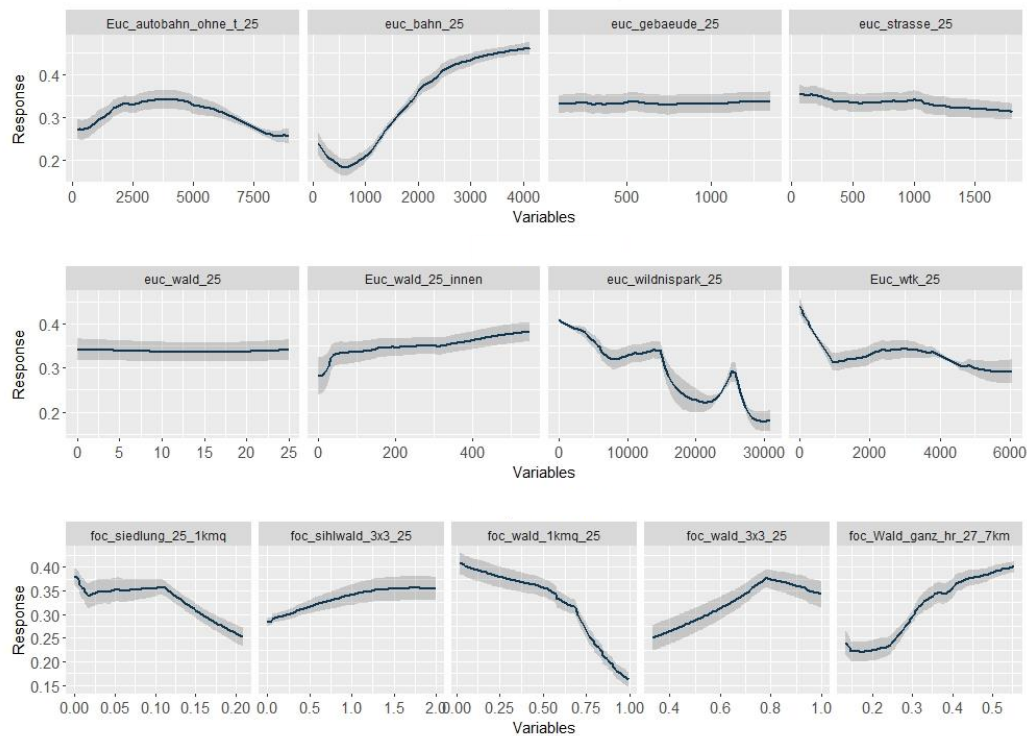


Abbildung 11: Response Curves ganzes Jahr für jede verwendete Variable und unter Einbezug aller statistischen Methoden. Nicht nach Tag-Nacht-Phase unterteilt. In grau das 95 % - Konfidenzintervall.

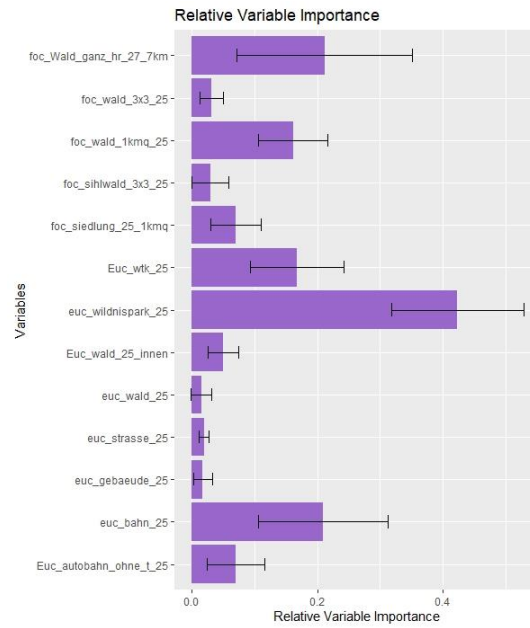


Abbildung 12: Relative Variable Importance (RVI) ganzer Aufnahmezeitraum. Variablen (y-Achse) sind die verwendeten Rasterlayer für die Prognose- und Verbreitungsmodellierungen. Relative Variable Importance zeigt die Wichtigkeit bei der Modellierung mit den Einzelnen Variablen (0 = keine Relevanz – 1 = hohe Relevanz). Abgebildet sind die Durchschnittswerte aller statistischen Methoden und das 95 % - Konfidenzintervall.

## 4 Diskussion

### 4.1 Moderne Monitoringmethoden und Erhebungen der Bestandsgrößen

Die technologische Entwicklung hat in den letzten Jahren im allgemeinen und beim indirekten Monitoring von Wildtieren enorme Fortschritte vollbracht. Dank immer leistungsfähigerer Computer und besseren Deep-Learning-Algorithmen lassen sich die grossen Datenmengen, welche durch die Beobachtung von Wildtieren mit technologischen Hilfsmitteln anfallen, besser bewältigen. Das ist eine willkommene und notwendige Entwicklung, da das Monitoring von grossräumig verstreuten Wildtieren für die Wissenschaft nach wie vor eine grosse Herausforderung darstellt (Fisher et al., 2021; Prosekov et al., 2020; Schroeder et al., 2020).

Die Ansätze von modernen Datenerhebungsmethoden sind vielseitig und lassen sich gut in Kombination anwenden (Prosekov et al., 2020). Zum Beispiel können Monitorings mit Wildtierkameras, welche anspruchsvoll auszuwerten sind – sowohl Datensichtung als auch Datenanalyse – mit eDNA verknüpft werden, um so ein genaueres Bild der Umgebung zu erhalten. Eine weitere Möglichkeit könnte zudem der Einsatz von Drohnen mit Wärmebildkameras sein, mit deren Hilfe auch schwer zugängliche Gebiete abgeflogen werden können. Weil Wärmebildkameras in der Regel nicht hochauflösend sind, gestaltet sich die manuelle Datenauswertung und Bestimmung auf Art-Ebene schwierig. In Pilotstudien konnte dennoch gezeigt werden, dass die Daten mithilfe von Machine-Learning-Algorithmen zuverlässig und effizient ausgewertet werden können (Meyer et al., 2019; Osco et al., 2021; Prosekov et al., 2020; Rivas et al., 2018; Xu et al., 2020). Allerdings ist der Einsatz von Drohnen zur Überwachung von Wildtieren umstritten, da es durch das Überfliegen eines Areals zu Stressreaktionen kommen kann (Duporge et al., 2021; Mulero-Pázmány et al., 2017). Mulero et al. (2017, S. 9) schlagen deshalb vor, Drohnen nur dort einzusetzen, wo sie gerechtfertigt sind und entsprechende Leitlinien befolgen.

Statistische Modelle zur Herleitung von Abundanz haben in den letzten Jahren genauso wie Technologien zur Erfassung von Wildtieren eine starke Entwicklung vollzogen. Es lassen sich auch relativ genaue Schätzungen mit Wildtierkameras erarbeiten (Burgar et al., 2018; Fisher et al., 2021; Iijima, 2020), allerdings sind die statistischen Modelle strikten Regeln unterworfen, welche sich je nach Untersuchungsgebiet schwer anwenden lassen. Auch bei einem gut geplanten Monitoring besteht die Schwierigkeit, herauszufinden, welche Regelverletzung vernachlässigbar und welche Regelverletzungen zu Fehlinterpretationen und im schlimmsten Fall zu Fehlentscheidungen in der Umsetzung von Managementmassnahmen führen können (Box, 1976; Fisher et al., 2021).



Letztendlich ist es zielführend, verschiedene Methoden gleichermaßen anzuwenden, um genauere Informationen zu generieren. Denn auch wenn es in einem ersten Moment als zu teuer und aufwendig angesehen werden kann, ist die grundlegende Generierung von Informationen entscheidend im Bestreben des Artenschutzes (Carvalho et al., 2021; Fisher et al., 2021; Prosekov et al., 2020; Zwerts et al., 2021).

## 4.2 Rothirschnachweise und Schätzung der Abundanz

Die Schätzung der Bestandsgrösse für den gesamten Untersuchungsperimeter liegt zwischen 63.7 und 134 Rothirschen. Die grosse Spanne zwischen den Schätzungen entsteht aus der Berechnung des Median- resp. des Durchschnittswertes. Da die durchschnittliche relative Abundanz eine grosse Streubreite aufweist, entschied ich mich, den Median der relativen Abundanz heranzuziehen (Tab. 6 und Tab. 7). Kantonsweise betrachtet befinden sich zwischen 41.5 bis 74.1 Rothirsche im Kanton Zürich, während sich im Kanton Aargau 26.2 resp. 76.7 Rothirsche aufhalten. Dass die Differenz der Schätzungen im Aargau höher ist als im Kanton Zürich liegt am kleineren Waldflächenanteil, in welchem Rothirsche nachgewiesen wurden und daran, dass zwei Waldflächen im Kanton Aargau die relative Abundanz aufblähen (Anhang C, Abbildung 15 und Tab. 11).

Im Sommer ist die durchschnittliche Abundanz am höchsten, während sie im Frühling am niedrigsten ist. Dies wird auch durch die Verbreitungsmodellierungen gestützt. Allerdings scheinen die Mittelwerte eher hoch zu sein. Weiter weist die Standardabweichung darauf hin, dass die Abundanz im Untersuchungsgebiet eine grosse Streubreite aufweisen (Tab. 6, Tab. 7 und Tab. 8). Diese Werte werden dadurch verursacht, dass die Abundanz auf einen km<sup>2</sup> Wald angepasst wurde. Es gab Fotofallenquadrate (FFQ) mit einem hohen Waldanteil (z.B.  $A = 1 \text{ km}^2$ ) in dem 4 Rothirsche pro Bildsequenz vorkamen und FFQ mit kleinen Waldanteilen (z.B.  $A = 0.03 \text{ km}^2$ ) und dennoch 4 Rothirschen pro Bildsequenz. Das führt dazu, dass innerhalb der ersten Fläche eine relative Abundanz von 4 Rothirschen pro Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald vorkommt, während sich in der zweiten Waldfläche eine Dichte von 133.33 Rothirschen pro Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald ergab. Dies führte zu einer Verzerrung der relativen Abundanz. Wird jedoch der Median betrachtet, weisen die relativen Abundanzwerte wesentlich gleichmässiger Züge auf. Aus diesem Grund wurden für die Schätzung der Bestandsgrösse im Untersuchungsperimeter sowohl Mittelwert als auch Median betrachtet.

Weiter kann es sein, dass die Interpretation der Daten schwierig ist, da es bei relativen Abundanzwerten laut Sollmann et al. (2013) bei nicht konstant gleichbleibenden Variablen zu Verzerrungen kommen kann. Das bedeutet, dass es bei nicht gleichbleibenden Verhältnissen (z.B. Beeinträchtigungen des Sichtfelds der Wildtierkamera durch Wetter oder Vegetation) im Untersuchungsgebiet zu Verzerrungen der Daten kommen kann. Das führt entweder zu zu

hohen oder zu tiefen Werten. Sie empfehlen aus diesem Grund, relative Abundanz nur mit Vorsicht zu verwenden, kritisch zu betrachten und eher mit Belegungsmodellen zu arbeiten, da diese mit der Bestandsdichte korrelieren. Auch alternative Berechnungsmethoden (wie REM oder REST) könnten Optionen sein, allerdings ist keine Lösung universal anwendbar.

### **4.3 Verbreitung im Untersuchungsgebiet**

Es zeigt sich eine saisonale Nutzung des Untersuchungsperimeters durch den Rothirsch. Im Frühling ist sie am geringsten, während sie im Sommer am grössten ist. Ausgangspunkt scheint der Wildnispark Sihlwald zu sein. Es handelt sich dabei um den grössten zusammenhängenden Wald im Untersuchungsperimeter. Im Wildnispark sind die Rothirsche grösstenteils geschützt vor anthropogenen Einflüssen. Falls vorhanden wählen sie als lernfähige Wildtierart bewusst Habitate, in denen sie ungestört sind (Ehrhart et al., 2016; Keller, 2021). Beeinflusst wird die Raumnutzung auch durch die starke Besiedlung und das dichte Strassen- und Schienennetz der Albiskette und Reussebene. Die Distanz ins Waldesinnere hingegen scheint weniger relevant zu sein. Diese Erkenntnisse decken sich grösstenteils mit denjenigen von Willisch et al. (2019b), auch wenn bei der Interpretation meiner Kartenvariablen die Distanz zum Waldrand keinen nennenswerten Einfluss zu haben schien, dafür jedoch der Abstand zu Autobahn und Bahnlinien. Auffallend ist zudem, dass bei Wettingen während jeder Jahreszeit Rothirsche nachgewiesen werden können. In diesem Abschnitt werden die Wälder durch einen intakten Wildtierkorridor verbunden. Dafür wurde der Wald am Uetliberg am Rande der Stadt Zürich nie durch Rothirsche genutzt oder es wurden zumindest keine Aufnahmen erzeugt. Möglicherweise werden die Wälder zu häufig von der Stadtzürcher Bevölkerung besucht.

Die Qualität der Verbreitungsmodellierungen scheint zudem unterschiedlich zu sein. So zeigen sich bei der Verbreitungsmodellierung für den Winter hohe Auftretenswahrscheinlichkeiten entlang der Reuss, westlich von Affoltern a. A. Im Winter wurden jedoch nur wenige Bildsequenzen mit den betreffenden Wildtierkameras (670\_239 und 671\_236) aufgenommen (Anhang D, Abbildung 16). Der Grund dürfte die im Vergleich zu den anderen Variablen hohe Gewichtung der Distanz zu Bahnlinien sein (Anhang F, Abbildung 22).

Dadurch dass die Wildtierkameras alle innerhalb von Waldflächen liegen, werden diese vermutlich stärker gewichtet durch die Analyse innerhalb der Modellierung. Um die Verbreitung noch genauer abzubilden, könnten für künftige Analysen zusätzlich die Vegetation und in einem nächsten Schritt GPS-Daten hinzugezogen werden.

## Literaturverzeichnis

Ancrenaz, M., Hearn, A., Ross, J., Sollmann, R., & Wilting, A. (2012). *Handbook for wildlife monitoring using camera-traps*.

Arshad, B., Barthelemy, J., Pilton, E., & Perez, P. (2020). Where is my Deer?-Wildlife Tracking And Counting via Edge Computing And Deep Learning. *2020 IEEE SENSORS*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/SENSORS47125.2020.9278802>

BAFU. (2010). *Wald und Wild – Grundlagen für die Praxis*. [https://www.bafu.admin.ch/bafu/de/home/themen/thema-biodiversitaet/biodiversitaet--publikationen/publikationen-biodiversitaet/wald-und-wild-\\_grundlagen-fuer-die-praxis.html](https://www.bafu.admin.ch/bafu/de/home/themen/thema-biodiversitaet/biodiversitaet--publikationen/publikationen-biodiversitaet/wald-und-wild-_grundlagen-fuer-die-praxis.html)

Benoit, T., & Achraf, E. (2019). *suncalc: Compute Sun Position, Sunlight Phases, Moon Position and Lunar Phase (0.5.0)* [Computer software]. <https://CRAN.R-project.org/package=suncalc>

Bivand, R., Keitt, T., Rowlingson, B., Pebesma, E., Sumner, M., Hijmans, R., Baston, D., Rouault, E., Warmerdam, F., Ooms, J., & Rundel, C. (2021). *rgdal: Bindings for the «Geospatial» Data Abstraction Library (1.5-27)* [Computer software]. <https://CRAN.R-project.org/package=rgdal>

Box, G. E. P. (1976). Science and Statistics. *Journal of the American Statistical Association*, 71(356), 791–799. <https://doi.org/10.2307/2286841>

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

Buckland, S. T., Rexstad, E. A., Marques, T. A., & Oedekoven, C. S. (2015). *Distance Sampling: Methods and Applications*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-19219-2>

Burgar, J. M., Stewart, F. E. C., Volpe, J. P., Fisher, J. T., & Burton, A. C. (2018). Estimating density for species conservation: Comparing camera trap spatial count models to genetic spatial capture-recapture models. *Global Ecology and Conservation*, 15, e00411. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2018.e00411>

Carruthers-Jones, J., Eldridge, A., Guyot, P., Hassall, C., & Holmes, G. (2019). The call of the wild: Investigating the potential for ecoacoustic methods in mapping wilderness areas. *Science of The Total Environment*, 695, 133797. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.133797>

- Carvalho, C. S., Oliveira, M. E., Rodriguez-Castro, K. G., Saranholi, B. H., & Galetti, P. M. (2021). Efficiency of eDNA and iDNA in assessing vertebrate diversity and its abundance. *Molecular Ecology Resources*, 1755-0998.13543. <https://doi.org/10.1111/1755-0998.13543>
- Chandler, R. B., & Royle, J. A. (2013). Spatially explicit models for inference about density in unmarked or partially marked populations. *The Annals of Applied Statistics*, 7(2), 936–954. <https://doi.org/10.1214/12-AOAS610>
- Coppes, J., Burghardt, F., Hagen, R., Suchant, R., & Braunisch, V. (2017). Human recreation affects spatio-temporal habitat use patterns in red deer (*Cervus elaphus*). *PLOS ONE*, 12(5), e0175134. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0175134>
- Cristescu, M. E., & Hebert, P. D. N. (2018). Uses and Misuses of Environmental DNA in Biodiversity Science and Conservation. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 49(1), 209–230. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-110617-062306>
- Diniz-Filho, J. A., Bini, L., Rangel, T., Loyola, R., Hof, C., Nogués-Bravo, D., & Araújo, M. (2009). Partitioning and mapping uncertainties in ensembles of forecasts of species turnover under climate change. *Ecography*, 32, 897–906. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2009.06196.x>
- Duporge, I., Spiegel, M. P., Thomson, E. R., Chapman, T., Lamberth, C., Pond, C., Macdonald, D. W., Wang, T., & Klinck, H. (2021). Determination of optimal flight altitude to minimise acoustic drone disturbance to wildlife using species audiograms. *Methods in Ecology and Evolution*, 12(11), 2196–2207. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13691>
- Ebert, C., Sandrini, J., Spielberger, B., Hohmann, U., & Thiele, B. (2012). Non-invasive genetic approaches for estimation of ungulate population size: A study on roe deer (*Capreolus capreolus*) based on faeces. *Animal Biodiversity and Conservation*, 35(2), 267–275. <https://doi.org/10.32800/abc.2012.35.0267>
- Ebert, C., Sandrini, J., Welter, B., Thiele, B., & Hohmann, U. (2021). Estimating red deer (*Cervus elaphus*) population size based on non-invasive genetic sampling. *European Journal of Wildlife Research*, 67(2), 27. <https://doi.org/10.1007/s10344-021-01456-8>
- Ehrhart, S., Lang, J., & Simon, O. (2016). *Wildmanagement in deutschen Nationalparks*. Bundesamt für Naturschutz.
- Elith, J., Ferrier, S., Huettmann, F., & Leathwick, J. (2005). The evaluation strip: A new and robust method for plotting predicted responses from species distribution models. *Ecological Modelling*, 186(3), 280–289. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.12.007>

- Enari, H., Enari, H. S., Okuda, K., Maruyama, T., & Okuda, K. N. (2019). An evaluation of the efficiency of passive acoustic monitoring in detecting deer and primates in comparison with camera traps. *Ecological Indicators*, 98, 753–762. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.11.062>
- ENETWILD consortium, Grignolio, S., Apollonio, M., Brivio, F., Vicente, J., Acevedo, P., P., P., Petrovic, K., & Keuling, O. (2020). Guidance on estimation of abundance and density data of wild ruminant population: Methods, challenges, possibilities. *EFSA Supporting Publications*, 17(6), 1876E. <https://doi.org/10.2903/sp.efsa.2020.EN-1876>
- ESRI (2.7). (2020). [ArcGIS Pro]. Environmental Systems Research Institute.
- Fisher, J., Burgar, J., Dickie, M., Burton, C., & Serrouya, R. (2021). *Density Estimates of Unmarked Large Mammals at Camera Traps Vary among Models, Species, and Years, Signalling Importance of Model Assumptions* [Preprint]. Preprints. <https://doi.org/10.22541/au.163768980.02146968/v1>
- Focardi, S., Marinis, A. M. D., Rizzotto, M., & Pucci, A. (2001). *Comparative Evaluation of Thermal Infrared Imaging and Spotlighting to Survey Wildlife*. 8.
- Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1–67. <https://www.jstor.org/stable/2241837>
- Friedman, J. H. (2001). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232. <https://www.jstor.org/stable/2699986>
- Gilbert, N. A., Clare, J. D. J., Stenglein, J. L., & Zuckerberg, B. (2021). Abundance estimation of unmarked animals based on camera-trap data. *Conservation Biology*, 35(1), 88–100. <https://doi.org/10.1111/cobi.13517>
- Gill, R. M. A., Thomas, M. L., & Stocker, D. (1997). The Use of Portable Thermal Imaging for Estimating Deer Population Density in Forest Habitats. *The Journal of Applied Ecology*, 34(5), 1273. <https://doi.org/10.2307/2405237>
- Graf, R. F., Signer, C., Reifler-Bächtiger, M., Wyttenbach, M., Sigrist, B., & Rupf, R. (2018). Wildtier Und Mensch Im Naherholungsraum. *Swiss Academies Factsheets*, 13(2), 8. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.1168451>
- Guimarães Sales, N., McKenzie, M., Drake, J., Harper, L., Browett, S., Coscia, I., Wangenstein, O., Baillie, C., Bryce, E., Dawson, D., Ochu, E., Hänfling, B., Handley, L. L., Mariani, S., Lambin, X., Sutherland, C., & McDevitt, A. (2019). *Fishing for mammals: Landscape-level monitoring of terrestrial and semi-aquatic communities using eDNA from lotic ecosystem*. <https://doi.org/10.1101/629758>

- Hepenstrick, D., Thiel, D., Holderegger, R., & Gugerli, F. (2012). Genetic discontinuities in roe deer (*Capreolus capreolus*) coincide with fenced transportation infrastructure. *Basic and Applied Ecology*, 13(7), 631–638. <https://doi.org/10.1016/j.baae.2012.08.009>
- Hijmans, R. J., Eetten, J. van, Sumner, M., Cheng, J., Baston, D., Bevan, A., Bivand, R., Busetto, L., Canty, M., Fasoli, B., Forrest, D., Ghosh, A., Golicher, D., Gray, J., Greenberg, J. A., Hiemstra, P., Hingee, K., Geosciences, I. for M. A., Karney, C., ... Wueest, R. (2021). *raster: Geographic Data Analysis and Modeling (3.5-2)* [Computer software]. <https://CRAN.R-project.org/package=raster>
- Howe, E. J., Buckland, S. T., Després-Einspenner, M., & Kühl, H. S. (2017). Distance sampling with camera traps. *Methods in Ecology and Evolution*, 8(11), 1558–1565. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12790>
- Hummel, S., Boldt, A., Willisich, K., & Willisich, C. (2014). Der Rothirsch kehrt ins Mittelland zurück—Charakterisierung von Tageslagern im Sommereinstandsgebiet. *Mitteilungen der Naturforschenden Gesellschaft in Bern*, 71, 147–169.
- Iijima, H. (2020). A Review of Wildlife Abundance Estimation Models: Comparison of Models for Correct Application. *Mammal Study*, 45(3), 177–188. <https://doi.org/10.3106/ms2019-0082>
- Johnson, C. L., Hilser, H., Linkie, M., Rahasia, R., Rovero, F., Pusparini, W., Hunowu, I., Patandung, A., Andayani, N., Tasirin, J., Nistyantara, L. A., & Bowkett, A. E. (2020). Using occupancy-based camera-trap surveys to assess the Critically Endangered primate *Macaca nigra* across its range in North Sulawesi, Indonesia. *Oryx*, 54(6), 784–793. <https://doi.org/10.1017/S0030605319000851>
- Kanton Zürich. (2017). *Rotwildkonzept Kanton Zürich*. Fischerei- und Jagdverwaltung Zürich. [https://www.zh.ch/content/dam/zhweb/bilder-dokumente/themen/umwelt-tiere/tiere/fischerei-und-jagd/jagd/artenschutz\\_artenfoerderung/rotwildkonzept\\_kanton\\_zuerich.pdf](https://www.zh.ch/content/dam/zhweb/bilder-dokumente/themen/umwelt-tiere/tiere/fischerei-und-jagd/jagd/artenschutz_artenfoerderung/rotwildkonzept_kanton_zuerich.pdf)
- Kassambara, A. (2020). *rstatix: Pipe-Friendly Framework for Basic Statistical Tests (0.6.0)* [R]. <https://rpkgs.datanovia.com/rstatix/>
- Keller, R. E. (2021). *Aktivitätsmuster besenderter Rothirsche im Kanton Wallis* [Semesterarbeit 2]. Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften ZHAW.
- Leempoel, K., Hebert, T., & Hadly, E. A. (2020). A comparison of eDNA to camera trapping for assessment of terrestrial mammal diversity. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 287(1918), 20192353. <https://doi.org/10.1098/rspb.2019.2353>
- Marquardt, D. W. (1970). Generalized Inverses, Ridge Regression, Biased Linear Estimation, and Nonlinear Estimation. *Technometrics*, 12(3), 591. <https://doi.org/10.2307/1267205>

Meyer, A., Lack, N., & Jordan, D. (2019). Wildtier-Monitoring mit UAVs – Künstliche Intelligenz zur automatisierten Detektion von Infrarot-Signaturen. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 87.

Mulero-Pázmány, M., Jenni-Eiermann, S., Strebel, N., Sattler, T., Negro, J. J., & Tablado, Z. (2017). Unmanned aircraft systems as a new source of disturbance for wildlife: A systematic review. *PLOS ONE*, 12(6), e0178448. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178448>

Müller, K., & Blankenhorn, H.-J. (2008, Januar 28). *Jagd*. Historisches Lexikon der Schweiz (HLS). <https://hls-dhs-dss.ch/articles/013942/2008-01-28/>

Murray, K., & Conner, M. M. (2009). Methods to quantify variable importance: Implications for the analysis of noisy ecological data. *Ecology*, 90(2), 348–355. <https://doi.org/10.1890/07-1929.1>

Naimi, B., & Araújo, M. (2016). sdm: A reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. *Ecography*, 39, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1111/ecog.01881>

Nakashima, Y., Hongo, S., & Akomo-Okoue, E. F. (2020). Landscape-scale estimation of forest ungulate density and biomass using camera traps: Applying the REST model. *Biological Conservation*, 241, 108381. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2019.108381>

Oinar, C. (2021, März 22). *Object Detection Explained: R-CNN*. Medium. <https://towardsdatascience.com/object-detection-explained-r-cnn-a6c813937a76>

Osco, L. P., Marcato Junior, J., Marques Ramos, A. P., de Castro Jorge, L. A., Fathollahi, S. N., de Andrade Silva, J., Matsubara, E. T., Pistori, H., Gonçalves, W. N., & Li, J. (2021). A review on deep learning in UAV remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102456. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102456>

Palanisamy, J., & Devaraju, D. S. (2021). Review on Automatically Identification of Multi Wild Animal Species in Camera Trap images using Deep Convolution Neural Network. *Design Engineering*, 14937–14944. <http://thedesigengineering.com/index.php/DE/article/view/6629>

Palencia, P., Rowcliffe, J. M., Vicente, J., & Acevedo, P. (2021). Assessing the camera trap methodologies used to estimate density of unmarked populations. *Journal of Applied Ecology*, 58(8), 1583–1592. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13913>

Prosekov, A., Kuznetsov, A., Rada, A., & Ivanova, S. (2020). Methods for Monitoring Large Terrestrial Animals in the Wild. *Forests*, 11(8), 808. <https://doi.org/10.3390/f11080808>

R Development Core Team. (2020). *RStudio: Integrated Development Environment for R* (1.3.1093) [Computer software]. RStudio, PBC. <http://www.rstudio.com/>

Rivas, A., Chamoso, P., González-Briones, A., & Corchado, J. M. (2018). Detection of Cattle Using Drones and Convolutional Neural Networks. *Sensors*, 18(7), 2048. <https://doi.org/10.3390/s18072048>

Robin, K., Graf, R. F., & Schnidrig, R. (2017). *Wildtiermanagement: Eine Einführung*. Haupt. <https://digitalcollection.zhaw.ch/handle/11475/11279>

Rovero, F., & Marshall, A. R. (2009). Camera trapping photographic rate as an index of density in forest ungulates. *Journal of Applied Ecology*, 46(5), 1011–1017. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2009.01705.x>

Rowcliffe, J. M., Field, J., Turvey, S. T., & Carbone, C. (2008). Estimating animal density using camera traps without the need for individual recognition. *Journal of Applied Ecology*, 45(4), 1228–1236. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2008.01473.x>

Salem, S. I., Fujisao, K., Maki, M., Okumura, T., & Oki, K. (2021). Detecting and Tracking the Positions of Wild Ungulates Using Sound Recordings. *Sensors*, 21(3), 866. <https://doi.org/10.3390/s21030866>

Schnyder, J. (2010). *Bestandeserhebung mit Fotofallen im Wildnispark Zürich* [Semesterarbeit]. Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften ZHAW.

Schroeder, N. M., Panebianco, A., Gonzalez Musso, R., & Carmanchahi, P. (2020). An experimental approach to evaluate the potential of drones in terrestrial mammal research: A gregarious ungulate as a study model. *Royal Society Open Science*, 7(1), 191482. <https://doi.org/10.1098/rsos.191482>

Signer, C., Fischer, C., & Willisich, C. (2019). *Rothirsch im Schweizer Mittelland – Vorstudie zur Aufgleisung eines umfassenden Forschungsprogramms*.

Sigrist, B., Reifler-Bächtiger, M., & Signer, C. (2021). *Monitoring Rothirschbestände in der Region Albiskette / Reusstal in den Kantonen Zürich und Aargau – Zwischenbericht 2020* (S. 18). Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften ZHAW, Forschungsgruppe Wildtiermanagement WILMA, Wädenswil.

Sollmann, R., Mohamed, A., Samejima, H., & Wilting, A. (2013). Risky business or simple solution – Relative abundance indices from camera-trapping. *Biological Conservation*, 159, 405–412. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2012.12.025>

Thiel, D., Signer, C., Graf, R. F., Wellig, S. D., Nef, U., Nigg, H., Elmiger, A., & Ammann, A. (2018). *Rothirsch in der Ostschweiz – Abschlussbericht des interkantonalen Forschungsprojekts in der Ostschweiz der Jahre 2014–2017* (S. 19). Kanton Appenzell Ausserrhoden, Kanton Appenzell Innerrhoden, Kanton St. Gallen, ZHAW.



[https://www.sg.ch/umwelt-natur/jagd-fischerei/jagd/wildtierarten/wildtierprojekte/\\_jcr\\_content/Par/sgch\\_accordion\\_list/AccordionListPar/sgch\\_accordion/AccordionPar/sgch\\_downloadlist/DownloadListPar/sgch\\_download.ocFile/180806\\_Rothirsch\\_Broschuere\\_A4.pdf](https://www.sg.ch/umwelt-natur/jagd-fischerei/jagd/wildtierarten/wildtierprojekte/_jcr_content/Par/sgch_accordion_list/AccordionListPar/sgch_accordion/AccordionPar/sgch_downloadlist/DownloadListPar/sgch_download.ocFile/180806_Rothirsch_Broschuere_A4.pdf)

van Beeck Calkoen, S. T. S., Leigh-Moy, K., Cromsigt, J. P. G. M., Spong, G., Lebeau, L. C., & Heurich, M. (2019). The blame game: Using eDNA to identify species-specific tree browsing by red deer (*Cervus elaphus*) and roe deer (*Capreolus capreolus*) in a temperate forest. *Forest Ecology and Management*, 451, 117483. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117483>

Volodin, I. A., Nahlik, A., Tari, T., Frey, R., & Volodina, E. V. (2019). Rutting roars in native Pannonian red deer of Southern Hungary and the evidence of acoustic divergence of male sexual vocalization between Eastern and Western European red deer (*Cervus elaphus*). *Mammalian Biology*, 94(1), 54–65. <https://doi.org/10.1016/j.mambio.2018.10.009>

Wevers, J., Beenaerts, N., Casaer, J., Zimmermann, F., Artois, T., & Fattebert, J. (2021). Modelling species distribution from camera trap by-catch using a scale-optimized occupancy approach. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 7. <https://doi.org/10.1002/rse2.207>

Wildtier Schweiz. (2022, Februar 1). *Jagdstatistik Kanton Zürich*. <https://www.jagdstatistik.ch/de/statistics?tt=0&dt=1&at=0&st=0&dp=1&ar=CH&th=1&yr%5Bfrom%5D=2020&yr%5Bto%5D=2020&sp=1>

Willi, M., Pitman, R. T., Cardoso, A. W., Locke, C., Swanson, A., Boyer, A., Veldthuis, M., & Fortson, L. (2019). Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(1), 80–91. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099>

Willisch, C., Bieri Willisch, K., Magun, B., & Boldt, A. (2015). *Ökologie und Verhalten des Rothirsches im Schweizer Mittelland. Schlussbericht 2015*. Bundesamt für Umwelt, Sektion Wildtiere & Waldbiodiversität Abteilung Jagd & Fischerei des Kantons Solothurn Jagdinspektorat des Kantons Bern. [https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf-jagd/pdf/Rothirsch\\_Mittelland\\_Schlussbericht\\_Willisch\\_etal2015.pdf](https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf-jagd/pdf/Rothirsch_Mittelland_Schlussbericht_Willisch_etal2015.pdf)

Willisch, C., Marreros, N., Schaufelberger, L., & Pisano, S. (2019a). *Austausch von Rothirschen zwischen den Voralpen und dem Mittelland. Schlussbericht*. Zentrum für Fisch- und Wildtiermedizin FIWI, Abteilung Wildtiere, Vetsuisse-Fakultät, Universität Bern. [https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf-jagd/pdf/Rothirsch\\_Mittelland\\_Migration\\_Schlussbericht\\_April2019\\_ohneRefer.pdf](https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf-jagd/pdf/Rothirsch_Mittelland_Migration_Schlussbericht_April2019_ohneRefer.pdf)

Willisch, C., Marreros, N., Schaufelberger, L., & Pisano, S. (2019b). *Habitatwahl der Rothirsche im Mittelland. Schlussbericht*. Zentrum für Fisch- und Wildtiermedizin FIWI,

Abteilung Wildtiere, VetsuisseFakultät, Universität Bern.

<https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf->

[jagd/pdf/Rothirsch\\_Mittelland\\_Habitat\\_Schlussbericht\\_April2019\\_ohneRefer.pdf](https://so.ch/fileadmin/internet/vwd/vwd-awjf-jagd/pdf/Rothirsch_Mittelland_Habitat_Schlussbericht_April2019_ohneRefer.pdf)

Witczuk, J., Pagacz, S., Zmarz, A., & Cypel, M. (2018). Exploring the feasibility of unmanned aerial vehicles and thermal imaging for ungulate surveys in forests—Preliminary results. *International Journal of Remote Sensing*, 39(15–16), 5504–5521. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1390621>

Xu, B., Wang, W., Falzon, G., Kwan, P., Guo, L., Chen, G., Tait, A., & Schneider, D. (2020). Automated cattle counting using Mask R-CNN in quadcopter vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171, 105300. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105300>

Yu, R. I., A, V. I., S, A. R., & V, V. E. (2019). Passive acoustic monitoring of roaring activity in male wapiti *Cervus elaphus xanthopygus* in Far East of Russia: Effects of recording site, temperature and time of day. *Nature Conservation Research. Заповедная наука*, 4(3), 34–44. <https://cyberleninka.ru/article/n/passive-acoustic-monitoring-of-roaring-activity-in-male-wapiti-cervus-elaphus-xanthopygus-in-far-east-of-russia-effects-of-recording-site>

Zwerts, J. A., Stephenson, P. J., Maisels, F., Rowcliffe, M., Astaras, C., Jansen, P. A., van der Waarde, J., Sterck, L. E. H. M., Verweij, P. A., Bruce, T., Brittain, S., & van Kuijk, M. (2021). Methods for wildlife monitoring in tropical forests: Comparing human observations, camera traps, and passive acoustic sensors. *Conservation Science and Practice*, n/a(n/a), e568. <https://doi.org/10.1111/csp2.568>

## Anhang A: Plagiatserklärung

### Erklärung betreffend das selbstständige Verfassen einer Bachelorarbeit im Departement Life Sciences und Facility Management

Mit der Abgabe dieser Bachelorarbeit versichert der/die Studierende, dass er/sie die Arbeit selbständig und ohne fremde Hilfe verfasst hat.

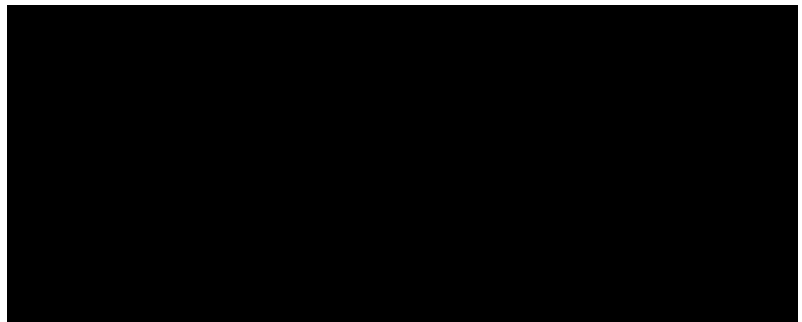
Der/die unterzeichnende Studierende erklärt, dass alle verwendeten Quellen (auch Internetseiten) im Text oder Anhang korrekt ausgewiesen sind, d.h. dass die Bachelorarbeit keine Plagiate enthält, also keine Teile, die teilweise oder vollständig aus einem fremden Text oder einer fremden Arbeit unter Vorgabe der eigenen Urheberschaft bzw. ohne Quellenangabe übernommen worden sind.

Bei Verfehlungen aller Art treten Paragraph 39 und Paragraph 40 der Rahmenprüfungsordnung für die Bachelor- und Masterstudiengänge an der Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften vom 29. Januar 2008 sowie die Bestimmungen der Disziplinarmaßnahmen der Hochschulordnung in Kraft.

Ort, Datum:

Unterschrift:

Winterthur, 08.02.2022



# Anhang B: Poster

## Saisonale Nutzung des Lebensraums durch den Rothirsch in den Kantonen ZH/AG



Bachelorarbeit von Ramon Keller

### Einleitung

- Der Rothirsch (*Cervus elaphus*) ist im Begriff sich wieder im Schweizer Mittelland niederzulassen nachdem er lokal ausgestorben war
- Durch seine versteckte Lebensweise ist die Erforschung schwierig
- Aus diesem Grund wurde ein systematisches Monitoring mit Wildtierkameras durchgeführt

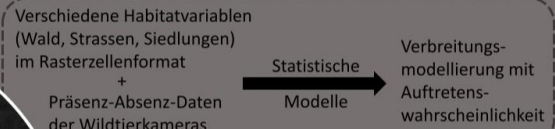
Die **zentralen Fragen** waren:

- Wie sehen die saisonalen Raumnutzungsmuster aus?
- Schätzung der Bestandsgrösse



### Material & Methoden

- Für die Beantwortung standen Daten von 95 Wildtierkameras über Untersuchungszeitraum vom Mai 2020 bis März 2021 zur Verfügung
- Mit Verbreitungsmodellierungen (*species distribution modeling* (Naimi & Araújo, 2016)) wurde die saisonale Raumnutzung visualisiert



- Mit der relativen Abundanz wurde die Bestandsgrösse geschätzt

$$\text{Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz und km}^2 \text{ Wald} \times \text{Waldfläche mit Rothirsch-nachweisen} = \text{Bestandsschätzung}$$

### Resultate & Diskussion

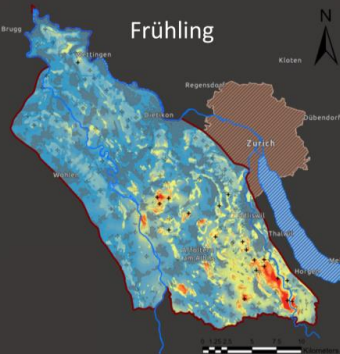


Abbildung 2: Verbreitungsmodellierung des Frühlings inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschönrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

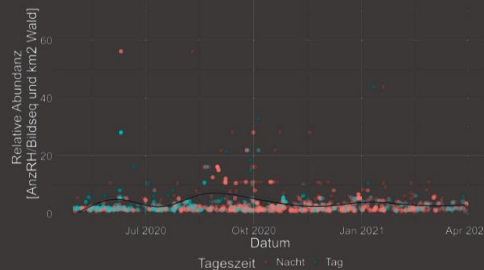


Abbildung 1: Scatter-Plot der relativen Abundanz über die gesamte Untersuchungsperiode. Die Plots sind zusätzlich mit Generalized Additive Modeling (GAM)-Kurven dargestellt. In Rot Nachweise, die bei Nacht erbracht wurden, und in Blau Nachweise, welche bei Tag aufgenommen wurden.

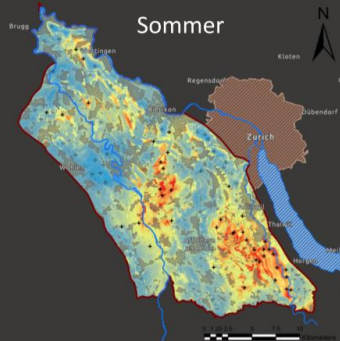


Abbildung 3: Verbreitungsmodellierung des Sommers inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschönrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

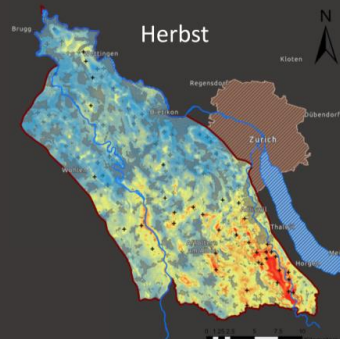


Abbildung 4: Verbreitungsmodellierung des Herbstes inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschönrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

- Für den gesamten Untersuchungszeitraum und das ganze Untersuchungsgebiet schätzte ich die Bestandsgrösse zwischen 63.7 und 134 Rothirschen.

- Die Rothirsche wiesen jahreszeitliche Verbreitungsmuster auf. Im Sommer (Abbildung 3) breiteten sie sich bis in den Norden des Untersuchungsgebietes aus. Auch das Zentrum des Untersuchungsgebietes wird stark genutzt.

- Im Frühling (Abbildung 2) war die Verbreitung am geringsten und konzentrierte sich vorwiegend auf den Wildnispark Sihlwald, welcher im allgemeinen zu ihrem Kerngebiet zählt.

- Im Wald um den Uetliberg konnten keine Rothirsche nachgewiesen werden, was möglicherweise mit der hohen Nutzung der Stadtzürcher Bevölkerung verbunden sein könnte

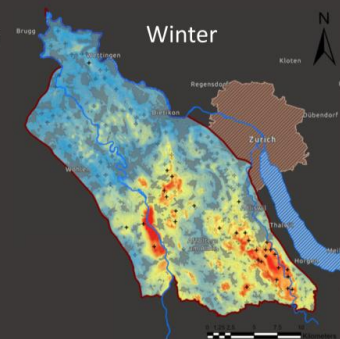


Abbildung 5: Verbreitungsmodellierung des Winters inklusive Gewässern (blau schraffiert), Siedlungen (grau), Offenlandflächen (fein schraffiert), Wildschönrevier Zürich (rosa schraffiert) und der Perimetergrenze (dunkelrot). Auftretenswahrscheinlichkeit blau - gelb - rot = gering - mittel - hoch. Präsenz-Absenz-Daten als Kreuze dargestellt, nicht ausgefüllt entspricht keiner Anwesenheit und ausgefüllt entspricht Anwesenheit.

Quellen:  
Bild: Kämpfende Hirschstiere. Aufgenommen durch Fotofallen der Forschungsgruppe für Wildtiermanagement WILMA  
Naimi, B., & Araújo, M. (2016). sdm: A reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. *Ecography*, 39, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1111/ecog.01881>

# Anhang C: Relative Abundanz nach Wildtierkamera und Jahreszeit

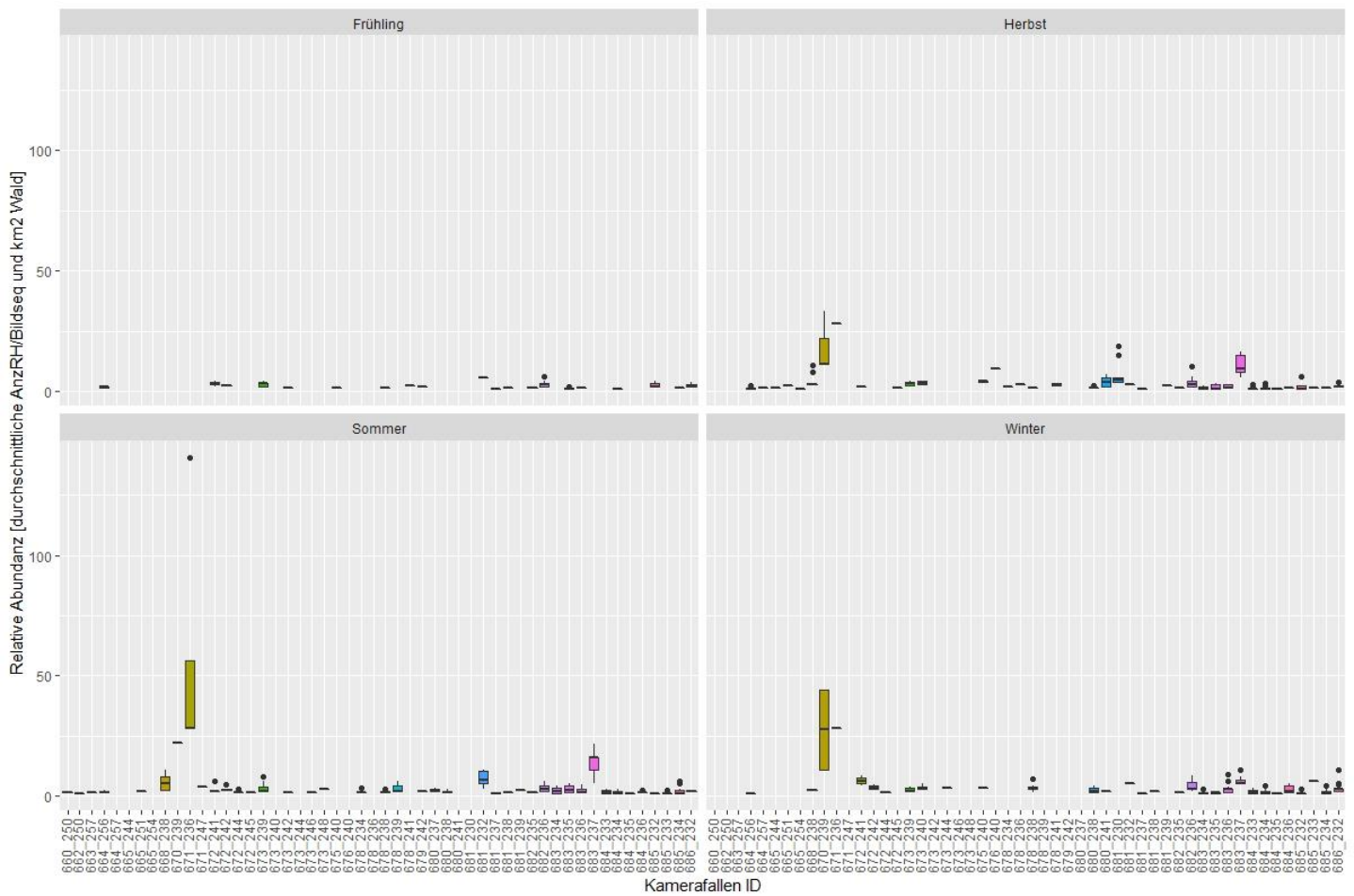


Abbildung 15: Boxplots der relativen Abundanz (durchschnittliche Anzahl Rothirsche/Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald) nach Jahreszeiten und Wildtierkamera aufgeteilt.

Tab. 11: Relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), aufgeteilt nach Kilometerquadrat ID der Wildtierkamera (id\_kmq) inklusive Waldflächenanteil (in m<sup>2</sup>) des Kilometerquadrates, in welcher die Kamera platziert wurde. Berechnete Werte sind n = Anzahl Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup>, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung und Standardfehler des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall.

| id_kmq  | Shape_Area  | n  | median | mean   | sd    | se   | min   | max    | ci    |
|---------|-------------|----|--------|--------|-------|------|-------|--------|-------|
| 660_250 | 717203.7475 | 1  | 1.394  | 1.394  | NA    | NA   | 1.394 | 1.394  | NA    |
| 662_250 | 785849.7556 | 2  | 1.273  | 1.273  | 0     | 0    | 1.273 | 1.273  | 0     |
| 663_257 | 696325.4731 | 1  | 1.436  | 1.436  | NA    | NA   | 1.436 | 1.436  | NA    |
| 664_256 | 875177.0363 | 12 | 1.143  | 1.524  | 0.507 | 0.15 | 1.143 | 2.285  | 0.322 |
| 664_257 | 676084.7482 | 1  | 1.479  | 1.479  | NA    | NA   | 1.479 | 1.479  | NA    |
| 665_244 | 835836.3664 | 1  | 1.196  | 1.196  | NA    | NA   | 1.196 | 1.196  | NA    |
| 665_251 | 473372.5443 | 2  | 2.113  | 2.113  | 0     | 0    | 2.113 | 2.113  | 0     |
| 665_254 | 880948.5483 | 2  | 1.135  | 1.135  | 0     | 0    | 1.135 | 1.135  | 0     |
| 668_238 | 375927.4022 | 26 | 2.66   | 4.399  | 2.908 | 0.57 | 2.66  | 10.64  | 1.175 |
| 670_239 | 90829.334   | 27 | 11.01  | 17.534 | 9.661 | 1.86 | 11.01 | 44.039 | 3.822 |
| 671_236 | 35545.10762 | 15 | 28.133 | 43.138 | 29.82 | 7.7  | 28.13 | 140.67 | 16.52 |
| 671_247 | 264768.0451 | 3  | 3.777  | 3.777  | 0     | 0    | 3.777 | 3.777  | 0     |
| 672_241 | 474765.0736 | 15 | 2.106  | 3.089  | 1.928 | 0.5  | 2.106 | 8.425  | 1.068 |
| 672_242 | 416671.9433 | 7  | 2.4    | 3.086  | 1.171 | 0.44 | 2.4   | 4.8    | 1.083 |
| 672_244 | 675454.0368 | 13 | 1.48   | 1.708  | 0.467 | 0.13 | 1.48  | 2.961  | 0.282 |
| 672_245 | 713805.8375 | 6  | 1.401  | 1.401  | 0     | 0    | 1.401 | 1.401  | 0     |
| 673_239 | 491485.9835 | 62 | 2.035  | 2.888  | 1.265 | 0.16 | 2.035 | 8.139  | 0.321 |
| 673_240 | 370796.9451 | 7  | 2.697  | 3.467  | 1.061 | 0.4  | 2.697 | 5.394  | 0.981 |
| 673_242 | 616967.1556 | 2  | 1.621  | 1.621  | 0     | 0    | 1.621 | 1.621  | 0     |
| 673_244 | 279833.0221 | 1  | 3.574  | 3.574  | NA    | NA   | 3.574 | 3.574  | NA    |
| 673_246 | 612726.7954 | 4  | 1.632  | 1.632  | 0     | 0    | 1.632 | 1.632  | 0     |
| 673_248 | 668484.6052 | 1  | 2.992  | 2.992  | NA    | NA   | 2.992 | 2.992  | NA    |
| 675_240 | 621705.6886 | 4  | 3.217  | 3.217  | 1.313 | 0.66 | 1.608 | 4.825  | 2.09  |
| 676_240 | 105463.2203 | 1  | 9.482  | 9.482  | NA    | NA   | 9.482 | 9.482  | NA    |
| 678_234 | 603990.9361 | 15 | 1.656  | 1.766  | 0.427 | 0.11 | 1.656 | 3.311  | 0.237 |
| 678_236 | 385150.1422 | 1  | 2.596  | 2.596  | NA    | NA   | 2.596 | 2.596  | NA    |
| 678_238 | 695909.2195 | 22 | 1.437  | 2.155  | 1.367 | 0.29 | 1.437 | 7.185  | 0.606 |
| 678_239 | 480777.8244 | 3  | 2.08   | 3.467  | 2.402 | 1.39 | 2.08  | 6.24   | 5.966 |
| 678_241 | 437503.2349 | 5  | 2.286  | 2.743  | 0.626 | 0.28 | 2.286 | 3.429  | 0.777 |
| 679_242 | 508788.1739 | 13 | 1.965  | 1.965  | 0     | 0    | 1.965 | 1.965  | 0     |

|                |             |     |        |       |       |      |       |        |       |
|----------------|-------------|-----|--------|-------|-------|------|-------|--------|-------|
| <b>680_237</b> | 618744.0059 | 2   | 2.424  | 2.424 | 1.143 | 0.81 | 1.616 | 3.232  | 10.27 |
| <b>680_238</b> | 724021.4161 | 30  | 1.381  | 1.888 | 0.761 | 0.14 | 1.381 | 4.144  | 0.284 |
| <b>680_241</b> | 556825.7065 | 6   | 1.796  | 3.292 | 2.387 | 0.98 | 1.796 | 7.184  | 2.505 |
| <b>681_230</b> | 269139.7211 | 21  | 4.459  | 5.662 | 3.802 | 0.83 | 3.716 | 18.578 | 1.731 |
| <b>681_232</b> | 364927.4075 | 11  | 5.481  | 5.979 | 2.956 | 0.89 | 2.74  | 10.961 | 1.986 |
| <b>681_237</b> | 880117.779  | 28  | 1.136  | 1.258 | 0.201 | 0.04 | 1.136 | 1.704  | 0.078 |
| <b>681_238</b> | 708031.551  | 10  | 1.412  | 1.554 | 0.298 | 0.09 | 1.412 | 2.119  | 0.213 |
| <b>681_239</b> | 397413.6635 | 3   | 2.516  | 2.516 | 0     | 0    | 2.516 | 2.516  | 0     |
| <b>682_235</b> | 722770.7565 | 21  | 1.384  | 1.384 | 0     | 0    | 1.384 | 1.384  | 0     |
| <b>682_236</b> | 480762.2467 | 73  | 2.773  | 3.505 | 1.739 | 0.2  | 2.08  | 10.4   | 0.406 |
| <b>683_234</b> | 976264.99   | 39  | 1.024  | 1.655 | 0.937 | 0.15 | 1.024 | 4.097  | 0.304 |
| <b>683_235</b> | 972113.6658 | 46  | 1.286  | 1.856 | 1.08  | 0.16 | 1.029 | 5.143  | 0.321 |
| <b>683_236</b> | 658482.5365 | 42  | 1.898  | 2.567 | 1.5   | 0.23 | 1.519 | 9.112  | 0.467 |
| <b>683_237</b> | 185135.0612 | 127 | 10.803 | 10.76 | 4.744 | 0.42 | 5.401 | 21.606 | 0.833 |
| <b>684_233</b> | 859142.1659 | 56  | 1.164  | 1.684 | 0.668 | 0.09 | 1.164 | 3.492  | 0.179 |
| <b>684_234</b> | 964677.854  | 54  | 1.037  | 1.536 | 0.771 | 0.11 | 1.037 | 4.146  | 0.21  |
| <b>684_235</b> | 863105.1556 | 4   | 1.159  | 1.159 | 0     | 0    | 1.159 | 1.159  | 0     |
| <b>684_236</b> | 774681.544  | 33  | 1.936  | 2.386 | 1.465 | 0.26 | 1.291 | 5.163  | 0.52  |
| <b>685_232</b> | 968330.5934 | 16  | 1.033  | 1.807 | 1.485 | 0.37 | 1.033 | 6.196  | 0.791 |
| <b>685_233</b> | 830393.3794 | 10  | 1.204  | 1.806 | 1.529 | 0.48 | 1.204 | 6.021  | 1.093 |
| <b>685_234</b> | 784280.1034 | 119 | 1.275  | 1.757 | 0.831 | 0.08 | 1.275 | 6.375  | 0.151 |
| <b>686_232</b> | 548437.7831 | 37  | 1.823  | 2.76  | 1.742 | 0.29 | 1.823 | 10.94  | 0.581 |

# Anhang D: Bildsequenzen pro Kamerafallen ID aufgeteilt nach Jahreszeit

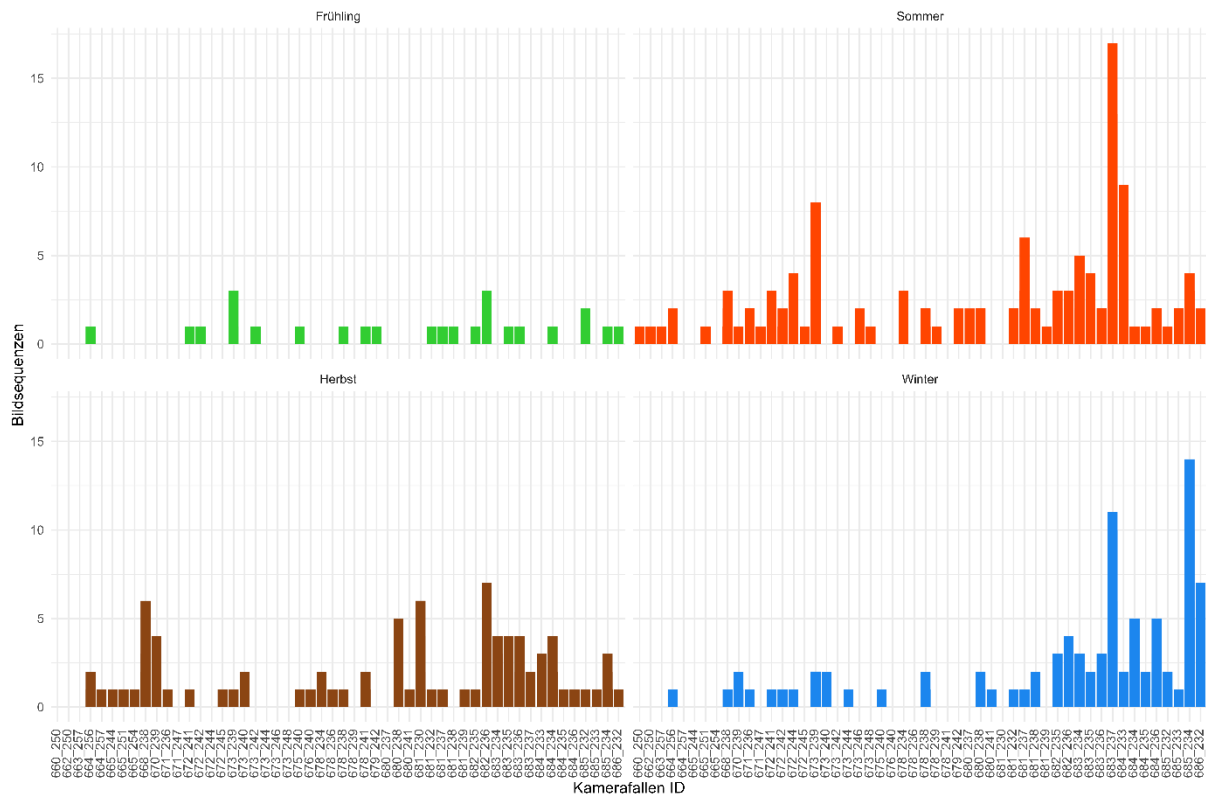


Abbildung 16: Anzahl der Bildsequenzen pro Kamerafallen ID und aufgeteilt nach Jahreszeit. Dargestellt werden nur Wildtierkameras in welchen Rothirsche nachgewiesen wurden.



## Anhang E: Relative Abundanz nach Jahreszeit, Monat und Stunden aufgeteilt

Tab. 12: Relative Abundanz (Anzahl Rothirsche / Bildsequenz und km<sup>2</sup> Wald), aufgeteilt nach Jahreszeit, Monat und Stunden. Berechnete Werte sind n = Anzahl Bildsequenzen, median = Median der relativen Abundanz pro km<sup>2</sup>, mean = durchschnittliche relative Abundanz pro km<sup>2</sup> Wald, Standardabweichung und Standardfehler des Mittelwertes, sowie Minimum/Maximum und das 95 % Konfidenzintervall.

| Jahreszeit | Monat | Stunde | n  | median | mean   | sd     | se     | min   | max    | ci     |
|------------|-------|--------|----|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| Sommer     | Mai   | 0      | 1  | 1.136  | 1.136  | NA     | NA     | 1.136 | 1.136  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 1      | 3  | 1.632  | 1.432  | 0.346  | 0.2    | 1.033 | 1.632  | 0.86   |
| Sommer     | Mai   | 2      | 3  | 1.401  | 1.397  | 0.237  | 0.137  | 1.159 | 1.632  | 0.588  |
| Sommer     | Mai   | 3      | 3  | 1.621  | 1.622  | 0.458  | 0.264  | 1.164 | 2.08   | 1.138  |
| Sommer     | Mai   | 4      | 9  | 1.291  | 1.531  | 0.497  | 0.166  | 1.136 | 2.272  | 0.382  |
| Sommer     | Mai   | 5      | 10 | 2.035  | 2.09   | 1.53   | 0.484  | 1.037 | 6.24   | 1.095  |
| Sommer     | Mai   | 6      | 4  | 1.17   | 1.17   | 0.039  | 0.02   | 1.136 | 1.204  | 0.063  |
| Sommer     | Mai   | 7      | 1  | 1.204  | 1.204  | NA     | NA     | 1.204 | 1.204  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 8      | 2  | 2.55   | 2.55   | 1.803  | 1.275  | 1.275 | 3.825  | 16.201 |
| Sommer     | Mai   | 9      | 2  | 1.704  | 1.704  | 0.803  | 0.568  | 1.136 | 2.272  | 7.218  |
| Sommer     | Mai   | 11     | 2  | 1.759  | 1.759  | 0.491  | 0.347  | 1.412 | 2.106  | 4.409  |
| Sommer     | Mai   | 12     | 1  | 1.965  | 1.965  | NA     | NA     | 1.965 | 1.965  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 13     | 1  | 1.965  | 1.965  | NA     | NA     | 1.965 | 1.965  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 14     | 2  | 2.036  | 2.036  | 0.1    | 0.07   | 1.965 | 2.106  | 0.895  |
| Sommer     | Mai   | 15     | 3  | 2.106  | 2.059  | 0.081  | 0.047  | 1.965 | 2.106  | 0.202  |
| Sommer     | Mai   | 16     | 1  | 2.035  | 2.035  | NA     | NA     | 2.035 | 2.035  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 18     | 4  | 2.035  | 1.982  | 0.106  | 0.053  | 1.823 | 2.035  | 0.168  |
| Sommer     | Mai   | 19     | 4  | 2.035  | 2.017  | 0.035  | 0.017  | 1.965 | 2.035  | 0.055  |
| Sommer     | Mai   | 20     | 3  | 2.08   | 2.074  | 0.691  | 0.399  | 1.381 | 2.762  | 1.716  |
| Sommer     | Mai   | 22     | 1  | 1.029  | 1.029  | NA     | NA     | 1.029 | 1.029  | NA     |
| Sommer     | Mai   | 23     | 3  | 1.632  | 2.264  | 1.316  | 0.76   | 1.384 | 3.777  | 3.269  |
| Sommer     | Jun   | 0      | 2  | 1.114  | 1.114  | 0.127  | 0.09   | 1.024 | 1.204  | 1.143  |
| Sommer     | Jun   | 1      | 1  | 1.291  | 1.291  | NA     | NA     | 1.291 | 1.291  | NA     |
| Sommer     | Jun   | 2      | 5  | 1.381  | 1.561  | 0.483  | 0.216  | 1.164 | 2.4    | 0.6    |
| Sommer     | Jun   | 3      | 5  | 2.961  | 23.652 | 29.78  | 13.318 | 1.381 | 56.267 | 36.977 |
| Sommer     | Jun   | 4      | 9  | 2.035  | 3.751  | 3.191  | 1.064  | 1.381 | 10.803 | 2.453  |
| Sommer     | Jun   | 5      | 1  | 2.106  | 2.106  | NA     | NA     | 2.106 | 2.106  | NA     |
| Sommer     | Jun   | 6      | 4  | 5.401  | 4.404  | 1.995  | 0.997  | 1.412 | 5.401  | 3.174  |
| Sommer     | Jun   | 7      | 3  | 1.136  | 1.365  | 0.397  | 0.229  | 1.136 | 1.823  | 0.986  |
| Sommer     | Jun   | 8      | 6  | 1.425  | 3.947  | 6.012  | 2.454  | 1.275 | 16.204 | 6.309  |
| Sommer     | Jun   | 9      | 2  | 1.274  | 1.274  | 0.195  | 0.138  | 1.136 | 1.412  | 1.754  |
| Sommer     | Jun   | 11     | 1  | 1.412  | 1.412  | NA     | NA     | 1.412 | 1.412  | NA     |
| Sommer     | Jun   | 13     | 2  | 2.034  | 2.034  | 0.729  | 0.516  | 1.519 | 2.55   | 6.553  |
| Sommer     | Jun   | 14     | 4  | 15.107 | 14.846 | 15.349 | 7.674  | 1.037 | 28.133 | 24.424 |
| Sommer     | Jun   | 15     | 3  | 2.582  | 3.339  | 1.807  | 1.043  | 2.035 | 5.401  | 4.488  |
| Sommer     | Jun   | 16     | 3  | 28.133 | 19.458 | 15.027 | 8.676  | 2.106 | 28.133 | 37.328 |
| Sommer     | Jun   | 17     | 4  | 5.401  | 4.769  | 1.866  | 0.933  | 2.035 | 6.24   | 2.969  |

|        |     |    |    |       |        |        |        |       |         |        |
|--------|-----|----|----|-------|--------|--------|--------|-------|---------|--------|
| Sommer | Jun | 18 | 3  | 1.965 | 1.812  | 0.327  | 0.189  | 1.437 | 2.035   | 0.812  |
| Sommer | Jun | 19 | 6  | 4.138 | 8.5    | 10.191 | 4.161  | 1.823 | 28.133  | 10.695 |
| Sommer | Jun | 20 | 4  | 2.423 | 2.873  | 1.855  | 0.928  | 1.164 | 5.481   | 2.952  |
| Sommer | Jun | 21 | 7  | 1.437 | 9.733  | 20.58  | 7.778  | 1.136 | 56.267  | 19.033 |
| Sommer | Jun | 22 | 2  | 2.599 | 2.599  | 0.896  | 0.633  | 1.965 | 3.232   | 8.049  |
| Sommer | Jun | 23 | 2  | 1.382 | 1.382  | 0.002  | 0.001  | 1.381 | 1.384   | 0.015  |
| Sommer | Jul | 0  | 3  | 1.024 | 1.162  | 0.238  | 0.138  | 1.024 | 1.437   | 0.592  |
| Sommer | Jul | 1  | 3  | 1.275 | 1.229  | 0.08   | 0.046  | 1.136 | 1.275   | 0.199  |
| Sommer | Jul | 2  | 4  | 1.206 | 1.399  | 0.438  | 0.219  | 1.136 | 2.049   | 0.697  |
| Sommer | Jul | 3  | 6  | 1.164 | 1.552  | 0.868  | 0.354  | 1.136 | 3.311   | 0.911  |
| Sommer | Jul | 4  | 6  | 4.205 | 5.513  | 4.231  | 1.727  | 1.656 | 10.803  | 4.441  |
| Sommer | Jul | 5  | 8  | 1.845 | 2.521  | 2.292  | 0.811  | 1.275 | 8.139   | 1.917  |
| Sommer | Jul | 6  | 3  | 1.275 | 1.402  | 0.22   | 0.127  | 1.275 | 1.656   | 0.546  |
| Sommer | Jul | 7  | 2  | 6.606 | 6.606  | 5.936  | 4.197  | 2.408 | 10.803  | 53.331 |
| Sommer | Jul | 8  | 1  | 1.204 | 1.204  | NA     | NA     | 1.204 | 1.204   | NA     |
| Sommer | Jul | 9  | 5  | 3.825 | 4.677  | 2.472  | 1.106  | 2.55  | 8.139   | 3.07   |
| Sommer | Jul | 10 | 1  | 1.275 | 1.275  | NA     | NA     | 1.275 | 1.275   | NA     |
| Sommer | Jul | 11 | 1  | 1.037 | 1.037  | NA     | NA     | 1.037 | 1.037   | NA     |
| Sommer | Jul | 15 | 1  | 3.037 | 3.037  | NA     | NA     | 3.037 | 3.037   | NA     |
| Sommer | Jul | 16 | 2  | 1.204 | 1.204  | 0      | 0      | 1.204 | 1.204   | 0      |
| Sommer | Jul | 17 | 2  | 2.536 | 2.536  | 0.709  | 0.501  | 2.035 | 3.037   | 6.37   |
| Sommer | Jul | 18 | 3  | 1.275 | 1.458  | 0.317  | 0.183  | 1.275 | 1.823   | 0.786  |
| Sommer | Jul | 19 | 5  | 2.035 | 2.849  | 1.114  | 0.498  | 2.035 | 4.069   | 1.384  |
| Sommer | Jul | 20 | 9  | 2.035 | 2.897  | 2.033  | 0.678  | 1.164 | 6.104   | 1.563  |
| Sommer | Jul | 21 | 11 | 2.049 | 2.212  | 0.761  | 0.229  | 1.143 | 3.492   | 0.511  |
| Sommer | Jul | 22 | 8  | 2.083 | 3.033  | 2.399  | 0.848  | 1.384 | 8.221   | 2.006  |
| Sommer | Jul | 23 | 6  | 2     | 25.445 | 56.468 | 23.053 | 1.164 | 140.666 | 59.259 |
| Sommer | Aug | 0  | 9  | 1.48  | 2.203  | 1.195  | 0.398  | 1.164 | 4.097   | 0.919  |
| Sommer | Aug | 1  | 4  | 1.904 | 2.011  | 0.78   | 0.39   | 1.275 | 2.961   | 1.241  |
| Sommer | Aug | 2  | 5  | 1.519 | 2.264  | 1.999  | 0.894  | 1.164 | 5.82    | 2.482  |
| Sommer | Aug | 3  | 4  | 3.127 | 2.879  | 1.267  | 0.633  | 1.164 | 4.097   | 2.016  |
| Sommer | Aug | 4  | 10 | 6.691 | 12.599 | 16.587 | 5.245  | 1.164 | 56.267  | 11.865 |
| Sommer | Aug | 5  | 7  | 5.401 | 8.06   | 6.324  | 2.39   | 1.656 | 16.204  | 5.849  |
| Sommer | Aug | 6  | 2  | 2.035 | 2.035  | 0      | 0      | 2.035 | 2.035   | 0      |
| Sommer | Aug | 7  | 3  | 3.825 | 7.102  | 7.986  | 4.611  | 1.275 | 16.204  | 19.838 |
| Sommer | Aug | 8  | 2  | 2.839 | 2.839  | 1.868  | 1.321  | 1.519 | 4.16    | 16.781 |
| Sommer | Aug | 9  | 4  | 4.069 | 4.081  | 0.023  | 0.011  | 4.069 | 4.115   | 0.036  |
| Sommer | Aug | 10 | 3  | 1.275 | 2.222  | 1.639  | 0.947  | 1.275 | 4.115   | 4.073  |
| Sommer | Aug | 11 | 1  | 1.401 | 1.401  | NA     | NA     | 1.401 | 1.401   | NA     |
| Sommer | Aug | 13 | 3  | 1.656 | 2.538  | 1.753  | 1.012  | 1.401 | 4.556   | 4.354  |
| Sommer | Aug | 14 | 2  | 2.106 | 2.106  | 0      | 0      | 2.106 | 2.106   | 0      |
| Sommer | Aug | 15 | 1  | 3.11  | 3.11   | NA     | NA     | 3.11  | 3.11    | NA     |
| Sommer | Aug | 16 | 1  | 1.037 | 1.037  | NA     | NA     | 1.037 | 1.037   | NA     |
| Sommer | Aug | 17 | 1  | 1.519 | 1.519  | NA     | NA     | 1.519 | 1.519   | NA     |
| Sommer | Aug | 18 | 3  | 1.401 | 1.583  | 0.429  | 0.248  | 1.275 | 2.073   | 1.066  |
| Sommer | Aug | 19 | 5  | 2.08  | 2.541  | 1.115  | 0.499  | 1.275 | 4.16    | 1.384  |
| Sommer | Aug | 20 | 8  | 2.074 | 5.492  | 6.624  | 2.342  | 1.412 | 16.204  | 5.537  |

|        |     |    |    |        |        |        |        |        |        |         |
|--------|-----|----|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Sommer | Aug | 21 | 18 | 16.204 | 12.18  | 6.686  | 1.576  | 1.164  | 16.204 | 3.325   |
| Sommer | Aug | 22 | 13 | 16.204 | 11.75  | 6.961  | 1.931  | 1.037  | 16.204 | 4.207   |
| Sommer | Aug | 23 | 15 | 16.204 | 13.302 | 6.017  | 1.554  | 1.037  | 16.204 | 3.332   |
| Sommer | Sep | 0  | 6  | 16.204 | 12.816 | 6.053  | 2.471  | 1.275  | 16.204 | 6.352   |
| Sommer | Sep | 1  | 7  | 1.48   | 3.192  | 3.55   | 1.342  | 1.029  | 10.961 | 3.283   |
| Sommer | Sep | 2  | 2  | 11.592 | 11.592 | 14.747 | 10.428 | 1.164  | 22.019 | 132.496 |
| Sommer | Sep | 3  | 1  | 2.035  | 2.035  | NA     | NA     | 2.035  | 2.035  | NA      |
| Sommer | Sep | 4  | 8  | 1.41   | 2.735  | 2.571  | 0.909  | 1.024  | 7.98   | 2.15    |
| Sommer | Sep | 5  | 3  | 2.516  | 2.553  | 1.543  | 0.891  | 1.029  | 4.115  | 3.834   |
| Sommer | Sep | 6  | 2  | 3.612  | 3.612  | 2.166  | 1.532  | 2.08   | 5.143  | 19.462  |
| Sommer | Sep | 7  | 1  | 2.08   | 2.08   | NA     | NA     | 2.08   | 2.08   | NA      |
| Sommer | Sep | 8  | 1  | 1.519  | 1.519  | NA     | NA     | 1.519  | 1.519  | NA      |
| Sommer | Sep | 11 | 2  | 3.12   | 3.12   | 1.471  | 1.04   | 2.08   | 4.16   | 13.215  |
| Sommer | Sep | 12 | 1  | 2.08   | 2.08   | NA     | NA     | 2.08   | 2.08   | NA      |
| Sommer | Sep | 15 | 2  | 12.883 | 12.883 | 12.336 | 8.723  | 4.16   | 21.606 | 110.835 |
| Sommer | Sep | 18 | 1  | 4.556  | 4.556  | NA     | NA     | 4.556  | 4.556  | NA      |
| Sommer | Sep | 19 | 5  | 1.519  | 3.537  | 4.046  | 1.809  | 1.164  | 10.64  | 5.024   |
| Sommer | Sep | 20 | 7  | 10.803 | 8.215  | 4.432  | 1.675  | 1.164  | 10.803 | 4.099   |
| Sommer | Sep | 21 | 8  | 10.803 | 10.541 | 8.759  | 3.097  | 1.48   | 28.133 | 7.323   |
| Sommer | Sep | 22 | 2  | 6.063  | 6.063  | 6.928  | 4.899  | 1.164  | 10.961 | 62.242  |
| Sommer | Sep | 23 | 7  | 1.48   | 2.655  | 2.407  | 0.91   | 1.275  | 7.98   | 2.226   |
| Herbst | Sep | 0  | 1  | 1.135  | 1.135  | NA     | NA     | 1.135  | 1.135  | NA      |
| Herbst | Sep | 1  | 3  | 10.64  | 7.474  | 5.484  | 3.166  | 1.143  | 10.64  | 13.622  |
| Herbst | Sep | 2  | 9  | 2.08   | 8.513  | 13.917 | 4.639  | 1.381  | 44.039 | 10.698  |
| Herbst | Sep | 3  | 4  | 1.602  | 3.839  | 4.789  | 2.394  | 1.143  | 11.01  | 7.62    |
| Herbst | Sep | 4  | 2  | 1.152  | 1.152  | 0.174  | 0.123  | 1.029  | 1.275  | 1.565   |
| Herbst | Sep | 5  | 5  | 2.113  | 1.977  | 0.722  | 0.323  | 1.164  | 2.66   | 0.896   |
| Herbst | Sep | 6  | 9  | 1.519  | 1.986  | 1.413  | 0.471  | 1.024  | 5.394  | 1.086   |
| Herbst | Sep | 7  | 2  | 11.728 | 11.728 | 14.554 | 10.291 | 1.437  | 22.019 | 130.762 |
| Herbst | Sep | 8  | 2  | 1.031  | 1.031  | 0.003  | 0.002  | 1.029  | 1.033  | 0.026   |
| Herbst | Sep | 9  | 1  | 1.479  | 1.479  | NA     | NA     | 1.479  | 1.479  | NA      |
| Herbst | Sep | 10 | 1  | 3.11   | 3.11   | NA     | NA     | 3.11   | 3.11   | NA      |
| Herbst | Sep | 12 | 3  | 10.803 | 10.139 | 8.789  | 5.075  | 1.037  | 18.578 | 21.834  |
| Herbst | Sep | 13 | 1  | 14.862 | 14.862 | NA     | NA     | 14.862 | 14.862 | NA      |
| Herbst | Sep | 16 | 2  | 1.543  | 1.543  | 0.727  | 0.514  | 1.029  | 2.057  | 6.535   |
| Herbst | Sep | 17 | 2  | 3.419  | 3.419  | 2.803  | 1.982  | 1.437  | 5.401  | 25.187  |
| Herbst | Sep | 18 | 8  | 1.671  | 4.061  | 5.174  | 1.829  | 1.037  | 16.204 | 4.326   |
| Herbst | Sep | 19 | 7  | 2.516  | 2.924  | 2.467  | 0.932  | 1.037  | 7.98   | 2.281   |
| Herbst | Sep | 20 | 7  | 1.656  | 2.961  | 3.585  | 1.355  | 1.159  | 11.01  | 3.315   |
| Herbst | Sep | 21 | 4  | 2.91   | 4.144  | 3.672  | 1.836  | 1.275  | 9.482  | 5.843   |
| Herbst | Sep | 22 | 8  | 1.381  | 3.816  | 4.472  | 1.581  | 1.024  | 11.01  | 3.739   |
| Herbst | Sep | 23 | 5  | 2.596  | 8.886  | 11.494 | 5.14   | 1.037  | 28.133 | 14.271  |
| Herbst | Okt | 0  | 7  | 2.049  | 2.022  | 0.953  | 0.36   | 1.024  | 3.073  | 0.881   |
| Herbst | Okt | 1  | 7  | 2.328  | 6.782  | 10.058 | 3.802  | 1.024  | 28.133 | 9.302   |
| Herbst | Okt | 2  | 7  | 1.519  | 4.451  | 7.766  | 2.935  | 1.024  | 22.019 | 7.182   |
| Herbst | Okt | 3  | 6  | 1.784  | 3.2    | 3.853  | 1.573  | 1.143  | 11.01  | 4.043   |
| Herbst | Okt | 4  | 4  | 3.086  | 5.885  | 6.99   | 3.495  | 1.164  | 16.204 | 11.122  |

|        |     |    |    |        |        |       |       |        |        |        |
|--------|-----|----|----|--------|--------|-------|-------|--------|--------|--------|
| Herbst | Okt | 5  | 13 | 2.66   | 2.62   | 0.935 | 0.259 | 1.029  | 3.716  | 0.565  |
| Herbst | Okt | 6  | 12 | 3.716  | 6.199  | 7.422 | 2.143 | 1.275  | 28.133 | 4.716  |
| Herbst | Okt | 7  | 6  | 2.077  | 2.274  | 1.211 | 0.494 | 1.029  | 3.716  | 1.271  |
| Herbst | Okt | 8  | 3  | 2.08   | 2.415  | 0.581 | 0.335 | 2.08   | 3.086  | 1.443  |
| Herbst | Okt | 9  | 2  | 1.603  | 1.603  | 0.311 | 0.22  | 1.384  | 1.823  | 2.794  |
| Herbst | Okt | 10 | 6  | 5.573  | 5.573  | 2.035 | 0.831 | 3.716  | 7.431  | 2.136  |
| Herbst | Okt | 15 | 1  | 33.029 | 33.029 | NA    | NA    | 33.029 | 33.029 | NA     |
| Herbst | Okt | 16 | 1  | 22.019 | 22.019 | NA    | NA    | 22.019 | 22.019 | NA     |
| Herbst | Okt | 17 | 6  | 3.12   | 3.12   | 1.139 | 0.465 | 2.08   | 4.16   | 1.196  |
| Herbst | Okt | 18 | 6  | 2.473  | 3.158  | 1.989 | 0.812 | 2.08   | 7.184  | 2.088  |
| Herbst | Okt | 19 | 3  | 1.437  | 1.629  | 0.585 | 0.338 | 1.164  | 2.285  | 1.453  |
| Herbst | Okt | 20 | 7  | 1.164  | 5.34   | 5.304 | 2.005 | 1.024  | 11.01  | 4.906  |
| Herbst | Okt | 21 | 4  | 6.087  | 6.053  | 5.724 | 2.862 | 1.029  | 11.01  | 9.108  |
| Herbst | Okt | 22 | 6  | 2.057  | 3.358  | 3.795 | 1.549 | 1.164  | 11.01  | 3.982  |
| Herbst | Okt | 23 | 9  | 2.08   | 5.227  | 7.042 | 2.347 | 1.024  | 22.019 | 5.413  |
| Herbst | Nov | 0  | 4  | 1.274  | 1.823  | 1.283 | 0.641 | 1.029  | 3.716  | 2.041  |
| Herbst | Nov | 1  | 1  | 1.381  | 1.381  | NA    | NA    | 1.381  | 1.381  | NA     |
| Herbst | Nov | 2  | 3  | 1.024  | 1.028  | 0.007 | 0.004 | 1.024  | 1.037  | 0.018  |
| Herbst | Nov | 3  | 2  | 1.029  | 1.029  | 0.006 | 0.004 | 1.024  | 1.033  | 0.053  |
| Herbst | Nov | 4  | 3  | 5.388  | 4.203  | 2.782 | 1.606 | 1.024  | 6.196  | 6.911  |
| Herbst | Nov | 5  | 5  | 2.057  | 2.205  | 1.257 | 0.562 | 1.024  | 4.069  | 1.561  |
| Herbst | Nov | 6  | 1  | 4.825  | 4.825  | NA    | NA    | 4.825  | 4.825  | NA     |
| Herbst | Nov | 7  | 3  | 1.275  | 1.275  | 0     | 0     | 1.275  | 1.275  | 0      |
| Herbst | Nov | 9  | 1  | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Herbst | Nov | 12 | 2  | 6.24   | 6.24   | 2.942 | 2.08  | 4.16   | 8.32   | 26.429 |
| Herbst | Nov | 14 | 1  | 3.217  | 3.217  | NA    | NA    | 3.217  | 3.217  | NA     |
| Herbst | Nov | 17 | 3  | 1.275  | 4.317  | 5.268 | 3.042 | 1.275  | 10.4   | 13.087 |
| Herbst | Nov | 18 | 1  | 1.033  | 1.033  | NA    | NA    | 1.033  | 1.033  | NA     |
| Herbst | Nov | 19 | 3  | 2.286  | 2.988  | 1.374 | 0.793 | 2.106  | 4.571  | 3.414  |
| Herbst | Nov | 21 | 2  | 1.274  | 1.274  | 0.346 | 0.245 | 1.029  | 1.519  | 3.113  |
| Herbst | Nov | 22 | 4  | 1.381  | 1.984  | 1.449 | 0.725 | 1.029  | 4.144  | 2.306  |
| Herbst | Nov | 23 | 3  | 1.136  | 1.32   | 0.415 | 0.24  | 1.029  | 1.796  | 1.032  |
| Winter | Nov | 0  | 4  | 1.329  | 3.684  | 4.746 | 2.373 | 1.275  | 10.803 | 7.552  |
| Winter | Nov | 1  | 4  | 2.304  | 2.761  | 1.685 | 0.843 | 1.275  | 5.163  | 2.681  |
| Winter | Nov | 2  | 2  | 1.15   | 1.15   | 0.177 | 0.125 | 1.024  | 1.275  | 1.593  |
| Winter | Nov | 3  | 7  | 1.519  | 2.817  | 2.001 | 0.756 | 1.024  | 5.401  | 1.851  |
| Winter | Nov | 4  | 6  | 3.188  | 4.171  | 3.696 | 1.509 | 1.037  | 10.94  | 3.878  |
| Winter | Nov | 5  | 4  | 1.535  | 2.437  | 1.992 | 0.996 | 1.275  | 5.401  | 3.169  |
| Winter | Nov | 6  | 8  | 1.967  | 5.646  | 9.242 | 3.268 | 1.275  | 28.133 | 7.727  |
| Winter | Nov | 7  | 14 | 1.275  | 1.774  | 0.682 | 0.182 | 1.037  | 3.11   | 0.394  |
| Winter | Nov | 8  | 1  | 4.16   | 4.16   | NA    | NA    | 4.16   | 4.16   | NA     |
| Winter | Nov | 9  | 1  | 5.163  | 5.163  | NA    | NA    | 5.163  | 5.163  | NA     |
| Winter | Nov | 11 | 1  | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Winter | Nov | 12 | 1  | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Winter | Nov | 14 | 1  | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Winter | Nov | 15 | 1  | 5.47   | 5.47   | NA    | NA    | 5.47   | 5.47   | NA     |
| Winter | Nov | 16 | 3  | 3.11   | 2.681  | 0.743 | 0.429 | 1.823  | 3.11   | 1.845  |

|        |     |    |    |       |       |        |       |       |        |        |
|--------|-----|----|----|-------|-------|--------|-------|-------|--------|--------|
| Winter | Nov | 17 | 9  | 2.08  | 2.46  | 1.104  | 0.368 | 1.275 | 4.16   | 0.848  |
| Winter | Nov | 19 | 3  | 1.275 | 1.887 | 1.059  | 0.612 | 1.275 | 3.11   | 2.631  |
| Winter | Nov | 20 | 6  | 2.55  | 2.508 | 1.445  | 0.59  | 1.024 | 5.1    | 1.517  |
| Winter | Nov | 21 | 2  | 1.666 | 1.666 | 0.553  | 0.391 | 1.275 | 2.057  | 4.97   |
| Winter | Nov | 22 | 3  | 1.275 | 1.543 | 0.465  | 0.268 | 1.275 | 2.08   | 1.155  |
| Winter | Dez | 0  | 12 | 3.052 | 3.274 | 2.046  | 0.591 | 1.033 | 5.401  | 1.3    |
| Winter | Dez | 1  | 5  | 2.55  | 2.923 | 1.847  | 0.826 | 1.033 | 5.481  | 2.294  |
| Winter | Dez | 2  | 8  | 1.997 | 2.177 | 1.082  | 0.383 | 1.037 | 4.069  | 0.905  |
| Winter | Dez | 3  | 2  | 2.347 | 2.347 | 0.442  | 0.313 | 2.035 | 2.66   | 3.973  |
| Winter | Dez | 4  | 10 | 2.042 | 2.345 | 1.348  | 0.426 | 1.024 | 5.394  | 0.964  |
| Winter | Dez | 5  | 6  | 4.237 | 4.787 | 3.521  | 1.437 | 1.384 | 10.803 | 3.695  |
| Winter | Dez | 6  | 1  | 1.024 | 1.024 | NA     | NA    | 1.024 | 1.024  | NA     |
| Winter | Dez | 7  | 3  | 2.08  | 2.2   | 0.449  | 0.259 | 1.823 | 2.697  | 1.115  |
| Winter | Dez | 8  | 1  | 2.08  | 2.08  | NA     | NA    | 2.08  | 2.08   | NA     |
| Winter | Dez | 9  | 2  | 1.674 | 1.674 | 0.564  | 0.399 | 1.275 | 2.073  | 5.071  |
| Winter | Dez | 11 | 2  | 3.1   | 3.1   | 2.918  | 2.063 | 1.037 | 5.163  | 26.218 |
| Winter | Dez | 12 | 3  | 1.823 | 1.644 | 0.541  | 0.312 | 1.037 | 2.073  | 1.344  |
| Winter | Dez | 13 | 3  | 1.823 | 2.835 | 2.022  | 1.167 | 1.519 | 5.163  | 5.023  |
| Winter | Dez | 15 | 3  | 2.073 | 2.837 | 2.28   | 1.317 | 1.037 | 5.401  | 5.665  |
| Winter | Dez | 16 | 3  | 2.08  | 2.773 | 1.201  | 0.693 | 2.08  | 4.16   | 2.983  |
| Winter | Dez | 17 | 5  | 1.823 | 1.549 | 0.479  | 0.214 | 1.029 | 2.035  | 0.595  |
| Winter | Dez | 18 | 7  | 1.159 | 1.423 | 0.438  | 0.166 | 1.029 | 2.057  | 0.405  |
| Winter | Dez | 19 | 3  | 1.037 | 1.383 | 0.604  | 0.348 | 1.033 | 2.08   | 1.499  |
| Winter | Dez | 20 | 1  | 1.437 | 1.437 | NA     | NA    | 1.437 | 1.437  | NA     |
| Winter | Dez | 21 | 5  | 5.401 | 5.678 | 3.352  | 1.499 | 1.384 | 10.803 | 4.162  |
| Winter | Dez | 22 | 15 | 5.401 | 5.385 | 2.012  | 0.519 | 1.033 | 11.01  | 1.114  |
| Winter | Dez | 23 | 14 | 5.401 | 4.42  | 1.756  | 0.469 | 1.136 | 5.401  | 1.014  |
| Winter | Jan | 0  | 3  | 1.275 | 1.618 | 0.817  | 0.471 | 1.029 | 2.55   | 2.029  |
| Winter | Jan | 1  | 3  | 1.291 | 2.461 | 2.026  | 1.17  | 1.291 | 4.8    | 5.033  |
| Winter | Jan | 2  | 2  | 1.15  | 1.15  | 0.177  | 0.125 | 1.024 | 1.275  | 1.593  |
| Winter | Jan | 3  | 10 | 1.663 | 3.388 | 3.129  | 0.989 | 1.164 | 10.803 | 2.238  |
| Winter | Jan | 4  | 1  | 8.425 | 8.425 | NA     | NA    | 8.425 | 8.425  | NA     |
| Winter | Jan | 5  | 1  | 1.275 | 1.275 | NA     | NA    | 1.275 | 1.275  | NA     |
| Winter | Jan | 6  | 3  | 1.275 | 1.862 | 1.017  | 0.587 | 1.275 | 3.037  | 2.527  |
| Winter | Jan | 7  | 16 | 1.948 | 2.498 | 1.547  | 0.387 | 1.037 | 6.454  | 0.824  |
| Winter | Jan | 8  | 3  | 1.275 | 2.492 | 2.317  | 1.338 | 1.037 | 5.163  | 5.755  |
| Winter | Jan | 9  | 5  | 4.16  | 12.31 | 18.159 | 8.121 | 1.275 | 44.039 | 22.547 |
| Winter | Jan | 11 | 1  | 6.021 | 6.021 | NA     | NA    | 6.021 | 6.021  | NA     |
| Winter | Jan | 12 | 2  | 3.018 | 3.018 | 1.689  | 1.195 | 1.823 | 4.213  | 15.179 |
| Winter | Jan | 14 | 1  | 2.073 | 2.073 | NA     | NA    | 2.073 | 2.073  | NA     |
| Winter | Jan | 17 | 6  | 4.558 | 4.587 | 2.758  | 1.126 | 1.275 | 9.112  | 2.894  |
| Winter | Jan | 18 | 4  | 1.936 | 3.988 | 4.585  | 2.292 | 1.275 | 10.803 | 7.295  |
| Winter | Jan | 19 | 4  | 2.327 | 2.205 | 0.693  | 0.347 | 1.291 | 2.874  | 1.103  |
| Winter | Jan | 21 | 2  | 1.959 | 1.959 | 0.623  | 0.441 | 1.519 | 2.4    | 5.599  |
| Winter | Jan | 22 | 6  | 1.291 | 8.331 | 17.494 | 7.142 | 1.037 | 44.039 | 18.358 |
| Winter | Feb | 0  | 1  | 11.01 | 11.01 | NA     | NA    | 11.01 | 11.01  | NA     |
| Winter | Feb | 1  | 5  | 3.574 | 3.406 | 2.125  | 0.95  | 1.143 | 6.24   | 2.639  |

|          |     |    |   |        |        |       |       |        |        |        |
|----------|-----|----|---|--------|--------|-------|-------|--------|--------|--------|
| Winter   | Feb | 2  | 2 | 1.084  | 1.084  | 0.073 | 0.052 | 1.033  | 1.136  | 0.658  |
| Winter   | Feb | 4  | 4 | 1.397  | 1.631  | 0.738 | 0.369 | 1.033  | 2.697  | 1.174  |
| Winter   | Feb | 5  | 1 | 2.08   | 2.08   | NA    | NA    | 2.08   | 2.08   | NA     |
| Winter   | Feb | 6  | 5 | 1.275  | 1.689  | 0.807 | 0.361 | 1.037  | 3.037  | 1.002  |
| Winter   | Feb | 7  | 4 | 2.119  | 2.445  | 1.326 | 0.663 | 1.384  | 4.16   | 2.111  |
| Winter   | Feb | 8  | 2 | 3.12   | 3.12   | 1.471 | 1.04  | 2.08   | 4.16   | 13.215 |
| Winter   | Feb | 10 | 2 | 1.275  | 1.275  | 0     | 0     | 1.275  | 1.275  | 0      |
| Winter   | Feb | 12 | 1 | 1.519  | 1.519  | NA    | NA    | 1.519  | 1.519  | NA     |
| Winter   | Feb | 13 | 4 | 2.559  | 2.298  | 0.954 | 0.477 | 1.037  | 3.037  | 1.518  |
| Winter   | Feb | 15 | 2 | 3.797  | 3.797  | 3.222 | 2.278 | 1.519  | 6.075  | 28.944 |
| Winter   | Feb | 17 | 1 | 10.803 | 10.803 | NA    | NA    | 10.803 | 10.803 | NA     |
| Winter   | Feb | 18 | 3 | 5.401  | 5.93   | 2.174 | 1.255 | 4.069  | 8.32   | 5.401  |
| Winter   | Feb | 19 | 6 | 3.098  | 3.264  | 1.908 | 0.779 | 1.029  | 6.375  | 2.003  |
| Winter   | Feb | 20 | 4 | 2.072  | 2.2    | 1.115 | 0.557 | 1.164  | 3.492  | 1.774  |
| Winter   | Feb | 21 | 2 | 1.227  | 1.227  | 0.09  | 0.063 | 1.164  | 1.291  | 0.806  |
| Winter   | Feb | 22 | 6 | 1.336  | 1.841  | 0.977 | 0.399 | 1.024  | 3.492  | 1.026  |
| Winter   | Feb | 23 | 4 | 1.331  | 2.719  | 2.985 | 1.492 | 1.029  | 7.185  | 4.749  |
| Winter   | Mär | 2  | 4 | 1.966  | 2.592  | 1.982 | 0.991 | 1.037  | 5.401  | 3.153  |
| Winter   | Mär | 4  | 2 | 3.453  | 3.453  | 0.977 | 0.691 | 2.762  | 4.144  | 8.775  |
| Winter   | Mär | 5  | 2 | 5.109  | 5.109  | 1.365 | 0.966 | 4.144  | 6.075  | 12.268 |
| Winter   | Mär | 6  | 5 | 4.16   | 3.838  | 2.489 | 1.113 | 1.275  | 6.24   | 3.091  |
| Winter   | Mär | 7  | 1 | 6.24   | 6.24   | NA    | NA    | 6.24   | 6.24   | NA     |
| Winter   | Mär | 18 | 1 | 1.823  | 1.823  | NA    | NA    | 1.823  | 1.823  | NA     |
| Winter   | Mär | 19 | 2 | 1.037  | 1.037  | 0     | 0     | 1.037  | 1.037  | 0      |
| Winter   | Mär | 20 | 1 | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Winter   | Mär | 22 | 1 | 1.275  | 1.275  | NA    | NA    | 1.275  | 1.275  | NA     |
| Frühling | Mai | 0  | 1 | 1.621  | 1.621  | NA    | NA    | 1.621  | 1.621  | NA     |
| Frühling | Mai | 2  | 1 | 1.384  | 1.384  | NA    | NA    | 1.384  | 1.384  | NA     |
| Frühling | Mai | 3  | 3 | 1.965  | 1.76   | 0.653 | 0.377 | 1.029  | 2.286  | 1.623  |
| Frühling | Mai | 4  | 5 | 1.965  | 2.52   | 1.677 | 0.75  | 1.437  | 5.481  | 2.082  |
| Frühling | Mai | 5  | 4 | 2.057  | 3.063  | 2.027 | 1.014 | 2.035  | 6.104  | 3.226  |
| Frühling | Mai | 6  | 2 | 1.724  | 1.724  | 0.44  | 0.311 | 1.412  | 2.035  | 3.953  |
| Frühling | Mai | 8  | 1 | 5.481  | 5.481  | NA    | NA    | 5.481  | 5.481  | NA     |
| Frühling | Mai | 9  | 1 | 1.437  | 1.437  | NA    | NA    | 1.437  | 1.437  | NA     |
| Frühling | Mai | 10 | 1 | 4.213  | 4.213  | NA    | NA    | 4.213  | 4.213  | NA     |
| Frühling | Mai | 11 | 2 | 2.057  | 2.057  | 0.032 | 0.023 | 2.035  | 2.08   | 0.288  |
| Frühling | Mai | 13 | 1 | 2.08   | 2.08   | NA    | NA    | 2.08   | 2.08   | NA     |
| Frühling | Mai | 14 | 1 | 1.029  | 1.029  | NA    | NA    | 1.029  | 1.029  | NA     |
| Frühling | Mai | 18 | 1 | 4.069  | 4.069  | NA    | NA    | 4.069  | 4.069  | NA     |
| Frühling | Mai | 19 | 2 | 1.929  | 1.929  | 0.149 | 0.106 | 1.823  | 2.035  | 1.342  |
| Frühling | Mai | 20 | 3 | 1.965  | 1.896  | 0.428 | 0.247 | 1.437  | 2.285  | 1.064  |
| Frühling | Mai | 21 | 3 | 1.384  | 1.642  | 0.667 | 0.385 | 1.143  | 2.4    | 1.658  |
| Frühling | Mai | 23 | 2 | 1.206  | 1.206  | 0.251 | 0.177 | 1.029  | 1.384  | 2.255  |
| Frühling | Mär | 2  | 1 | 1.136  | 1.136  | NA    | NA    | 1.136  | 1.136  | NA     |
| Frühling | Mär | 4  | 2 | 2.703  | 2.703  | 2.019 | 1.428 | 1.275  | 4.131  | 18.143 |
| Frühling | Mär | 6  | 1 | 2.057  | 2.057  | NA    | NA    | 2.057  | 2.057  | NA     |
| Frühling | Mär | 8  | 1 | 1.037  | 1.037  | NA    | NA    | 1.037  | 1.037  | NA     |

|                 |     |    |   |       |       |       |       |       |       |        |
|-----------------|-----|----|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| <b>Frühling</b> | Mär | 9  | 1 | 2.08  | 2.08  | NA    | NA    | 2.08  | 2.08  | NA     |
| <b>Frühling</b> | Mär | 13 | 1 | 1.823 | 1.823 | NA    | NA    | 1.823 | 1.823 | NA     |
| <b>Frühling</b> | Mär | 14 | 3 | 3.647 | 3.108 | 1.401 | 0.809 | 1.519 | 4.16  | 3.479  |
| <b>Frühling</b> | Mär | 18 | 2 | 4.16  | 4.16  | 2.942 | 2.08  | 2.08  | 6.24  | 26.429 |
| <b>Frühling</b> | Mär | 19 | 3 | 2.08  | 3.467 | 2.402 | 1.387 | 2.08  | 6.24  | 5.966  |
| <b>Frühling</b> | Mär | 22 | 2 | 2.065 | 2.065 | 0     | 0     | 2.065 | 2.065 | 0      |

# Anhang F: Response Curve und Relative Variable Importance nach Jahreszeit

## Sommer

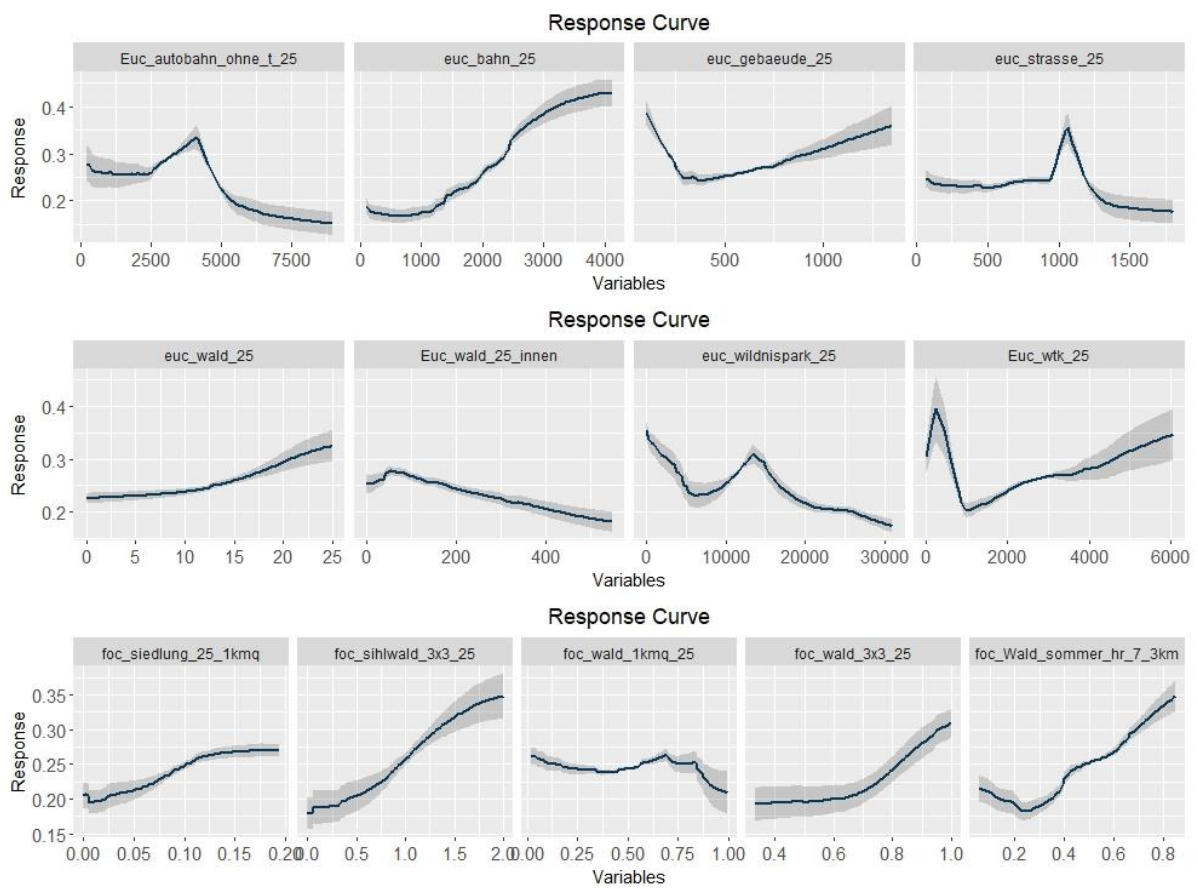


Abbildung 17: Response Curve Sommer für jedes verwendete Rasterlayer und unter Einbezug aller statistischen Methoden. Nicht nach Tag-Nacht-Phase unterteilt. In grau das 95 % - Konfidenzintervall.



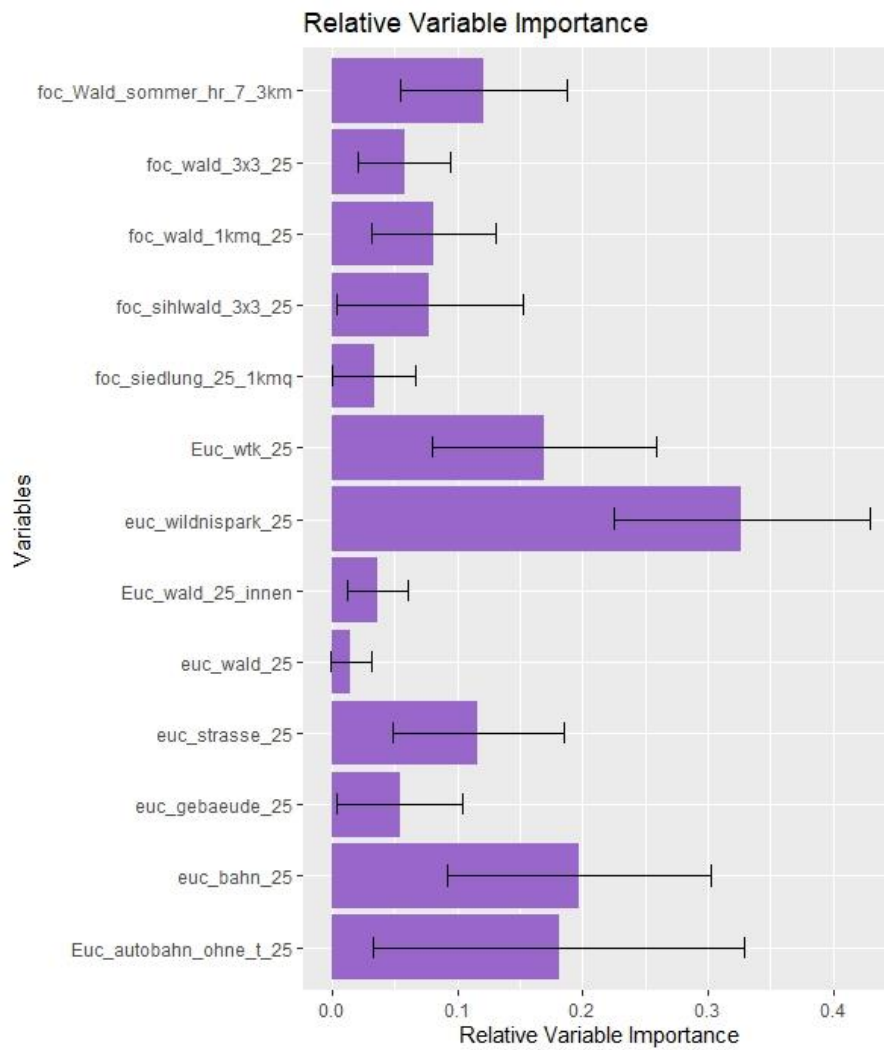


Abbildung 18: RVI Sommer. Variablen (y-Achse) sind die verwendeten Rasterlayer für die Prognose- und Verbreitungsmodellierungen. Relative Variable Importance zeigt die Wichtigkeit bei der Modellierung mit den Einzelnen Variablen (0 = keine Relevanz – 1 = hohe Relevanz). Abgebildet sind die Durchschnittswerte aller statistischen Methoden und das 95 % - Konfidenzintervall.

**Herbst**

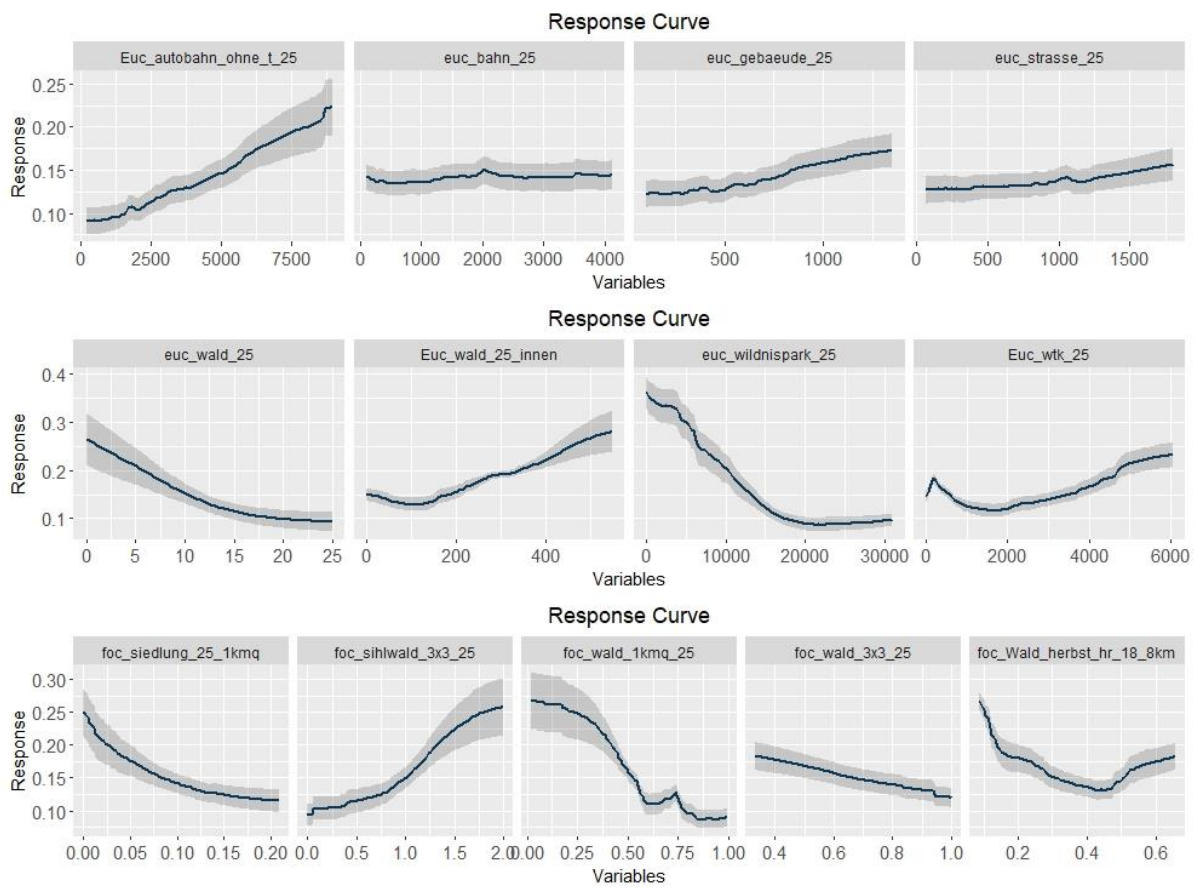


Abbildung 19: Response Curve Herbst für jedes verwendete Rasterlayer und unter Einbezug aller statistischen Methoden. Nicht nach Tag-Nacht-Phase unterteilt. In grau das 95 % - Konfidenzintervall.

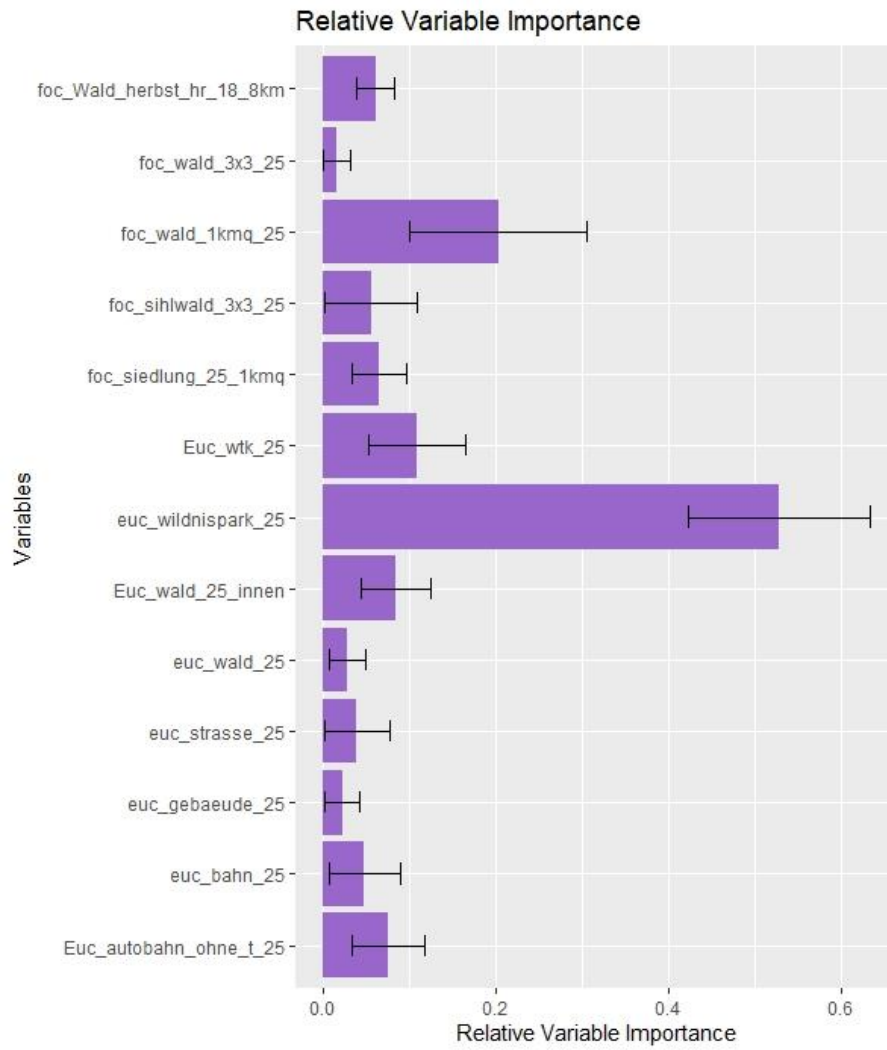


Abbildung 20: RVI Herbst. Variablen (y-Achse) sind die verwendeten Rasterlayer für die Prognose- und Verbreitungsmodellierungen. Relative Variable Importance zeigt die Wichtigkeit bei der Modellierung mit den Einzelnen Variablen (0 = keine Relevanz – 1 = hohe Relevanz). Abgebildet sind die Durchschnittswerte aller statistischen Methoden und das 95 % - Konfidenzintervall.

Winter

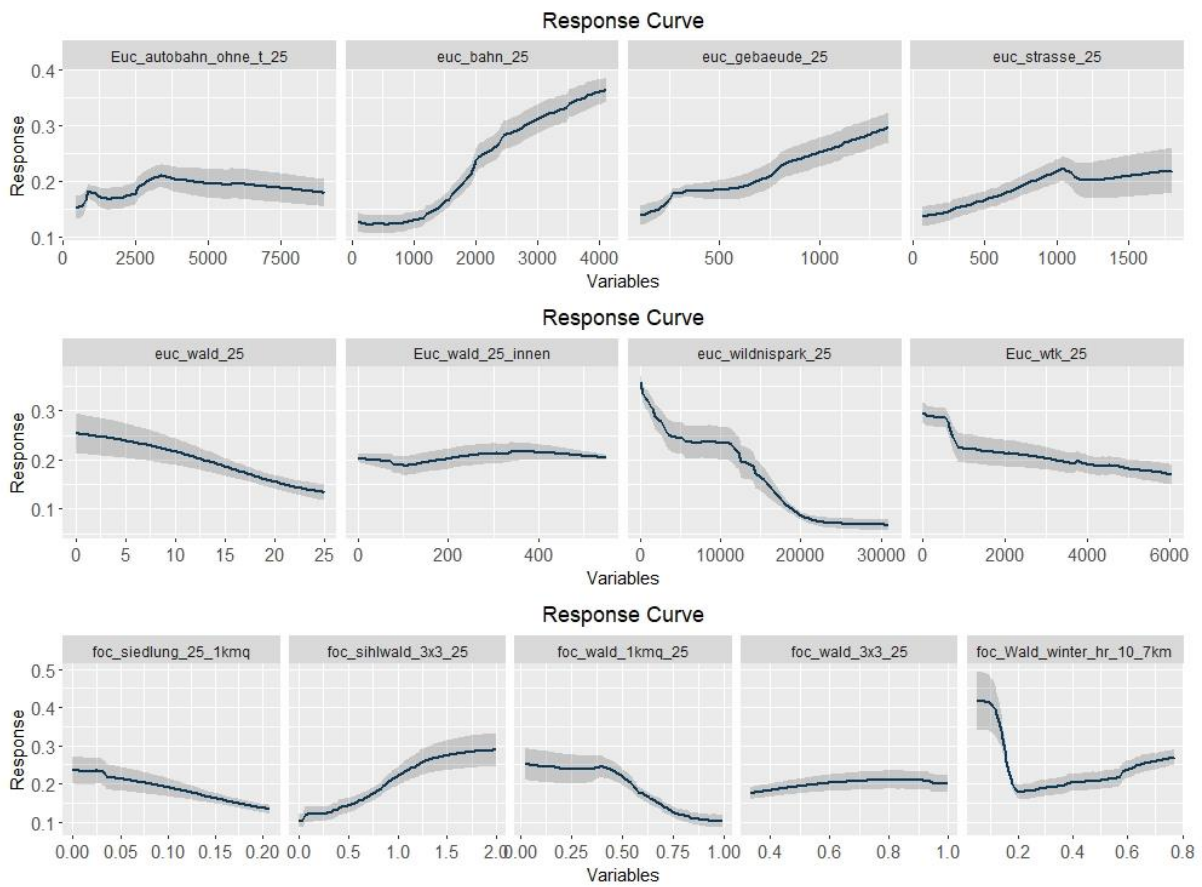


Abbildung 21: Response Curve Winter für jedes verwendete Rasterlayer und unter Einbezug aller statistischen Methoden. Nicht nach Tag-Nacht-Phase unterteilt. In grau das 95 % - Konfidenzintervall.

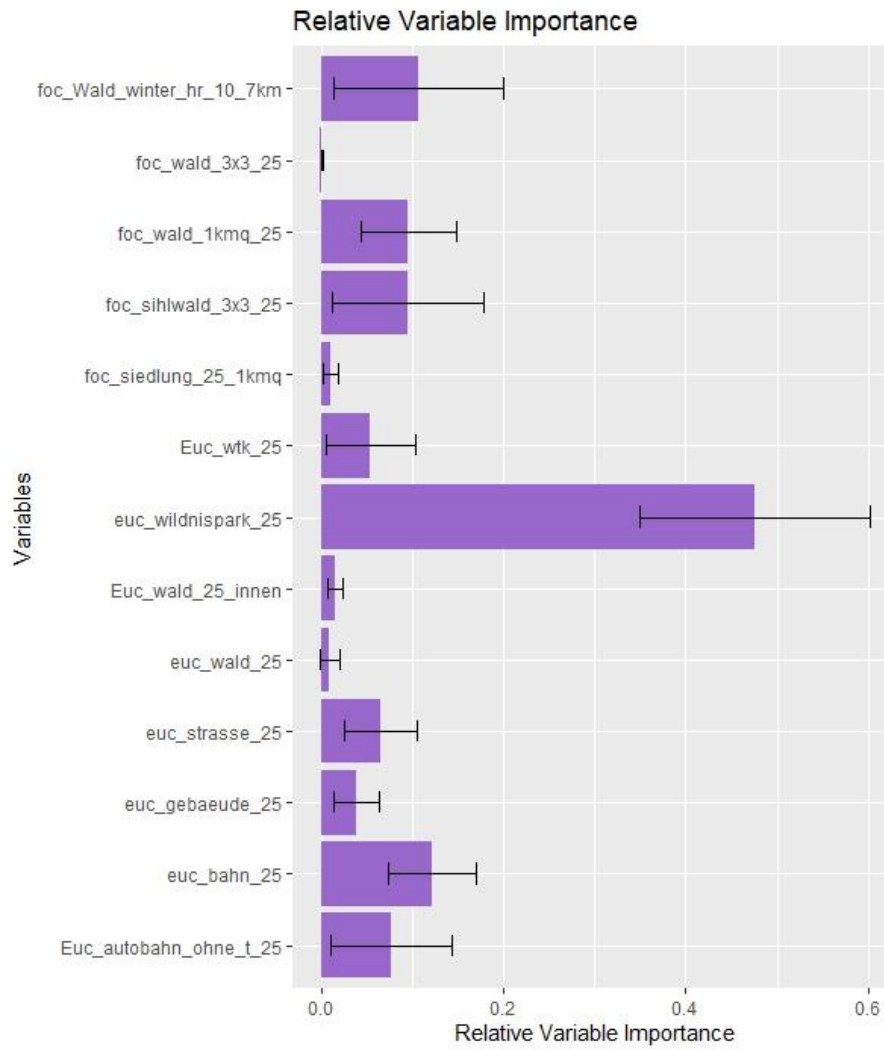


Abbildung 22: RVI Winter. Variablen (y-Achse) sind die verwendeten Rasterlayer für die Prognose- und Verbreitungsmodellierungen. Relative Variable Importance zeigt die Wichtigkeit bei der Modellierung mit den Einzelnen Variablen (0 = keine Relevanz – 1 = hohe Relevanz). Abgebildet sind die Durchschnittswerte aller statistischen Methoden und das 95 % - Konfidenzintervall.

# Frühling

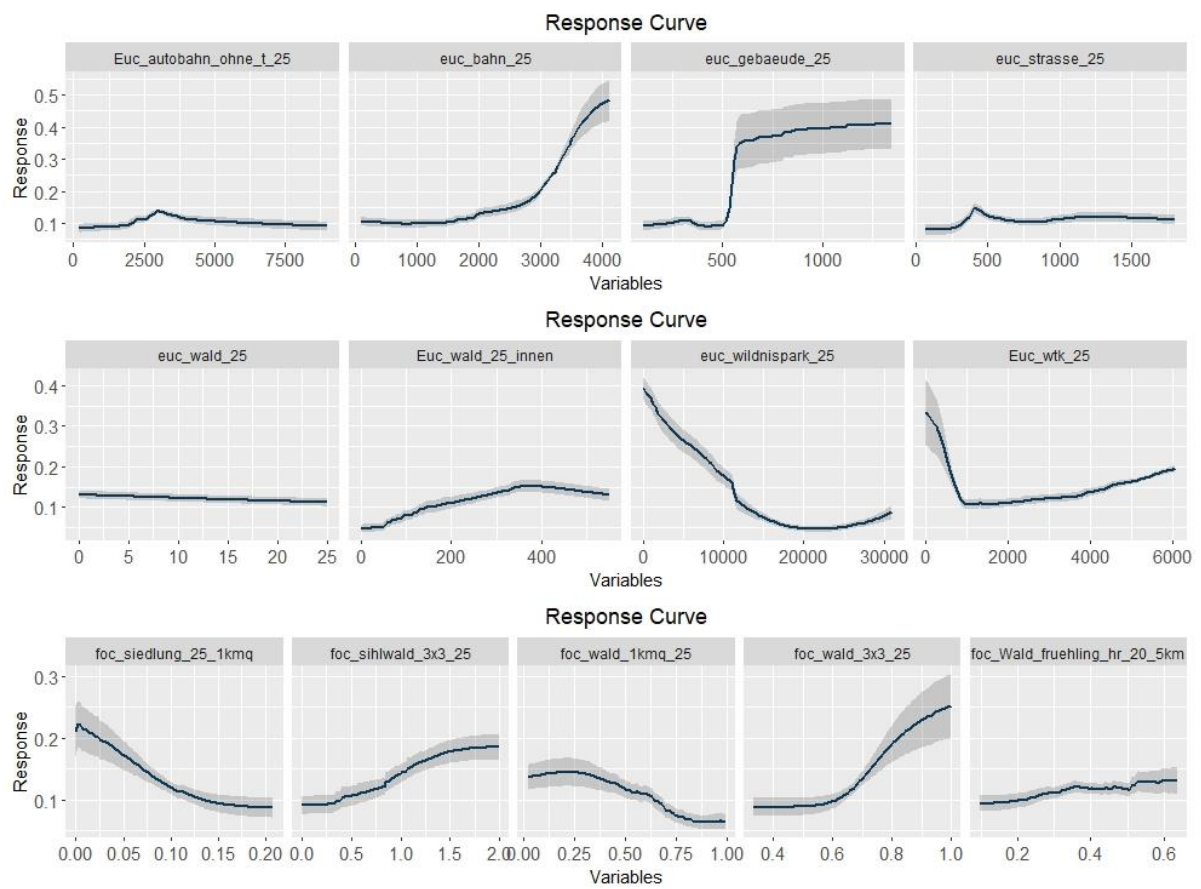


Abbildung 23: Response Curve Frühling für jedes verwendete Rasterlayer und unter Einbezug aller statistischen Methoden. Nicht nach Tag-Nacht-Phase unterteilt. In grau das 95 % - Konfidenzintervall.

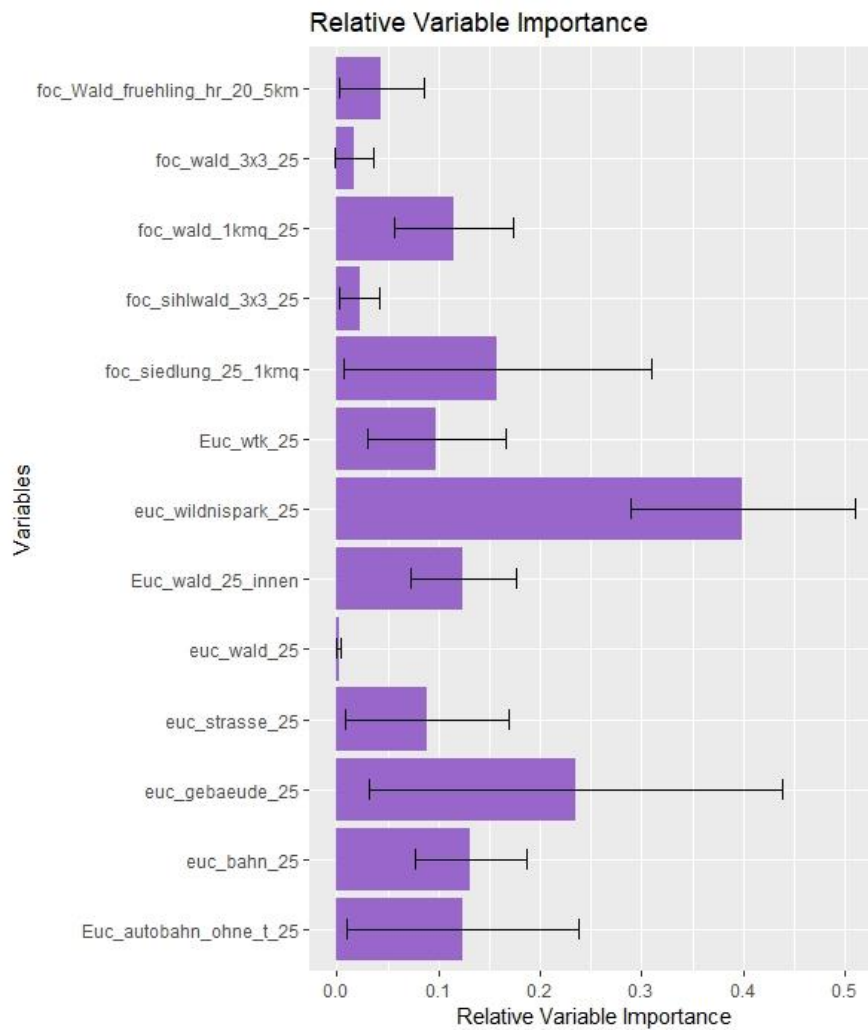


Abbildung 24: RVI Frühling. Variablen (y-Achse) sind die verwendeten Rasterlayer für die Prognose- und Verbreitungsmodellierungen. Relative Variable Importance zeigt die Wichtigkeit bei der Modellierung mit den Einzelnen Variablen (0 = keine Relevanz – 1 = hohe Relevanz). Abgebildet sind die Durchschnittswerte aller statistischen Methoden und das 95 % - Konfidenzintervall.

## Anhang G: R-Code

### Datenaufbereitung

```
Sys.setenv(LANG = "de")
```

```
Sys.setenv(LANG = "en")
```

```
options(digits=15, scipen = 999)
```

```
ipak <- function(pkg){  
  new.pkg <- pkg[!(pkg %in% installed.packages()[, "Package"])]  
  if (length(new.pkg))  
    install.packages(new.pkg, dependencies = TRUE)  
  sapply(pkg, require, character.only = TRUE)  
}
```

```
packages <- c("sf", "rgdal", "rgeos", "raster", "gdalUtils", "tidyverse", "lubridate", "knitr",  
             "amt", "cowplot", "magrittr", "ggmap", "ggspatial", "grid", "suncalc", "sfheaders")
```

```
ipak(packages)
```

```
all_data_2 <- read_delim("D:/Bachelorarbeit/Daten/all_final_sommer_winter_20_21.csv",  
                        delim = ";") %>%
```

```
  mutate(Datum = as.Date(Datum, format = "%d.%m.%Y"),  
         id_kmq = substr(Kamera, nchar(Kamera)-6, nchar(Kamera)),  
         ID_Fotofal = substr(Kamera, 1, nchar(Kamera)-8),  
         id_x = substr(id_kmq, 1, nchar(id_kmq)-4),  
         id_y = substr(id_kmq, nchar(id_kmq)-2, nchar(id_kmq)),  
         Monat = month(Datum, label = T),  
         Week = week(Datum),  
         DateTime = as.POSIXct(paste(Datum, t_in), format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S",  
                                   tz="UTC"),  
         X = as.numeric(X),  
         Y = as.numeric(Y))%>%
```



```

mutate(Monat = as.character(Monat))%>%
dplyr::select(id_kmq:DateTime,Kamera:Y) %>%
mutate(Tag = wday(Datum, label = T),
       Stunde = hour(DateTime))

# pipe forcats
all_data_2 <- all_data_2 %>%
  select(id_kmq:Week, Tag, Stunde, DateTime:Y) %>%
  mutate(Tag = fct_relevel(Tag, c("Mo\\.", "Di\\.", "Mi\\.", "Do\\.", "Fr\\.", "Sa\\.", "So\\.")),
         Tag = fct_recode(Tag, Mo="Mo\\.", Di = "Di\\.", Mi = "Mi\\.", Do = "Do\\.", Fr = "Fr\\.", Sa
= "Sa\\.", So = "So\\."),
         Tag = as.character(Tag))

##### astronomische Jahreszeiten, nicht gebraucht #####

getSeason <- function(DATES) {
  WS <- as.Date("2020-12-21", format = "%Y-%m-%d") # Winter Solstice
  SE <- as.Date("2020-3-20", format = "%Y-%m-%d") # Spring Equinox
  SS <- as.Date("2020-6-20", format = "%Y-%m-%d") # Summer Solstice
  FE <- as.Date("2020-9-22", format = "%Y-%m-%d") # Fall Equinox

  # Convert dates from any year to 2020 dates
  d <- as.Date(strftime(DATES, format="2020-%m-%d"))

  ifelse (d >= WS | d < SE, "Winter",
         ifelse (d >= SE & d < SS, "Frühling",
                ifelse (d >= SS & d < FE, "Sommer", "Herbst")))
}

all_data_2$Jahreszeit <- all_data_2$Datum

all_data_2$Jahreszeit <- getSeason(all_data_2$Jahreszeit)

```

```
##### Jahreszeiten nach Thiel et al. (2018) #####  
# winter: 16. Nov - 15. Mar  
# fruehling: 16. Mar - 15. Mai  
# sommer: 16. Mai - 15. Sep  
# herbst: 16. Sep - 15. Nov  
  
# Interval Jahreszeiten, "Fruehling" wird als Grundwert eingetragen  
winter <- interval(ymd("2020-11-16"), ymd("2021-03-15"))  
sommer <- interval(ymd("2020-05-16"), ymd("2020-09-15"))  
herbst <- interval(ymd("2020-09-16"), ymd("2020-11-15"))  
  
# Grundwert  
all_data_2$jhz_rh <- "Fruehling"  
# restliche Jahreszeiten nach Rothirsch-Biologie  
all_data_2$jhz_rh [ all_data_2$Datum %within% winter  
] = "Winter"  
  
all_data_2$jhz_rh [ all_data_2$Datum %within% sommer  
] = "Sommer"  
  
all_data_2$jhz_rh [ all_data_2$Datum %within% herbst  
] = "Herbst"  
  
##### Tageszeiten einfügen mit suncalc-package #####  
  
# append lumidata ####  
  
day <- sort((unique(as.Date(all_data_2$Datum , format= "%Y-%m-%d"))), decreasing =  
FALSE) # liste aller Datum die Daten haben  
startdate <- min(day) #Erster Tag mit Daten  
enddate <- max(day) #Letzter Tag mit Daten
```

```
data_shape <- st_as_sf(all_data_2, coords = c("X", "Y"), crs = 2056, remove = F)
data_shape <- st_transform(data_shape, crs = 4326)

data_coords <- do.call(rbind, st_geometry(data_shape)) %>%
  as_tibble() %>% setNames(c("lon", "lat"))

latitude_mean <- (mean(na.omit(data_coords$lat), na.rm = TRUE)) #Mittlerer
Breitengradgrad des Datensatzes ohne Fehlerwerte

longitude_mean <- (mean(na.omit(data_coords$lon) , na.rm = TRUE)) #Mittlerer Längengrad
des Datensatzes ohne Fehlerwerte

lumidata <-
  getSunlightTimes(
    date = seq.Date(startdate, enddate, by = 1),
    keep = c("dawn", "sunrise", "sunset", "dusk"),
    lat = latitude_mean,
    lon = longitude_mean,
    tz = "UTC"
  )

lumidata <- lumidata %>%
  mutate(sunrise = sunrise + hours(1),
         sunset = sunset + hours(1),
         dawn = dawn + hours(1),
         dusk = dusk + hours(1)) %>%
  rename(twilight_dawn = "dawn",
         twilight_dusk = "dusk",
         Datum = "date")

lumidata$Datum <- as.Date(lumidata$sunrise, format= "%Y-%m-%d")
all_data_2 <- left_join(all_data_2, lumidata, by = "Datum")
```

```
##### Daten in UTC formatieren zur vereinheitlichung der DateTime #####
all_data_2 %>%
  mutate(twilight_dawn = as.POSIXct(twilight_dawn, format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S",
    tz="UTC"),
    sunrise = as.POSIXct(sunrise, format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S", tz="UTC"),
    sunset = as.POSIXct(sunset, format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S", tz="UTC"),
    twilight_dusk = as.POSIXct(twilight_dusk, format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S",
    tz="UTC")
  )

##### interval alle Tageszeiten, nicht gebraucht#####

# daytime: Tageszeit nach tageszeitlichen Phasen eingeteilt:
# night: twilight_dusk + 1h bis twilight_dawn - 1h
# dawn: twilight_dawn - 1h bis twilight_dawn + 1h
# day: twilight_dawn + 1h bis twilight_dusk - 1h
# dusk: twilight_dusk - 1h bis twilight_dusk + 1h

#nacht_interval <- interval(ymd_hms((all_data_2$twilight_dusk) + hours(1)),
ymd_hms((all_data_2$twilight_dawn) - hours(1)))

#morgendaemm_interval <- interval(ymd_hms((all_data_2$twilight_dawn) - hours(1)),
ymd_hms((all_data_2$twilight_dawn) + hours(1)))

#abenddaemm_interval <- interval(ymd_hms((all_data_2$twilight_dusk) - hours(1)),
ymd_hms((all_data_2$twilight_dusk) + hours(1)))

#tag_interval <- interval(ymd_hms((all_data_2$twilight_dawn) + hours(1)),
ymd_hms((all_data_2$twilight_dusk) - hours(1)))

# interval Tag und Nacht
# night: sunset bis sunrise
# day: sunrise bis sunset
```

```
nacht_interval <- interval(ymd_hms(all_data_2$sunset), ymd_hms(all_data_2$sunrise))
```

```
nacht_interval
```

```
tag_interval <- interval(ymd_hms(all_data_2$sunrise), ymd_hms(all_data_2$sunset))
```

## # Tageszeit

```
# ifelse-loop
```

```
all_data_2$Tageszeit = ifelse(all_data_2$DateTime %within% tag_interval , "Tag", "Nacht")
```

```
all_data_2$Tageszeit
```

## # data.frame für SDM vorbereiten

```
#####
```

```
## Untersuchungszeitraum
```

```
data_sdm_complete_raw <- all_data_2 %>% filter(between(Datum, as.Date("2020-05-01"),  
as.Date("2021-03-31")))
```

### ## Anwesenheiten von Rothirschen #####

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_gesamt = with(data_sdm_complete_raw,  
ifelse(Art == "Rothirsch" , 1, 0))
```

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_adulttier = with(data_sdm_complete_raw,  
ifelse((Art == "Rothirsch" & Adulttier >= 1) , 1, 0))
```

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_jungtier = with(data_sdm_complete_raw,  
ifelse((Art == "Rothirsch" & Jungtier >= 1) , 1, 0))
```

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_kalb = with(data_sdm_complete_raw,  
ifelse((Art == "Rothirsch" & Kalb_Kitz >= 1) , 1, 0))
```

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_alterunklar = with(data_sdm_complete_raw,  
ifelse((Art == "Rothirsch" & Altersklasse_unklar >= 1) , 1,  
0))
```

```
data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_kalb = with(data_sdm_complete_raw,
                                               ifelse((Art == "Rothirsch" & Kalb_Kitz >= 1) , 1, 0))

data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_geschlecht_unklar = with(data_sdm_complete_raw,
                                                           ifelse((Art == "Rothirsch" & Geschlecht_unkannt >=
1) , 1, 0))

data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_weiblich = with(data_sdm_complete_raw,
                                                    ifelse((Art == "Rothirsch" & Anzahl_weibliche_Tiere >= 1) , 1,
0))

data_sdm_complete_raw$Anwesenheit_maennlich = with(data_sdm_complete_raw,
                                                    ifelse((Art == "Rothirsch" & Anzahl_maennliche_Tiere >= 1) ,
1, 0))

#### NA's mit 0 ersetzen #####
# Datat.Frame SDM#####
data_sdm_complete_raw <- data_sdm_complete_raw %>%
  mutate_at(vars(Anwesenheit_adulttier:Anwesenheit_maennlich), ~replace(.,is.na(.),0))

data_sdm_ganz <- data_sdm_complete_raw %>%
  select(id_kmq, Anwesenheit_gesamt:Anwesenheit_maennlich, X, Y, jhz_rh, Monat,
Tageszeit, Stunde)

write.csv2(data_sdm_ganz,
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/rothirsch_sdm_csv/NEU_sdm_ganz.csv",
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")

##### Standorte und Leftjoin #####
```

```
standorte <- read_delim("D:/Bachelorarbeit/Daten/Standorte_FF_beide_Kantone.csv", delim
= ";")
```

```
standorte %<>% group_by(Name_JR)%>% mutate(n_FF = n()) %>% ungroup()
```

```
all_data_2 <- left_join(all_data_2, standorte)
```

```
all_data_short <- all_data_2 %>% filter(between(Datum, as.Date("2020-05-01"),
as.Date("2021-03-31")))
```

```
all_data_short <- all_data_short %>%
```

```
  mutate(Anzahl = as.numeric(Anzahl),
```

```
         Adulttier= as.numeric(Adulttier),
```

```
         Jungtier = as.numeric(Jungtier),
```

```
         Kalb_Kitz = as.numeric(Kalb_Kitz),
```

```
         Altersklasse_unklar = as.numeric(Altersklasse_unklar),
```

```
         Geschlecht_unbekannt = as.numeric(Geschlecht_unbekannt),
```

```
         Anzahl_weibliche_Tiere = as.numeric(Anzahl_weibliche_Tiere),
```

```
         Anzahl_maennliche_Tiere = as.numeric(Anzahl_maennliche_Tiere))
```

```
# write_csv2(all_data_short, "Results/Rothirsch_im_Mittelland.csv")
```

```
# Statistik #####
```

```
# shapefile einlesen
```

```
Wald_und_kmq <- st_read("D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/GIS/Kmq_Wald.shp")
```

```
##### Waldflächen #####
```

```
Waldflaeche_gesamt <- Wald_und_kmq %>%
```

```
  group_by(Flaeche) %>%
```

```
  summarize(Waldflaeche = sum(Shape_Area)) %>%
```

```
  ungroup()
```

## # Anzahl der Bildsequenzen pro 24 h und Jahreszeit #####

```
seq_jhz_rot_h <- all_data_short %>%
  tidy::expand(id_kmq, jhz_rh, Stunde, Art)

tally_seq <- all_data_short %>% group_by(id_kmq, jhz_rh, Stunde, Art) %>%
  summarize(Anzahl_Bildsequenzen = n())

full_jhz_h <- left_join(seq_jhz_rot_h, tally_seq)

#

full_jhz_h %<>% mutate(#n = replace_na(n,0),
  id_x = substr(id_kmq,1,nchar(id_kmq)-4),
  id_y = substr(id_kmq,nchar(id_kmq)-2,nchar(id_kmq))) %>% filter(Art == "Rothirsch")

full_jhz_h$jhz_rh <- as_factor(full_jhz_h$jhz_rh)

full_jhz_h$jhz_rh <- fct_relevel(full_jhz_h$jhz_rh, c("Frühling", "Sommer", "Herbst", "Winter"))

histogram_jhz_h <- full_jhz_h %>% ggplot(aes(x= Stunde, y=Anzahl_Bildsequenzen,
group=jhz_rh, fill=jhz_rh))+
  geom_bar(stat = "identity",position = "dodge") +
  scale_fill_manual(values = c("limegreen","orangered","saddlebrown", "dodgerblue2"),
guide="none") +
  facet_wrap(~jhz_rh, ncol = 2)+
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 0, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),
legend.position = "none")+
  labs(y = "Bildsequenzen", x= "Stunde") + theme(legend.position = "none")+
  theme_minimal()
histogram_jhz_h
```



```

ggsave(filename="D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/Bildsequenzen_Jahreszeiten_rh_nach_stunden.png", plot= histogram_jhz_h,
        width = 30, height = 20,
        units = "cm",
        dpi = 900
)

```

### # Anzahl Rothirsche pro Jahreszeit und Stunde #####

```

anz_jhz_rot_h <- all_data_short %>%
  tidy::expand(id_kmq, jhz_rh, Stunde, Art)

tally_seq <- all_data_short %>% group_by(id_kmq, jhz_rh, Stunde, Art) %>%
  summarize(Anzahl_Rothirsche = sum(Anzahl),
            Bildsequenzen = n(),
            Anzahl_RH_bildsequenz =
  Anzahl_Rothirsche/n())

full_jhz_h_anz <- left_join(anz_jhz_rot_h, tally_seq)

#

full_jhz_h_anz %<>% mutate(#n = replace_na(n,0),
  id_x = substr(id_kmq,1,nchar(id_kmq)-4),
  id_y = substr(id_kmq,nchar(id_kmq)-2,nchar(id_kmq))) %>% filter(Art == "Rothirsch")

full_jhz_h_anz$jhz_rh <- as_factor(full_jhz_h_anz$jhz_rh)

full_jhz_h_anz$jhz_rh <- fct_relevel(full_jhz_h_anz$jhz_rh, c("Frühling", "Sommer", "Herbst",
"Winter"))

histogram_jhz_h_anz <- full_jhz_h_anz %>% ggplot(aes(x= Stunde, y=Anzahl_Rothirsche,
group=jhz_rh, fill=jhz_rh))+
  geom_bar(stat = "identity",position = "dodge") +

```

```

  scale_fill_manual(values = c("limegreen", "orangered", "saddlebrown", "dodgerblue2"),
guide="none") +

  facet_wrap(~jhz_rh, ncol = 2)+

  theme( axis.text.x = element_text(angle = 0, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),
legend.position = "none")+

  labs(y = "Anzahl Rothirsche", x= "Stunde") + theme(legend.position = "none")+

  theme_minimal()

```

histogram\_jhz\_h\_anz

```

ggsave(filename="D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/Anzahl_RH_Jahreszeit
en_rh_nach_stunden.png", plot= histogram_jhz_h_anz,

  width = 30, height = 20,

  units = "cm",

  dpi = 900

)

```

# Anzahl Rothirsche pro Bildsequenz und Stunde, aufgeteilt nach Jahreszeit #####

```

histogram_jhz_h_anz_seq <- full_jhz_h_anz %>% ggplot(aes(x= Stunde,
y=Anzahl_RH_bildsequenz, group=jhz_rh, fill=jhz_rh))+

  geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") +

  scale_fill_manual(values = c("limegreen", "orangered", "saddlebrown", "dodgerblue2"),
guide="none") +

  facet_wrap(~jhz_rh, ncol = 2)+

  theme( axis.text.x = element_text(angle = 0, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),
legend.position = "none")+

  labs(y = "Anzahl Rothirsche \npro Bildsequenz", x= "Stunde") + theme(legend.position =
"none")+

  theme_minimal()

```

histogram\_jhz\_h\_anz\_seq

```

ggsave(filename="D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/Anzahl_RH_pro_seq_J
ahreszeiten_rh_nach_stunden.png", plot= histogram_jhz_h_anz_seq,

  width = 30, height = 20,

```

```
units = "cm",  
dpi = 900  
)
```

## # Summarizing Fotofallennachweise #####

```
# Shapefile enthält Fotofallenquadrate und Flächen innerhalb und ausserhalb Wald in [m^2]  
Wald_und_kmq <- st_read("D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/GIS/Kmq_Wald.shp")  
standorte <- read_delim("D:/Bachelorarbeit/Daten/Standorte_FF_beide_Kantone.csv", delim  
= ";")
```

```
standorte %<>% group_by(Name_JR)%>% mutate(n_FF = n()) %>% ungroup()
```

```
all_data_2 <- left_join(all_data_2, standorte)
```

```
all_data_short <- all_data_2 %>% filter(between(Datum, as.Date("2020-05-01"),  
as.Date("2021-03-31")))
```

```
all_data_short <- all_data_short %>%
```

```
  mutate(Anzahl = as.numeric(Anzahl),
```

```
        Adulttier = as.numeric(Adulttier),
```

```
        Jungtier = as.numeric(Jungtier),
```

```
        Kalb_Kitz = as.numeric(Kalb_Kitz),
```

```
        Altersklasse_unklar = as.numeric(Altersklasse_unklar),
```

```
        Geschlecht_unbekannt = as.numeric(Geschlecht_unbekannt),
```

```
        Anzahl_weibliche_Tiere = as.numeric(Anzahl_weibliche_Tiere),
```

```
        Anzahl_maennliche_Tiere = as.numeric(Anzahl_maennliche_Tiere))
```

```
data_short_RAI <- all_data_short %>%
  group_by(id_kmq, Datum, Stunde, Art) %>%
  summarize(Anzahl_Rothirsche = sum(Anzahl),
            Bildsequenzen = n(),
            Anzahl_RH_bildsequenz = Anzahl_Rothirsche/n()) %>%
  ungroup()

all_RAI <- all_data_short

all_RAI_full <- left_join(all_RAI, data_short_RAI)

# Flächenanteil Wald innerhalb FFQ extrahieren und data.frame
# hinzufügen #####

wald_Area <- Wald_und_kmq %>%
  filter(Flaeche != "Wald") %>%
  select(id_kmq, Flaeche, Shape_Area)

wald_Area <- st_drop_geometry(wald_Area)

wald_Area <- wald_Area %>%
  filter(Flaeche == "Kmq innerhalb Wald")

all_data_short <- left_join(all_data_short, wald_Area)

all_data_short <- all_data_short %>%
  filter(Art == "Rothirsch")

RAI <- all_data_short %>%
  group_by(id_kmq, jhz_rh, Monat, Tageszeit, Stunde, Art, Shape_Area) %>%
  summarize(Anzahl_Rothirsche = sum(Anzahl),
            Bildsequenzen = n(),
            Anzahl_RH_bildsequenz = Anzahl_Rothirsche/n(),
            RAI_KMQ_WALD = (Anzahl_Rothirsche / (Shape_Area))*1000000) %>%
```

```
ungroup()
```

```
RAI <- all_data_short %>%  
  group_by(id_kmq, jhz_rh, Monat, Tageszeit, Stunde, Art, Shape_Area) %>%  
  summarize(Anzahl_Rothirsche = sum(Anzahl),  
            Bildsequenzen = n(),  
            Anzahl_RH_bildsequenz = Anzahl_Rothirsche/n(),  
            RAI_KMQ_WALD = (Anzahl_RH_bildsequenz / (Shape_Area))*1000000) %>%  
  ungroup()
```

```
RAI_time <- all_data_short %>%  
  group_by(DateTime, id_kmq, jhz_rh, Monat, Tageszeit, Stunde, Art, Shape_Area) %>%  
  summarize(Anzahl_Rothirsche = sum(Anzahl),  
            Bildsequenzen = n(),  
            Anzahl_RH_bildsequenz = Anzahl_Rothirsche/n(),  
            RAI_KMQ_WALD = (Anzahl_RH_bildsequenz / (Shape_Area))*1000000) %>%  
  ungroup()
```

```
plot(as.factor(RAI$id_kmq), RAI$RAI_KMQ_WALD )
```

```
RAI_plot <- RAI %>%  
  ggplot2::ggplot(aes(id_kmq, RAI_KMQ_WALD, fill=id_kmq)) +  
  geom_boxplot() +  
  facet_wrap(~jhz_rh)+  
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.3), legend.position = "none")+  
  labs(x = "Kamerafallen ID", y = "Relative Abundanz [durchschnittliche AnzRH/Bildseq und  
km2 Wald]")
```

```
RAI_plot
```

```
RAI_plot_time <- RAI_time %>%  
  
  ggplot2::ggplot(aes(DateTime, RAI_KMQ_WALD)) +  
  geom_point(aes(colour=factor(Tageszeit)), alpha=0.5)+  
  geom_smooth() +  
  #facet_wrap(~jhz_rh)+  
  
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),  
legend.position = "none")+  
  
  ylim(0,60)+  
  
  theme_minimal()+  
  
  theme(legend.position = "bottom")+  
  
  labs(x = "Datum", y = "Relative Abundanz [AnzRH/Bildseq und km2 Wald]", color  
="Tageszeit")
```

RAI\_plot\_time

```
RAI_plot_time_tz <- RAI_time %>%  
  
  ggplot2::ggplot(aes(DateTime, RAI_KMQ_WALD)) +  
  geom_point(aes(colour=factor(Tageszeit)), alpha=0.5)+  
  geom_smooth() +  
  facet_wrap(~Tageszeit)+  
  
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),  
legend.position = "none")+  
  
  ylim(0,60)+  
  
  theme_minimal()+  
  
  theme(legend.position = "none")+  
  
  labs(x = "Datum", y = "Relative Abundanz [AnzRH/Bildseq und km2 Wald]")
```

RAI\_plot\_time\_tz

```
RAI_table <- RAI_time %>%  
  group_by( jhz_rh, Monat, Stunde) %>%  
  summarise(RAI=mean(RAI_KMQ_WALD),  
            SD=sd(RAI_KMQ_WALD),  
            Median=median(RAI_KMQ_WALD),  
            Anzahl_Rothirsche=Anzahl_Rothirsche,  
            Anzahl_RH_bildsequenz=Anzahl_RH_bildsequenz) %>%  
  ungroup()
```

```
RAI_table_Monat <- RAI_time %>%  
  group_by(Monat) %>%  
  summarise(RAI=mean(RAI_KMQ_WALD),  
            SD=sd(RAI_KMQ_WALD),  
            Median=median(RAI_KMQ_WALD),  
            Anzahl_Rothirsche=Anzahl_Rothirsche,  
            Anzahl_RH_bildsequenz=Anzahl_RH_bildsequenz) %>%  
  ungroup()
```

## # Statistiken für Tabellen #####

```
library(rstatix)
```

```
rh_kmq<- RAI_time%>%  
  group_by(id_kmq, Shape_Area, jhz_rh)%>%  
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci" ))
```

```
write.csv2(rh_kmq,  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_id_kmq.csv",  
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
rh<- rh_kmq %>%
```

```
  summarize(flaeche= sum(Shape_Area))
```

```
rh_summary<- RAI_time%>%
```

```
  group_by(jhz_rh, Monat, Stunde)%>%
```

```
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci" ))
```

```
write.csv2(rh_summary, "D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_jhz_  
mon_h.csv", row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
summarysummary <- RAI_time%>%
```

```
  group_by(jhz_rh, Monat, Tageszeit)%>%
```

```
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci"))
```

```
write.csv2(summarysummary,  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_jhz_mon_tz.csv",  
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
summarysummary <- RAI_time%>%
```

```
  group_by(jhz_rh)%>%
```



```
get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci"))
```

```
write.csv2(summarysummary,  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_jhz.csv",  
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
summary_month <- RAI_time%>%
```

```
  group_by(Monat)%>%
```

```
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci"))
```

```
write.csv2(summary_month,  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_mon.csv",  
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
summary_tz <- RAI_time%>%
```

```
  group_by(Tageszeit)%>%
```

```
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci" ))
```

```
write.csv2(summary_tz,  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI_tz.csv", row.names=FALSE,  
fileEncoding = "UTF-8")
```

```
summary <- RAI_time%>%
```

```
  get_summary_stats(RAI_KMQ_WALD, type="full", show = c("n", "median", "mean", "sd", "se",  
"min", "max", "ci" ))
```

```
write.csv2(summary, "D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/tabelle_RAI.csv",  
row.names=FALSE, fileEncoding = "UTF-8")
```

```
RAI_summary_plot <- rh_summary %>%
```

```
  ggplot2::ggplot(aes(Stunde, median, group=Stunde, fill=jhz_rh)) +
```

```
  geom_boxplot() +
```

```
  facet_wrap(~jhz_rh)+
```

```
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),  
legend.position = "none")+
```

```
  labs( y = "Mean Relative Abundanz [AnzRH/Bildseq und km2 Wald] pro Stunde", x =  
"Stunde")
```

```
RAI_summary_plot
```

```
RAI_summary_plot <- rh_summary %>%
```

```
  ggplot2::ggplot(aes(Stunde, mean, group=Stunde, fill=jhz_rh)) +
```

```
  geom_boxplot() +
```

```
  facet_wrap(~jhz_rh)+
```

```
  theme( axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.3), axis.title.x=element_blank(),  
legend.position = "none")+
```

```
  labs( y = "Durchschnittliche Relative Abundanz [AnzRH/Bildseq und km2 Wald] pro Stunde",  
x = "Stunde")
```

```
RAI_summary_plot
```

## # R-Code SDM

```
##### setwd, options, configurations #####

setwd("D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs") # set working directory

unlink(".RData")

Sys.setenv(LANG = "de")

Sys.setenv(LANG = "en")

options(digits=15, scipen = 999)

# packages #####

ipak <- function(pkg){

  new.pkg <- pkg[!(pkg %in% installed.packages()[, "Package"])]

  if (length(new.pkg))

    install.packages(new.pkg, dependencies = TRUE)

  sapply(pkg, require, character.only = TRUE)

}

packages <- c("sf", "rgdal", "rgeos", "raster", "gdalUtils", "tidyverse", "lubridate", "knitr", "amt",
"cowplot", "magrittr", "ggmap", "ggspatial", "grid", "suncalc", "sdm", "dismo", "mapview",
"dplyr", "tidyr", "usdm")

ipak(packages)

#####

#first import all files in a single folder as a list
```

```
rastlist <- list.files(path = "D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Raster", pattern=".tif$",  
all.files=TRUE, full.names=TRUE)
```

```
rastlist
```

```
allrasters <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18)])
```

```
cl <- colorRampPalette(c("#3E49BB", "#3498DB", "yellow", "orange", "red", "darkred"))
```

```
cl2<- colorRampPalette(c("red", "orange", "yellow", "gray", "green", "blue"))
```

```
# Auswahl der Rasterlayer
```

```
#rasterlayer Ganzer Untersuchungszeitraum
```

```
raster_ges_y <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11, 12, 14)])
```

```
#rasterlayer sommer
```

```
#raster_ges_y <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11, 12, 16)])
```

```
#rasterlayer herbst
```

```
#raster_ges_y <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11, 12, 15)])
```

```
#rasterlayer winter
```

```
#raster_ges_y <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11, 12, 17)])
```

```
#rasterlayer fruehling
```

```
#raster_ges_y <- stack(rastlist[c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11, 12, 13)])
```

```
projection(allrasters)
```

```
plot(allrasters, nc=5, maxnl=20, col=cl(200))
```

```
plot(raster_ges_y)
```

```
# Anwesenheitsdaten
```

```
spg<-  
read.csv2("D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/Results/rothirsch_sdm_csv/NEU_sdm  
_ganz.csv", encoding="UTF-8")
```

```
#####
```

```
# Punktgeometrien der Nachweise #####
```

```
spg_gesamt <- spg %>%  
  # filter(Tageszeit == "Tag") %>%  
  filter(Tageszeit == "Nacht") %>%  
  # filter(jhz_rh == "Frühling") %>%  
  # filter(jhz_rh == "Sommer") %>%  
  # filter(jhz_rh == "Herbst") %>%  
  # filter(jhz_rh == "Winter") %>%  
  select(Anwesenheit_gesamt, X, Y)
```

```
coordinates(spg_gesamt) <- c("X","Y")
```

```
# kontrolle #####
```

```
projection(allrasters)
```

```
proj4string(spg_gesamt)<-projection(allrasters)
```

```
plot(allrasters[[10]])
```

```
points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 0,],col='red',pch=16)
```

```
points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 1,],col='blue',pch=16)

#####

library(usdm)

# checks biases inflationfactor; uses a stepwise procedure to check thresholds, until the right
threshold is available

#vifstep()

# checks correlation coefficient and if its greater than threshold 0.7 or 0.9. it decides which
threshold should be used --> excludes the one with the higher vif... (whatever this means)

#vifco<-vifcor(raster_ges_y)

vif(raster_ges_y)

# extracting the raster data with point positions
ex<- raster::extract(raster_ges_y, spg_gesamt)

v <- vifstep(ex)

#vifcor

v

raster_ges_y<- exclude(raster_ges_y, v)

raster_ges_y

# --> only keeps 8 Variables

library(sdm)

d<- sdmData(Anwesenheit_gesamt~., spg_gesamt, predictors = raster_ges_y )

d
```

```
#installAll()

#getmethodNames()

m<- sdm(Anwesenheit_gesamt~., d, methods = c("brt", "rf", "mlp","mars"))

m

# exploration of the sdm data:

# m@models$species$rf$`13`@object

# also with a graphical interface

gui(m)

p1 <- predict(m, raster_ges_y, filename="prganz_nacht.img", overwrite=T, nc=2)

p1

plot(p1, col = cl(200))

# if stat="tss" --> opt=x, because tss is threshold dependend. if you want to specify =
setting=list(id=c(x,y,z,...), methods=...) the models with the id-nr.x --> if you don't specify, all
models going to be used.

# if you already used the predict-function, than you can directly use the calculated data (in this
case p1)

# en1 <- ensemble(m, bioc, filename="en.img", setting=list(method="weighted", stat="tss",
opt=2)) --> works only if all outputmodels are correct and not corrupted

en1 <- ensemble(m, p1, filename="enganz_nacht_tss.img", setting=list(method="weighted",
stat="tss", opt=2), overwrite = TRUE)
```

```
# this creates a prediction with combination of the models used for the current time

plot(en1, col=cl(200))

cl <- colorRampPalette(c("#3E49BB", "#3498DB", "yellow", "orange", "red", "darkred"))
cl2<- colorRampPalette(c("red", "orange", "yellow", "gray", "green", "blue"))

#####

projection(en1)

proj4string(spg_gesamt)<-projection(en1)

points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 0,],pch="+")
points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 1,],pch=16)

mapview(en1, col.regions=cl(200), alpha=0.5) + spg_gesamt

#####

# calculate the change using presence-absence data

# first we have to calculate the threshold with the evaluates-function in sdm package -->
d=presence-absence data (from observations) and the coordinates

#df<- as.data.frame(spg)

#df<- data.frame(species=df$species, coordinates(d))

#head(df)
```



```
sp <- spg %>%  
  select(Anwesenheit_gesamt, X,Y)  
  
# extracting the coordinates of the dataframe df as a matrix and then extracting the values of  
# the prediction raster with raster::extract(), control, if both got the same number of variables  
# with nrow() for dataframe and length() for matrix  
xy <- as.matrix(sp[, c("X", "Y")])  
head(xy)  
p <- raster::extract(en1, xy)  
head(p)  
nrow(sp)  
length(p)  
  
# now: observation values from df and the prediction values from en1  
ev <- evaluates(sp$Anwesenheit_gesamt, p)  
  
ev  
  
# getting the threshold values in this case from [2]max(se+sp) and [10] for prevalence  
th <- ev@threshold_based$threshold[10]  
  
# present  
# using the raster of en1 and creating a new one  
pa1 <- raster(en1)
```

```
# ifelse function to take the values greater or equal the threshold, if yes write 1, if no write 0
```

```
cl3<- colorRampPalette(c("transparent", "#D22779"))
```

```
pa1[] <- ifelse(en1[] >=th, 1, 0)
```

```
plot(pa1, col=cl3(200))
```

```
points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 0,],pch="+")
```

```
points(spg_gesamt[spg_gesamt$Anwesenheit_gesamt == 1,],pch=16)
```

```
writeRaster(p1, filename =  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs/endgueltige_Raster/sdm_gant_nac  
ht_methoden.tif", format="GTiff", bylayer=TRUE, suffix=names(p1))
```

```
writeRaster(p1, filename =  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs/endgueltige_Raster/sdm_gant_nac  
ht_methoden.tif", format="GTiff", bylayer=FALSE)
```

```
writeRaster(pa1, filename =  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs/endgueltige_Raster/sdm_gant_nac  
ht_threshold_maxsesp44.tif", format="GTiff")
```

```
writeRaster(en1, filename =  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs/endgueltige_Raster/sdm_gant_nac  
ht_ensemble.tif", format="GTiff")
```

```
writeRaster(pa1, filename =  
"D:/Bachelorarbeit/Daten/Bachelorarbeit_R/sdm_outputs/endgueltige_Raster/sdm_gant_nac  
ht_threshold_prevalance52.tif", format="GTiff")
```

```
# mapview(pa1, col=cl3(200), alpha= 0.5) +spg_gesamt

# differenz zwischen den jahreszeiten oder Tag und Nacht...

# future

# using the raster of en1 and creating a new one

#pa2 <- raster(en1)

# ifelse function to take the values greater or equal the threshold, if yes write 1, if no write 0

#pa2[] <- ifelse(en2[] >=th, 1, 0)

#plot(pa2)

# just showing the change from present time to future. if theres an increase of probability than
# its 1 if neither increase or decrease its 0 and if decrease its -1

#####

# interpretation

getResponseCurve(m)

# generating response curve

library(patchwork)

# streifgebiet ändern für jeden plot

cur1 <- rcurve(m,
n=c("Euc_autobahn_ohne_t_25","euc_bahn_25","euc_gebaeude_25","euc_strasse_25"))
```

```
cur2      <-      rcurve(m,      n=c("euc_wald_25","Euc_wald_25_innen",  
"euc_wildnispark_25","Euc_wtk_25"))
```

```
cur3      <-      rcurve(m,      n=c("foc_siedlung_25_1kmq",      "foc_sihlwald_3x3_25",  
"foc_wald_1kmq_25", "foc_wald_3x3_25", "foc_Wald_sommer_hr_7_3km"))
```

```
cur1/cur2/cur3
```

```
#export 1000x750
```

```
# generating response curve --> confidenzintervall for bootstrap regression tree
```

```
rcurve(m)
```

```
# summary of the variable importance
```

```
RVI <- getVarImp(m, wtest='training')
```

```
# summary can be plotted too, you can specify methods as well
```

```
plot(RVI)
```

```
# use of predictor values and suitability map and using the best suited variables
```

```
niche(raster_ges_y, en1, n=c(2,6), col=cl(200))
```

```
# statistiken zu erstellten Nachweis-Tabelle #####
```

```
spg %>%
```

```
  summary(Jahreszeit)
```

```
spg$id_kmq <- as.factor(spg$id_kmq)
```

```
spg$Jahreszeit <- as.factor(spg$Jahreszeit)
```

```
spg$Tageszeit <- as.factor(spg$Tageszeit)
```

```
spg_tabel <- spg %>%
```

```
# select(Anwesenheit_gesamt, Jahreszeit, Tageszeit) %>%
```

```
group_by(id_kmq, Jahreszeit, Tageszeit) %>%
```

```
summarize( Anzahl_Nachweise = tally() ) %>% ungroup()
```