



Master Thesis

im Rahmen des

Universitätslehrganges „Geographical Information Science & Systems“
(UNIGIS MSc) am Interfakultären Fachbereich für Geoinformatik (Z_GIS)
der Paris Lodron-Universität Salzburg

zum Thema

„Räumliche Analyse und Modellierung von Fallwild-Vorkommen im Kanton Zürich am Beispiel des Rehs (*Capreolus capreolus*)“

vorgelegt von

Christoph Leeb, MSc BSc

103827, UNIGIS MSc Jahrgang 2014

Zur Erlangung des Grades

„Master of Science (Geographical Information Science & Systems) – MSc(GIS)“

Landau in der Pfalz, 30.06.2018

Erklärung der eigenständigen Abfassung der Arbeit

Ich versichere, diese Masterarbeit ohne fremde Hilfe und ohne Verwendung anderer als der angeführten Quellen angefertigt zu haben, und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt worden ist. Alle Ausführungen der Arbeit, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind entsprechend gekennzeichnet.

Landau in der Pfalz, 30. Juni 2018



Christoph Leeb

Zusammenfassung

Der Mensch prägt und dominiert mit seinem Schaffen jedes Ökosystem dieser Erde. Dabei nimmt lineare Transportinfrastruktur, vor allem in Form von Straßen, eine Schlüsselrolle ein. Die hohe Dichte an Straßen hat einen großen Einfluss auf die sie umgebende Biosphäre und hat meist negative Effekte auf die mit ihr verbundene Tierwelt. Der direkteste Effekt stellt die Kollision von Wildtieren mit auf Straßen fahrenden Fahrzeugen dar. Wildtierunfälle wirken sich nicht nur negativ auf Wildtierpopulationen aus, sondern stellen auch eine Gefahr für den Menschen dar und führen zu einem volkswirtschaftlichen Schaden. Deshalb wurden und werden Maßnahmen gesetzt um das Risiko von solchen Unfällen zu minimieren, etwa durch das Aufstellen von Zäunen entlang von Straßen oder dem Bau von Grünbrücken. Das Wissen um die Verteilung von Wildunfällen im Straßennetz sowie die Faktoren die zu Unfällen führen sind bei der Umsetzung von Maßnahmen von großer Bedeutung. Eine Reihe von Studien hat sich bereits mit dieser Thematik befasst, wobei sie verschiedenste Tiergruppen und geografische Regionen umfassen. Entsprechende Analysen für die Schweiz fehlten jedoch bisher. Deswegen wurde anhand von Fallwilddaten des Rehs mit Hilfe von drei unterschiedlichen Methoden untersucht ob es im Kanton Zürich Fallwild-Hotspots gibt. Mit allen drei Methoden konnte eine Klumpung der Fundpunkte nachgewiesen werden, was auf die Existenz von Fallwild-Hotspots schließen lässt. Fallwildpunkte wurden mit zufällig im Straßennetz verteilten Punkte bezüglich Daten zur Straße und der umgebenden Landschaft verglichen, um jene Faktoren abzuleiten, die das Auftreten von Fallwild begünstigen. Mittels Regressionen wurde außerdem versucht die Wahrscheinlichkeit eines Wildtierunfalls auf einem Straßenabschnitt sowie die Anzahl an Fallwildereignissen vorherzusagen. Faktoren die einen urbanen Lebensraum beschreiben führten zu weniger Fallwildvorkommen, wohingegen die Nähe zu Wald die Fallwildwahrscheinlichkeit erhöhte. Fallwild wurde zudem seltener auf Autobahnen vorgefunden als es durch Zufall zu erwarten wäre, was auf den Verkehr und damit verbundene Einflüsse, wie etwa dem Lärm, sowie die Autobahn begleitende Infrastruktur, wie etwa Zäunen, zurück geführt werden kann. Die erstellten Modelle konnten für 88% aller Straßen korrekt vorhersagen, ob es auf dem Streckenabschnitt zu Fallwild kommt oder nicht. Straßen bei denen bekannt war, dass es Fallwild gibt konnten in 77% der Fälle korrekt identifiziert werden. Alle Straßenabschnitte mit insgesamt über 11 Fallwildereignissen wurden richtig vorhergesagt. Virtuelle Begehungen von berechneten Hot- und Coldspots mit Hilfe von Google-Street-View zeigten, dass es bei Hotspots weniger Zäune gibt als bei Coldspots. Da Daten zu solchen Strukturen oft nicht vorhanden sind, zeigt dies die Limitierungen der Modellierung mittels Fernerkundung auf.

Abstract

Human activities shape every ecosystem on earth and linear transport infrastructure, especially roads, play a key role. The high density of roads has a major impact on the surrounding biosphere and the impact on the associated wildlife is usually negative. One of the most direct impacts is the collision from animals with vehicles. Those accidents not only have negative effects on animal populations, but can also be a threat for the affected people and they can cause economic damages. Therefore, measures are taken to minimize the risk of these accidents, such as by erecting fences along roads or by building overpasses. For the successful implementation of these measures it is necessary to understand the distribution of accidents leading to roadkill in the road network and the factors that influence it. A number of studies have already addressed this issue, including a wide variety of animal groups and geographical regions. However, corresponding analyzes for Switzerland are missing until now. With three different methods, roadkill information from roe deer was used to investigate if there are roadkill hotspots in the Canton of Zurich. All methods showed that there is a clumping, suggesting the existence of such hotspots. Roadkill points were compared to points that were randomly distributed in the road network and the impact of factors describing the road and the surrounding landscape were analyzed. Linear regressions were used to predict the likelihood and number of roadkills on street sections. Factors that describe urban habitats led to fewer roadkill, whereas the proximity to forests increased the probability. Accidents occurred less frequently than expected by chance on highways, which can be caused by traffic and its influences like as noise. Often there are also more infrastructures like fences that prevent deer from crossing the highways. The models were able to correctly predict whether a roadkill occurs or not for 88% of all roads. Roads, where accidents occurred were identified correctly in 77% of the cases and all road sections with over 11 roadkills were correctly predicted. Virtual surveys of calculated hot- and coldspots using Google Street View showed that hotspots have fewer fences than coldspots. Since data on such structures is often not available, this shows the limitations of the use of remote sensing.

Inhaltsverzeichnis

Inhalt

Zusammenfassung.....	2
Abstract	4
Inhaltsverzeichnis	5
Tabellenverzeichnis	7
Abbildungsverzeichnis.....	8
Abkürzungen	11
1. Einleitung.....	12
2. Material & Methoden.....	17
2.1. Untersuchungsgebiet	17
2.2. Das Reh (<i>Capreolus capreolus</i>).....	18
2.3. Datengrundlage & Datenvorbereitung.....	19
2.3.1. Fallwild.....	19
2.3.2. Individuendichte.....	22
2.3.3. Verkehrsmodell und Straßennetzwerk.....	24
2.3.4. Landnutzungsdaten, Wildkorridore und Seehöhe	27
2.4. Datenanalyse	29
2.4.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich (Frage 1)	29
2.4.2. Vergleich von Standorten mit und ohne Fallwild (Frage 2).....	31
2.4.3. Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit bzw. des -vorkommens auf einer Straße (Frage 3) 34	
2.4.4. Verwendete Software	36
3. Ergebnisse.....	37
3.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich.....	37
3.1.1. Ripley's K Statistik.....	37
3.1.2. Kerndichteschätzung mittels KDE+.....	37
3.1.3. Nächster-Nachbar-Analyse.....	38
3.2. Ermittlung der Faktoren die zu Fallwild führen (Frage 2)	38
3.3. Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit auf einer Straße (Frage 3)	41
3.3.1. Bewertung von Cold- und Hotspots anhand von Google -Street-View.....	50
4. Diskussion.....	51
4.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich.....	51
4.2. Ermittlung der Faktoren die zu Fallwild führen.....	51

4.2.1.	Habitat	51
4.2.2.	Straßenparameter	53
4.3.	Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit bzw. des Fallwildaufkommens	54
4.4.	Limitierungen und Ausblick	55
5.	Literatur	61
6.	Danksagung	69
7.	Appendix.....	70
7.1.	Karten des Kantons Zürichs mit Darstellung der verwendeten räumlichen Daten.....	70
7.2.	Weiterführende Tabellen	77
7.3.	Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen.....	83
7.4.	Python-Funktionen	93

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Straßenkilometer und Straßendichte für ausgewählte Länder.	12
Tabelle 2: Auflistung der für die Modellbildung berücksichtigten Variablen, ihre Einheit, Definition sowie Datengrundlage.....	33
Tabelle 3: Vergleich aller Variablen, die an Fallwild- bzw. Pseudopunkten erhoben wurden.....	40
Tabelle 4: Vergleich aller Variablen, die an Fallwild- bzw. Nicht-Fallwildpunkten erhoben wurden.. .	40
Tabelle 5: Reduziertes binomiales Model, das zur Vorhersage der Wahrscheinlichkeit ob es auf einem Straßenabschnitt zu Fallwild kommen kann, verwendet wurde.....	41
Tabelle 6: Vorhersage des reduzierten binomialen Modells ob es auf einem Straßenabschnitt zu Fallwild kommen kann oder nicht	46
Tabelle 7: Negativ binomiales Model mit dem die Effektplots erstellt wurden.	48
Tabelle 8: Reduziertes negativ binomiales Model zur Vorhersage der Anzahl an Fallwildereignissen pro Straßenabschnitt.....	48
Tabelle 11: Vergleich zwischen Fallwild- und Pseudopunkten bzw. Fallwild. und Nicht-Fallwildpunkten Zusammenhängen jeder Variable.	77
Tabelle 9: An Fallwild- und Pseudopunkten aufgenommene Variablen und die getesteten unterschiedliche Zusammenhänge	78
Tabelle 10: An Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkten aufgenommene Variablen und die getesteten unterschiedliche Zusammenhänge	79
Tabelle 12: Korrelationsmatrix der an Fallwild- und Pseudopunkten aufgenommene Variablen.....	80
Tabelle 13: Korrelationsmatrix an Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkten aufgenommene Variablen....	81
Tabelle 14: Korrelationsmatrix der an Straßensegmenten aufgenommene Variablen	82

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht über Effekte die eine Straße auf Wildtiere haben kann.....	13
Abbildung 2: Orthofoto des Kantons Zürich und Lage des Kantons in der Schweiz.	17
Abbildung 3: Verbreitungskarte des Rehs in Europa.	18
Abbildung 4: Anzahl des im Wildbuch des ALN verzeichneten Fallwilds pro Jagdjahr für den Kanton Zürich.....	20
Abbildung 5: Anzahl des im Wildbuch des ALN für den Zeitraum 2009 bis 2017 verzeichneten Fallwilds für den Kanton Zürich, aufgeschlüsselt nach Tierart.....	20
Abbildung 6: Anzahl des im Wildbuch des ALN für den Zeitraum 2009 bis 2017 verzeichneten Fallwilds für den Kanton Zürich das auf Rehe allgemein, bzw. Rehe mit der Ortsbeschreibung "Straße" zurückzuführen ist.	20
Abbildung 7: Schema der Zuordnung eines Fallwilds zu einer Straße.	21
Abbildung 8: Beispiele für die Zuordnung von Fallwildpunkte zu einer Straße..	22
Abbildung 9: Für die Berechnung der Individuendichte verwendete Daten und die berechneten Kerndichten.	23
Abbildung 10: Ausschnitt aus dem GVM-ZH.	25
Abbildung 11: Ergebnis der Entfernung von Pseudo-Knotenpunkten mittels Dissolve (ADMT)	25
Abbildung 12: Ergebnis der Segmentierung der Straßenabschnitte.....	26
Abbildung 13: Erstellen der Siedlungsflächen.....	28
Abbildung 14: Ausschnitt der für die Berechnung von Ripley's K mittels linearK verwendet wurde. ...	29
Abbildung 15: Ermitteln von Fallwild-Hotspots	31
Abbildung 16: Ergebnis von linearK.....	37
Abbildung 17: Korrelationsplots aller Variablen, die für jeden Fallwild- und Pseudopunkt (A) bzw. Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkt (B) erhoben wurden	39
Abbildung 18: Effektplots für die Variablen LENGTH, SINUOSITY, SPEEDWAY, ELEVATION, CARS und SPEED.....	42
Abbildung 19: Effektplots für die Variablen DENSITY, P_FOR, D_FOR, P_AGR, D_AGR und P_BUI.....	43
Abbildung 20: Effektplots für die Variablen D_BUI, L_R_GVM, L_FLI, D_FLI, P_STEH und D_STEH.	44
Abbildung 22: Effektplots für die Interaktion der Variable SPEED und CARS.	45
Abbildung 21: Effektplot für die Variable D_COR	45
Abbildung 23: Anzahl an Fallwild auf einem Straßensegment und die damit verbundene Wahrscheinlichkeit, dass das binomiale Modell die Straße korrekt als Straße mit bzw. ohne Fallwild vorhersagt.	46
Abbildung 24: Beobachtete gegen vorhergesagte Anzahl an Fallwild für alle Straßenabschnitte.	47

Abbildung 25: Beobachtete gegen vorhergesagte Anzahl an Fallwild bei den 90 im Zuge der Nächste-Nachbar-Analyse ermittelten Hotspots.....	47
Abbildung 26: Karte des Kantons Zürichs mit allen Straßensegmenten in GVM_RH_woTunnel_Seg. Jedes Segment wurde kategorisiert ob auf dem Segment Fallwild beobachtet werden konnte (A), das binomiale Modell ein Fallwildvorkommen vorhergesagt hat (B) bzw. ob die Vorhersage korrekt war (C).	49
Abbildung 27: Grünbrücken, wie hier in der Nähe von Affoltern, sowie begleitende Leiteinrichtungen in Form von Zäunen, tragen zur Reduktion von Fallwild auf Straßenabschnitten bei.....	56
Abbildung 28: Weidezäune (links im Bild) stellen eine Barriere für Rehe dar und reduzieren somit die Wahrscheinlichkeit von Fallwild-Vorkommen auf einer Straße.....	57
Abbildung 29: Beispiele für einen geraden, korrekt gepufferten Straßenabschnitt (A) und einen konkaven bzw. konvexen Straßenverlauf bei dem die Pufferung der rechten Straßenseite als fehlerhaft angesehen werden muss und Artefakte beinhaltet (B).	59
Abbildung 30: Verteilung der Fallwildpunkte im Kanton Zürich.	70
Abbildung 31: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der für die Analysen verwendeten Wald- und Siedlungsgebiete, den stehenden Gewässern und den landwirtschaftlich genutzten Gebieten.	71
Abbildung 32: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der für die Analysen verwendeten Hochleistungsstraßen, Straßen im GVM-ZH sowie den restlichen befahrbaren Straßen im TLM_Straßen.	72
Abbildung 33: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung erlaubten HG auf einzelnen Straßensegmenten.	73
Abbildung 34: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der im GVM-ZH modellierten Anzahl an Fahrzeugen pro Tag.....	74
Abbildung 35: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der Wildtierkorridore.....	75
Abbildung 36: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung aller in den Analysen mit einbezogenen Fließgewässern.....	76
Abbildung 34: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.....	83
Abbildung 35: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.....	84
Abbildung 36: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.....	85
Abbildung 37: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.....	86

Abbildung 38: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.....	87
Abbildung 39: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.	88
Abbildung 40: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.	89
Abbildung 41: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.	90
Abbildung 42: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.	91
Abbildung 43: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.	92

Abkürzungen

AIC = Akaike's Information Criterion

AAT = ArcGIS Analysis Tools

ACT = ArcGIS Cartography Tools

ADMT = ArcGIS Data Management Tools

ALN = Amt für Landschaft und Natur

ANAT = ArcGIS Network Analyst Tools

ASAT = ArcGIS Spatial Analyst Tools

DTM = Digitales Terrain Model

GIS = Geografisches Informationssystem

GIS-ZH = Geografische Informationssystem des Kantons Zürich

GLM = Generalisiertes lineares Model

GVM-ZH = Gesamtverkehrsmodell des Kanton Zürichs

HG = Erlaubte Höchstgeschwindigkeit

MIV = motorisierter Individualverkehr

TLM = topologisches Landschaftsmodell

VIF = Varianzinflationsfaktor

1. Einleitung

Auf Grund der rapiden Bevölkerungsentwicklung in den letzten Jahrhunderten und den fortschreitenden technischen Möglichkeiten seine Umgebung zu verändern dominiert der Mensch heute die meisten Ökosysteme der Erde und es gibt kein Ökosystem, das nicht durch das menschliche Wirken beeinflusst ist (Vitousek et al., 1997). Diese nachhaltigen Veränderungen führten zum Vorschlag der Einführung einer neuen geologischen Epoche, dem Anthropozän (Crutzen & Stoermer, 2000). Der Einfluss des Menschen auf ein Ökosystem führt meist zu einem Vorteil für den Menschen, etwa in Form einer besseren Nahrungsversorgung oder dem Schutz vor Naturkatastrophen (Kareiva et al., 2007), hat jedoch oft einen negativen Einfluss auf die im Ökosystem vorherrschende Biosphäre und die damit verbundene Tierwelt (Madden, 2004; Halpern et al., 2008; Tylianakis et al., 2008). Schätzungen gehen davon aus, dass bis zu 50% der weltweiten Landfläche durch den Menschen transformiert oder degradiert wurden (Vitousek et al., 1997).

Einer der wichtigsten Veränderungen terrestrischer Landschaften für das Aufkommen moderner Zivilisationen und der zunehmenden Erhöhung des Lebensstandards stellt die Anlage bzw. Aufrechterhaltung von linearer Transportinfrastruktur, insbesondere Straßen, dar (Van der Ree, Smith & Grilo, 2015). Das weltweite Straßensystem umfasst über 64 Millionen Kilometer (CIA, 2013), was, bezogen auf die gesamte Landfläche der Erde, ca. 430 m/km² entspricht. Dieser Wert liegt in westlichen Industrienationen bzw. Ländern mit hohen Bevölkerungsdichten jedoch bei weitem höher (Tabelle 1). Bis 2050 ist zudem mit einer Erweiterung des weltweiten Straßennetzes um 25 Millionen Kilometer zu rechnen (Dulac, 2013).

Tabelle 1: Straßenkilometer und Straßendichte für ausgewählte Länder. Alle Daten: CIA, 2013

Land	Fläche [km ²]	Straßen [km]	Straßendichte m/km ²
Niederlande	41.543	138.641	3.337
Japan	377.915	1.218.772	3.225
Deutschland	357.022	645.000	1.807
Schweiz	41.277	71.464	1.731
Frankreich	643.801	1.028.446	1.597
Österreich	83.871	133.597	1.593
Indien	3.287.263	4.699.024	1.429
USA	9.833.517	6.586.610	670
Welt (Landfläche)	148.940.000	64.285.009	432

Der ökologische Effekt von solchen Straßennetzwerken auf die Biosphäre ist vielfältig und Gegenstand aktueller Forschung. Trombulak & Frissell (2001) stellten verschiedene solcher Effekte in den Vordergrund: die Effekte von Straßen auf die physikalische und chemische Umwelt, die aus Straßen resultierende steigende Landnutzung bzw. Landnutzungsänderung durch den Menschen, die

Verbreitung von gebietsfremden Arten, eine erhöhte Mortalität während des Baus von Straßen und danach durch Kollisionen mit Autos sowie eine durch Straßen bedingte Veränderung des Verhaltens von Lebensweisen. Die ersten Aspekte resultieren aus einer Betrachtung des gesamten Ökosystems, wohingegen die Veränderung des Verhaltens und die gestiegene Mortalität den Fokus auf die Tierwelt legt. Der Einfluss von Straßen auf die Tierwelt wurde auch in van der Ree, Smith & Grilo, (2015) näher diskutiert. Straßen führen demnach zu einer Habitatverschlechterung bzw. einem Habitatverlust für Tierarten, stellen eine Barriere für Wanderbewegungen dar und können auch zur kompletten Meidung führen. Wird versucht die Straße zu überqueren kann es zur direkter Mortalität durch Kollisionen mit Fahrzeugen kommen. Straßen stellen jedoch auch Korridore für Wanderbewegungen dar und sind dadurch sogar für einige Arten auch attraktiv, was jedoch ebenfalls zu Mortalität durch Kollisionen führen kann (siehe Abbildung 1).

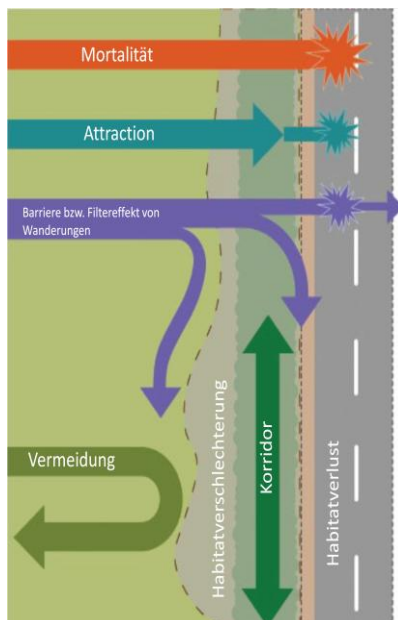


Abbildung 1: Übersicht über Effekte die eine Straße auf Wildtiere haben kann. Quelle: van der Ree, Smith & Grilo, (2015); Originale Illustration von Zoe Metherell; modifiziert

In der Regel haben Straßen einen negativen Effekt auf Populationen und nur wenige Studien konnten einen positiven Effekt nachweisen, wie die Durchsicht von 79 Studien durch Fahrig & Rytwinski (2009) zeigt. Negative Effekte lassen sich nicht auf einzelne Tiergruppen beschränken, jedoch sind größere Säugetieren auf Grund ihrer hohen Mobilität besonders stark betroffen. Eine generell geringere Reproduktion und geringere Individuendichte machen Populationen von Großsäugern zusätzlich anfällig (Fahrig & Rytwinski, 2009). Auf Grund der Komplexität der Habitate einzelner Arten, den vielfältigen Stressoren denen sie in ihnen ausgesetzt sind und unterschiedlichen Lebensweisen lässt sich der konkrete Einfluss von Straßen bzw. einzelnen von Straßen ausgehenden Effekten auf das einzelne Individuum oft nicht genau festmachen und können nur schwer bzw. mit hohem Aufwand nachgewiesen werden.

Direkte Mortalität von Individuen die auf Kollisionen mit Fahrzeugen zurückzuführen sind lässt sich vergleichsweise einfach nachweisen, da hierfür das Abgehen bzw. Abfahren von Straßen ausreicht

um Daten zu generieren (siehe z.B. Seo et al. (2013), Barthelmess (2014) oder Boyle, Litzgus & Lesbarrères (2017)). Entsprechende Studien sind jedoch als Fallbeispiele zu betrachten, da eine flächendeckende Aufnahme mit dieser Genauigkeit nicht bei jeder Tiergruppe umsetzbar ist. Außerdem verbleiben kleinere Tierarten wie Kleinsäuger, Reptilien oder Amphibien nach einer Kollision oft nur kurze Zeit auf der Straße, was zu fehlerhaften Einschätzungen der Mortalität führen kann (Ratton, Secco & da Rosa, 2014; Santos et al., 2016). Die so erhobene Daten lassen sich jedoch ohne weitere Daten zur Population in keine Relation setzen, wodurch Rückschlüsse auf den Effekt der Mortalität auf Populationsebene oft nicht möglich sind. Die zentrale Sammlung von Daten zu Wildtierkollisionen und diverse Projekte, auch unter Einbezug von Citizen Scientists (z.B. Olson et al., (2014) oder Heigl et al. (2016)), führte in den letzten Jahrzehnten jedoch zu einem zunehmend breiter werdenden Wissen.

Am besten ist die Mortalität durch Kollisionen auf Straßen von Großsäugern, insbesondere von jagdbarem Wild, dokumentiert, da diese nicht nur populationsökologische, sondern auch ökonomische Folgen haben können. Zum einen hat jagdbares Wild bzw. die damit verbundene Jagd einen direkten volkswirtschaftlichen Wert (z.B. 731 Millionen € in Österreich; Schneider & Voigt (2017)), zum anderen entstehen durch Wildunfälle auch direkte Kosten. Abhängig von der Größe des beteiligten Wildtiers, dem Fahrzeug, der Region in der es zu dem Wildunfall kam und der zugrundeliegenden Berechnungsweise, betragen die durchschnittlichen Kosten pro Kollision zum Beispiel nach (Sáenz-de-Santa-María & Tellería, 2015) in Spanien 9.850 € oder nach (Huijser et al., 2008) in den USA 6.700 \$ (5.780 €). Bei solchen hohen Kosten pro Kollision entstehen durch die hohe Anzahl an Wildunfällen (siehe Übersicht in Seiler (2003)) auch ein hoher volkswirtschaftlicher Schaden. Außerdem geht von Wildunfällen auch eine direkte Gefahr für den Menschen aus, so gab es zum Beispiel 1990 in Deutschland bei ca. 4.200 Kollisionen 25 Tote (0,6%) , 609 Schwerverletzte (14,5%) und 1779 Leichtverletzte (42,4; Hartwig (1993)). Auch diese Rate dürften von der Region und den damit verbundenen Arten und Straßenverhältnissen abhängig sein. In New South Wales (Australien) gibt es eine ähnlich hohe Todeswahrscheinlichkeit bei der Kollision mit einem Känguru (0,6%; Ramp & Roger (2008)), jedoch berichten Bissonette, Kassar & Cook (2008) für den Zeitraum von 1996 bis 2001 für Utah, basierend auf 13.020 Wildtier-Kollisionen, eine Verletzungswahrscheinlichkeit von 2,2% und eine Todeswahrscheinlichkeit von nur 0,04%.

Die zunehmende Sicherheit von Fahrzeugen, Änderungen im Fahrverhalten (World Health Organisation, 2015) sowie die Umsetzung von Maßnahmen an Stellen mit erhöhtem Kollisionsrisiko (Rytwinski et al., 2016) verringerten das Risiko von Unfällen und Verletzungen in den letzten Jahrzehnten. Gesetzte Maßnahmen sind vielfältig und reichen vom Errichten von Zäunen entlang der Straße (Clevenger, Chruszcz & Gunson, 2001), dem Entfernen von Straßenbegleitvegetation zur besseren Sichtbarmachung von Wildtieren (Andreassen, Gundersen & Storaas, 2005), über das

vorübergehende Sperren von Straßen (Gratson et al., 2018) bis hin zum Errichten von Unterführungen (van der Ree et al., 2009) und Grünbrücken (Olsson, Widén & Larkin, 2008). Insgesamt wurden über 40 verschiedene Maßnahmen zur Reduktion von Wildunfällen umgesetzt bzw. vorgeschlagen (Huijser, Delborgo Abra & Duffield, 2013). Doch nicht alle Maßnahmen erweisen sich als effektiv: so konnten zum Beispiel mehrere Studien zeigen, dass das Aufstellen von einfachen Wildwechsel-Warnschildern keinen Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit von Wildunfällen hat (Meyer-Brenken, 1965; Rogers, 2004; Meyer, 2006), da diese meist nicht zur Reduktion der Fahrgeschwindigkeit führen (Al-Ghamdi & AlGadhi, 2004).

Um Maßnahmen effektiv umsetzen zu können ist detailliertes Wissen über die Verteilung von Wildtier-Kollisionen im Straßennetz und die zu den Kollisionen führenden Faktoren von essentieller Bedeutung (Gunson & Zimmermann Teixeira, 2015; van der Ree et al., 2015).

Um Aussagen über die Verteilung zu erhalten, werden Wildtier-Kollisionen als Punktdaten in einem Liniennetzwerk bestehend aus Straßen angesehen und die räumliche Verteilung mit statistischen Methoden wie der Kerndichteanalysen oder Abwandlungen von Ripley's K analysiert (z.B. Barthelmess (2014) oder Bíl et al. (2016)). Um Faktoren abzuleiten, die die Wahrscheinlichkeit eines Wildunfalls begünstigen, können reale, beobachtete Wildunfall-Punkte mit zufällig verteilten Punkten im Straßennetzwerk verglichen werden, etwa durch binomiale bzw. logistische Regressionen (Seo et al., 2013; Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête, 2015; Visintin, van der Ree & McCarthy, 2016). Häufig wird auch die Anzahl an Fallwild-Ereignissen pro Straßen bzw. Straßenabschnitt als abhängige Variable in generalisierten linearen Regressionsmodellen (GLM) verwendet. Prädiktorvariablen werden in solchen Modellen pro Wildunfallpunkt bzw. Straße gesammelt. Eine Übersicht zu häufig benutzten Prädiktorvariablen ist in

Gunson, Mountrakis & Quackenbush (2011) dargestellt, basierend auf der Auswertung von 24 wissenschaftlichen Studien, in denen Regressionsanalysen für die Modellierung von Wildtier-Kollisionen verwendet wurden. Die Faktoren, die die Wahrscheinlichkeit eines Wildunfalls beeinflussen sind vielfältig und lassen sich vor allem in zwei Kategorien einteilen: Faktoren die die der Straße beschreiben (z.B. das Verkehrsaufkommen, die Höchstgeschwindigkeit oder der Anzahl der Spuren) sowie Faktoren die mit der Lage bzw. dem Habitat (z.B. prozentueller Anteil eines Landschaftstyps in der Umgebung, Entfernung zu einem Landschaftstyp oder Seehöhe) verknüpft sind (Gunson, Mountrakis & Quackenbush, 2011). Habitatbezogene Variablen können dabei sowohl auf lokaler als auch auf Landschaftsebene liegen (Smith & van der Ree, 2015). Generell sind die Faktoren jedoch von der Tierart abhängig, die im Fokus steht.

Viele dieser Faktoren lassen sich anhand von Fernerkundungsdaten bzw. mit Hilfe von Geoinformationssystemen (GIS) erfassen. Eine gute Datengrundlage voraus gesetzt, können solche Modelle nicht nur dafür verwendet werden um z.B. Wildunfall-Hotspots zu ermitteln, sondern auch

um die Wahrscheinlichkeit von Unfällen auf Straßen abzuschätzen, die sich noch in der Planungsphase befinden (Gunson & Zimmermann Teixeira, 2015).

Untersuchungen zu den Einflussfaktoren von Wildunfällen wurden für eine Vielzahl an Arten und geografischen Regionen durchgeführt (siehe Review in Gunson, Mountrakis & Quackenbush (2011)). Für die Schweiz fehlen entsprechende systematische Analysen bisher, jedoch wurde auch hier auf die Gefahr von Wildunfällen reagiert und Maßnahmen zum Beispiel in Form von Grünbrücken (Hatt, 2000) oder Wildwarnanalgen (Huijser et al., 2008) gesetzt. Um Wildtierpopulationen die gefahrenlose Wanderung zwischen Teillebensräumen bzw. entlang ihrer Bewegungsachsen zu ermöglichen, wurden auch Wildtierkorridore definiert, wobei es sich um Teilstücke der Bewegungsachsen von Wildtieren handelt, die meist durch anthropogene Strukturen bzw. Landnutzung begrenzt sind. Grundlage der regionalen und nationalen Wildtierkorridore der Schweiz sind Befragungen von Jagdverwaltern, ein Durchlässigkeitsmodell der Landschaft für Wildtiere sowie Daten aus der Jagdstatistik, in der auch Daten zu Wildunfällen erfasst werden. Im Kanton Zürich liegen 50 Korridore von regionaler und nationaler Bedeutung, wobei eine Evaluation der Korridore durch Suter (2009) ergab, dass nur 16% der bestehenden Korridore als intakt angesehen werden können, wohingegen 58% als beeinträchtigt und 26% als nicht passierbar zu bewerten sind, wobei als Grund oft die Barrierewirkung von Straßen genannt wird.

Generell kann die Datenlage zu Wildunfällen als Grundlage von Untersuchungen im Kanton Zürich als sehr gut bezeichnet werden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass Pächter eines Jagdreviers entsprechend § 35 des kantonalen Jagdgesetzes und § 24 der kantonalen Jagdverordnung dazu verpflichtet sind ein Wildbuch zu führen, in dem sämtliches erlegtes Wild, sowie Fallwild dokumentiert werden muss. Seit 1. April 2009 hat die Datenerfassung zentral in Form eines elektronischen Wildbuches zu erfolgen (Möhr, Philipp & Zinggeler, 2013). Unter Fallwild wird jede Art von Wild (Tierart das unter das Jagdgesetz fällt) bezeichnet, das tot aufgefunden, jedoch nicht erlegt wurde. Die Todesursache ist hierbei nicht relevant, jedoch handelt es sich in der Regel um Todesfälle in Folge des Straßenverkehrs (siehe Abbildung 6). Der größte Anteil am verkehrsbedingten Fallwild hat im Kanton Zürich das Reh (*Capreolus capreolus*), welches auch in anderen europäischen Ländern zu den häufigsten bei Wildtier-Kollisionen beteiligten Arten ist (Seiler, 2005; Sáenz-de-Santa-María & Tellería, 2015; Ignatavicius & Valskys, 2018; Jakubas, Rys & Lazarus, 2018),

In der vorliegenden Arbeit soll anhand der Fallwilddaten vom Reh die Frage beantwortet werden

1. ob es im Straßennetz des Kantons Zürichs Fallwild-Hotspots gibt.
2. welche Faktoren die Wahrscheinlichkeit von Fallwild erhöhen.
3. ob sich die Gefahr für ein Fallwildvorkommen für eine Straße anhand von Fernerkundungsdaten modellieren lässt.

2. Material & Methoden

2.1. Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet der vorliegenden Studie stellt der Kanton Zürich (Schweiz; Abbildung 2) dar. Im Kanton Zürich leben auf einer Fläche von 1.729 km² 1,49 Millionen Menschen. Damit ist er der Kanton mit der höchsten Bevölkerung sowie, sieht man vom Stadtkanton Basel-Stadt und Genf ab, der Kanton mit der höchsten Bevölkerungsdichte. Mit dem Hauptort Zürich besitzt der Kanton auch die Stadt mit der höchsten Bevölkerung der Schweiz, so leben in der Stadt Zürich 400.000 und in der Agglomeration Zürich 1,2 Millionen Menschen. Die Stadt Zürich prägt den Kanton, es lassen sich jedoch auch ländliche Gebiete, etwa das Zürcher Weinland oder das Zürcher Oberland, finden. Das mit Abstand größte Gewässer des Kantons, der auf einer Seehöhe zwischen 300 m und 1292 m liegt, ist der Zürichsee. Der Waldanteil liegt bei ca. 30%, der von Agrarflächen bei ca. 45%. Das Straßennetz umfasst 7.276 km, auf dem täglich 22,75 Personenkilometer zurück gelegt werden (Amt für Verkehr, 2015).



Abbildung 2: Orthofoto des Kantons Zürich und Lage des Kantons in der Schweiz (rot).

Rehwild ist typischerweise standortstreu und Wanderungen über 5 km sind selten (Stubbe, 1997), doch innerhalb eines Reviers bewegen sich die Tiere viel zwischen verschiedenen Ruhe- und Futtergründen. Dabei müssen oft Straßen gequert werden (z.B. über 13.000 Überquerungen durch 32 Individuen über einen Zeitraum von 4 Jahren in Kämmerle et al. (2017)), was ein Konfliktpotential mit dem Menschen birgt, und wodurch viele Rehe von Autos erfasst und getötet werden (Seiler, 2005; Sáenz-de-Santa-María & Tellería, 2015; Ignatavicius & Valskys, 2018; Jakubas, Rys & Lazarus, 2018). Dass Rehe vor allem während der Dämmerung und Nachts aktiv sind (Kämmerle et al., 2017; Ignatavicius & Valskys, 2018) erhöht die Gefahr für Unfälle weiter.

Straßenverkehr ist im Kanton Zürich, nach der Bejagung, die häufigste Todesursache von Rehen, so entsteht ca. die Hälfte des Fallwilds durch die Kollision mit Autos (Eidgenössische Jagdstatistik, 2018). Aus diesem Grund, sowie der Tatsache, dass sich generell das meiste Fallwild im Kanton Zürich auf *C. capreolus* zurückführen lässt (siehe Abbildung 5), wurde in der vorliegenden Studie der Fokus auf diese Art gelegt.

2.3. Datengrundlage & Datenvorbereitung

2.3.1. Fallwild

Für die vorliegende Arbeit wurde ein Auszug des elektronischen Wildbuchs von der Abteilung Fischerei- und Jagdverwaltung vom Amt für Landschaft und Natur (ALN) zur Verfügung gestellt. Der Datensatz umfasst alle Einträge des Typs "Fallwild" für die Jagdjahre 2009 bis 2017 und beinhaltet insgesamt 36.448 Datenpunkte (Abbildung 4), die 83 verschiedene Tierarten repräsentieren, wobei 96% aller Datenpunkte auf die 10 häufigste Arten zurück geführt werden können (Abbildung 6). Jeder Datenpunkt beinhaltet neben der Tierart das Datum und die Uhrzeit des Unfalls bzw. wann das Fallwild gefunden wurde, Koordinaten im Bezugssystem CH1903+_LV95 (EPSG-Code 2056), eine Ortsbeschreibung (Kategorien "Andere", "Feld", "Freihaltefläche", "Gewässer", "Kirrung", "Siedlung", "Straße", "Wald", "Waldrand"), Geschlecht, Gewicht und Alter des Fallwilds sowie einen Flurnamen als weiterführende Ortsbeschreibung, wobei nicht für jedes Fallwild alle genannten Informationen angegeben sind. Informationen die Rückschlüsse auf die Todesursache des Fallwilds beinhalten, wie sie in der eidgenössischen Jagdstatistik enthalten sind (vergleiche Eidgenössische Jagdstatistik, 2018), fehlten, weshalb jedes Fallwild mit der Ortsbeschreibung "Straße" als Folge von Autoverkehr angesehen wurde.

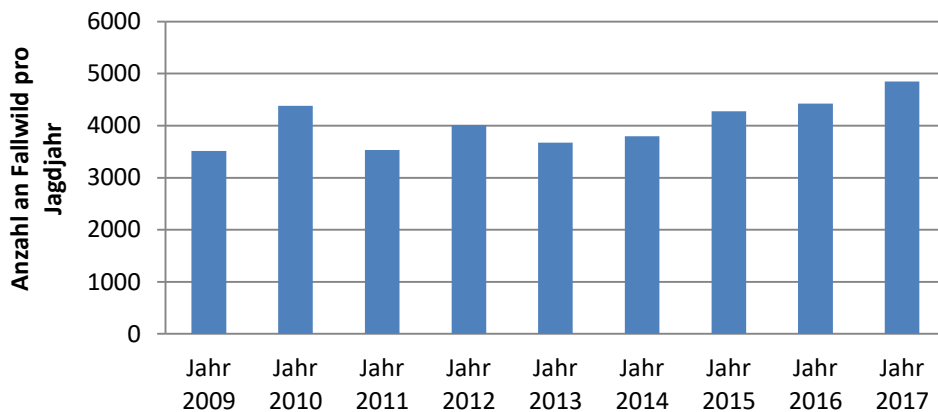


Abbildung 4: Anzahl des im Wildbuch des ALN verzeichneten Fallwilds pro Jagdjahr für den Kanton Zürich.

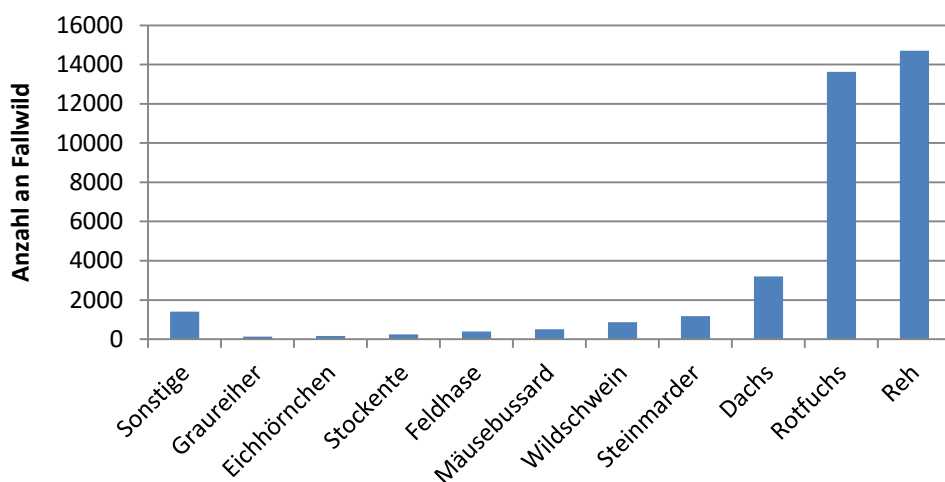


Abbildung 5: Anzahl des im Wildbuch des ALN für den Zeitraum 2009 bis 2017 verzeichneten Fallwilds für den Kanton Zürich, aufgeschlüsselt nach Tierart. 73 Arten wurden als "Sonstige" zusammengefasst

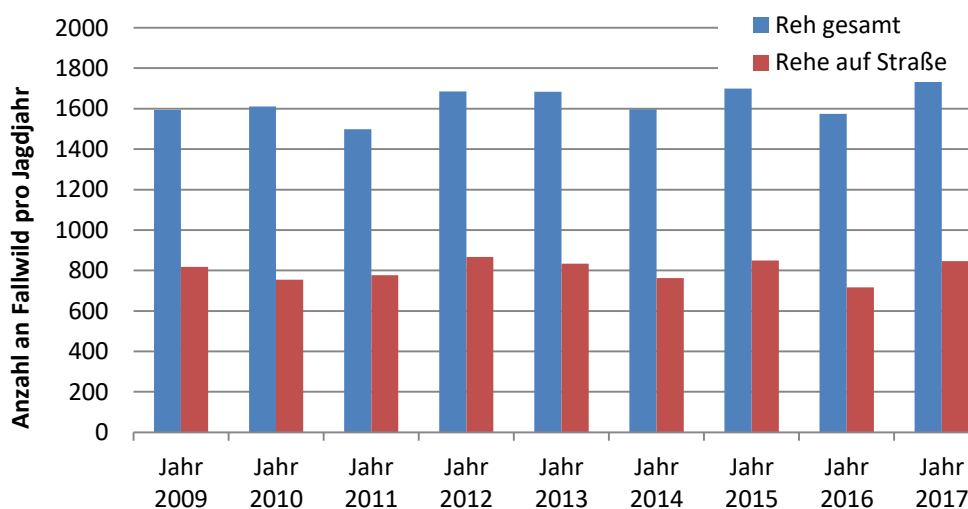


Abbildung 6: Anzahl des im Wildbuch des ALN für den Zeitraum 2009 bis 2017 verzeichneten Fallwilds für den Kanton Zürich das auf Rehe allgemein, bzw. Rehe mit der Ortsbeschreibung "Straße" zurückzuführen ist.

Die Koordinaten der Fundorte sind nicht koordinatenscharf und werden in der Regel in einer Online-Karte des Wildbuchs eingetragen (persönliche Mitteilung Jürg Zinggeler-Zraggen, Abteilung Fischerei- und Jagdverwaltung - ALN; 30.05.2018). Da es bei dieser Form der Dateneingabe keine snapping-Funktion gibt, die die Datenpunkte im Falle eines Fallwilds mit der Ortsbeschreibung "Straße" auch tatsächlich einer Straße zuordnet, liegen diese in der Regel neben der Straße. Daher wurde mittels der Funktion "Near-Tabelle erstellen" (AAT) der zum Fallwild nächstgelegene Punkt auf einer im Gesamtverkehrsmodell des Kantons Zürich berücksichtigten Straße berechnet (Datensatz GVM_RH_woTunnel, siehe " Verkehrsmodell und Straßennetzwerk"). Da jedoch nicht jedes Fallwild mit Ortsbeschreibung "Straße" auf einer Straße dieses Datensatzes liegt, wurde zusätzlich die Entfernung zur nächsten Straße im Datensatz TLM_Strasse (siehe "Landnutzungsdaten, Wildkorridore und Seehöhe" berechnet und jeder Fallwild-Datenpunkt entsprechend des in Abbildung 7 dargestellten Schemas einer Straße zugeordnet (siehe auch Abbildung 8). Zufällig ausgewählte Fallwildpunkte wurden auf Grund ihrer weiterführenden Ortsbeschreibung (z.B. "Heussbergstraße") kontrolliert und die Daten bzw. deren Lage in Folge als valide empfunden. Fallwild-Daten außerhalb des Kantons Zürich (n = 109) wurden auf fehlerhafte Dateneingaben zurückgeführt und aus dem Datensatz entfernt. Fallwildpunkte die sich aufs Reh beziehen sind im Datensatz Rehe_ZH dargestellt (n = 14.668; Abbildung 5 und Abbildung 6). Bei den Rehen, die sich einer Straße GVM_ZH_woTunnel zuordnen lassen, handelt es sich um den Datensatz Rehe_ZH_GVM (n = 6.422 von 7.203 mit dem der Ortsbeschreibung "Strasse"; siehe Abbildung 30).

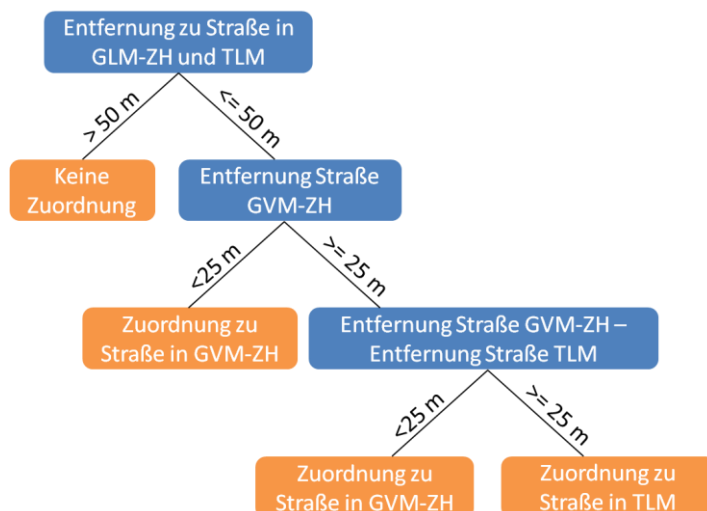


Abbildung 7: Schema der Zuordnung eines Fallwilds zu einer Straße. Für weitere Analysen wurden nur Individuen herangezogen, die einer Straße im Straßennetz des GVM-ZH (bzw. im Datensatz GVM_ZH_woTunnel) zugeordnet werden konnte.

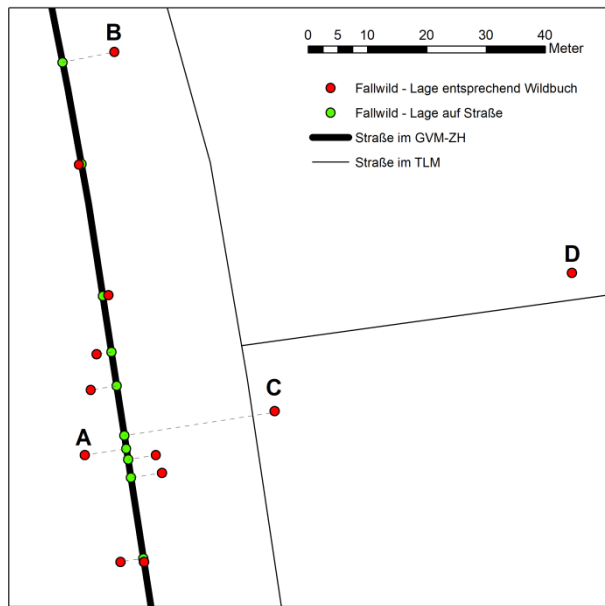


Abbildung 8: Beispiele für die Zuordnung von Fallwildpunkten zu einer Straße. Die Distanzen zwischen Lage des Fallwildes entsprechend des Wildbuches und der nächsten Straße im GVM-ZH betragen für A 7,1 m und B 8,9 m, wodurch eine Zuordnung klar möglich ist. Bei Punkt C wäre eine Straße die nicht im GVM-ZH, jedoch im TLM verzeichnet ist näher. Die Differenz beträgt jedoch < 25 m, wodurch der Punkt auf die Straße im GVM-ZH verschoben wurde. Bei Punkt D ist die Distanz zur nächsten Straße im GVM-ZH mit 81 m zu hoch, weshalb keine Zuordnung erfolgte der Datenpunkt in folgenden Auswertungen nicht berücksichtigt wurde.

2.3.2. Individuendichte

Einer der wesentlichen Faktoren der die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Fallwild-Ereignisses beeinflusst, ist die lokale Individuendichte. Entsprechende Frühjahrsbestandsschätzungen für das Reh werden im Kanton Zürich für jeden der 169 Jagdbezirke durch die Fischerei- und Jagdverwaltung erstellt. Basierend auf diesen Zahlen werden dann Abschlusspläne erarbeitet um die Individuendichte konstant zu halten. Für die vorliegende Arbeit standen nur die Daten für den gesamten Kanton, jedoch nicht für die einzelnen Jagdbezirke zur Verfügung, wodurch dieser Datensatz nicht in die Modellierung der Fallwild-Wahrscheinlichkeit aufgenommen werden konnten. Um dennoch Daten über die Verteilung der Rehe im Kanton Zürich zu erhalten, wurden alle Fallwild-Daten im Datensatz Rehe_ZH die nicht auf der Straße gefunden wurden (Ortsbeschreibung != "Strasse") als Datengrundlage verwendet (n = 7.465). Mit Hilfe der Kerndichte-Funktion (Werkzeug "Kernel density", ASAT) wurde die Individuendichte für den gesamten Kanton Zürich mit einer Auflösung von 1.000 m und einem Suchradius von 5.000 m berechnet. Die Kerndichte-Funktion berücksichtigt bei der Berechnung keine Grenzen oder Barrieren, da es außerhalb der Kantongrenzen jedoch keine Daten zu Fallwildereignissen gibt, und dadurch die Individuendichte nahe der Kantongrenze unterschätzt werden würde, wurde jedes Fallwild-Ereignis entsprechend seiner Lage gewichtet. Zur Gewichtung wurde der prozentuelle Anteil der Fläche eines Kreises mit einem Radius von 5.000 m um das Fallwild, der sich außerhalb des Kantons Zürich befindet herangezogen. Diese

Gewichtung wurde bei der Berechnung der Kerndichte im "Population field" berücksichtigt. Bei dem daraus resultierenden Rasterdatensatz handelt es sich um Rehdichte_ZH.

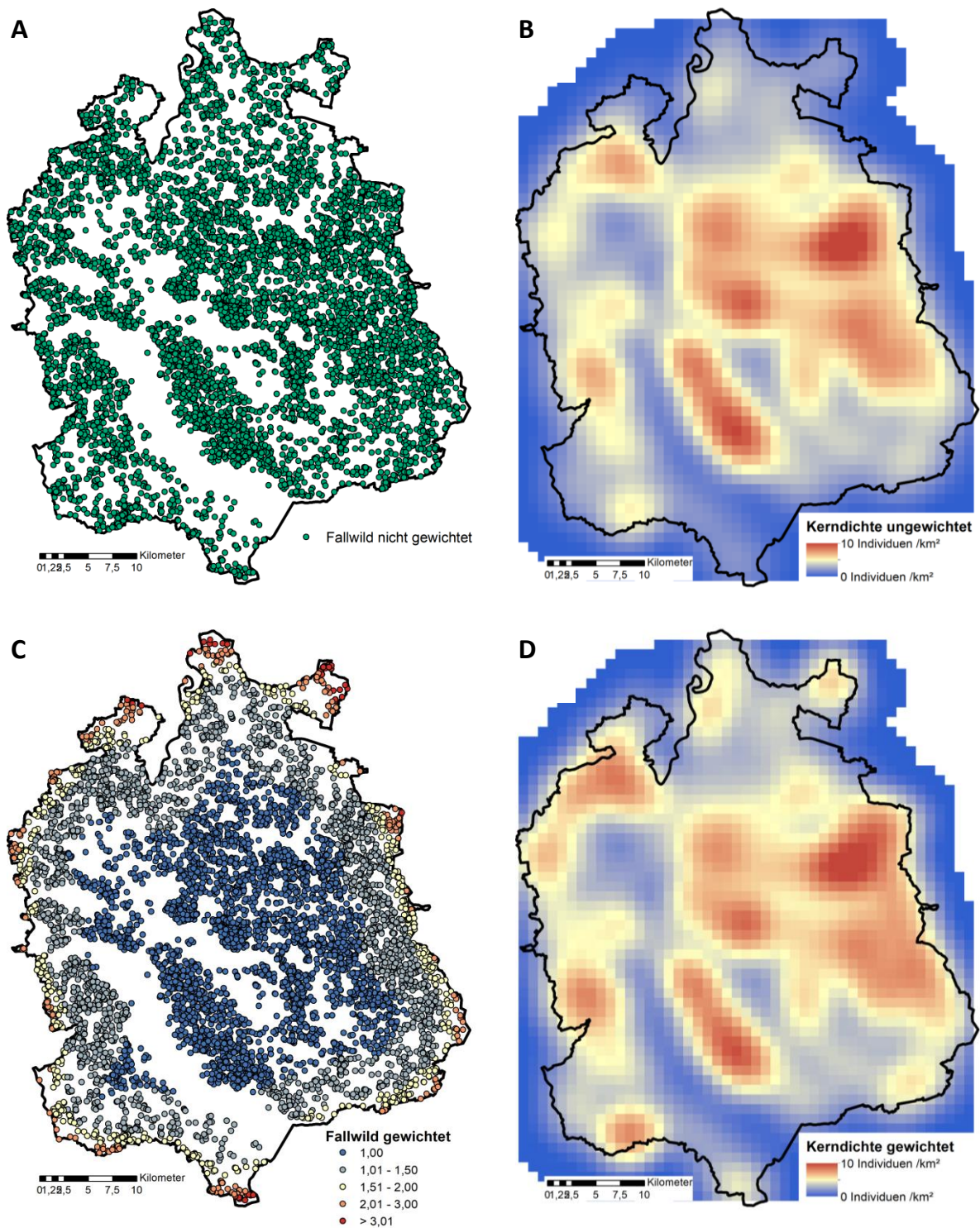


Abbildung 9: Für die Berechnung der Individuendichte verwendete Daten und die berechneten Kerndichten. B zeigt die Kerndichte auf Grund der in A dargestellten Fallwildpunkte (Fallwildpunkte des Rehs, das nicht auf einer Straße gefunden wurde) ohne Gewichtung. In C wurden Individuen am Rand des Kantons gewichtet. Bei der daraus berechneten Individuendichte (D) werden die Dichten in den Randgebiete weniger stark unterschätzt als in B.

2.3.3. Verkehrsmodell und Straßennetzwerk

Grundlage für die Daten zu den Straßen ist das Gesamtverkehrsmodell des Amts für Verkehr im Kanton Zürichs (GVM-ZH; Vrtic, Weis & Fröhlich (2015)), welches die wichtigsten Straßen des Verkehrsnetzes beinhaltet und Informationen über die auf jedem Streckenabschnitt zugelassene Höchstgeschwindigkeit (HG) und die Anzahl der Spuren eines Verkehrsweges enthält. Außerdem umfasst der Datensatz Daten zum motorisierten Individualverkehr (MIV), welcher mit der Verkehrsfluss-Simulationssoftware VISIUM (PTV Vissim, Karlsruhe, Deutschland) auf der Basis von Struktur- und Zählenden modelliert wurde (Vrtic, Weis & Fröhlich, 2015).

Das in der vorliegenden Arbeit verwendete Straßennetz sowie die dazugehörigen Daten beziehen sich auf das Jahr 2010 und umfasst innerhalb des Kantons Zürichs insgesamt ca. 3920 km Verkehrswege. Straßenabschnitte zu denen weder Informationen zur HG, zum MIV noch zur Anzahl an Spuren vorhanden sind, wurden entfernt. Hierbei handelt es sich in der Regel um Schienen oder Fähren. Straßenabschnitte die sich in Tunnel befinden wurden mit Hilfe des Datensatzes "Amtliche Vermessung; Grunddatensatz DM01AV" (Nummer P10016) des Amts für Raumentwicklung identifiziert. Aus dem Shapefile "Ei_Flaechenelemente" wurden alle Elemente mit dem Attribut "Tunnel_Unterfuehrung_Galerie" im Feld R1_ART_TXT extrahiert. Tunnel mit einer Fläche von 2000 m² wurden als grundsätzlich relevant eingestuft, wobei für jeden Tunnel (n = 114) manuell kontrolliert wurde, ob es sich um einen Straßentunnel handelt. Straßen in Tunnelabschnitten über 100 m wurden ebenfalls aus dem Straßennetz entfernt, da es hier in der Regel nicht zu Fallwildereignissen kommen kann. Autobahnen wurden mit Hilfe des Geodatensatz "Haupt- und Nebenstraße" (GIS-ZH NR. 452) identifiziert (ACHSTYPNAM = "Hochleistungsstraßen*" oder "Rampen*") und im GVM-ZH als solche vermerkt. Bei dem daraus resultierenden Datensatz handelt es sich um GVM_RH_woTunnel.

Das GVM-ZH weist eine hohe Anzahl an Knotenpunkten auf in denen nur zwei Straßen enden (siehe Abbildung 10). Dies ist auf verschiedene Faktoren wie z.B. Änderungen der HG innerhalb einer Straße oder dem Einmünden einer niederrangigeren, im GVM-ZH nicht dargestellten, Straße zurückzuführen, die den MIV verändert. Die auf Grund der Knotenpunkte resultierende durchschnittliche Segmentlänge im Kanton Zürich liegt bei 199 m (\pm 289 m; Median = 117 m). Dies wurde für nachfolgende räumliche Analysen des Fallwilds als zu gering angesehen, weshalb aufeinander folgende Straßen (ohne Kreuzung mit einer weiteren im GVM-ZH berücksichtigten Straße) zusammengefasst wurden. Da in folgenden Analysen die Landschaft um ein Straßensegment in einer Entfernung von 500 m mit einbezogen wurde, wurde die ideale Segmentlänge auf 500 m bis 1000 m festgelegt. Dies entspricht auch der Segmentlänge die in ähnlichen Arbeiten verwendet wurde (Markolt et al., 2012; Girardet, Conruyt-Rogeon & Foltête, 2015). Deshalb erfolgte eine Segmentierung des resultierenden Straßennetzes, bei der Straßen mit einer Länge von über 1000 m

in gleich große, maximal 999 m lange, Abschnitte geteilt wurden. Die Vorgehensweise ist in Abbildung 10 bis Abbildung 12 dargestellt. Vor der Segmentierung der Straßen wurden alle Straßenabschnitte innerhalb von 500 m zur Kantongrenze entfernt (siehe "Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit bzw. des -vorkommens auf einer Straße (Frage 3)")

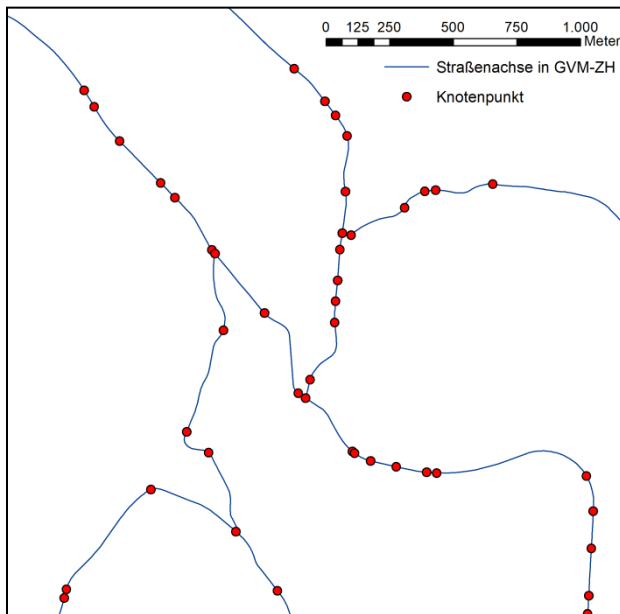


Abbildung 10: Ausschnitt aus dem GVM-ZH. Straßenachsen sind auf Grund von verschiedener Faktoren in mehrere Segmente unterbrochen.

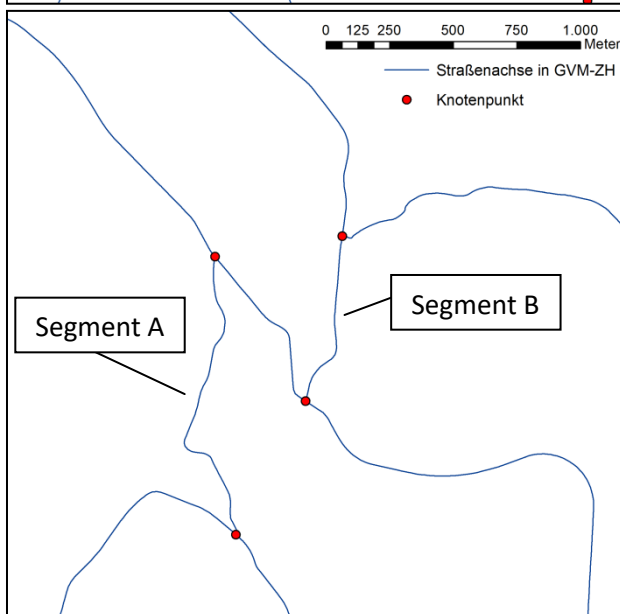


Abbildung 11: Ergebnis der Entfernung von Pseudo-Knotenpunkten mittels Dissolve (ADMT). Daraus resultierende Segmente haben eine durchschnittliche Länge von 511 m (± 758 m). Die für weiterführende Analysen ideale Segmentlänge wurde auf 500 m bis 1000 m festgelegt, weshalb einzelne Straßenabschnitte (Segment A) neu unterteilt wurden.

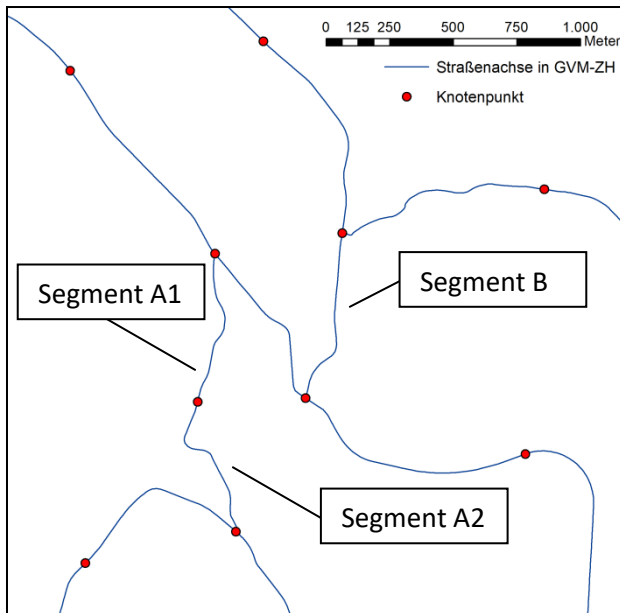


Abbildung 12: Ergebnis der Segmentierung der Straßenabschnitte. Segment A wurde auf Grund seiner Länge von 1228 m in zwei Straßenabschnitte von 614 m (Segment A1 und A2) unterteilt. Eine Unterteilung von Segment B (694 m) war nicht notwendig. Die Segmentierung erfolgte mit Hilfe der Methode `positionAlongLine` der ArcGIS Polyline-Objekte.

Um die Anzahl an Fahrspuren, die HG sowie den MIV für jeden neuen Straßenabschnitt neu zu berechnen, wurde das GVM-ZH anhand der neu berechneten Knotenpunkte gebrochen und die Werte für die neuen Straßenabschnitte mit der Formel

$$x_s = \sum_{i=1}^n \frac{l_i * x_i}{l_s}$$

berechnet, wobei x die zu berechnende Variable (Anzahl Fahrspuren, HG, MIV) für das Segment s , n die Anzahl an Teilsegmenten in $x_{\text{Neues Segment}}$ und l die Länge eines Segments ist. Es erfolgt also eine Gewichtung anhand der Länge der Teilsegmente. Für jedes Teilsegment wurde außerdem die Kurvigkeit K als

$$K_s = \frac{l_s}{\left(\frac{X_{\text{End}} - X_{\text{Start}}}{Y_{\text{End}} - Y_{\text{Start}}} \right)}$$

berechnet, wobei X_{Start} und Y_{Start} die Koordinaten des Startpunktes und X_{End} und Y_{End} die Endpunkte des Segments s sind. Die Berechnung bzw. die Definition der Geradlinigkeit entspricht der aus Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête (2015).

Segmente mit einer Länge von unter 100 m ($n = 1.097$; hauptsächlich Kreisverkehre und Verbindungsstraßen) wurden entfernt. Bei dem daraus resultierenden Datensatz handelt es sich um GVM_RH_woTunnel_Seg und umfasst 2.630 km bzw. 4.881 Segmente mit einer durchschnittlichen Länge von 539 m (± 283) m. Eine Darstellung aller Straßen befindet sich in Abbildung 32. Die erlaubte HG ist in Abbildung 33 dargestellt und der Verkehr in Abbildung 34.

2.3.4. Landnutzungsdaten, Wildkorridore und Seehöhe

Das GVM-ZH beinhaltet nur einen Teil der Straßen des Kantons Zürich. Alle Verkehrswege des Kantons sind im Objektkatalog des topologischen Landschaftsmodells swissTLM^{3D} 1.1 (TLM_Strassen) verzeichnet. Dieser Datensatz beinhaltet auch Wanderwege und Klettersteige, weshalb alle befahrbaren Straßen (OBJEKTART = 0 bis 11) selektiert wurden (TLM_Strassen_befahrbar). Das gesamte befahrbare Straßennetz umfasst 63.258 Segmente und eine Gesamtlänge von 7.610 km. Aus diesem Objektkatalog wurden auch Daten zu Fließgewässern (TLM_Fliessgewaesser), stehenden Gewässern (TLM_Steh) Gebäuden (TLM_Gebaeude) und Wäldern (TLM_Bodenbedeckung: Objektart 6 (Gebueschwald), 12 (Wald) und 13 (Wald_offen); in Folge TLM_Wald) extrahiert. Die Gebäude wurden zu Siedlungsbereichen zusammengefasst, wodurch auch im Objektkatalog nicht dargestellte Grundstücke um ein Gebäude herum, die oft eingezäunt oder anthropogen genutzt werden, berücksichtigt werden. Die genaue Vorgehensweise ist in Abbildung 13 dargestellt. Bei dem daraus resultierenden Datensatz handelt es sich um TLM_Siedlung. Daten zu Agrarflächen wurden dem Geodatensatz "Landwirtschaftliche Nutzungseignung" (GIS-ZH Nr. 36) des ALN entnommen. Daten zur Lage der regionalen und nationalen Wildtierkorridore entstammen dem Datensatz "Wildtierkorridore" (GIS-ZH Nr. 293) des ALN. Zur Bestimmung der Seehöhe wurde auf das Höhenmodell des Kantons Zürich (DTM 2014; aufgearbeiteter LIDAR-Datensatz mit einer Auflösung von 50 cm) mittels WCS-Server-Einbindung zugegriffen. Karten zu den genannten räumlichen Daten sind in Abbildung 31, Abbildung 35 und Abbildung 36 dargestellt.

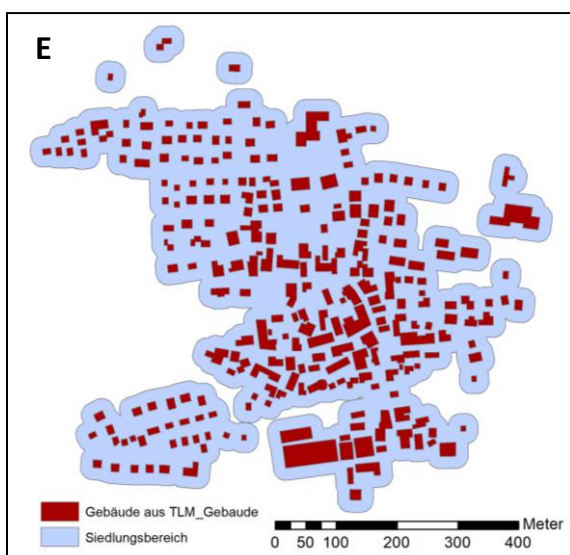
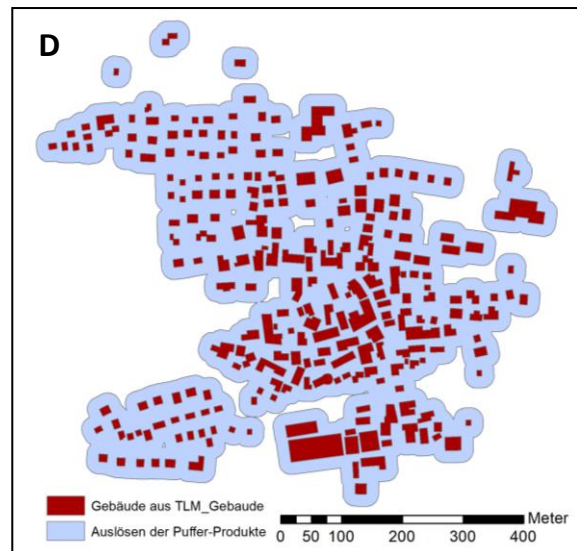
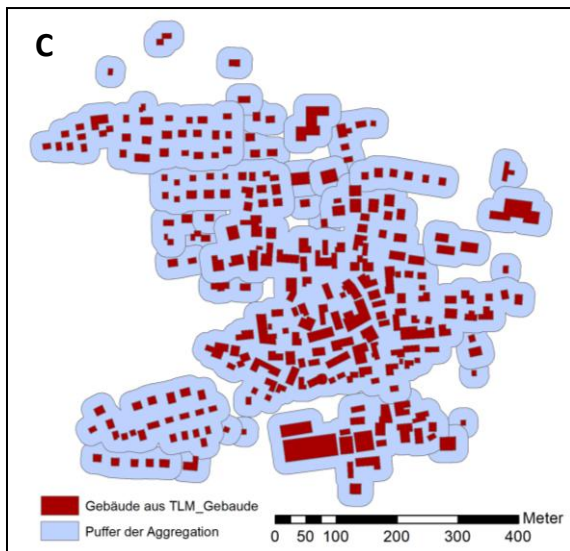
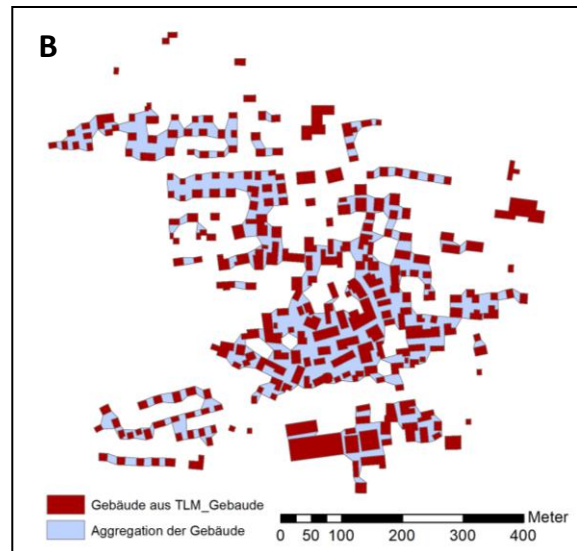
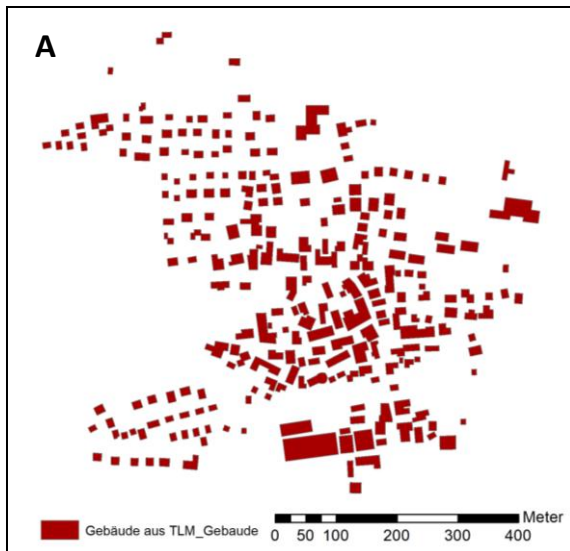


Abbildung 13: Erstellen der Siedlungsflächen. A: Umrisse der Gebäude aus dem TLM_Gebäude. Die Gebäude wurden mittels "Polygone aggregieren" (ACT, aggregation distance = 20 m) zusammengefasst (B) und anschließend um 20 m gepuffert (C) sowie aufgelöst (D). Mittels "Eliminate Polygon Part" (ADMT) wurden Löcher in den entstandenen Polygonen unter 10.000 m² entfernt. Die Verringerung der Polygone beschleunigte auch nachfolgende Analysen.

2.4. Datenanalyse

2.4.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich (Frage 1)

Für die Analyse der räumlichen Verteilung der Fallwilddaten bzw. in weiterer Folge der Ableitung von Hotspots wurden drei verschiedene Ansätze verfolgt:

- Ripley's K Statistik
- Kerndichteschätzung mittels KDE+
- Nächster-Nachbar-Analyse

Ripley's K Statistik

Ripley's K Statistik (Ripley, 1977) oder auch K-function Methode, ist eine der am häufigsten verwendeten statistischen Verfahren um die Verteilung von Punktdaten zu beurteilen, geht jedoch von einer Verteilung der Punkte in einer Ebene aus (Okabe & Yamada, 2001). Fallwildpunkte sind wie im vorliegenden Fall jedoch an Straßen gebunden und das dahinterstehende Straßennetzwerk nicht regelmäßig im Raum verteilt, weshalb die von Okabe & Yamada (2001) beschriebene "network K-funktion" mit der Korrektur nach Ang, Baddeley & Nair (2012) verwendet wurde (implementiert als linearK im R-Package spatstat (Baddeley, Rubak & Turner, 2015)). Da die Berechnung von vielen Datenpunkten in Netzwerken aus einer hohen Anzahl an Teilstrecken und Eck- sowie Knotenpunkten sehr rechenintensiv ist (eigene Beobachtung), wurde das Straßennetzwerk mittels des Werkzeugs "Simplify Line" (Maximum Allowable Offset = 50 m; ACT) vereinfacht und Fallwild-Punkte auf das die nächst gelegene (vereinfachte) Straße verschoben. Außerdem wurde nur ein Ausschnitt der Daten für die Berechnung herangezogen (zufällig ausgewählter 10 x 10 km großer Bereich; 150 Straßensegmente mit einer Gesamtlänge von 118 km; 486 Fallwildpunkte; Abbildung 14). Um Minimal- und Maximalwerte für K_L -theo zu erhalten wurden 100 Zufallsmuster mittels envelope (spatstat; Baddeley, Rubak & Turner (2015)) simuliert und berechnet.

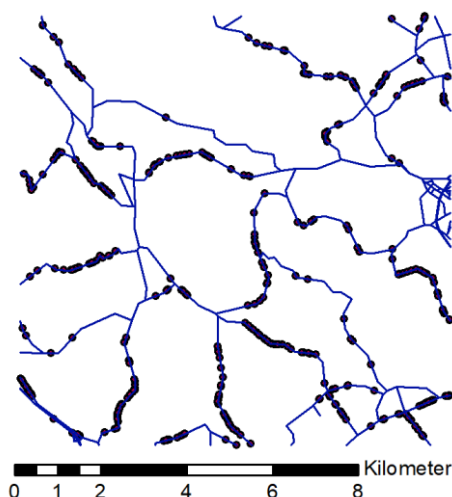


Abbildung 14: Ausschnitt der für die Berechnung von Ripley's K mittels linearK verwendet wurde.

Kerndichteschätzung mittels KDE+

Anders als Ripley's K zeigt eine Kerndichteschätzung auf wo sich ein Hotspot befindet. Für die Durchführung der Kerndichteschätzung wurde die Software KDE+ (Version 2.2; Bíl et al. (2016)) verwendet. KDE+ wurde für die Auswertung von Unfalldaten entlang von Linien, wie z.B. Straßen, entwickelt und basiert auf Kerndichteschätzungen, der anschließenden Bewertung der Signifikanz eines ermittelten Clusters durch die Anwendung von Monte-Carlo-Simulationen und der Auswahl bestimmter Cluster anhand von Schwellenwerten (Bíl, Andrášik & Janoška, 2013). Als Input-Daten wurde GVM_RH_woTunnel (section file) und Rehe_ZH_GVM (event file) verwendet. Da die Fallwildpunkte bereits auf die Straßen verschoben wurde, wurde "data accuray" auf "accurate (GPS)" sowie die Bandweite auf 100 gesetzt. KDE+ berechnet für jeden Cluster die Straßenlänge. Die Anzahl der Fallwildpunkte die sich in den Clusterbereichen befindet wurde mit einem auf der Gesamtzahl an Fallwildpunkten und der Gesamtstraßenlänge des Straßennetzwerks basierenden Erwartungswert mit Hilfe eines Chi-Quadrat-Test verglichen. Ein signifikanter Unterschied würde auf eine ungleichmäßige Verteilung der Fallwildpunkte im Kanton Zürich hindeuten.

Nächste-Nachbar-Analyse

Bei der Bewertung von Verteilungsmustern mittels einer Nächster-Nachbar-Analyse wird die euklidische Distanz eines Datenpunktes zu seinen n nächsten Nachbarn berechnet und diese Distanzen mit den Distanzen eines zufällig verteilten Datensatzes verglichen (Clark & Evans, 1954). Ist die durchschnittliche Distanz zwischen zwei Datenpunkten signifikant geringer als bei der zufälligen Verteilung, so liegt eine Klumpung vor, bei einer signifikant höheren Distanz eine gleichmäßige bzw. regelmäßige Verteilung. Da die Fallwilddaten nicht zufällig im Kanton Zürich verteilt, sondern spezifischen Straßen zugeordnet sind, ist eine einfache Berechnung der euklidischen Distanz in einem 2-Dimensionalen Raum zum nächsten Nachbarn nicht sinnvoll, weshalb das Straßennetzwerk bei der Analyse der Nachbarschaftsanalyse berücksichtigt wurde. Hierfür wurde für jeden Datenpunkt in Rehe_ZH_GVM sowie einer gleichen Anzahl an zufällig im Straßennetzwerk verteilten Punkten die Distanz zu den fünf nächstgelegenen Fallwildpunkten mit dem Werkzeug "Find closest Facilities" (ANAT), basierend auf einem aus GVM_RH_woTunnel erstellten Netzwerk, berechnet. Da eine Analyse der räumlichen Verteilung durchgeführt wurde und die eigentlichen Pfade im Netzwerk nicht relevant sind, wurden Restriktionen zum Beispiel bezüglich der Fahrtrichtung ignoriert und Straßenabschnitte mit einander verbunden, die in der Realität keine Knotenpunkt darstellen. Die Distanzen wurden mit einem Anderson-Darling-Test auf ihre Normalverteilung kontrolliert. Da keine Normalverteilung vorliegt (beobachtete Fallwildpunkte: $A = 723$; $p < 0,001$; zufällige Punkte: $A = 112$; $p < 0,001$) wurde mit dem Wilcoxon-Mann-Whitney-Test ein paramterfreier Test durchgeführt, um die Distanzen zwischen beobachteten Fallwildpunkten und zufällig erstellen Punkten im Straßennetzwerk zu vergleichen.

Um die Position von Fallwild-Hotspots zu ermitteln wurden alle Fallwildpunkte mit einer durchschnittlichen Distanz von unter 25 m zu den nächsten fünf benachbarten Fallwildpunkten um 50 m gepuffert. Dadurch entstandene, sich überlappende Flächen wurden vereinigt und die Koordinaten des Schwerpunkts der resultierenden Fläche berechnet. Der dem Schwerepunkt nächste Punkt im Straßennetzwerk wurde als Zentrum des Fallwild-Hotspots angesehen (siehe Abbildung 15). Ermittelte Hotspots wurden anschließend mit Coldspots verglichen (siehe "Ermittlung von Coldspots und Vergleich mit Hotspots").

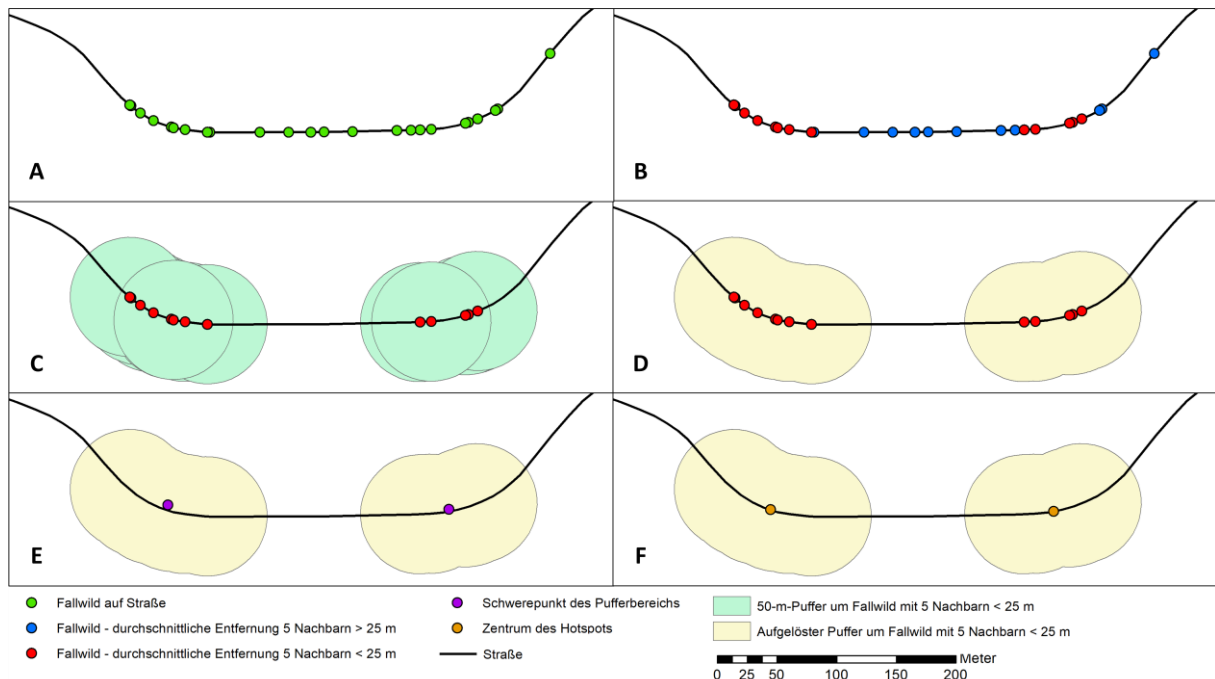


Abbildung 15: Ermitteln von Fallwild-Hotspots. Für jeden Fallwildpunkt auf einer Straße wurde die Distanz zu den fünf nächsten Nachbarn entlang des Straßennetzwerks ermittelt (A). Fallwildpunkt mit einer durchschnittlichen Entfernung von unter 25 m zum nächsten Fallwildpunkt wurden selektiert (B) und um 50 m gepuffert (C). Die entstandenen Kreise wurden aufgelöst (D) und der Schwerpunkt der Geometrie berechnet (E). Der dem Schwerpunkt nächste Punkt auf einer Straße im GVM-ZH wurde als Zentrum des Hotspots definiert (F).

2.4.2. Vergleich von Standorten mit und ohne Fallwild (Frage 2)

Um Unterschiede zwischen Standorten mit und ohne Fallwild festzustellen, wurden für jeden Punkt im Datensatz Rehe_ZH_GVM der sich in einer Distanz über 500 m zur Kantonsgrenze befindet ($n = 5.925$) sowie 5.925 zufällige im Straßennetz verteilte Punkte (Pseudo-Datenpunkte) Daten zur Straße sowie zur umliegenden Landschaft erfasst. Eine Auflistung aller berücksichtigten Variablen befindet sich in Tabelle 2. Der Bereich im Umkreis von 500 m um jeden Punkt wurde als relevant angesehen, da sich Rehe selten mehr als 500 m von einer möglichen Deckung entfernen (Suter, 2009), dies dem mittleren Aktionsradius vieler Säugetiere entspricht (Holzgang et al., 2001) und diese Distanz auch in vergleichbaren Studien (Seiler, 2005; Seo et al., 2013; Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête, 2015) verwendet wurde. Der Ausschluss von Fallwild-Punkten nahe der Kantonsgrenze erfolgte, da für das

Gebiet außerhalb des Kantons Zürichs nicht alle benötigten Daten verfügbar waren, was die Analyse verfälscht hätte. Punkte auf Straßen mit einer HG, einem MIV oder einer Anzahl an Spuren von 0 (insgesamt 17 Fallwildpunkte, 322 Pseudo-Punkte) wurden aus dem Datensatz entfernt. Fallwild-Punkten und Pseudo-Punkten wurden mit einem Wilcoxon-Mann-Whitney-Test bzw. Chi-Quadrat-Test (kategoriale Variablen) verglichen. Für jede Variable wurde eine univariate logistische Regressionen durchgeführt, wobei lineare, quadratische und polynome Zusammenhänge zweiter Ordnung getestet oder die Daten wurzeltransformiert und anhand des Akaike's Information Criterion (AIC) bewertet wurden. Zusätzlich wurden Variablen mit Hilfe des Pearson-Korrelationsindex auf Korrelationen getestet.

Bei den zufällig verteilten Datenpunkten im Straßennetzwerk handelt es sich um Pseudopunkte, sie beschreiben jedoch nicht zwingend Bereiche in denen es zu keinen Fallwild-Ereignissen kommt. Aus diesem Grund wurde das oben genannte Vorgehen noch einmal mit einem reduzierten Datensatz wiederholt. Hierfür wurden nur jene Pseudo-Datenpunkte ausgewählt die sich in einer euklidischen Distanz von über 500 m vom nächstgelegenen Fallwild-Datenpunkt befinden (Nicht-Fallwildpunkte). Aus dem bestehenden Fallwild-Datensatz wurde zufällig eine gleich große Anzahl an Fallwild-Punkten als Vergleichsdatsatz gewählt.

Da die Vorhersage des Fallwilds für jedes Straßensegment anhand von GLMs durchgeführt wurde, wurde keine Modellbildung mit den Fallwild- und Pseudodaten bzw. Fallwild- und Nicht-Fallwilddaten durchgeführt.

Tabelle 2: Auflistung der für die Modellbildung berücksichtigten Variablen, ihre Einheit, Definition sowie Datengrundlage.

Variable	Einheit	Beschreibung	Datensatz bzw. -quelle in dieser Arbeit
DENSITY	Individuen / km ²	Berechnete Rehdichte bei Fallwild	Rehe_ZH
P_BUI	%	Anteil an Gebäude im Umkreis von 500 m um Fallwild	TLM_Siedlung
P_FOR	%	Anteil an Wald im Umkreis von 500 m um Fallwild	TLM_Wald
P_AGR	%	Anteil an Agrarflächen im Umkreis von 500 m um Fallwild	"Landwirtschaftliche Nutzungseignung"
P_STEH	%	Anteil an stehender Gewässern im Umkreis von 500 m um Fallwild	TLM_Steh
L_FLI	km / km ²	Länge an Fließgewässern im Umkreis von 500 m um Fallwild	TLM_Fliessgewaesser
L_R_GVM	km / km ²	Länge an Straßen im GVM-ZH im Umkreis von 500 um Fallwild	GVM_RH_woTunnel
L_R_TLM	km / km ²	Länge an befahrbarer Straßen im Umkreis von 500 um gesamt um Fallwild	TLM_Strassen_befahrbar
D_BUI	m	Distanz zum nächsten Gebäude	TLM_Siedlung
D_FOR	m	Distanz zum nächsten Wald	TLM_Wald
D_AGR	m	Distanz zur nächsten Agrarfläche	"Landwirtschaftliche Nutzungseignung"
D_STEH	m	Distanz zum nächsten stehenden Gewässer	TLM_Steh
D_FLI	m	Distanz zum nächsten Fließgewässer	TLM_Fliessgewaesser
D_COR	m	Distanz zum nächsten Wildtierkorridor	" Wildtierkorridore"
ELEVATION	m	Seehöhe bei Fallwildpunkts	DTM 2014
CORRIDOR	ja/nein	Lage des Fallwildpunkts in einem Wildtierkorridor	" Wildtierkorridore"
CARS	Fahrzeuge pro Tag	Modellierter MIV bei Fallwildpunkt	GVM_ZH
SPEED	km/h	Erlaubte Höchstgeschwindigkeit bei Fallwildpunkt	GVM_RH_woTunnel
LANES	Anzahl	Anzahl an Spuren bei Fallwildpunkt	GVM_RH_woTunnel
SPEEDWAY	ja/nein	Straße bei Fallwildpunkt ist eine Hochgeschwindigkeitsstraße	"Haupt- und Nebenstraße"

2.4.3. Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit bzw. des -vorkommens auf einer Straße (Frage 3)

Um vorherzusagen ob es auf einer Straße zu Fallwild kommt und um die geschätzte Anzahl an Fallwildereignissen zu berechnen, wurde ein GLM erstellt, in dem das Vorkommen von Fallwild bzw. die Anzahl an Fallwildereignissen pro Straßenabschnitt als abhängige Variable gewählt wurde. Für Presence-Absence-Daten eignen sich binomiale Modelle, für die Modellierung von Zähldaten bietet sich generell eine Poissonverteilung an. Auf Grund einer Überdispersion in den Daten (Varianz ist größer als der Mittelwert) wurde für die Zähldaten jedoch eine negativ Binomialverteilung gewählt. Als unabhängige Variablen wurden Daten zur Straße (jedes Segment in GVM_RH_woTunnel_Seg) sowie zur Umgebung der Straße gewählt. Hierfür wurde jedes Segment um 500 m gepuffert (Puffer-Werkzeug, AAT), wobei "End Type" auf Flat gesetzt wurde, da die Fläche vor bzw. hinter einem Straßenabschnitt als weniger relevant für die Wahrscheinlichkeit eines Fallwildereignisses auf einer Straße angesehen wurde. Beide Seiten eines Segments wurden getrennt voneinander gepuffert und zuerst auch getrennt von einander in die Auswertung mit einbezogen, da angenommen wurde, dass die Landschaftscharakteristik auf beiden Seiten der Straße zur Überquerung durch ein Wildtier (und dadurch zu einem möglichen Fallwildereignis) beiträgt und deshalb nicht zusammengefasst betrachtet werden sollten. Da die differenzierte Betrachtung von linker und rechter Straßenseite in der explorativen Phase der Modellbildung jedoch keine Effekte aufwies, wurden die Werte beider Seiten im Sinne einer parsimonischen Modellbildung zusammengefasst und im Folgenden als eine Fläche betrachtet. Die erhobenen Variablen entsprechen denen in Tabelle 2 dargestellten, nur dass sie sich auf die Pufferfläche um die Straße beziehen. Für die Variablen DENSITY und ELEVATION wurde der durchschnittliche Wert für jedes Straßensegment herangezogen. Zusätzlich wurden die Kurvigkeit der Straße (Variable SINUOSITY) und die Länge des Abschnitts (LENGTH) in das Modell mit aufgenommen. Außerdem wurde neben den einzelnen Variablen CARS und SPEED auch ihre Interaktion $\sqrt{\text{CARS}} : \text{SPEED}$ berücksichtigt. Um nichtlineare Zusammenhänge zu berücksichtigen wurden auch Polynome Zusammenhänge 2. Ordnung getestet und bei einem signifikanten Zusammenhang bzw. einem geringeren AIC im Modell belassen. Vor der Modellbildung wurden alle Variablenpaare auf Korrelation getestet, um gegebenenfalls einzelne Variablen bei einem Wert von über 0,7 auszuschließen (hohe Korrelation; Hinkle, Wiersma & Jurs (2003)), was jedoch nicht notwendig war. Anhand des gesamten negativ binomialen Modells wurden Effektplots erstellt um weiteren Einblick in die Faktoren zu bekommen, die zu Fallwild auf Straßen führen.

Für die Vorhersage der Anzahl von Fallwild auf Straßensegmenten, wurden anschließend das negativ binomiale Modell und das binomiale Modell verkleinert, indem Variablen unter Berücksichtigung des AICs entfernt wurden. Für die in den Modellen verbleibenden Variablen wurde der

Varianzinflationsfaktor (VIF) berechnet sie auf Multikollinearitäten zu teste, wobei in Anbetracht des großen Datensatzes ein Faktor unter 10 als akzeptabel angesehen wurde (O'Brien, 2007).

Um die Fallwildwahrscheinlichkeit für jedes Straßensegment bzw. eine Anzahl von Fallwild zu schätzen wurde der Datensatz randomisiert und in zehn gleich große Teile unterteilt. Dies ermöglichte eine Trennung von Trainings- und Testdatensatz und eine 10-fache Kreuzvalidierung.. Jeweils neun Teile wurden benutzt um das Modell zu trainieren, um im zehnten Teil die Wahrscheinlichkeit von bzw. die Anzahl an Fallwild pro Straßenabschnitt vorherzusagen. Dadurch erhält man einen geschätzten Wert pro Straßensegment sowie einen Wert für den Kreuzvalidierungsfehler des Modells (delta). Um zu überprüfen ob das anhand des AICs reduzierte Modell eine schlechtere Performance zeigt als das volle Modell, wurde auch für das volle Modell der Kreuzvalidierungsfehler berechnet. Mit der Differenz zwischen den durch das Modell geschätzten Werten und der tatsächlichen Anzahl von Fallwild pro Straßenabschnitt, kann weiters überprüft werden wie sehr die Schätzungen abweichen und ob die Werte über- oder unterschätzt werden. Zusätzlich wurde die Korrelation zwischen tatsächlicher und geschätzter Anzahl berechnet und für eine optische Prüfung gegeneinander geplottet.

Ermittlung von Coldspots und Vergleich mit Hotspots

Für die Ermittlung der Coldspots wurde für jeden Straßenabschnitt die Differenz zwischen vorhergesagtem und beobachtetem Fallwildaufkommen berechnet. Als Coldspot wurden jene 90 Straßensegmente definiert, bei denen es die größte Überschätzung und gleichzeitig kein tatsächliches Fallwild gab. Für jedes Segment wurde der Mittelpunkt als Zentrum des Coldspots verwendet.

Da das Modell auf den entsprechenden Straßenabschnitten ein Fallwildvorkommen erwartet, kann angenommen werden, dass sich im Zuge der Nächste-Nachbar-Analyse ermittelte Hotspots nicht anhand der verwendeten Fernerkundungsdaten von den Coldspots unterscheiden. Eine mögliche Erklärung für Unterschiede wären Barrieren entlang von Straßen, etwas in Form von Zäunen, die das Kreuzen von Rehen an Coldspots verhindern. Um dies zu überprüfen wurden jeweils 90 Hotspots und 90 Coldspots mittels Google-Street-View (Anguelov et al., 2010) virtuell begangen und beurteilt ob sich zumindest auf einer der beiden Straßenseite ein Zaun befindet der für Rehe als Barriere angesehen werden kann. Da die Einschätzung der Situation zum Teil subjektiv ist, wurde jeder Hot- bzw. Coldspot von drei Personen unabhängig voneinander bewertet. Zäune die von allen drei Personen als Barriere angesehen wurde, wurden noch einmal auf korrekte Klassifizierung kontrolliert. Punkte die Barrieren anderer Art (z.B. größere Industrieanlagen neben der Straße) aufweisen liegen im Siedlungsgebiet und wurden aus dem Datensatz entfernt. Basierend auf dieser

konservativen Bewertung wurde die Anzahl an Hot- bzw. Coldspots mit Zäunen mit einem Chi-Quadrat-Test verglichen.

2.4.4. Verwendete Software

Räumliche Analysen wurden direkt in ArcGIS 10.4.1. (ESRI; Redlands, California) unter der Einbeziehung der Erweiterungen "Network Analyse", "Spatial Analyst" "Geostatistical Analyst" und "3D Analyst" oder mit Hilfe von Python-Skripts (Modul arcpy) durchgeführt. Python-Skripts mit einer Länge von mehr als 5 Zeilen sowie untergeordnete Funktionen befinden sich im Anhang. Statistische Analysen wurden in R (R Development Core Team, 2008) mit Hilfe der Packages MASS (Venables & Ripley, 2002), ggplot2 (Wickham, 2009), corrplot (Wei & Simko, 2017), plyr (Wickham, 2011), spatstat (Baddeley, Rubak & Turner, 2015), maptools (Lewin-Koh & Bivand, 2011) und sp (Pebesma & Bivand, 2005; Bivand, Pebesma & Gómez-Rubio, 2013) durchgeführt. Als Signifikanzschwelle wurde bei allen Analysen ein $p < 0,05$ herangezogen.

3. Ergebnisse

3.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich

3.1.1. Ripley's K Statistik

Das Ergebnis der Analyse der räumlichen Verteilung der Fallwild-Punkte unter Berücksichtigung des Straßennetzwerks mittels linearK ist in Abbildung 16 dargestellt. K_L -obs befindet sich für alle Entfernungen oberhalb von K_L -theo sowie außerhalb des auf 100 Simulationen beruhenden Wertebereichs, was auf eine starke nicht-zufällige Verteilung bzw. Klumpung von Fallwild-Punkten hindeutet.

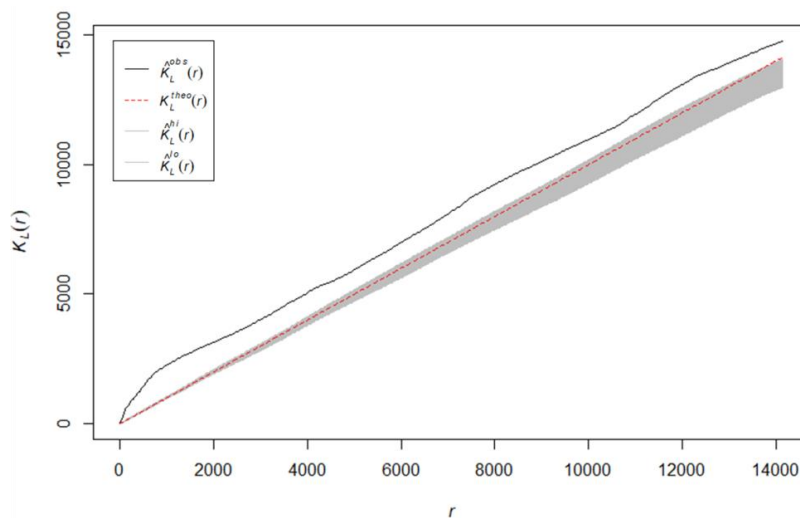


Abbildung 16: Ergebnis von linearK. K_L -obs befindet sich über den gesamten Bereich oberhalb von K_L -theo, was eine Klumpung der Fallwildpunkte bedeutet.

3.1.2. Kerndichteschätzung mittels KDE+

Die Kerndichteschätzung mit der Software KDE+ resultierte in 578 durch die Software vorgeschlagene Hotspots mit einer Gesamtlänge von 133,8 km (durchschnittliche Länge von 291 m) in denen sich 3.171 der 6.422 Fallwildpunkte befanden. Auf Grund der Länge des gesamten Straßennetzes in GVM_RH_woTunnel von 2.979 km ergibt sich ein Erwartungswert für die Cluster von 288 Fallwildpunkten. Der Vergleich zwischen erwarteten und beobachteten Werten mit einem Chi-Quadrat-Test weist auf einen höchst signifikanten Unterschied hin ($\chi^2 = 3.286$, $p < 0,0001$). In den 90 Clustern mit der stärksten Clusterung (entsprechend dem Wert "Strength" im Output-Datensatz) liegen 666 Fallwildpunkte.

3.1.3. Nächster-Nachbar-Analyse

Die mittlere durchschnittliche Distanz zwischen einem Fallwildpunkt und seinen fünf nächsten Nachbarn entlang des GVM-ZH lag bei der Nächste-Nachbar-Analyse bei 243 m (\pm 337 m), bei zufällig im Straßennetz verteilten Punkten bei 459 m (\pm 247 m). Der Wilcoxon-Mann-Whitney-Test ergab einen signifikanten Unterschied zwischen Fallwild- und zufällig verteilten Punkten ($W = 7.501.300$, $p < 0,0001$).

549 Fallwildpunkte haben eine durchschnittliche Distanz von unter 25 m zu ihren nächsten fünf Nachbarn. Durch die Zusammenfassung von Fallwildpunkten innerhalb einer Distanz von 50 m ergaben sich 90 Fallwild-Hotspots in denen sich insgesamt 818 Fallwildpunkte befinden. 81% der Hotspots befinden sich innerhalb eines durch KDE+ berechneten Clusters, jedoch nur 27% in einem der 90 stärksten Cluster.

3.2. Ermittlung der Faktoren die zu Fallwild führen (Frage 2)

Insgesamt 5.925 Fallwildpunkte lagen mindestens 500 m von der Kantonsgrenze entfernt und konnten in die Analysen aufgenommen und anhand der in Tabelle 2 beschriebenen Variablen charakterisiert werden. Eine Übersicht über die erhobenen Mittelwerte befindet sich in Tabelle 3. Der Vergleich mit den zufällig im Liniennetz verteilten Punkte zeigt, mit der Ausnahme der Distanz zum nächsten Fließgewässer (D_FLI) und der Länge der Fließgewässer im Umkreis (L_FLI), bei jeder Variablen einen höchst signifikanten Unterschied ($p < 0,001$; Tabelle 3). Histogramme der Verteilung der Werte jeder einzelnen Variable für Fallwild- und Pseudopunkt befinden sich im Anhang (Abbildung 37 bis Abbildung 41). Die Ergebnisse der univariaten binomalen Regressionen mit verschiedenen Zusammenhängen zwischen abhängiger und unabhängiger Variable sind in Tabelle 10 und grafisch in den Abbildung 37 bis Abbildung 41 dargestellt. Generell erklären die einzelnen Variablen für sich nur einen geringen Teil der Varianz, so liegt das höchste R^2 bei 0,233 (L_R_TLM) und der Durchschnittswert bei 0,08 (siehe Tabelle 9). Die Variablen weisen ein hohes Maß an Korrelationen auf (siehe Abbildung 17 und Tabelle 12). Hervorzuheben sind die Unterschiede beim Anteil an Gebäuden (5% zu 26%), beim Anteil an Wald (34% zu 16%) und beim Anteil an Agrarfläche (53% zu 39%). Auch ob es sich um eine Hochleistungsstraße handelt oder nicht hat einen sehr großen Einfluss.

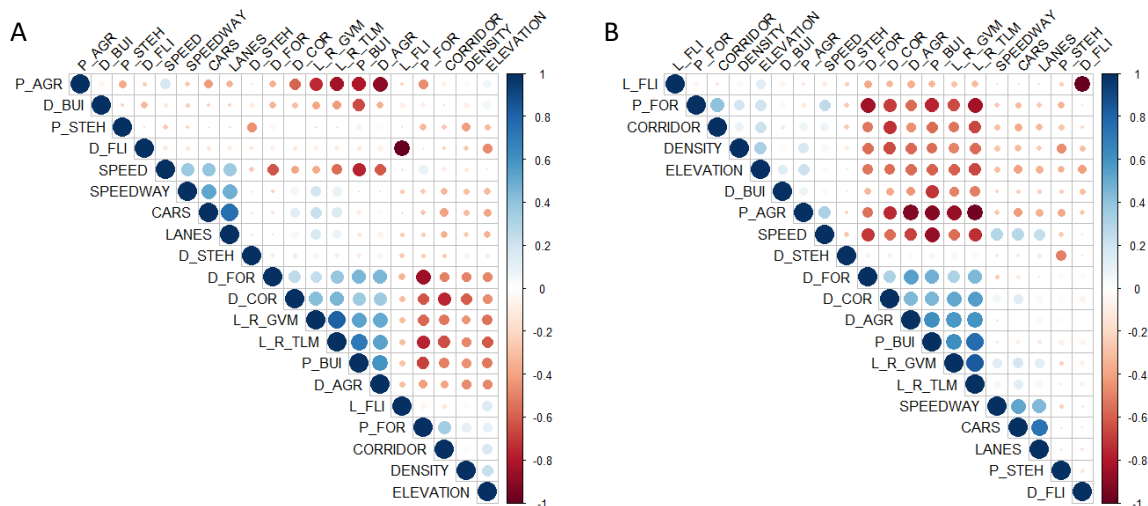


Abbildung 17: Korrelationsplots aller Variablen, die für jeden Fallwild- und Pseudopunkt (A) bzw. Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkt (B) erhoben wurden. Für die Interpretation muss beachtet werden, dass sich die Anordnung der Variablen in beiden Abbildungen unterscheidet. Generell lässt sich jedoch ein hohes Maß an Korrelation einzelner Variablen erkennen. Werte können der Tabelle 12 und Tabelle 13 entnommen werden.

Die Reduktion des Datensatzes auf Pseudopunkte, die min. 500 m vom nächstgelegenen Fallwildpunkt entfernt liegen führte zu einem Datensatz von insgesamt 4.848 Fallwild- bzw. Nicht-Fallwildpunkten. Die Mittelwerte und Standardabweichungen für die erhobenen Variablen im Umkreis zu diesen Punkten sind in Tabelle 4 dargestellt (siehe auch Abbildung 42 bis Abbildung 46 für Histogramme). Bis auf die Länge der Fließgewässer im Umkreis (L_Fli) besteht bei allen Variablen ein signifikanter Unterschied. Die Reduktion des Datensatzes führte zu einem höheren R^2 für die einzelnen univariaten binomialen Regressionen (siehe Tabelle 9; Tabelle 11 für Auswahl des Zusammenhangs, und Abbildung 42 bis Abbildung 46 für eine grafische Darstellung) von durchschnittlich $R^2 = 0,19$ und einem maximalen R^2 von 0,51 (L_R_TLM). Wie auch bei Fallwildpunkt/Pseudopunkt liegt zwischen den einzelnen Variablen ein generell hohes Maß an Korrelation vor (Abbildung 17 und Tabelle 13) vor.

Tabelle 3: Vergleich aller Variablen, die an Fallwild- bzw. Pseudopunkten erhoben wurden. * hinter p-Werten bedeuten einen signifikanten Unterschied.

Variable	Fallwildpunkte		Pseudopunkte		Wilcox- Test	
	Mittelwert	SD	Mittelwert	SD	W	p
P_BUI	4,90	7,43	26,23	30,27	23.082.050	< 0,0001 *
P_FOR	33,79	21,47	16,12	18,75	8.036.847	< 0,0001 *
P_AGR	53,07	22,48	38,99	29,34	11.904.060	< 0,0001 *
L_FLI	1,64	1,37	1,62	1,25	16.560.741	0,9575
P_STEH	0,47	2,79	1,27	6,17	16.047.193	< 0,0001 *
L_R_GVM	2,14	1,16	4,10	3,01	24.775.478	< 0,0001 *
L_R_TLM	3,94	2,00	7,98	4,48	26.250.656	< 0,0001 *
D_BUI	701,46	909,86	467,54	820,40	10.533.506	< 0,0001 *
D_FOR	77,21	103,71	232,08	245,61	24.400.333	< 0,0001 *
D_AGR	26,30	71,12	166,22	285,43	23.825.706	< 0,0001 *
D_COR	570,28	778,96	1.246,64	1.187,07	23.088.714	< 0,0001 *
D_FLI	270,70	272,77	261,30	251,36	16.707.804	0,3797
D_STEH	711,85	443,42	760,40	471,48	17.497.015	< 0,0001 *
CARS	2.845,29	3.230	5.529,10	8.601,72	18.141.991	< 0,0001 *
SPEED	71,87	9,17	62,81	21,98	10.586.258	< 0,0001 *
LANES	1,03	0,17	1,16	0,42	18.382.109	< 0,0001 *
DENSITY	4,99	1,65	4,41	1,74	13.201.795	< 0,0001 *
ELEVATION	524,06	93,72	493,89	90,86	12.877.733	< 0,0001 *
Kat. Variable	n (ja)		n (ja)		χ^2	p
SPEEDWAY	76		587		446,77	< 0,0001 *
CORRIDOR	2115		717		819,02	< 0,0001 *

Tabelle 4: Vergleich aller Variablen, die an Fallwild- bzw. Nicht-Fallwildpunkten erhoben wurden. * hinter p-Werten bedeuten einen signifikanten Unterschied.

Variable	Fallwildpunkte		Nicht-Fallwildpunkte		Wilcox-Test	
	Mittelwert	SD	Mittelwert	SD	W	p
P_BUI	5,00	7,73	45,99	33,31	4.880.219	< 0,0001 *
P_FOR	34,00	21,81	7,13	11,32	649.381	< 0,0001 *
P_AGR	52,67	22,95	21,51	25,99	1.079.584	< 0,0001 *
L_FLI	1,64	1,38	1,51	1,12	2.851.281	0,0708
P_STEH	0,48	2,79	2,25	8,47	2.839.978	0,0162 *
L_R_GVM	2,12	1,16	5,51	3,55	5.028.695	< 0,0001 *
L_R_TLM	3,95	2,04	10,80	4,47	5.440.611	< 0,0001 *
D_BUI	683,49	889,94	292,55	672,33	1.165.156	< 0,0001 *
D_FOR	76,48	101,19	349,27	297,39	4.981.062	< 0,0001 *
D_AGR	27,70	73,27	323,58	365,38	5.087.555	< 0,0001 *
D_COR	572,80	777,31	1.782,10	1.251,36	4.810.721	< 0,0001 *
D_FLI	271,03	271,74	265,74	234,61	3.051.590	0,0210 *
D_STEH	712,81	443,79	798,76	505,99	3.209.626	< 0,0001 *
CARS	2.837,88	3.214,27	6.166,85	9.141,33	3.445.645	< 0,0001 *
SPEED	71,78	9,36	53,45	20,49	1.068.053	< 0,0001 *
LANES	1,03	0,17	1,17	0,44	3.283.092	< 0,0001 *
DENSITY	5,02	1,64	3,94	1,64	1.828.176	< 0,0001 *
ELEVATION	523,89	94,71	460,28	67,21	1.640.927	< 0,0001 *
Kat. Variable	n (ja)		n (ja)		χ^2	p
SPEEDWAY	35		220		140,14	< 0,0001 *
CORRIDOR	849		73		804,35	< 0,0001 *

3.3. Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit auf einer Straße (Frage 3)

Es wurden insgesamt 4.872 Straßenabschnitte für die Modellierung herangezogen. Wie auch bei den vorherigen Korrelationsanalysen weisen die Daten zum Teil einen hohen Grad an Korrelation auf und erneut traten bei den Variablenkombinationen P_BUI und L_R_TLM, L_R_GVM und L_R_TLM und LANES und CARS Korrelationen mit einem Wert über 0,7 auf (siehe Tabelle 14), weshalb L_R_TLM und LANES von der Modellbildung ausgeschlossen wurden. Ein Ausschluss von Variablen auf Grund einer zu hohen VIF war in keinem der beiden Modelle notwendig.

Die auf dem gesamten negativ binomialen Modell (siehe Tabelle 7) basierenden Effektplots sind in Abbildung 18 bis Abbildung 22 dargestellt. Besonders große Effekte haben der Anteil des Waldes sowie die erlaubte HG.

Tabelle 5: Reduziertes binomiales Modell, das zur Vorhersage der Wahrscheinlichkeit ob es auf einem Straßenabschnitt zu Fallwild kommen kann, verwendet wurde.

	Estimate	SD	z	Pr(> z)	
(Intercept)	-18,4400	1,5110	-12,2000	< 0,0001	***
LENGTH	0,0026	0,0003	9,7140	< 0,0001	***
SPEEDWAY	-2,2090	0,2693	-8,2030	< 0,0001	***
sqrt(CARS)	0,0250	0,0048	5,1670	< 0,0001	***
sqrt(CARS)^2	-0,0002	0,0000	-5,0390	< 0,0001	***
SPEED	0,1354	0,0199	6,7990	< 0,0001	***
SPEED^2	-0,0006	0,0001	-4,6750	< 0,0001	***
ELEVATION	0,0246	0,0042	5,9140	< 0,0001	***
ELEVATION^2	0,0000	0,0000	-5,7540	< 0,0001	***
DENSITY	0,4579	0,1284	3,5660	0,0004	***
DENSITY^2	-0,0553	0,0125	-4,4080	< 0,0001	***
P_FOR	6,3140	0,8601	7,3410	< 0,0001	***
P_FOR^2	-2,6230	1,1070	-2,3700	0,0178	*
D_For_A	-0,0025	0,0005	-4,5680	< 0,0001	***
P_AGR	3,1870	0,3390	9,4030	< 0,0001	***
D_AGR	-0,0028	0,0011	-2,5370	0,0112	*
D_BUI	0,0002	0,0001	2,7830	0,0054	**
L_R_GVM	-143,1000	34,5500	-4,1430	< 0,0001	***
D_FLI	0,0005	0,0002	2,0330	0,0420	*
P_STEH	10,4000	4,5630	2,2780	0,0227	*
P_STEH^2	-25,1800	12,1900	-2,0660	0,0389	*

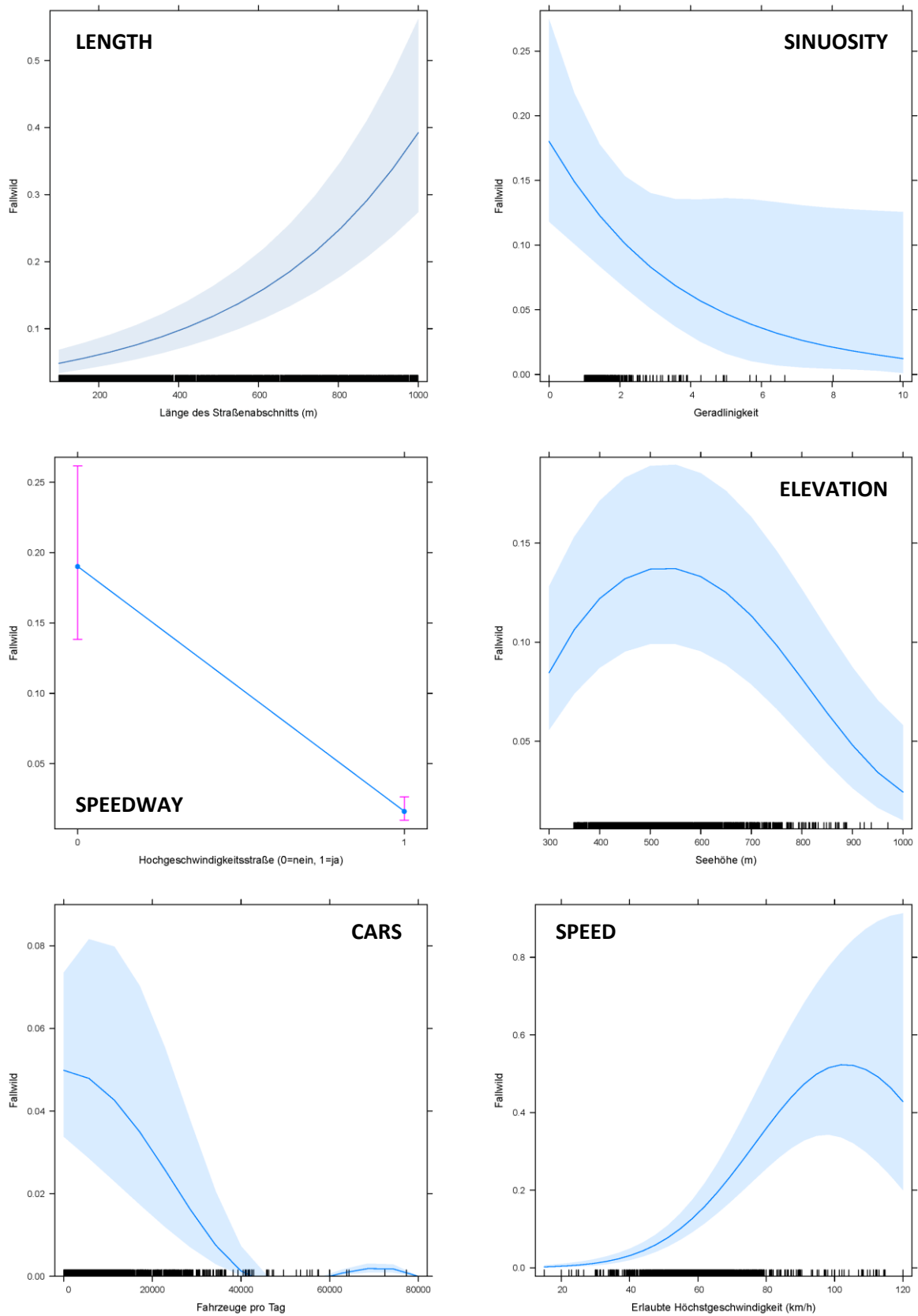


Abbildung 18: Effektplots für die Variablen LENGTH, SINUOSITY, SPEEDWAY, ELEVATION, CARS und SPEED. Die Plots wurden anhand des negativ binomialen Modells erstellt. Zu beachten ist die unterschiedliche Skala der einzelnen Abbildungen.

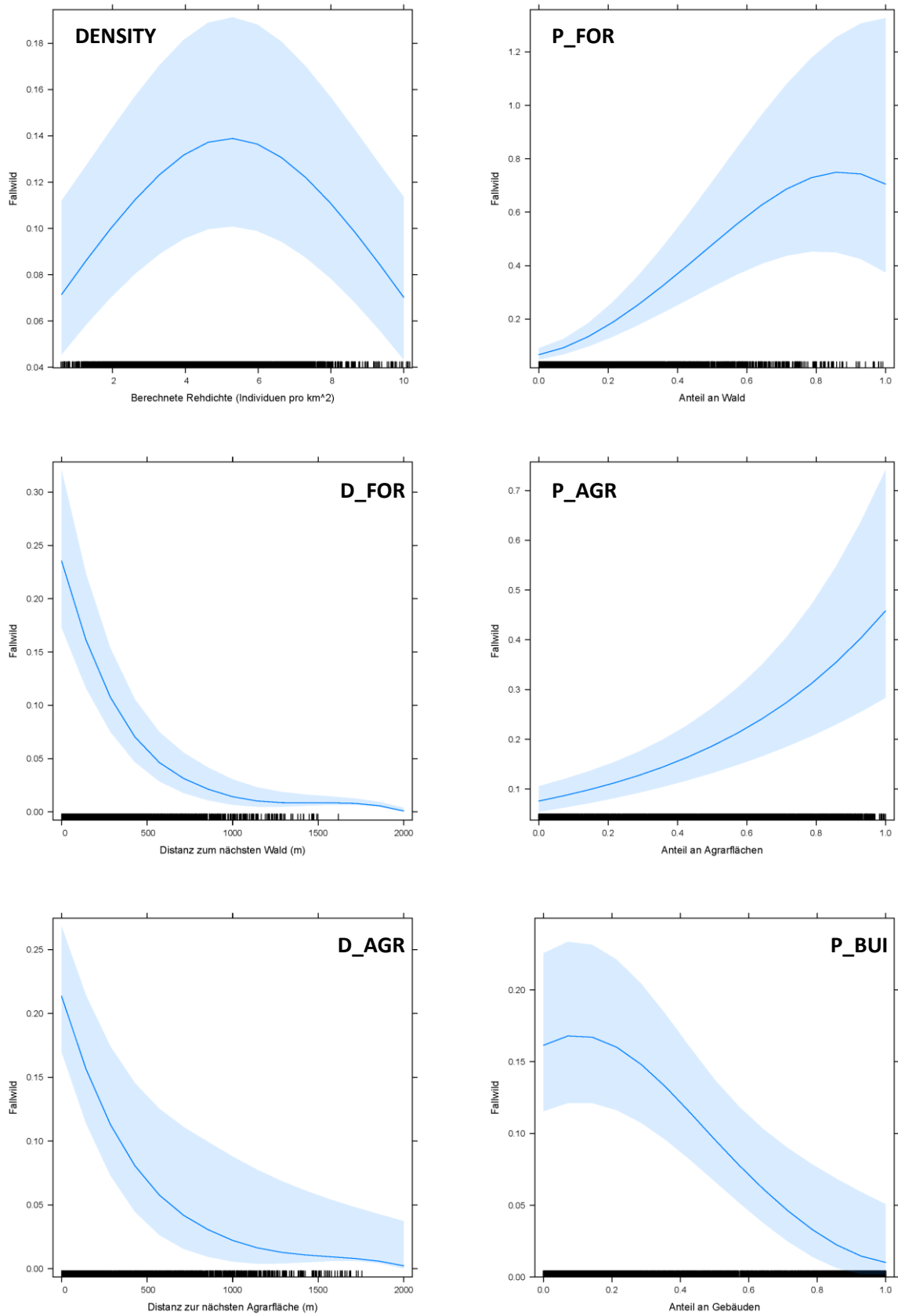


Abbildung 19: Effektplots für die Variablen DENSITY, P_FOR, D_FOR, P_AGR, D_AGR und P_BUI. Die Plots wurden anhand des negativ binomialen Modells erstellt. Zu beachten ist die unterschiedliche Skala der einzelnen Abbildungen.

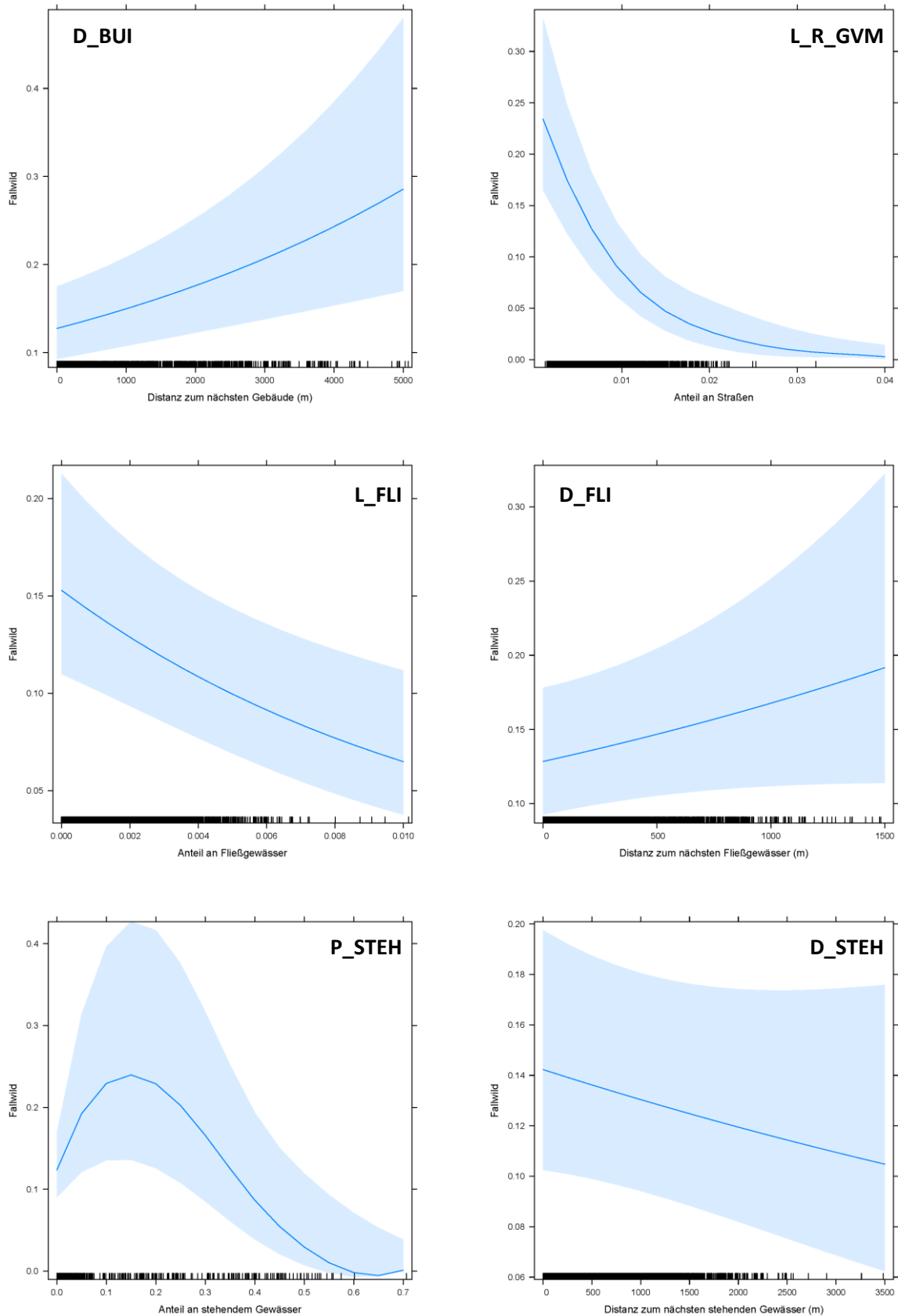


Abbildung 20: Effektplots für die Variablen D_BUI, L_R_GVM, L_FLI, D_FLI, P_STEH und D_STEH. Die Plots wurden anhand des negativ binomialen Modells erstellt. Zu beachten ist die unterschiedliche Skala der einzelnen Abbildungen.

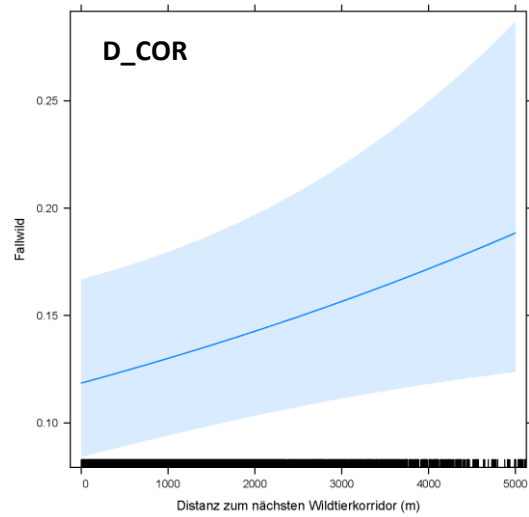


Abbildung 21: Effektplot für die Variable D_COR

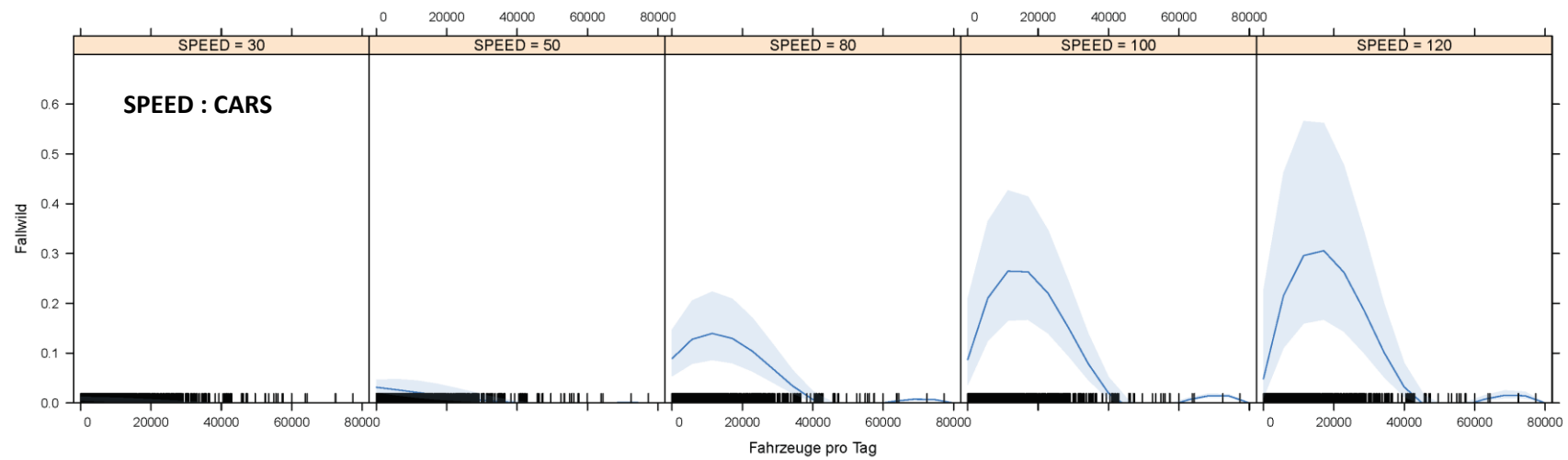


Abbildung 22: Effektplots für die Interaktion der Variable SPEED und CARS.

Das für die Vorhersage der Anzahl an Fallwild pro Straßenabschnitt reduzierte Modell kann Tabelle 8 entnommen werden. Das Delta dieses reduzierten Modells beträgt 6,31, während das Delta des vollen Modells mit 6,33 knapp darüber liegt. Dies zeigt, dass die Reduktion des Modells für die Vorhersage zulässig und sinnvoll ist.

Die Korrelation zwischen beobachteten und geschätzten Werten lag bei 0,68 (Pearson-Index; siehe auch Abbildung 24), wobei vor allem in den höheren Bereichen eine Streuung beobachtet werden kann. Die durchschnittliche Differenz zwischen vorhergesagten und beobachteten Wert lag bei 0,97 ($\pm 2,31$), also in etwa einem Individuum.

Das binomiale Modell (Tabelle 5) konnte bei einem Schwellenwert von 0,5 ($> 0,5$ berechnete Wahrscheinlichkeit = Fallwild) bei 88% aller Straßensegmente korrekt vorhersagen ob es generell zu Fallwild kommt oder nicht. Das Fehlen von Fallwild auf einem Straßenabschnitt konnte zu 91% korrekt vorhergesagt werden, das Vorkommen in 77% (siehe auch Tabelle 6). Berücksichtigt man nur Straßensegmente auf denen es zu einem Fallwildereignis kommt, so ist bei diesen Straßenabschnitten eine korrekte Einordnung in 88% der Fälle möglich.

Schließt man Straßenabschnitte aus, in denen es nur selten zu Fallwildereignissen kommt (1 Fallwild über den gesamten Zeitraum; $n = 417$; n Abschnitte > 1 Fallwild = 854), so werden 88% der Straßen mit Fallwild korrekt erkannt (siehe Abbildung 23).

Tabelle 6: Vorhersage des reduzierten binomialen Modells ob es auf einem Straßenabschnitt zu Fallwild kommen kann oder nicht (Schwellenwert des Vorhersagemodells = 0,5). Insgesamt konnten 88% der Straßen richtig eingeordnet werden.

	Beobachtet	Vorhergesagt	Korrekt vorhergesagt	Falsch vorhergesagt
Straße mit Fallwild	1.271	1.288	976	312
Straße ohne Fallwild	3.601	3.584	3.288	296

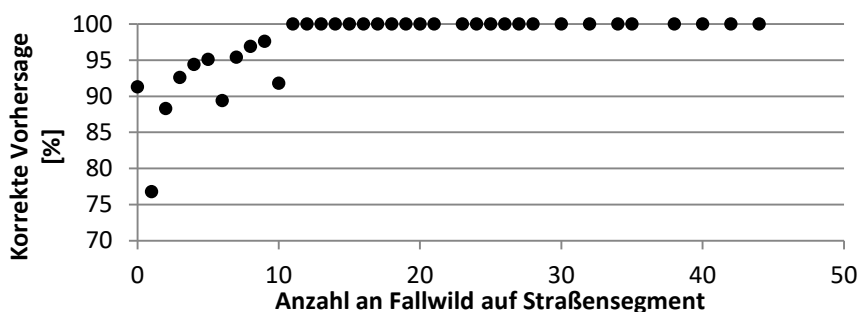


Abbildung 23: Anzahl an Fallwild auf einem Straßensegment und die damit verbundene Wahrscheinlichkeit, dass das binomiale Modell die Straße korrekt als Straße mit bzw. ohne Fallwild vorhersagt. Straßenabschnitte mit über 10 Fallwildereignissen wurden zu 100% richtig eingeordnet. Die 174 Straßenabschnitte mit der höchsten Anzahl an Fallwild wurden korrekt eingestuft.

Straßenabschnitte (n = 78) für die durch die Nächste-Nachbar-Methode Hotspots ermittelt wurden, wurden zu 96% korrekt als Straße mit Fallwild vorhergesagt. Jedoch wurde die Anzahl an Fallwild auf diesen Straßenabschnitten durch das negativ binomiale Modell massiv unterschätzt, so wurde auf jedem Abschnitt durchschnittlich 17,9 ($\pm 8,3$) Fallwild-Ereignisse beobachtet, das Modell sagte jedoch nur durchschnittlich 7,6 ($\pm 4,6$) Individuen voraus (siehe auch Abbildung 25).

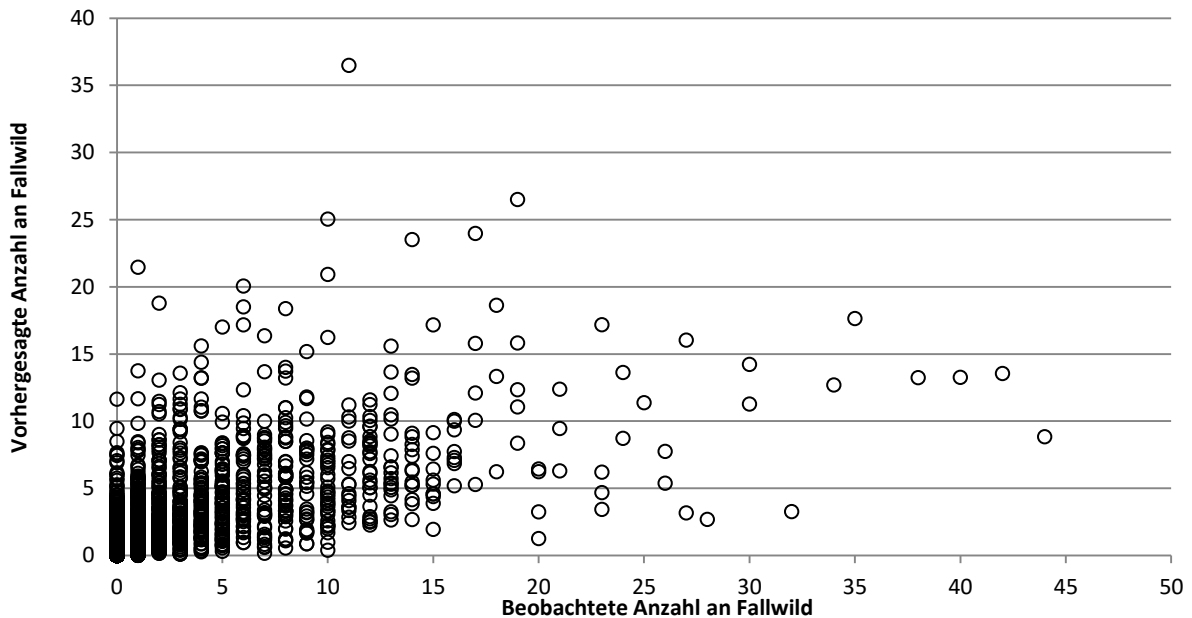


Abbildung 24: Beobachtete gegen vorhergesagte Anzahl an Fallwild für alle Straßenabschnitte. Das R^2 beträgt 0,46.

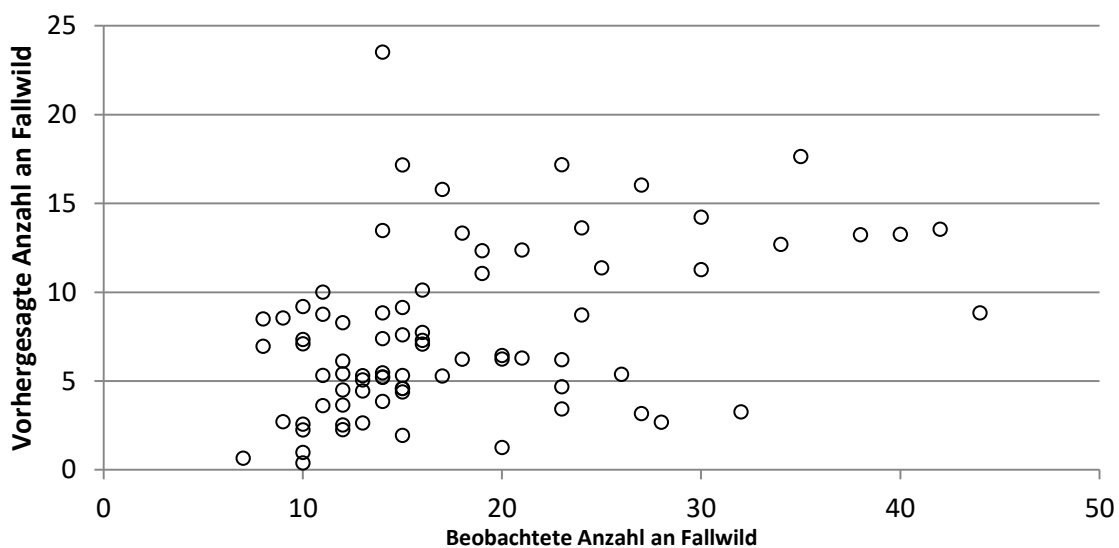


Abbildung 25: Beobachtete gegen vorhergesagte Anzahl an Fallwild bei den 90 im Zuge der Nächste-Nachbar-Analyse ermittelten Hotspots. Bei einer perfekten Modellpassung würden alle Punkte auf einer Linie liegen. Das R^2 beträgt lediglich 0,17.

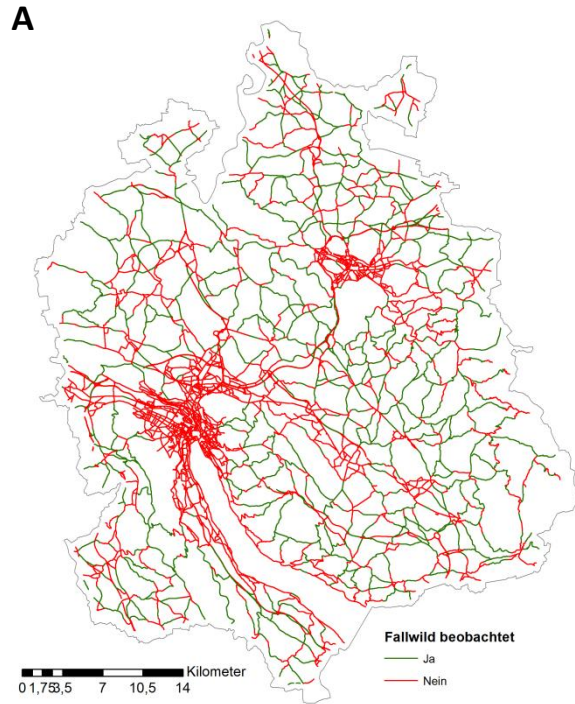
Tabelle 7: Negativ binomiales Model mit dem die Effektplots erstellt wurden.

	Estimate	SD	z	Pr(> z)	
(Intercept)	-11.4369	0.94	-12.15	< 0,0001	***
len	0.0023	0.00	13.71	< 0,0001	***
SPEEDWAY	-2.4682	0.20	-12.10	< 0,0001	***
sqrt(CARS)	0.0168	0.01	2.63	0.0084	**
sqrt(CARS)^2	-0.0003	0.00	-7.13	< 0,0001	***
SPEED	0.1264	0.02	7.36	< 0,0001	***
SPEED^2	-0.0007	0.00	-4.59	< 0,0001	***
SINUOSITY	-0.2693	0.13	-2.04	0.0410	*
ELEVATION	0.0091	0.00	3.71	0.0002	***
ELEVATION ^2	0.0000	0.00	-3.93	0.0001	***
DENSITY	0.3217	0.08	4.03	0.0001	***
DENSITY^2	-0.0305	0.01	-4.05	0.0001	***
P_FOR	5.5384	0.50	11.00	< 0,0001	***
P_FOR^2	-3.1744	0.57	-5.60	< 0,0001	***
D_FOR	-0.0028	0.00	-7.36	< 0,0001	***
P_AGR	1.7994	0.23	7.71	< 0,0001	***
D_AGR	-0.0023	0.00	-3.14	0.0017	**
P_BUI	0.6789	0.66	1.03	0.3052	
P_BUI^2	-3.4406	1.34	-2.57	0.0101	*
D_Bui	0.0002	0.00	4.00	0.0001	***
L_R_GVM	-113.2539	22.68	-4.99	< 0,0001	***
L_FLI	-85.7272	26.72	-3.21	0.0013	**
D_FLI	0.0003	0.00	1.63	0.1032	
P_STEH	7.0612	2.52	2.80	0.0051	**
P_STEH^2	-19.8726	6.95	-2.86	0.0042	**
D_STEH	-0.0001	0.00	-1.24	0.2147	
D_COR	0.0001	0.00	2.31	0.0207	*
sqrt(CARS) : SPEED	0.0003	0.00	2.21	0.0270	*

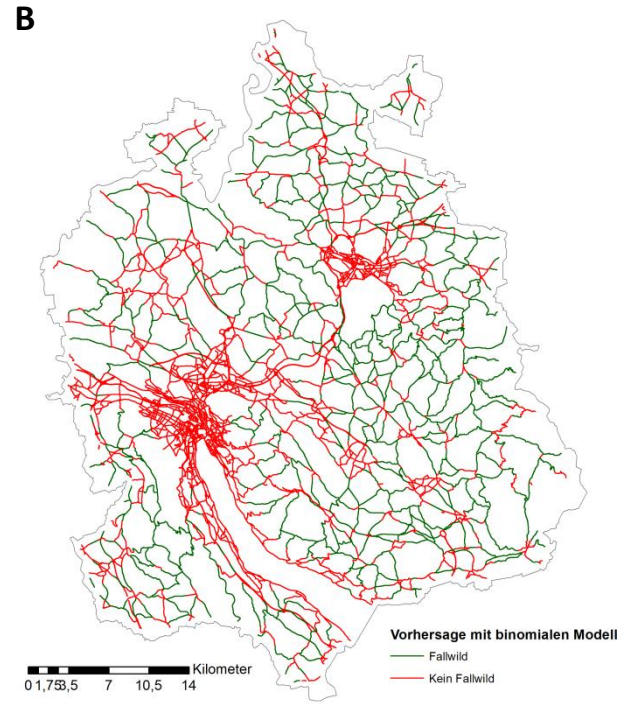
Tabelle 8: Reduziertes negativ binomiales Model zur Vorhersage der Anzahl an Fallwildereignissen pro Straßenabschnitt.

	Estimate	SD	z	Pr(> z)	
(Intercept)	-11.3267	0.9322	-12.1509	< 0,0001	***
LENGTH	0.0023	0.0002	13.7253	< 0,0001	***
SPEEDWAY	-2.4787	0.2039	-12.1583	< 0,0001	***
sqrt(CARS)	0.0163	0.0063	2.5774	0.0100	**
sqrt(CARS)^2	-0.0003	0.0000	-7.1562	< 0,0001	***
SPEED	0.1272	0.0171	7.4306	< 0,0001	***
SPEED^2	-0.0007	0.0002	-4.6333	< 0,0001	***
SINUOSITY	-0.2732	0.1326	-2.0599	0.0394	*
ELEVATION	0.0089	0.0024	3.6269	0.0003	***
ELEVATION^2	0.0000	0.0000	-3.8713	0.0001	***
DENSITY	0.3246	0.0799	4.0633	< 0,0001	***
DENSITY^2	-0.0310	0.0075	-4.1127	< 0,0001	***
P_FOR	5.5570	0.5028	11.0518	< 0,0001	***
P_FOR^2	-3.1991	0.5664	-5.6478	< 0,0001	***
D_FOR	-0.0028	0.0004	-7.3913	< 0,0001	***
P_AGR	1.7713	0.2324	7.6221	< 0,0001	***
D_AGR	-0.0022	0.0007	-3.0601	0.0022	**
P_BUI	0.7109	0.6627	1.0729	0.2833	
P_BUI^2	-3.5475	1.3402	-2.6469	0.0081	**
D_BUI	0.0002	0.0000	3.8302	0.0001	***
L_R_GVM	-113.5206	22.6816	-5.0050	< 0,0001	***
P_FLI	-106.1383	22.5891	-4.6986	< 0,0001	***
P_STEH	7.7648	2.4801	3.1309	0.0017	**
P_STEH^2	-21.5677	6.9212	-3.1162	0.0018	**
D_COR	0.0001	0.0000	2.1736	0.0297	*
sqrt(CARS) : SPEED	0.0003	0.0001	2.2676	0.0234	*

Straßenabschnitte & beobachtetes Fallwild



Straßenabschnitte & vorhergesagtes Fallwild



Straßenabschnitte & korrekte Vorhersage

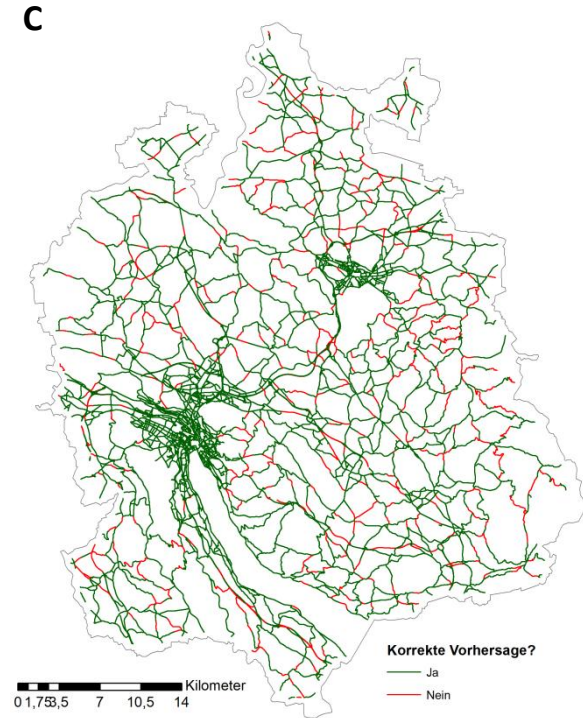


Abbildung 26: Karte des Kantons Zürichs mit allen Straßensegmenten in GVM_RH_woTunnel_Seg. Jedes Segment wurde kategorisiert ob auf dem Segment Fallwild beobachtet werden konnte (A), das binomiale Modell ein Fallwildvorkommen vorhergesagt hat (B) bzw. ob die Vorhersage korrekt war (C).

3.3.1. Bewertung von Cold- und Hotspots anhand von Google -Street-View

Von 180 Cold- bzw. Hotspots konnten 179 auf Google-Street-View virtuell begangen werden. Insgesamt wurden an 79 Abschnitten Zäune festgestellt, wobei sich die Ergebnisse zwischen den drei mit der Beurteilung beauftragten Personen stark unterschieden. Nur an 25 Coldspots sowie 9 Hotspots wurden von allen drei Personen Zäune entlang der Straße erkannt, welche auch bei einer zusätzlichen Beurteilung validiert werden konnten. 22 Coldspots und 58 Hotspots wurden einstimmig als frei von Barrieren eingestuft. Der Chi-Quadrat-Test ergab einen signifikanten Unterschied zwischen Hot- und Coldspots ($\chi^2 = 19,006$, $p < 0,0001$).

4. Diskussion

4.1. Hotspot-Analyse im Kanton Zürich

Sowohl mit Ripley's K, der Kerndichteschätzung als auch der Nächste-Nachbar-Methode konnte eine nicht-zufällige Verteilung der Fallwildpunkte nachgewiesen werden, wobei auch eine Verortung möglich war. Das Wissen über die Lage solcher Hotspots ist von essentieller Bedeutung für die effektive Umsetzung von Maßnahmen, wie zum Beispiel dem Errichten von Durchgängen oder Grünbrücken an besonders stark gefährdeter Straßenabschnitte (Gunson & Zimmermann Teixeira, 2015; van der Ree et al., 2015). Auf Grund der generell anzunehmenden Ungenauigkeit der Lage der Fallwild-Daten sowie der Berechnungsmethode (z.B. der Definition des Schwerpunkts des Clusters als Zentrum des Hotspots), sind die ermittelten Hotspots jedoch nur als grober Bereich für Maßnahmen zur Reduktion von Fallwild zu betrachten und benötigen eine genaue Verifizierung bzw. Begutachtung vor Ort. Die generelle Beobachtung von geklumpten Fallwildvorkommen entspricht den Beobachtungen anderer Studien (Rousselet et al., 2013; Seo et al., 2013; Girardet, Conruyt-Rogeon & Foltête, 2015).

4.2. Ermittlung der Faktoren die zu Fallwild führen

Alle verfassten Modelle und die dazugehörigen Effektplots zeigen ein ähnliches Bild der Variablen, die das Aufkommen von Fallwild beeinflussen: sowohl die Straße bzw. der damit verbundene Verkehr, als auch das umgebende Habitat beeinflussen die Wahrscheinlichkeit, dass es zu einer Kollision mit einem Reh und in Folge zu Fallwild kommt. Generell lassen sich einige wenige Faktoren ableiten die eine einfache, intuitive Erklärung ermöglichen, jedoch ist die Realität komplexer, was sich auch in der hohen Anzahl an Variablen in den erstellten Modellen widerspiegelt.

4.2.1. Habitat

Die Landschaft und die Habitate, welche das Fallwild bzw. die Straße umgeben, haben einen großen Einfluss auf die Fallwildwahrscheinlichkeit. Vor allem Variablen, die den ländlichen bzw. den städtischen Bereich beschreiben, beeinflussen zu wie viel bzw. ob es zu Fallwild kommt.

Generell erhöht der Faktor Wald die Wahrscheinlichkeit auf ein Fallwild zu treffen, so ist der prozentuelle Waldanteil um einen Fallwildpunkt mit knapp 34% ca. doppelt so hoch wie der bei einem zufällig im Straßennetz verteilten Punkt (16%; Pseudopunkte) und die durchschnittliche Entfernung zum nächstgelegenen Wald ist nur ein Drittel so weit (77 m gegenüber 232 m). Ab einem Flächenanteil von ca. 80 % steigt die Anzahl an Unfällen jedoch nicht mehr. Der prozentuelle Anteil an Gebäuden hat einen gegenläufigen Effekt, so ist dieser bei Pseudopunkten fünf mal höher als bei Fallwildpunkten (26% zu 5%). Dies lässt sich auf die mit dem Wald verbundene Lebensweise und der generellen Meidung von städtischen Gebieten erklären. So kann es dort, wo keine Rehe vorkommen,

auch zu keinem Fallwild kommen. Entsprechend hat auch die berechnete Individuendichte einen signifikanten, wenn auch vergleichsweise schwachen, Einfluss auf die Fallwildwahrscheinlichkeit und Fallwild-Punkte und Pseudopunkte unterscheiden sich in der Individuendichte ebenfalls. Auch die anderen Variablen spiegeln diese generelle Unterscheidung in "geeignetes" (natürliches) und "ungeeignetes" (anthropogen beeinflusstes) Habitat wieder, so befinden sich um Pseudopunkte signifikant mehr Straßen als um Fallwildpunkte. Die Agrarflächen können zwar ebenfalls als anthropogen beeinflusst angesehen werden, stellen aber für Rehe einen Teillebensraum dar, den sie bei Wanderungen durchqueren, weshalb sich um Fallwildpunkte mehr agrarwirtschaftlich genutzte Flächen befinden. Auch haben sich einzelne Rehpopulationen als sogenannte "Feldrehe" an agrartechnisch genutzte Lebensräume angepasst und verbringen einen großen Teil ihres Lebens in diesem Landschaftstyp (Sieber, 1995; Stubbe, 1997). Während Rehe im Wald in der Regel Gruppen unter 5 Individuen bilden, können Feldrehgruppen über 50 Individuen umfassen (Jepsen & Topping, 2004). Überquert eine solche Gruppe eine Straße erhöht diese große Gruppengröße das Risiko eines Unfalls zusätzlich.

Durch das Ausschließen von Pseudopunkten in einer Entfernung von weniger als 500 m um den nächsten Fallwildpunkt herum verstärken sich die beschriebenen Effekte, da solche Nicht-Fallwildpunkte vor allem im urbanen Bereich vorgefunden werden können. So ist der prozentuelle Siedlungsanteil zum Beispiel im Bereich der Nicht-Fallwildpunkte 9 mal höher als um Fallwildpunkte und der Anteil an Wald reduziert sich von 34% auf 7%. Entsprechend dieser deutlicheren Unterschiede erklärt das auf den Daten basierende Modell auch einen höheren Anteil der Varianz (71 %) als bei der Einbeziehung von allen Fallwild- bzw. Pseudopunkten (40%).

Der prozentuelle Flächenanteil von stehenden Gewässern ist um Fallwildpunkte signifikant geringer. Der Zusammenhang ist jedoch nicht linear, so verringert sich die Wahrscheinlichkeit für ein Fallwildvorkommen erst bei einem Flächenanteil von ca. 20 %, was primär auf das stark anthropogen beeinflusste Seeufer des Zürichsees zurückgeführt werden kann.

Die Seehöhe hat einen kleinen, aber signifikanten, Einfluss und es zeigt sich, dass in mittleren Lagen (500-600 m) die meisten Unfälle passieren. Dies lässt sich wohl zum Teil auch damit erklären, dass die Seehöhe positiv mit dem Waldanteil korreliert ist. In höheren Lagen nimmt die Wahrscheinlichkeit auf ein Fallwildvorkommen wieder ab, was wahrscheinlich auf einen geringeren MIV zurückzuführen ist. Auch könnten Straßen in höheren Lagen kurviger sein, wodurch die effektiv erreichbare Geschwindigkeit deutlich unter der HG liegt, was zu einer Reduktion von Unfällen führen würde.

Die erwähnten Beobachtungen zum Einfluss des Habitats auf das Vorkommen von Reh-Fallwild entsprechen den Erkenntnissen anderer Studien. In Girardet, Conruyt-Rogeon & Foltête (2015)

konnten 12% der Fallwildereignisse durch Landschaftsparameter erklärt werden, wobei vor allem der Anteil an Wald und kultiviertem Land einen Einfluss auf die Fallwildwahrscheinlichkeit hatte. Signifikante Unterschiede in den prozentuellen Anteilen an Wald und Siedlungen zwischen Fallwild- und Kontrollpunkte konnte auch von Seiler (2005) beobachtet werden. Die Verringerung von Fallwild in urbanen Gebiet wurde für größere Säugetiere von Hothorn, Brandl & Müller (2012) und Jakubas, Rys & Lazarus (2018) festgestellt.

Fallwildpunkte befinden sich häufiger innerhalb eines Wildtierkorridors als Pseudopunkte und Nicht-Fallwildpunkte. Da Wildtierkorridore unter anderem basierend auf Fallwilddaten und der Befragung von Jagdverantwortlichen bezüglich vorhandener Wildwechsel definiert wurden, erscheint dies logisch. Dass es aber innerhalb der Wildtierkorridore überhaupt zu so einer hohen Fallwildvorkommen kommt, spiegelt das Ergebnis der Evaluation von Suter (2009) wieder, wonach 84% der Korridore als beeinträchtigt oder nicht passierbar zu bezeichnen sind. Innerhalb dieser Wildtierkorridore müssen gezielt Maßnahmen ergriffen werden um das Fallwildrisiko zu minimieren, wobei gleichzeitig auf das Aufrechterhalten der Landschaftskonnektivität geachtet werden muss.

4.2.2. Straßenparameter

Nicht nur die umliegende Landschaft hat einen Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit eines Fallwilds, sondern auch die mit der Straße assoziierten Variablen.

Den stärksten Effekt hat die erlaubte HG. Diese liegt bei Fallwildpunkten zwar höher als bei zufällig verteilten Punkten (72 km/h zu 63 km/h), jedoch handelt es sich um keinen linearen Zusammenhang. Bei niedrigen Geschwindigkeiten bis ca. 50 km/h ist das Risiko einer Kollision mit einem Reh gering, da hier zum einem der Fahrer noch rechtzeitig reagieren bzw. abbremsen kann, und auch das Reh noch Zeit hat die Straße zu verlassen. Bei höheren Geschwindigkeiten (ab ca. 90 km/h) sinkt das Risiko wieder. Dies ist wahrscheinlich darauf zurückzuführen, dass Geschwindigkeiten von 100 bzw. 120 km/h in der Schweiz nur auf Autostraßen bzw. Autobahnen gefahren werden dürfen. Insbesondere stark befahrene Hochleistungsstraßen sind oft mit Zäunen, Grünbrücken und vergleichbaren Maßnahmen zur Reduktion von Unfällen mit Wildtieren ausgestattet wodurch verhindert wird, dass Rehe überhaupt auf die Straße kommen. Das spiegelt sich auch darin wider, dass auf Hochleistungsstraßen generell weniger Fallwild vorgefunden wurde (vergleiche auch Hothorn, Brandl & Müller (2012)) als dies bei einer zufällige Verteilung zu erwarten wäre und der Faktor Hochleistungsstraße einen signifikanten Einfluss auf die Modelle hat. Entsprechend nimmt die Wahrscheinlichkeit eines Unfalls auch mit der Anzahl an Autos auf der Straße ab, auch wenn das der intuitiven Annahme "mehr Autos = mehr Unfälle" widerspricht. Die Betrachtung der Interaktion der beiden Variablen Geschwindigkeit und Anzahl an Autos erlaubt differenziertere Erkenntnisse. Es

passieren mehr Unfälle auf Strecken mit relativ wenig Verkehr (10000 - 20000) aber hohen Geschwindigkeiten (>70km/h), also womöglich Hochleistungsstraßen die für das Gesamtverkehrsnetz weniger relevant sind und deshalb schlechter ausgebaut sind. Zu den beschriebenen Effekten kommt auch hinzu, dass stark befahrene Straßen und hohe Geschwindigkeiten eine abschreckende Wirkung auf Rehe haben könnten, wodurch sie gemieden werden und es trotz fehlender baulicher Maßnahmen zu weniger Fallwild kommt. Alleine der durch den Verkehr verursachte Lärm kann zu Stress bei Rehen führen (Iglesias-Merchan et al., 2018). Selbst Grünbrücken werden bei hoch frequentierten Straßen seltener benutzt (Olsson, Widén & Larkin, 2008).

Die Geradlinigkeit der Straße hat einen geringen, jedoch signifikanten Effekt auf das Vorkommen von Fallwild. Auf kurvigen Straßen kann ein Hindernis auf der Straße zwar später gesehen werden, jedoch wird hier unter Umständen die erlaubte HG nicht erreicht, was zu einem geringeren Bremsweg und weniger Unfällen führt.

An dieser Stelle muss auch darauf hingewiesen werden, dass Faktoren die die Wahrscheinlichkeit eines Unfalls mit einem Wildtier beeinflussen von der betrachteten Tierart abhängig ((Jakubas, Rys & Lazarus, 2018) sind und daher nicht ohne weiteres auf andere Arten übertragen werden können. Nach dem Reh ist der Rotfuchs (*Vulpes vulpes*) mit insgesamt 13.629 Einträgen die häufigste Art in der Fallwild-Datenbank des ALN. Anders als beim Reh, wo nur 2% aller Einträge die Ortbeschreibung "Siedlung" besitzen, sind es beim Rotfuchs 23%. Es handelt sich hier also um einen Kulturfolger der besser an den urbanen Lebensraum angepasst ist. Maßnahmen um die Anzahl an im Straßenverkehr umgekommene Füchse zu reduzieren, müssten folglich einen anderen Ansatz verfolgen als beim Reh.

4.3. Modellieren der Fallwildwahrscheinlichkeit bzw. des Fallwildaufkommens

Obwohl die einzelnen Faktoren das Auftreten von Fallwild nur zu einem geringen Teil erklären (siehe Tabelle 9), erwies sich das auf den Straßen basierende binomiale Vorhersagemodell als erstaunlich zuverlässig, so konnten 88% aller Straßen korrekt als für Fallwild gefährdet bzw. nicht gefährdet eingestuft werden, wobei Straßen mit Fallwild zu 77% richtig bewertet wurden. Dabei ist anzumerken, dass auch Straßenabschnitte miteinbezogen wurden, bei denen Fallwildereignisse sehr selten waren, nämlich eine Kollision innerhalb des Zeitraums von 9 Jahren. Ignoriert man diese unter Umständen zufälligen Ausreißer, können 88% der Straße mit Fallwild richtig zugeordnet werden. Dieses Ergebnis entspricht auch den Ergebnissen vergleichbarer Studien, wie etwa Seiler (2005), wo 76% all Straßen in einem Testdatensatz richtig erkannt wurden. Anzumerken ist, dass in Seiler (2005) das Training und die Evaluation des Modells in zwei unterschiedlichen Gebieten und damit zwei voneinander unabhängigen Datensätzen geschah, wohingegen das Model in der vorliegenden Arbeit mit einem Teil der Daten aus der gleichen Region trainiert bzw. getestet wurde. Grund hierfür ist die

generelle Heterogenität der Landschaft im Kanton Zürich sowie dem eher kleinem Untersuchungsgebiet (1.729 km² gegenüber 13.569 km² Modell-Gebiet und 8.576 km² Test-Gebiet in Seiler (2005). Da auch in anderen Kantonen der Schweiz auf ähnliche Weise Fallwilddaten gesammelt werden, wäre eine zukünftige Evaluierung des Modells in einem anderen Kanton denkbar.

Wie bereits erwähnt ist das Vorkommen von Fallwild stark vom Urbanisierungsgrad um eine Straße abhängig, weshalb die Vorhersage im städtischen Gebiet auch überdurchschnittlich erfolgreich war. Die Einbeziehung von weiteren Daten (siehe auch Limitierungen und Ausblick) würden auch die Vorhersage im ländlichen Bereich verbessern. Bei Straßenabschnitten an denen bis zu 44 Fallwildereignisse beobachtet wurden und bei denen dringend Handlungsbedarf bestehen würde, stößt man jedoch an die Grenzen der Möglichkeiten der Modellierung. So werden solche statistischen Ausreißer auch mit einem besseren Modell nicht korrekt prognostiziert werden können, auch wenn der Straßenabschnitt mit einer berechneten Anzahl von 9 Fallwildereignissen zu den 2% der Straßen mit dem höchsten prognostizierten Fallwildaufkommen zählt.

4.4. Limitierungen und Ausblick

Obwohl es in der vorliegenden Studie gelungen ist Fallwild-Hotspots zu bestimmen, Faktoren zu beschreiben, die die Wahrscheinlichkeit eines Fallwildvorkommens erhöhen und mit einem daraus abgeleiteten Modell das Vorkommen von Unfällen auf Straßenabschnitten in 88% der Fälle korrekt vorherzusagen, unterliegt die vorliegende Studie einigen Limitierungen.

Olsson, Widén & Larkin (2008) zeigten, dass das Vorhandensein von Grünbrücken das Vorkommen von Fallwild signifikant reduziert, weshalb diese Informationen zwingend in ein Modell zur Beschreibung bzw. Vorhersage von Fallwild mit aufgenommen werden sollten. Auch in Modellen von Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête (2015) hatte die Entfernung zur nächsten Möglichkeit eine Straße sicher zu kreuzen einen Einfluss. Leider war ein entsprechender und vollständiger Datensatz trotz Anfragen an mehrere Organisationen nicht verfügbar. Hatt (2000) merkte jedoch an, dass Wildtiere neu angelegte Grünbrücken zwar nutzen, sich jedoch die Anzahl an Fallwild auf umliegenden Straßen nicht reduzierten. Geht man davon aus, dass eine wie in Abbildung 27 zu sehende Hochleistungsstraße eine auf Grund des Verkehrs unüberwindbare Barriere für Wildtiere darstellt, so tragen Wildbrücken, auch wenn das Fallwild nicht reduziert wird, dennoch zum genetischen Austausch zwischen Teilpopulationen bei. So deuten zum Beispiel Berechnungen für Elchpopulationen in Schweden darauf hin, dass der Genfluss zwischen Teilpopulationen aufrecht gehalten werden kann, wenn jährlich nur 5-7 Individuen eine Grünbrücke nutzen (Olsson, Widén & Larkin, 2008). Die vermehrte Einbeziehung von genetischen Daten in die Bewertung von Straßenbarrieren und der Wirkung von Maßnahmen zur Reduktion von Fallwild bzw. der

Aufrechterhaltung der Landschaftskonnektivität würde generell zu einem höheren Verständnis der beteiligten Prozesse führen (Simmons et al., 2010; Sunnucks & Balkenhol, 2015).



Abbildung 27: Grünbrücken, wie hier in der Nähe von Affoltern, sowie begleitende Leiteinrichtungen in Form von Zäunen, tragen zur Reduktion von Fallwild auf Straßenabschnitten bei. Auf Grund fehlender Daten konnten sie jedoch nicht berücksichtigt werden. (Abbildung: Google Earth)

Auch hat das Vorhanden sein von Zäunen oder ähnlichen Barrieren einen großen Einfluss auf die Möglichkeit von Wildtieren die Straße zu queren und dadurch dem Risiko eines Unfalls mit einem Auto ausgesetzt zu sein (Clevenger, Chruszcz & Gunson, 2001; Seiler, 2005; Jakubas, Rys & Lazarus, 2018). Ein entsprechender Datensatz zu Zäunen entlang von Straßen stand ebenfalls nicht zur Verfügung, und es ist unklar, ob es solche Daten überhaupt gibt. Speziell Daten zu Weidezäune (siehe Abbildung 28) im ländlichen Raum, die sich auf die Wanderung von Wildtieren auswirken können bzw. Wanderungen limitieren und bündeln, hätten die Modellbildung und die anschließende Vorhersage verbessert. Das Extrahieren entsprechender Informationen aus alternativen Datenquellen wie Panoramabildern aus Google-Street-View könnte diese Datenlücke schließen. Dieses Vorgehen zur Datenakquisition wurde in der vorliegenden Arbeit erfolgreich getestet und es konnte bestätigt werden, dass Barrieren wie Zäune das Vorkommen von Fallwild beeinflussen. Eine solche Bewertung ist jedoch nur an ausgewählten Punkten möglich und kann nicht flächendeckend erfolgen. Auch unterscheidet sich die Einschätzung einer Situation zwischen verschiedenen Personen, was die Einbindung von mehreren Personen bzw. das Auslagern der Identifikation erschwert bzw. eine doppelte (bis dreifache) Validierung der Ergebnisse verlangt. Anzumerken ist jedoch, dass eine bessere Einschulung der die Panoramen beurteilenden Personen sicher das Ergebnis homogenisiert hätte. Die Einbeziehung solcher alternativer Datenquellen liefert also durchaus einen Mehrwert und erste Versuche Google-Street-View zur Beantwortung von ökologischen Fragestellungen zu verwenden erfolgten bereits (Rousselet et al., 2013; Deus et al., 2015; Burr, Schaeg & Hall, 2018). Die

automatisierte Beurteilung von Panoramabildern wäre von Vorteil und die damit verbundene Bilderkennung ist Gegenstand aktueller Forschung, bis dies jedoch flächendeckend und zuverlässig möglich und für jeden verfügbar ist, wird es allerdings noch dauern. Welche Bedeutung solche kleinräumigen, durch Möglichkeiten der Fernerkundung nicht erfassbaren Strukturen und Faktoren haben können, zeigt auch die Evaluation der Wildtierkorridore im Kanton Zürich (Suter, 2009). 84% von als beeinträchtigt bzw. nicht passierbar eingestuft, wobei viele Korridore von Faktoren wie genannten Weidezäunen, Hochsitze, Hundeschulen und ähnlichem beeinflusst werden, die sich primär nur durch eine Begehung vor Ort ableiten lassen.

Sollten Informationen zu zum Beispiel Weidezäune vorhanden sein, ist zu beachten, dass diese meist nur temporär aufgestellt werden und entsprechende Modelle durch die Einbeziehung der zeitlichen Dimension wesentlich komplexer ausfallen. Generell sollte die Saisonalität bei der Untersuchung von Wildtier-Kollisionen jedoch mit einbezogen werden (Seo et al., 2013; Ignatavicius & Valskys, 2018).



Abbildung 28: Weidezäune (links im Bild) stellen eine Barriere für Rehe dar und reduzieren somit die Wahrscheinlichkeit von Fallwild-Vorkommen auf einer Straße. Jedoch liegen keine Daten vor um solche Barrieren in einem Modell zu berücksichtigen. Erschwerend kommt hinzu, dass es sich in der Regel nur um temporäre Anlagen handelt. (Bild: Google Street View)

Für die Abschätzung der Wahrscheinlichkeit eines Fallwild-Vorkommens auf einer Straße erscheint die Information über die lokale Populationsgröße bzw. Individuendichte (meist abgeleitet durch Jagdstatistiken) als wichtig. Über den effektiven Einfluss herrscht in der Literatur jedoch kein Konsens, so konnte z.B. (Seiler, 2005; Hothorn, Brandl & Müller, 2012) einen Effekt der Rehichte nachweisen, andere Studien jedoch nicht (Seiler, 2004; Markolt et al., 2012). Unabhängig davon ist das Ignorieren dieses Faktors nicht zulässig. Da entsprechende Daten für die Analysen nicht zur Verfügung standen, wurde die Dichte anhand von Fallwild-Daten geschätzt die nicht auf der Straße

gefunden wurden. Diese Vorgehensweise setzt voraus, dass das Fallwild, das nicht auf Straßen gefunden wurde, in keiner direkten Beziehung zu Straßen steht und die Verteilung dieses Fallwilds rein von der lokalen Rehdichte abhängt. Da der Begriff Fallwild jedes tot aufgefundene Wildtier beschreibt, dadurch unabhängig von der Todesursache ist und auch Individuen die auf Grund eines natürlichen Todes starben umfasst, scheint diese Grundannahme gegeben zu sein. In der Realität muss jedoch davon ausgegangen werden, dass auch ein großer Anteil des Fallwilds, das nicht auf der Straße gefunden wurde, auf Unfälle auf der Straße zurück geführt werden können, das entsprechende Wildtier jedoch nicht sofort tödlich verletzt wurde, und noch angrenzende Felder bzw. Wälder aufsuchen konnte. Dennoch ist die damit berechnete Rehdichte im Kanton Zürich besser für die Modellierung geeignet als den Aspekt zu exkludieren, was der Annahme einer gleichmäßigen Verteilung der Rehe im gesamten Kanton entsprechen würde. Eine unzureichende Berechnung könnte auch den nur schwachen Einfluss der Rehdichte im Gesamtmodell erklären.

Viele der aufgezeigten Effekte und Zusammenhänge werden stark von einzelnen Faktoren beeinflusst bzw. unterliegen Korrelationen. So beschreiben mehrere Variablen im Prinzip einen urbanen, andere einen ländlichen Lebensraum. Eine Möglichkeit diesem Faktum zu begegnen wäre die Durchführung von Hauptkomponentenanalysen gewesen. Dies kann die Interpretierbarkeit vereinfachen, führt allerdings zu einem Informationsverlust. Auch hätte die Aufspaltung des Datensatzes in mehrere Teile bzw. Modelle einen Mehrwert bringen können, . Man hätte zum Beispiel gezielt Hochleistungsstraßen oder Straßen im Ballungsraum Zürich ausschließen können, um kleinere Effekte, die z.B. nur das Fallwildaufkommen auf Landstraßen im ländlichen Raum beeinflussen, besser zu identifizieren.

In der vorliegenden Arbeit wurden nur Fallwildpunkte die im Straßennetzwerk des GVM-ZH liegen berücksichtigt. Das GVM-ZH umfasst jedoch nur "relevante" Straßen. Straßen mit einem besonders niedrigen Verkehrsaufkommen oder die in sehr ländlichem Gebiet liegen werden dadurch aber ignoriert und sind daher womöglich in den Daten unterrepräsentiert. Auch beinhaltet das GVM-ZH lediglich Angaben zur erlaubten HG. Je nach Straßenart und Verlauf, dem Vorhandensein von Ampeln usw. kann die effektiv erreichte Geschwindigkeit geringer sein, was die erstellten Modelle verfälschen könnte.

Die Segmentierung von Straßenabschnitten über 1.000 m Länge erzeugt eine Vielzahl an unterschiedlich langen Segmenten. Zwar wurde die Länge des Segments als erklärende Variable in das Modell miteinbezogen, jedoch wäre das Anwenden der "best practice" bei vergleichbaren Studien (siehe Seiler (2005), Seo et al. (2013) und Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête (2015)) in immer exakt gleich lange Teilstücke möglicherweise sinnvoller gewesen. Daraus hätte sich jedoch die Problematik ergeben, dass dann z.B. ein 300 m langes "Reststück" einer generell 1.300 m langen

Straße verworfen werden hätte müssen, was auf Grund des relativ engmaschigen Straßennetzes zu einem hohen Anteil an Informationsverlust geführt hätte. Vor allem urbane Gebiete wären dann unterrepräsentiert. Auch Rousselet et al. (2013) schlägt vor generell größere Straßenabschnitte für die Beurteilung von Fallwild-Vorkommen heranzuziehen um kleinskaligen Effekten entgegenzuwirken.

Das "volle" bzw. runde Puffern einer 500 m langen Straße um 500 m hätte eine maximale Polygonausdehnung von 1.500 m ergeben, was zu einem hohen Flächenanteil geführt hätte, der, unter Voraussetzung, dass ein Reh die Straße direkt im rechten Winkel zum Straßenverlauf kreuzt, für das Vorkommen von Fallwild nicht relevant ist. Aus diesem Grund wurde ein Puffer mit flachem Ende gewählt (siehe Abbildung 29A), wobei die linke und die rechte Seite getrennt voneinander gepuffert wurde um mögliche Seiteneffekte in der Landschaftszusammensetzung abzuleiten. Jedoch liefert ein flacher Puffer bei konkaven bzw. konvexen Straßenverläufen schlechte Ergebnisse und Artefakte wie Abbildung 29 veranschaulicht.

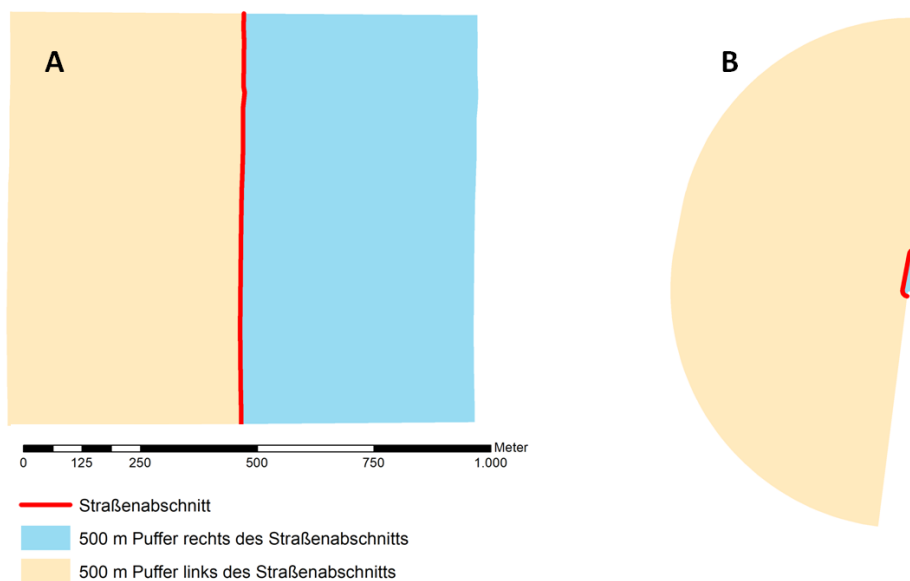


Abbildung 29: Beispiele für einen geraden, korrekt gepufferten Straßenabschnitt (A) und einen konkaven bzw. konvexen Straßenverlauf bei dem die Pufferung der rechten Straßenseite als fehlerhaft angesehen werden muss und Artefakte beinhaltet (B).

Der Versuch die Straßen parallel der Straßenorientierung zu verschieben und daraus Polygonflächen zu berechnen oder aus Straßen, die rund gepuffert wurden, Bereiche am Straßenanfang bzw. Straßende auszuschneiden, führten zu keinen besseren Ergebnissen. Da wie in Abbildung 29 dargestellte Probleme jedoch sehr selten sind, wurde die dahinterstehende Problematik in Anbetracht des großen Gesamtdatensatzes ignoriert. Obwohl signifikante Einflüsse der umliegenden Landschaft gefunden werden konnte, sollte zukünftige Studien auch andere Pufferradien mit einbeziehen, so hat die Landschaftszusammensetzung in direkter Straßennähe (etwa in einer

Entfernung von 200 m) vielleicht einen größeren bzw. anderen Effekt. Vielleicht hätte dann auch die differenzierte Betrachtung zwischen den beiden Straßenseiten einen Einfluss auf das Modell gehabt. Auch Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête (2015) konnte Unterschiede bei unterschiedlichen Distanzen feststellen, wobei sich signifikante Ergebnisse bei den meisten Variablen nur bei einer Pufferung um 1.000 m, nicht aber bei 750 m oder 500 m, ableiten ließen.

In der vorliegenden Arbeit wurden die Distanzen zwischen Fallwild bzw. Straße und dem nächstgelegenen Element eines Landschaftstyps einfach mit Hilfe der euklidischen Distanz berechnet. Dies ignoriert jedoch die Landschaftszusammensetzung und Anordnung vollkommen, so könnte ein Wald z.B. durch eine unüberwindbare Autobahn getrennt und damit für Analysen nicht relevant sein. Aus diesem Grund sollte in zukünftigen Studien versucht werden die Landschaft in ihrer Gesamtheit wahrzunehmen und bei Analysen mit einfließen zu lassen, etwa durch die Berechnung von Kostenpfaden in Landschaftswiderstandsmodellen anstatt von euklidischen Distanzen. In diesem Sinne sollte auch die Konnektivität der Landschaft bei der Analyse von Fallwilddaten Beachtung finden. Erste Studien gehen bereits in diese Richtung (Grilo et al., 2011; Girardet, Foltête & Clauzel, 2013; Foltête, Girardet & Clauzel, 2014; Girardet, Conruyt-Rogéon & Foltête, 2015; Kang et al., 2016; Boyle, Litzgus & Lesbarrères, 2017).

5. Literatur

- Al-Ghamdi AS., AlGadhi SA. 2004. Warning signs as countermeasures to camel-vehicle collisions in Saudi Arabia. *Accident Analysis and Prevention* 36:749–760. DOI: 10.1016/j.aap.2003.05.006.
- Andreassen HP., Gundersen H., Storaas T. 2005. The effect of scent-marking, forest clearing, and supplemental feeding on moose–train collisions. *Journal of Wildlife Management* 69:1125–1132. DOI: 10.2193/0022-541X(2005)069[1125:TEOSFC]2.0.CO;2.
- Ang QW., Baddeley A., Nair G. 2012. Geometrically Corrected Second Order Analysis of Events on a Linear Network, with Applications to Ecology and Criminology. *Scandinavian Journal of Statistics*. DOI: 10.1111/j.1467-9469.2011.00752.x.
- Anguelov D., Dulong C., Filip D., Frueh C., Lafon S., Lyon R., Ogale A., Vincent L., Weaver J. 2010. Google street view: Capturing the world at street level. *Computer* 43:32–38. DOI: 10.1109/MC.2010.170.
- Baddeley A., Rubak E., Turner R. 2015. Spatial Point Patterns: Methodology and Applications with R. *Chapman and Hall/CRC*. DOI: 10.18637/jss.v075.b02.
- Barthelmess EL. 2014. Spatial distribution of road-kills and factors influencing road mortality for mammals in Northern New York State. *Biodiversity and Conservation* 23:2491–2514. DOI: 10.1007/s10531-014-0734-2.
- Bíl M., Andrášik R., Janoška Z. 2013. Identification of hazardous road locations of traffic accidents by means of kernel density estimation and cluster significance evaluation. *Accident Analysis and Prevention*. DOI: 10.1016/j.aap.2013.03.003.
- Bíl M., Andrášik R., Svoboda T., Sedoník J. 2016. The KDE+ software: a tool for effective identification and ranking of animal-vehicle collision hotspots along networks. *Landscape Ecology* 31:231–237. DOI: 10.1007/s10980-015-0265-6.
- Bissonette JA., Kassar CA., Cook LJ. 2008. Assessment of costs associated with deer-vehicle collisions: human death and injury, vehicle damage, and deer loss. *Human-Wildlife Interactions* 2:17–27. DOI: 10.2307/24875102.
- Bivand RS., Pebesma EJ., Gómez-Rubio V. 2013. *Applied Spatial Data Analysis with R*. New York: Springer. DOI: 10.1007/978-0-387-78171-6.
- Boyle SP., Litzgus JD., Lesbarrères D. 2017. Comparison of road surveys and circuit theory to predict hotspot locations for implementing road-effect mitigation. *Biodiversity and*

- Conservation*:1–19. DOI: 10.1007/s10531-017-1414-9.
- Burr A., Schaeg N., Hall DM. 2018. Assessing residential front yards using Google Street View and geospatial video: A virtual survey approach for urban pollinator conservation. *Applied Geography* 92:12–20. DOI: 10.1016/j.apgeog.2018.01.010.
- CIA. 2013. The world factbook. Available at <https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/> (accessed June 12, 2018).
- Clark PJ., Evans FC. 1954. Distance to Nearest Neighbor as a Measure of Spatial Relationships in Populations. *Ecology* 35:445–453. DOI: 10.2307/1931034.
- Clevenger AP., Chruszcz B., Gunson KE. 2001. Highway mitigation fencing reduces wildlife-vehicle collisions. *Wildlife Society Bulletin* 29:646–653. DOI: 10.2307/3784191.
- Crutzen PJ., Stoermer EF. 2000. The Anthropocene. *IGBP Newsletter* 41:12–13.
- Deus E., Silva JS., Catry FX., Rocha M., Moreira F. 2015. Google Street View as an alternative method to car surveys in large-scale vegetation assessments. *Environmental Monitoring and Assessment* 188. DOI: 10.1007/s10661-016-5555-1.
- Dulac J. 2013. *Global land transport infrastructure requirements: estimating road and railway infrastructure capacity and costs to 2050*. International Energy Agency, Paris.
- Eidgenössische Jagdstatistik 2018: <https://www.uzh.ch/wild/ssl-dir/jagdstatistik/?page=home&lang=de>. Aufgerufen am 16.06.2018.
- Fahrig L., Rytwinski T. 2009. Effects of roads on animal abundance: An empirical review and synthesis. *Ecology and Society* 14:21. DOI: 10.5751/ES-02815-140121.
- Foltête JC., Girardet X., Clauzel C. 2014. A methodological framework for the use of landscape graphs in land-use planning. *Landscape and Urban Planning* 124:140–150. DOI: 10.1016/j.landurbplan.2013.12.012.
- Girardet X., Conruyt-Rogéon G., Foltête JC. 2015. Does regional landscape connectivity influence the location of roe deer roadkill hotspots? *European Journal of Wildlife Research* 61:731–742. DOI: 10.1007/s10344-015-0950-4.
- Girardet X., Foltête JC., Clauzel C. 2013. Designing a graph-based approach to landscape ecological assessment of linear infrastructures. *Environmental Impact Assessment Review* 42:10–17. DOI: 10.1016/j.eiar.2013.03.004.
- Gratson MW., Whitman CL., Gratson M., Whitman CL. 2018. Use of the Wildlif Road closures and density and succe of elk hunters in Idaho. 28:302–310.
- Grilo C., Ascensão F., Santos-Reis M., Bissonette JA. 2011. Do well-connected landscapes

- promote road-related mortality? *European Journal of Wildlife Research* 57:707–716. DOI: 10.1007/s10344-010-0478-6.
- Gunson KE., Mountrakis G., Quackenbush LJ. 2011. Spatial wildlife-vehicle collision models: A review of current work and its application to transportation mitigation projects. *Journal of Environmental Management* 92:1074–1082. DOI: 10.1016/j.jenvman.2010.11.027.
- Gunson K., Zimmermann Teixeira F. 2015. Road-wildlife mitigation planning can be improved by identifying the patterns and processes associated with wildlife-vehicle collisions. In: van der Ree R, Smith DJ, Grilo C eds. *Handbook of Road Ecology*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd., 101–109.
- Halpern BS., Walbridge S., Selkoe KA., Kappel C V., Micheli F., D’Agrosa C., Bruno JF., Casey KS., Ebert C., Fox HE., Fujita R., Heinemann D., Lenihan HS., Madin EMP., Perry MT., Selig ER., Spalding M., Steneck R., Watson R. 2008. GlobalMapImpactMarineHalpernetal2008. *Science* 319:948–952. DOI: 10.1126/science.1149345.
- Hartwig D. 1993. Auswertung der durch Wild verursachten Verkehrsunfälle nach der Statistik für Nordrhein-Westfalen. *Zeitschrift für Jagdwissenschaft* 39:22–33. DOI: 10.1007/BF02310214.
- Hatt S. 2000. Grünbrücke Loterbuck A 4.2.9: Eine Erfolgskontrolle nach drei Jahren. *Schweizerische Zeitschrift für Forstwesen* 151:290–297.
- Heigl F., Stretz CR., Steiner W., Suppan F., Bauer T., Laaha G., Zaller JG. 2016. Comparing road-kill datasets from hunters and citizen scientists in a landscape context. *Remote Sensing* 8. DOI: 10.3390/rs8100832.
- Hinkle DE., Wiersma W., Jurs SG. 2003. *Applied Statistics for the Behavioral Sciences*. Boston, Massachusetts: Houghton Mifflin.
- Holzgang O., Pfister HP., Heynen D., Blant M., Righetti A., Berthoud G., Marchesi P., Maddalena T., Müro H., Wedelspiess M., Dändliker G., Mollet P., Bornhauser-Sieber U. 2001. *Korridore für Wildtiere in der Schweiz*. Bern: Bundesamt für Umwelt, Wald und Landschaft (BUWAL), Schweizerische Gesellschaft für Wildtierbiologie (SGW) & Schweizerische Vogelwarte Sempach.
- Hothorn T., Brandl R., Müller J. 2012. Large-Scale Model-Based Assessment of Deer-Vehicle Collision Risk. *Plos One* 7:e29510. DOI: 10.1371/journal.pone.0029510.
- Huijser MP., Delborgo Abra F., Duffield JW. 2013. Mammal road mortality and cost–benefit

- analyses of mitigation measures aimed at reducing collisions with capybara (*Hydrochoerus hydrochaeris*) in São Paulo State, Brazil. *Oecologia Australis* 17:129–146. DOI: 10.4257/oeco.2013.1701.11.
- Huijser MP., McGowen P., Fuller J., Hardy A., Kociolek A., Clevenger AP., Smith D., Ament R. 2008. *Wildlife-Vehicle Collision Reduction Study: Report to Congress*.
- Iglesias-Merchan C., Horcajada-Sánchez F., Diaz-Balteiro L., Escribano-Ávila G., Lara-Romero C., Virgós E., Planillo A., Barja I. 2018. A new large-scale index (AcED) for assessing traffic noise disturbance on wildlife: stress response in a roe deer (*Capreolus capreolus*) population. *Environmental Monitoring and Assessment* 190. DOI: 10.1007/s10661-018-6573-y.
- Ignatavicius G., Valskys V. 2018. The influence of time factors on the dynamics of roe deer collisions with vehicles. *Landscape and Ecological Engineering*:1–9. DOI: 10.1007/s11355-017-0343-9.
- IUCN 2017. *The IUCN Red List of Threatened Species*. Version 2017-3. <<http://www.iucnredlist.org>>. Aufgerufen am 18.06.2018.
- Jakubas D., Rys M., Lazarus M. 2018. Factors affecting wildlife-vehicle collision on the expressway in a suburban area in northern Poland. *North-Western Journal of Zoology* 14:107–116.
- Jepsen JU., Topping CJ. 2004. Modelling roe deer (*Capreolus capreolus*) in a gradient of forest fragmentation: behavioural plasticity and choice of cover. *Canadian Journal of Zoology* 82:1528–1541. DOI: 10.1139/z04-131.
- Kämmerle JL., Brieger F., Kröschel M., Hagen R., Storch I., Suchant R. 2017. Temporal patterns in road crossing behaviour in roe deer (*Capreolus capreolus*) at sites with wildlife warning reflectors. *PLoS ONE* 12:1–18. DOI: 10.1371/journal.pone.0184761.
- Kang W., Minor ES., Woo D., Lee D., Park CR. 2016. Forest mammal roadkills as related to habitat connectivity in protected areas. *Biodiversity and Conservation* 25:2673–2686. DOI: 10.1007/s10531-016-1194-7.
- Kareiva P., Watts S., McDonald R., Boucher T. 2007. Domesticated Nature: Shaping for Human Welfare. *Science* 316:2005–2008. DOI: 10.1126/science.1140170.
- Kurt F. 1991. *Das Reh in der Kulturlandschaft: Sozialverhalten und Ökologie eines Anpassers*. Hamburg: Parey.
- Lewin-Koh N., Bivand R. 2011. maptools: Tools for reading and handling spatial objects. *R*

package version

- Madden F. 2004. Creating coexistence between humans and wildlife: Global perspectives on local efforts to address Human–Wildlife conflict. *Human Dimensions of Wildlife* 9:247–257. DOI: 10.1080/10871200490505675.
- Markolt F., Szemethy L., Lehoczki R., Heltai M. 2012. Spatial and temporal evaluation of wildlife-vehicle collisions along the M3 highway in Hungary. *North-Western Journal of Zoology* 8:414–425.
- Meyer-Brenken H. 1965. Failwildverluste in einem Rehwildrevier. *Zeitschrift für Jagdwissenschaften* 11:169–173.
- Meyer E. 2006. *Assessing the Effectiveness of Deer Warning Signs*. Kansas.
- Möhr M., Philipp UJ., Zinggeler J. 2013. *Relevante Prüfungsinhalte des spezifisch Zürcherischen Jagdrechts als Grundlage für die Anwärter-, Jäger- und Jagdaufseherprüfung*.
- O’Brien RM. 2007. A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Quality and Quantity* 41:673–690. DOI: 10.1007/s11135-006-9018-6.
- Okabe A., Yamada I. 2001. The K-Function Method on a Network and Its Computational Implementation. *Geographical Analysis* 33:330–349.
- Olson DD., Bissonette JA., Cramer PC., Green AD., Davis ST., Jackson PJ., Coster DC. 2014. Monitoring wildlife-vehicle collisions in the Information Age: How smartphones can improve data collection. *Journal of Wildlife Rehabilitation* 34:7–16. DOI: 10.1371/journal.pone.0098613.
- Olsson MPO., Widén P., Larkin JL. 2008. Effectiveness of a highway overpass to promote landscape connectivity and movement of moose and roe deer in Sweden. *Landscape and Urban Planning* 85:133–139. DOI: 10.1016/j.landurbplan.2007.10.006.
- World Health Organization. 2015. *Global status report on road safety 2013: Supporting a decade of action*. Genf, Schweiz.
- Pebesma EJ., Bivand RS. 2005. Classes and methods for spatial data in R. *R News*. DOI: 10.1159/000323281.
- R Development Core Team. 2008. R: A language and environment for statistical computing. *R Foundation for Statistical Computing*. DOI: 10.1111/j.1365-2621.1979.tb03829.x.
- Ramp D., Roger E. 2008. Frequency of animal-vehicle collisions in NSW. *Australian Zoologist* 34:118–126. DOI: 10.7882/FS.2008.017.

- Ratton P., Secco H., da Rosa CA. 2014. Carcass permanency time and its implications to the roadkill data. *European Journal of Wildlife Research* 60:543–546. DOI: 10.1007/s10344-014-0798-z.
- van der Ree R., Heinze D., McCarthy M., Mansergh I. 2009. Wildlife tunnel enhances population viability. *Ecology and Society* 14. DOI: 10.5751/ES-02957-140207.
- van der Ree R., Jaeger JAG., Rytwinski T., van der Grift EA. 2015. Good science and experimentation are needed in road ecology. In: van der Ree R, Smith DJ, Grilo C eds. *Handbook of Road Ecology*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd., 71–81.
- van der Ree R., Smith DJ., Grilo C. 2015. The Ecological Effects of Linear Infrastructure and Traffic. *Handbook of Road Ecology*:1–9. DOI: 10.1002/9781118568170.ch1.
- Van der Ree R., Smith DJ., Grilo C. 2015. The ecological effects of linear infrastructure and traffic: challenges and opportunities of rapid global growth. In: Van der Ree R, Smith DJ, Grilo C eds. *Handbook of Road Ecology*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd., 1–9.
- Ripley BD. 1977. Modelling Spatial Patterns. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 39:172–212.
- Rogers EI. 2004. *An ecological landscape study of deer-vehicle collisions in Kent County, Michigan*.
- Rousselet J., Imbert CE., Dekri A., Garcia J., Goussard F., Vincent B., Denux O., Robinet C., Dorkeld F., Roques A., Rossi JP. 2013. Assessing Species Distribution Using Google Street View: A Pilot Study with the Pine Processionary Moth. *PLoS ONE* 8:1–7. DOI: 10.1371/journal.pone.0074918.
- Rytwinski T., Soanes K., Jaeger JAG., Fahrig L., Findlay CS., Houlahan J., Van Ree R Der., Van Der Grift EA. 2016. How effective is road mitigation at reducing road-kill? A meta-analysis. *PLoS ONE* 11:1–25. DOI: 10.1371/journal.pone.0166941.
- Sáenz-de-Santa-María A., Tellería JL. 2015. Wildlife-vehicle collisions in Spain. *European Journal of Wildlife Research* 61:399–406. DOI: 10.1007/s10344-015-0907-7.
- Santos RAL., Santos SM., Santos-Reis M., De Figueiredo AP., Bager A., Aguiar LMS., Ascensão F. 2016. Carcass Persistence and Detectability: Reducing the Uncertainty Surrounding Wildlife-Vehicle Collision Surveys. *PLoS ONE* 11. DOI: 10.1371/journal.pone.0165608.
- Schneider F., Voigt J. 2017. *Volkswirtschaftliche Analyse der wirtschaftlichen Bedeutung der Jagd in Österreich*. Linz.
- Seiler A. 2003. The toll of the automobile: Wildlife and roads in Sweden. Swedish University

of Agricultural Sciences.

- Seiler A. 2004. Trends and spatial patterns in ungulate-vehicle collisions in Sweden. *Wildlife Biology* 10:301–313.
- Seiler A. 2005. Predicting locations of moose-vehicle collisions in Sweden. *Journal of Applied Ecology* 42:371–382. DOI: 10.1111/j.1365-2664.2005.01013.x.
- Seo C., Thorne JH., Choi T., Kwon H., Park CH. 2013. Disentangling roadkill: the influence of landscape and season on cumulative vertebrate mortality in South Korea. *Landscape and Ecological Engineering* 11:87–99. DOI: 10.1007/s11355-013-0239-2.
- Sieber J. 1995. Feldrehe im Winter: gibt es eine “optimale” Gruppengröße? *Zeitschrift für Jagdwissenschaft* 41:8–12. DOI: 10.1007/BF02241868.
- Simmons JM., Sunnucks P., Taylor AC., van der Ree R. 2010. Beyond Roadkill, Radiotracking, Recapture and FST - a Review of Some Genetic Methods to Improve Understanding of the Influence of Roads on Wildlife. *Ecology and Society* 15:art9. DOI: 10.5751/ES-03162-150109.
- Smith DJ., van der Ree R. 2015. Field methods to evaluate the impacts of roads on wildlife. In: van der Ree R, Smith DJ, Grilo C eds. *Handbook of Road Ecology*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd., 82–95.
- Stubbe C. 1997. *Rehwild - Biologie, Ökologie, Bewirtschaftung*. Berlin: Parey.
- Sunnucks P., Balkenhol N. 2015. Incorporating Landscape Genetics into Road Ecology. In: van der Ree R, Smith DJ, Grilo C eds. *Handbook of Road Ecology*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd., DOI: 10.1002/9781118568170.ch14.
- Suter S. 2009. *Wildtierkorridore und Vernetzungsachsen im Kanton Zürich*.
- Trombulak SC., Frissell C a. 2001. Review of ecological effects of roads on terrestrial and aquatic communities. *Conservation Biology* 14:18–30. DOI: 10.1046/j.1523-1739.2000.99084.x.
- Tylianakis JM., Didham RK., Bascompte J., Wardle DA. 2008. Global change and species interactions in terrestrial ecosystems. *Ecology Letters* 11:1351–1363. DOI: 10.1111/j.1461-0248.2008.01250.x.
- Venables WN., Ripley BD. 2002. *Modern Applied Statistics with S*. New York: Springer. DOI: 10.2307/2685660.
- Visintin C., van der Ree R., McCarthy MA. 2016. A simple framework for a complex problem? Predicting wildlife–vehicle collisions. *Ecology and Evolution* 6:6409–6421. DOI:

10.1002/ece3.2306.

Vitousek PM., Mooney H a., Lubchenco J., Melillo JM. 1997. Human Domination of Earth' s Ecosystems. *Science* 277:494–499. DOI: 10.1126/science.277.5325.494.

Vrtic M., Weis C., Fröhlich P. 2015. *Gesamtverkehrsmodell des Kantons Zürich – Schlussbericht*. Olten und Wollerau.

Wei T., Simko V. 2017. R package “corrplot”: Visualization of a Correlation Matrix (Version 0.84).

Wickham H. 2009. *Elegant Graphics for Data Analysis*. New York: Springer. DOI: 10.1007/978-0-387-98141-3.

Wickham H. 2011. The Split-Apply-Combine Strategy for Data Analysis. *Journal of Statistical Software* 40:1–29. DOI: 10.18637/jss.v040.i01.

6. Danksagung

In erster Linie möchte ich mich bei Maarten van Strien bedanken, von dem die Grundlegende Idee stammte in diese Richtung eine Arbeit zu machen. Geplant war zwar ein bisschen was anderes, aber das kann ja noch kommen. Danke für die durchgehende Unterstützung und die Geduld, wenn du wochenlang nichts von mir gehört hast.

Danke auch an Jürg Zinggeler-Zraggen vom Amt für Landschaft und Natur Abteilung Fischerei- und Jagdverwaltung für die Bereitstellung der Daten zu Fallwild-Ereignissen im Kanton Zürich sowie für die Beantwortung von Fragen zu diesem Datensatz.

Ich möchte mich an dieser Stelle auch bei den UniGIS-Kommilitonen aus dem Wiener Raum für die gegenseitige Unterstützung während des Studiums bedanken.

Danke an alle Studenten und Studentinnen sowie Kollegen und Kolleginnen der Universität Koblenz-Landau die mir in der Zeit vor der Abgabe dieser Masterarbeit Arbeit abgenommen oder mich nicht sekkiert (googlet es) haben.

Ich möchte mich bei Gudrun Wallentin für die Übernahme der offiziellen Betreuung sowie dem gesamten UNIGIS-Team für die Hilfe über die letzten 4,5 Jahren. Ich habe die Zeit mit euch wirklich bis auf das Maximum ausgedehnt.

Vielen Dank auch an meine Eltern (Günter und Elfi Leeb) für die durchgehende Unterstützung während der letzten 32 Jahre. Ich möchte euch, sowie Carina Leeb und Patrick Tupy, auch für die Auswertung der Google-Street-Bilder danken.

Und zu guter Letzt auch Danke an Elena Haeler für deine Unterstützung in jeder Art und Weise. Ich mag dich noch immer.

7. Appendix

7.1. Karten des Kantons Zürichs mit Darstellung der verwendeten räumlichen Daten

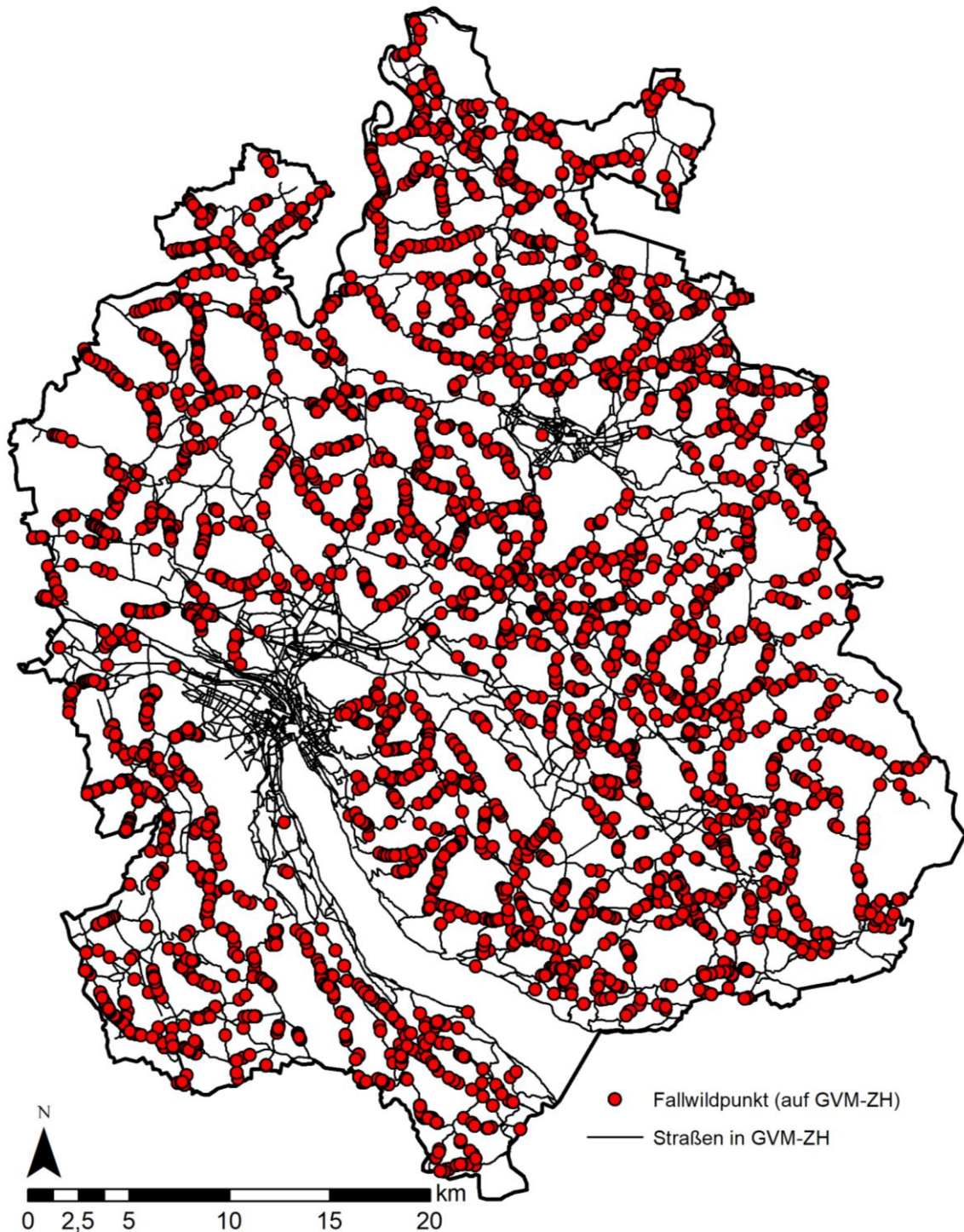


Abbildung 30: Verteilung der Fallwildpunkte im Kanton Zürich. Fallwildpunkte liegen auf einer Straße im GVM-ZH und wurden für Analysen verwendet wurden. Fallwildpunkte abseits von Straßen sind nicht dargestellt.



Abbildung 31: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der für die Analysen verwendeten Wald- und Siedlungsgebiete, den stehenden Gewässern und den landwirtschaftlich genutzten Gebieten.

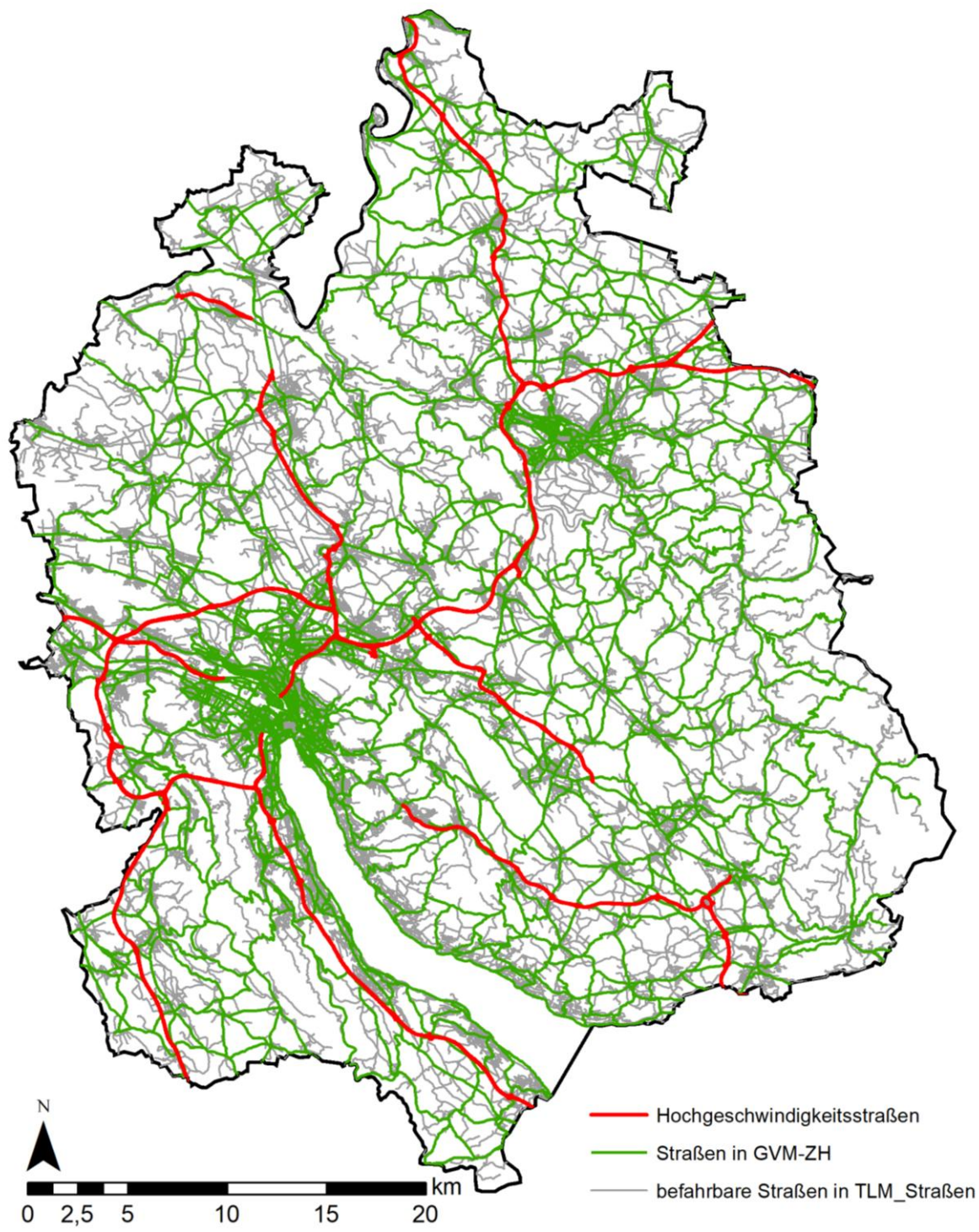


Abbildung 32: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der für die Analysen verwendeten Hochleistungsstraßen, Straßen im GVM-ZH sowie den restlichen befahrbaren Straßen im TLM_Straßen.

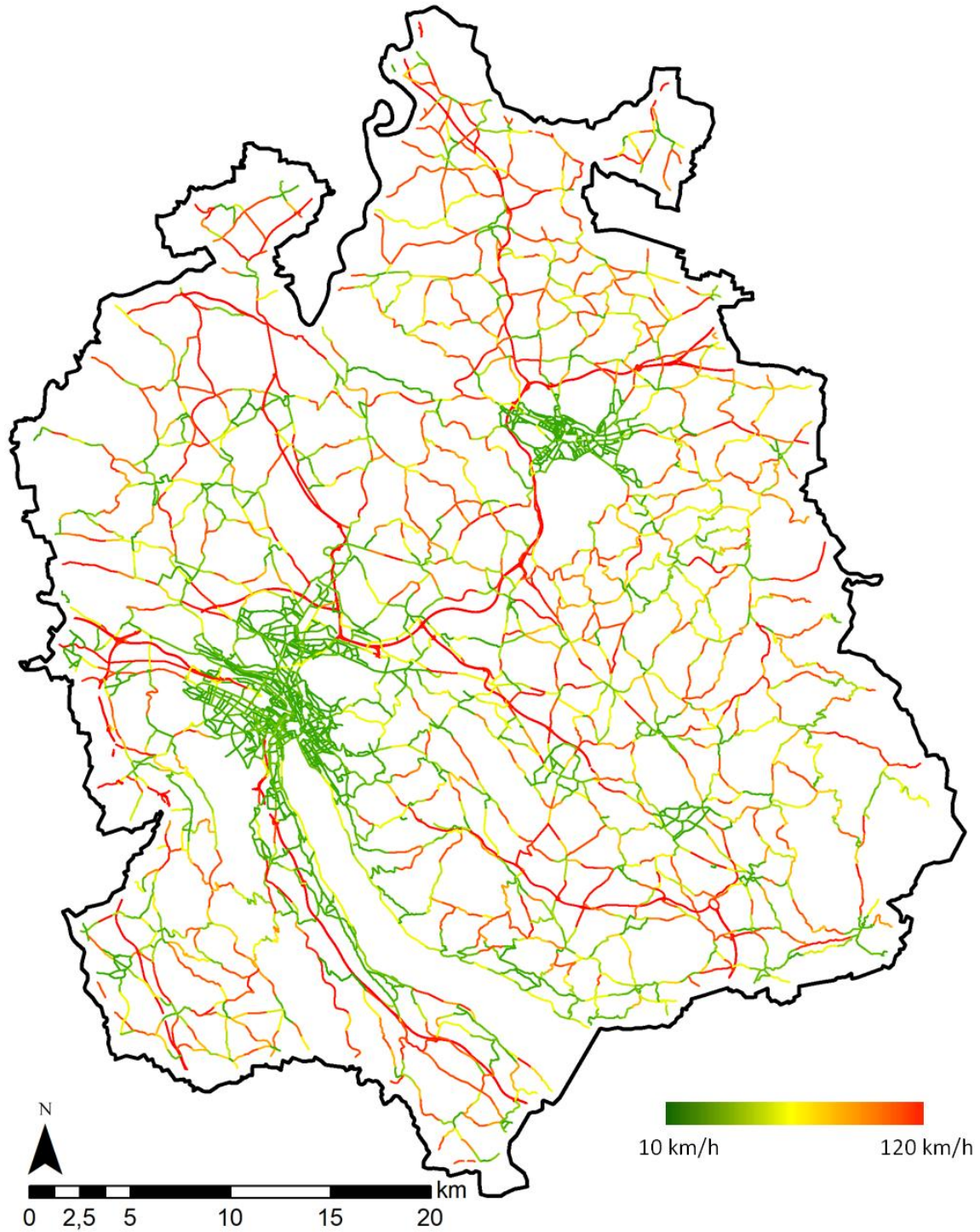


Abbildung 33: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung erlaubten HG auf einzelnen Straßensegmenten. Die Datengrundlage stellt das GVM-ZH dar.

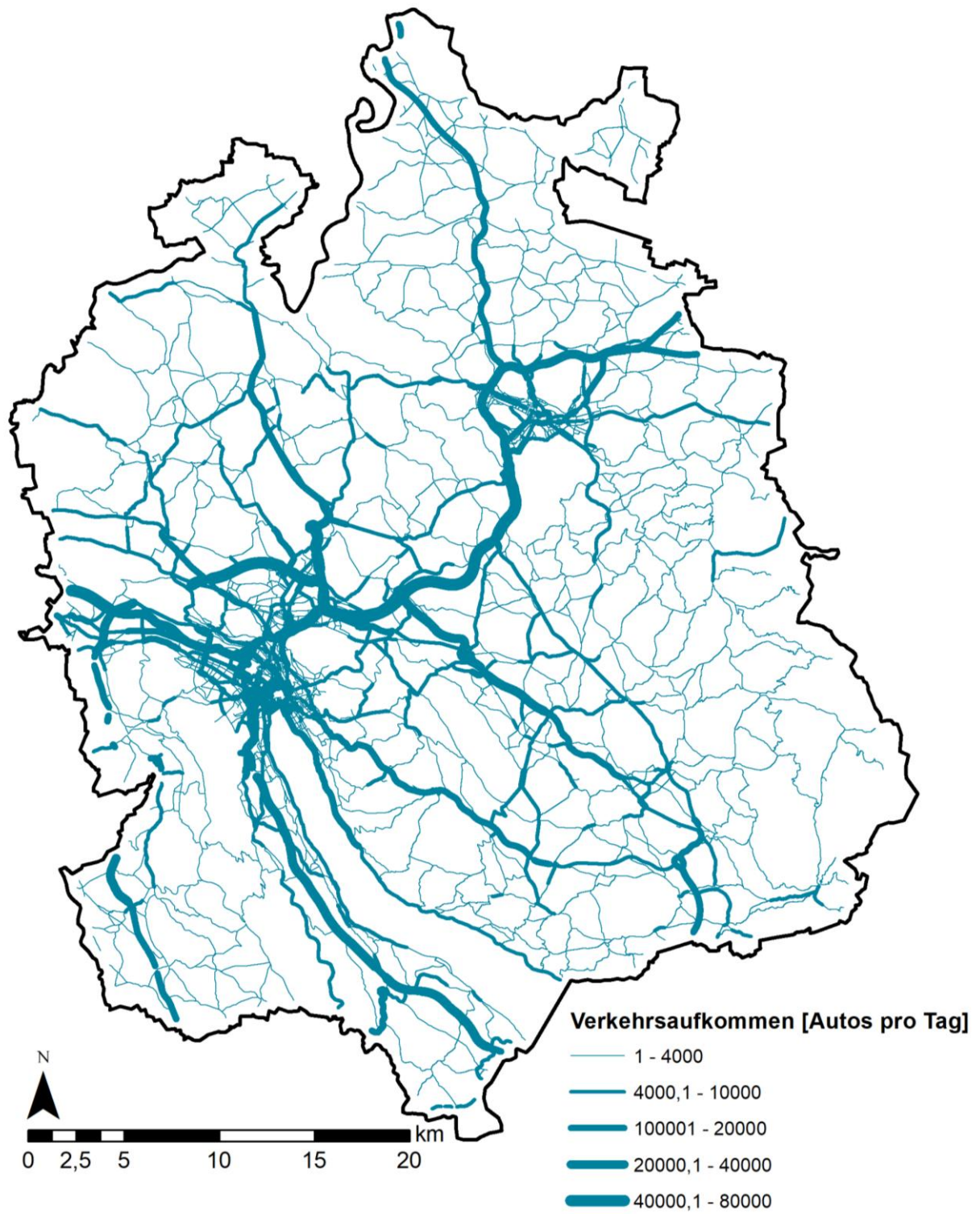


Abbildung 34: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der im GVM-ZH modellierten Anzahl an Fahrzeugen pro Tag

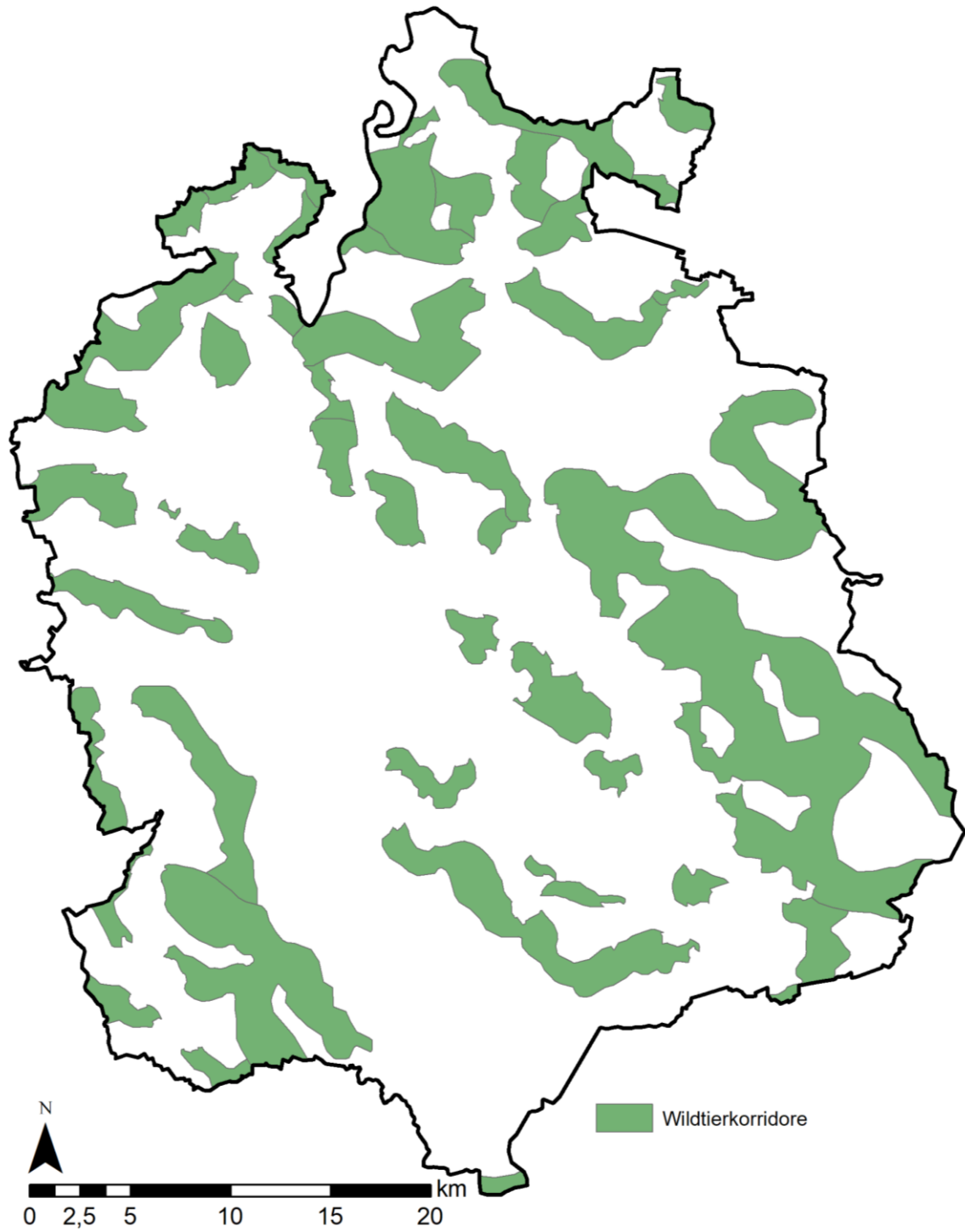


Abbildung 35: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung der Wildtierkorridore.



Abbildung 36: Karte des Kantons Zürich mit Darstellung aller in den Analysen mit einbezogenen Fließgewässern.

7.2. Weiterführende Tabellen

Tabelle 9: Vergleich zwischen Fallwild- und Pseudopunkten bzw. Fallwild. und Nicht-Fallwildpunkten Zusammenhängen jeder Variable.

	Fallwild & Pseudopunkte				Fallwild & Nicht-Fallwildpunkte				Differenz R ²
	Zusammenhang	R ²	Estimate	Estimate 2. Term	Zusammenhang	R ²	Estimate	Estimate 2. Term	
L_R_TLM	Poly 2. Ordnung	0,233	-199,78	-25,05	Poly 2. Ordnung	0,507	-203,29	18,16	0,274
P_FOR	Wurzel	0,155	0,42	-	Wurzel	0,392	0,78	-	0,237
P_BUI	Poly 2. Ordnung	0,186	-310,36	-81,28	Poly 2. Ordnung	0,413	-366,01	-85,84	0,227
D_AGR	Wurzel	0,13	-0,14	-	Wurzel	0,346	-0,22	-	0,216
SPEED	Poly 2. Ordnung	0,221	94,81	-165,29	Poly 2. Ordnung	0,412	150,02	-141,87	0,191
P_AGR	Poly 2. Ordnung	0,084	63,57	-50,1	Poly 2. Ordnung	0,275	95,29	-44,21	0,191
D_FOR	Poly 2. Ordnung	0,14	-113,1	27,89	Wurzel	0,306	-0,21	-	0,166
L_R_GVM	Wurzel	0,154	-2,09	-	Wurzel	0,316	-3,01	-	0,162
D_COR	Wurzel	0,093	-0,04	-	Wurzel	0,255	-0,07	-	0,162
ELEVATION	Poly 2. Ordnung	0,026	35,41	-21,07	Poly 2. Ordnung	0,112	56,99	-18,2	0,086
CORRIDOR	Linear	0,053	1,33	-	Linear	0,137	2,85	-	0,084
D_BUI	Wurzel	0,041	0,03	-	Wurzel	0,122	0,06	-	0,081
DENSITY	Poly 2. Ordnung	0,025	37,54	-17,43	Poly 2. Ordnung	0,082	48	-17,85	0,057
SPEEDWAY	Linear	0,031	-2,2	-	Linear	0,023	-1,92	-	0,055
CARS	Poly 2. Ordnung	0,037	-89,47	-31,13	Linear	0,052	0	-	0,015
L_FLI	Poly 2. Ordnung	0,003	2,44	13,63	Poly 2. Ordnung	0,015	8,91	20,68	0,012
P_STEH	Quadrat	0,006	0	-	Quadrat	0,016	0	-	0,01
D_FLI	Poly 2. Ordnung	0,001	3,99	7,9	Poly 2. Ordnung	0,006	2,13	14,01	0,005
D_STEH	Linear	0,002	0	-	Quadrat	0,007	0	-	0,005
LANES	Wurzel	0,033	-4,09	-	Wurzel	0,035	-4,1	-	0,002

Tabelle 10: An Fallwild- und Pseudopunkten aufgenommene Variablen und die getesteten unterschiedliche Zusammenhänge (Linear, Quadrat, Wurzel und Polynom 2. Ordnung). Der Zusammenhang mit dem niedrigsten AIC, der anschließend in der Modellbildung berücksichtigt wurde, ist farblich hinterlegt.

	Kleinstes AIC	Linear		Quadrat		Wurzel		Polynom 2. Ordnung		
		Δ AIC	p	Δ AIC	p	Δ AIC	p	Δ AIC	p Term 1	p Term 2
P_BUI	12992,26	96,46	< 0,0001 *	9,83	< 0,0001 *	746,91	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	< 0,0001 *
P_FOR	13478,93	436,18	< 0,0001 *	1218,74	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	20,09	0,0116 *	< 0,0001 *
P_AGR	14619,35	532,95	< 0,0001 *	900,61	< 0,0001 *	190,97	< 0,0001 *	0	0,3402	< 0,0001 *
L_FLI	15909,87	42,45	0,2665	31,32	0,0005 *	41,24	0,1182	0	0,0040 *	< 0,0001 *
P_STEH	15860,75	5,58	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	48,88	< 0,0001 *	1,93	0,0112 *	0,0209 *
L_R_GVM	13498,68	86,75	< 0,0001 *	399,02	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	35,01	0,0496 *	< 0,0001 *
L_R_TLM	12237,65	15,38	< 0,0001 *	55,04	< 0,0001 *	139,66	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	< 0,0001 *
D_BUI	15303,08	439,80	< 0,0001 *	578,67	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	257,54	0,0021 *	< 0,0001 *
D_FOR	13724,49	22,20	< 0,0001 *	420,04	< 0,0001 *	17,82	< 0,0001 *	0	0,2424	< 0,0001 *
D_AGR	13882,97	267,45	< 0,0001 *	668,45	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	230,76	0,0008 *	< 0,0001 *
D_COR	14477,80	186,51	< 0,0001 *	528,24	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	138,32	0,0618	< 0,0001 *
D_FLI	15936,98	12,89	0,0550	6,04	0,0013 *	16,38	0,6580	0	0,0043 *	0,0001 *
D_STEH	15921,19	0,00	< 0,0001 *	0,39	< 0,0001 *	4,68	< 0,0001 *	1,12	0,0046 *	0,3502
CARS	15362,33	23,26	< 0,0001 *	11,08	< 0,0001 *	243,30	< 0,0001 *	0	0,3883	< 0,0001 *
SPEED	12430,71	2688,36	< 0,0001 *	3194,15	< 0,0001 *	2398,14	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	< 0,0001 *
LANES	15420,19	3,38	< 0,0001 *	17,99	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	0,86	0,1568	0,0155 *
DENSITY	15551,66	67,25	< 0,0001 *	137,30	< 0,0001 *	37,38	< 0,0001 *	0	0,0083 *	< 0,0001 *
ELEVATION	15546,54	102,02	< 0,0001 *	143,97	< 0,0001 *	85,49	< 0,0001 *	0	0,0047 *	< 0,0001 *
SPEEDWAY	15453,26	0,00	< 0,0001 *							
CORRIDOR	15102,32	0,00	< 0,0001 *							

Nicht berechnet, da Faktor 0/1

Tabelle 11: An Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkten aufgenommene Variablen und die getesteten unterschiedliche Zusammenhänge (Linear, Quadrat, Wurzel und Polynom 2. Ordnung). Der Zusammenhang mit dem niedrigsten AIC, der anschließend in der Modellbildung berücksichtigt wurde, ist farblich hinterlegt.

	Kleinstes AIC	Linear		Quadrat		Wurzel		Polynom 2. Ordnung		
		Δ AIC	p	Δ AIC	p	Δ AIC	p	Δ AIC	p Term 1	p Term 2
P_BUI	3950,58	58,75	< 0,0001 *	2,11	< 0,0001 *	496,55	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	< 0,0001 *
P_FOR	4089,41	231,36	< 0,0001 *	755,51	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	101,06	0,0079 *	< 0,0001 *
P_AGR	4881,22	309,33	< 0,0001 *	763,45	< 0,0001 *	38,30	< 0,0001 *	0	0,0003 *	< 0,0001 *
L_FLI	6627,19	85,74	0,0003 *	52,51	< 0,0001 *	98,42	0,4690	0	0,8073	< 0,0001 *
P_STEH	6617,45	0,01	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	40,93	< 0,0001 *	0,14	0,4402	0,1840
L_R_GVM	4603,87	88,76	< 0,0001 *	343,90	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	21,53	< 0,0001 *	< 0,0001 *
L_R_TLM	3317,54	2,05	< 0,0001 *	107,67	< 0,0001 *	16,66	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	0,0339 *
D_BUI	5905,44	517,77	< 0,0001 *	698,06	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	319,30	0,3758	< 0,0001 *
D_FOR	4667,27	43,97	< 0,0001 *	328,95	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	21,65	< 0,0001 *	< 0,0001 *
D_AGR	4400,65	277,08	< 0,0001 *	689,25	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	228,16	< 0,0001 *	< 0,0001 *
D_COR	5014,13	243,37	< 0,0001 *	630,27	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	144,66	0,2424	< 0,0001 *
D_FLI	6684,88	40,73	0,4680	31,89	0,0024 *	40,20	0,3028	0	0,9473	< 0,0001 *
D_STEH	6681,79	4,89	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	15,47	< 0,0001 *	2,00	0,9387	0,0317 *
CARS	6378,08	0	< 0,0001 *	36,21	< 0,0001 *	103,48	< 0,0001 *	1,44	0,0378 *	0,4698
SPEED	3955,27	1365,41	< 0,0001 *	1812,18	< 0,0001 *	1172,74	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	< 0,0001 *
LANES	6488,33	0,62	< 0,0001 *	4,61	< 0,0001 *	0	< 0,0001 *	2,05	0,2906	0,4084
DENSITY	6175,82	56,30	< 0,0001 *	139,74	< 0,0001 *	31,25	< 0,0001 *	0	0,5178	< 0,0001 *
ELEVATION	5978,45	45,17	< 0,0001 *	83,49	< 0,0001 *	34,70	< 0,0001 *	0	0,5991	< 0,0001 *
SPEEDWAY	6569,24	0	< 0,0001 *							
CORRIDOR	5803,55	0	< 0,0001 *							

Nicht berechnet, da Faktor 0/1

Tabelle 12: Korrelationsmatrix der an Fallwild- und Pseudopunkten aufgenommene Variablen. Korrelationen von über bzw. unter 0,7 sind farblich hinterlegt. Entsprechende Variablen wurden bei der Modellbildung nicht berücksichtigt.

	CORRIDOR	ELEVATION	SPEEDWAY	DENSITY	LANES	SPEED	CARS	D_STEH	D_FLI	D_COR	D_AGR	D_FOR	D_BUI	L_R_TLM	L_R_GVM	P_STEH	L_FLI	P_AGR	P_FOR
P_BUI	-0,277	-0,294	0,005	-0,231	0,048	-0,497	0,080	0,069	0,059	0,459	0,663	0,546	-0,397	0,763	0,615	0,099	-0,088	-0,532	-0,428
P_FOR	0,449	0,250	-0,069	0,251	-0,052	0,237	-0,078	-0,052	0,014	-0,373	-0,195	-0,574	0,072	-0,496	-0,334	-0,120	0,111	-0,239	
P_AGR	0,083	0,213	-0,069	0,138	-0,140	0,306	-0,201	0,013	-0,043	-0,339	-0,608	-0,142	0,112	-0,552	-0,480	-0,164	-0,027		
L_FLI	0,043	0,284	-0,062	0,137	-0,053	-0,017	-0,025	-0,068	-0,694	-0,105	-0,099	-0,139	0,094	-0,105	-0,104	-0,002			
P_STEH	-0,076	-0,113	-0,033	-0,192	-0,014	-0,072	0,018	-0,234	0,009	0,150	0,143	0,127	-0,033	0,015	-0,020				
L_R_GVM	-0,287	-0,308	0,319	-0,221	0,300	-0,163	0,348	0,118	0,081	0,521	0,589	0,364	-0,182	0,848					
L_R_TLM	-0,395	-0,366	0,241	-0,252	0,226	-0,320	0,293	0,087	0,065	0,546	0,614	0,482	-0,200						
D_BUI	0,012	0,208	-0,053	0,094	-0,041	0,048	-0,033	0,059	-0,118	-0,096	-0,149	-0,128							
D_FOR	-0,270	-0,256	-0,041	-0,268	-0,009	-0,376	0,036	0,082	0,085	0,378	0,542								
D_AGR	-0,178	-0,257	0,004	-0,248	0,103	-0,364	0,144	0,092	0,102	0,460									
D_COR	-0,487	-0,239	0,202	-0,355	0,186	-0,181	0,263	0,061	0,057										
D_FLI	-0,033	-0,244	0,059	-0,069	0,078	0,070	0,048	0,029											
D_STEH	-0,060	0,061	0,019	0,098	0,020	-0,067	0,014												
CARS	-0,190	-0,183	0,605	-0,114	0,798	0,490													
SPEED	0,085	0,007	0,470	0,056	0,463														
LANES	-0,143	-0,139	0,570	-0,072															
DENSITY	0,168	0,361	-0,106																
SPEEDWAY	-0,128	-0,118																	
ELEVATION	0,294																		

Tabelle 13: Korrelationsmatrix der an Fallwild- und Nicht-Fallwildpunkten aufgenommene Variablen. Korrelationen von über bzw. unter 0,7 sind farblich hinterlegt. Entsprechende Variablen wurden bei der Modellbildung nicht berücksichtigt.

	CORRIDOR	ELEVATION	SPEEDWAY	DENSITY	LANES	SPEED	CARS	D_STEH	D_FLI	D_COR	D_AGR	D_FOR	D_BUI	L_R_TLM	L_R_GVM	P_STEH	L_FLI	P_AGR	P_FOR
P_BUI	-0,337	-0,363	-0,021	-0,323	0,048	-0,604	0,080	0,107	0,104	0,540	0,678	0,563	-0,463	0,804	0,679	0,088	0,139	-0,635	-0,510
P_FOR	0,500	0,327	-0,078	0,316	-0,082	0,373	-0,116	-0,071	0,008	-0,445	-0,335	-0,573	0,119	-0,570	-0,408	-0,149	0,112	0,042	
P_AGR	0,207	0,331	-0,082	0,291	-0,151	0,433	-0,214	-0,040	-0,076	-0,485	-0,646	-0,317	0,211	-0,676	-0,593	-0,176	0,036		
L_FLI	0,034	0,266	0,005	0,173	-0,009	0,066	0,014	-0,048	-0,708	-0,140	-0,155	-0,182	0,099	-0,118	-0,098	-0,055			
P_STEH	-0,088	-0,144	-0,043	-0,246	-0,014	-0,077	0,025	-0,283	0,046	0,166	0,134	0,135	-0,056	-0,001	-0,043				
L_R_GVM	-0,309	-0,362	0,264	-0,277	0,258	-0,327	0,311	0,179	0,075	0,594	0,641	0,424	-0,274	0,866					
L_R_TLM	-0,424	-0,417	0,186	-0,335	0,193	-0,479	0,258	0,118	0,076	0,626	0,660	0,529	-0,282						
D_BUI	0,048	0,270	-0,042	0,132	-0,061	0,129	-0,054	0,006	-0,115	-0,167	-0,221	-0,140							
D_FOR	-0,297	-0,312	-0,058	-0,329	0,004	-0,453	0,059	0,079	0,130	0,419	0,621								
D_AGR	-0,241	-0,334	-0,018	-0,343	0,112	-0,434	0,153	0,127	0,148	0,534									
D_COR	-0,474	-0,322	0,198	-0,413	0,183	-0,326	0,270	0,079	0,091										
D_FLI	-0,030	-0,209	-0,022	-0,115	0,027	-0,001	0,001	0,001											
D_STEH	-0,068	0,004	0,037	0,072	0,046	-0,086	0,032												
CARS	-0,169	-0,199	0,598	-0,119	0,780	0,398													
SPEED	0,211	0,129	0,401	0,177	0,358														
LANES	-0,128	-0,152	0,534	-0,076															
DENSITY	0,223	0,425	-0,090																
SPEEDWAY	-0,102	-0,109																	
ELEVATION	0,336																		

Tabelle 14: Korrelationsmatrix der an Straßensegmenten aufgenommene Variablen. Korrelationen von über bzw. unter 0,7 sind farblich hinterlegt. Entsprechende Variablen wurden bei der Modellbildung nicht berücksichtigt.

	L_R_TLM	SPEEDWAY	CORRIDOR	LANES	D_COR	D_STEH	D_FLI	D_BUI	D_AGR	D_FOR	P_STEH	L_FLI	L_R_GVM	P_BUI	P_AGR	P_FOR	SINUOSITY	DENSITY	SPEED	CARS
ELEVATION	-0,430	-0,081	0,357	-0,144	-0,312	-0,092	0,192	0,194	-0,337	-0,325	-0,118	0,227	-0,379	-0,377	0,351	0,375	0,101	0,390	0,101	-0,180
CARS	0,131	0,605	-0,175	0,808	0,179	-0,006	0,023	-0,020	0,045	-0,028	0,014	-0,014	0,165	-0,022	-0,144	-0,005	-0,070	-0,079	0,557	
SPEED	-0,378	0,695	0,132	0,518	-0,270	-0,144	0,071	0,120	-0,399	-0,426	-0,045	0,069	-0,238	-0,562	0,416	0,337	0,019	0,120		
DENSITY	-0,289	0,012	0,261	-0,054	-0,433	0,037	0,174	0,112	-0,327	-0,313	-0,218	0,172	-0,221	-0,284	0,246	0,342	0,037			
SINUOSITY	-0,057	0,106	0,062	-0,063	-0,042	-0,024	0,006	0,029	-0,075	-0,086	-0,015	0,057	-0,059	-0,086	0,039	0,094				
P_FOR	-0,511	0,108	0,445	0,023	-0,374	-0,128	0,097	0,082	-0,353	-0,475	-0,107	0,184	-0,358	-0,474	0,127					
P_AGR	-0,686	0,075	0,290	-0,087	-0,534	-0,181	0,184	0,163	-0,602	-0,400	-0,139	0,072	-0,571	-0,679						
P_BUI	0,757	-0,209	-0,310	-0,042	0,527	0,218	0,256	-0,433	0,661	0,584	0,032	-0,212	0,618							
L_R_GVM	0,856	0,103	-0,301	0,136	0,534	0,259	0,249	-0,205	0,583	0,409	-0,080	-0,168								
L_FLI	-0,203	-0,033	0,092	-0,025	-0,175	-0,073	0,601	0,124	-0,184	-0,193	-0,032									
P_STEH	-0,056	-0,069	-0,054	-0,011	0,127	-0,236	0,025	-0,046	0,072	0,080										
D_FOR	0,489	-0,220	-0,245	-0,060	0,408	0,152	0,245	-0,140	0,677											
D_AGR	0,616	-0,156	-0,227	0,036	0,559	0,223	0,294	-0,213												
D_BUI	-0,215	0,076	-0,013	-0,003	-0,183	-0,059	0,162													
D_FLI	0,247	0,050	-0,091	0,020	0,192	0,080														
D_STEH	0,208	-0,021	-0,120	-0,015	0,143															
D_COR	0,585	0,012	-0,421	0,115																
LANES	0,082	0,581	-0,117																	
CORRIDOR	-0,396	-0,107																		
SPEEDWAY	0,016																			

7.3. Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen

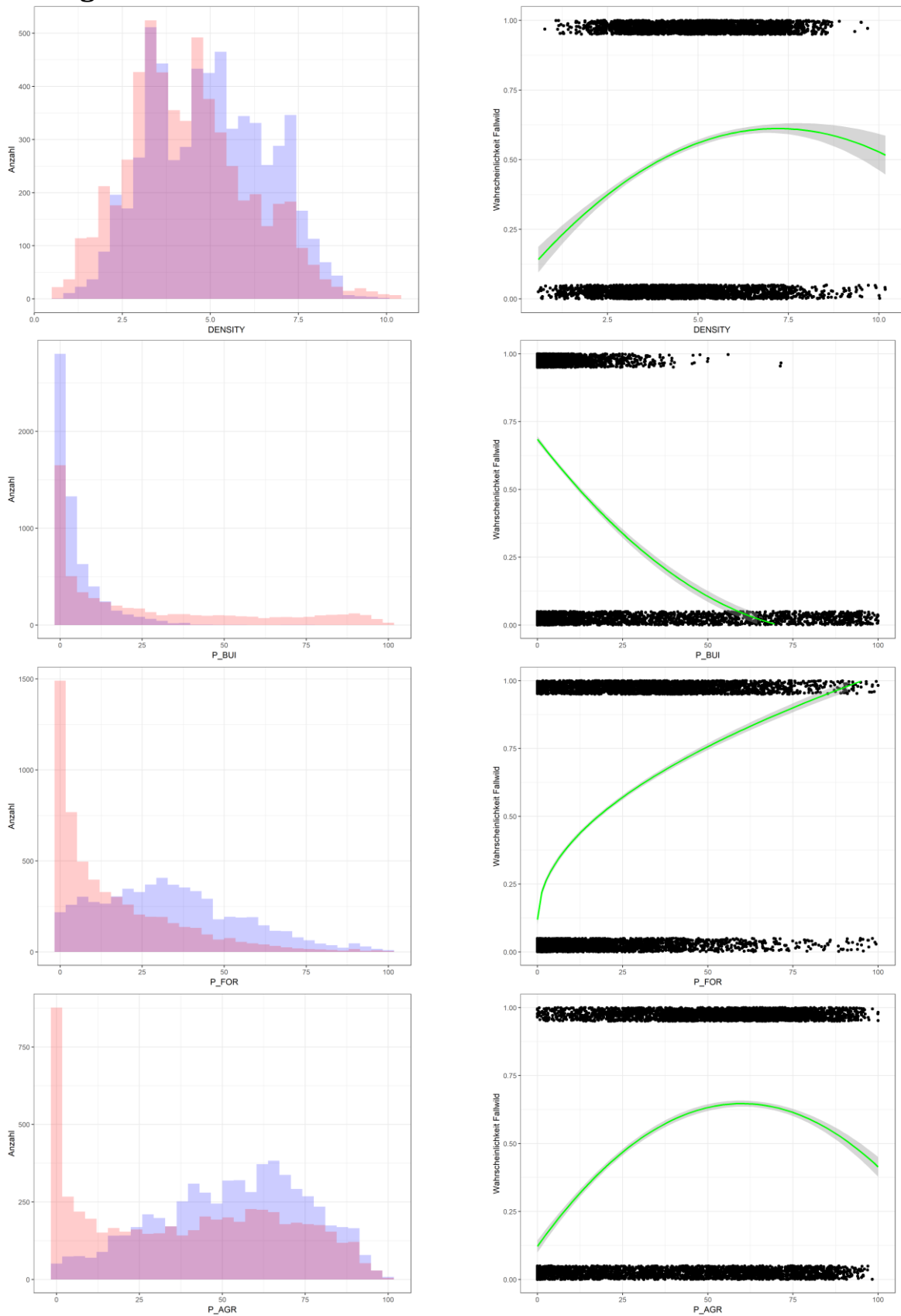


Abbildung 37: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten. ■ Fallwildpunkte ■ Pseudopunkte

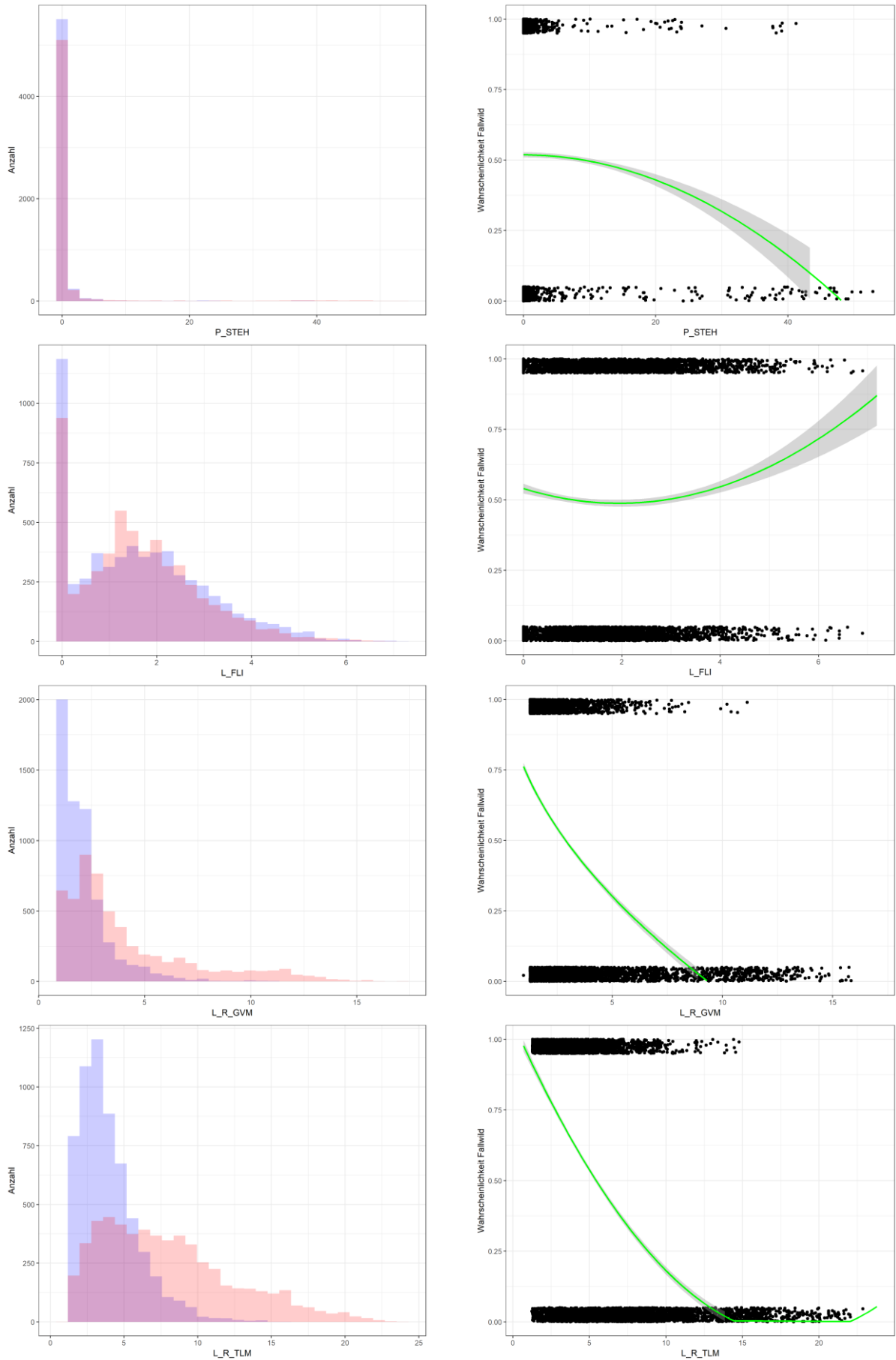


Abbildung 38: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.

Legend: ■ Fallwildpunkte ■ Pseudopunkte

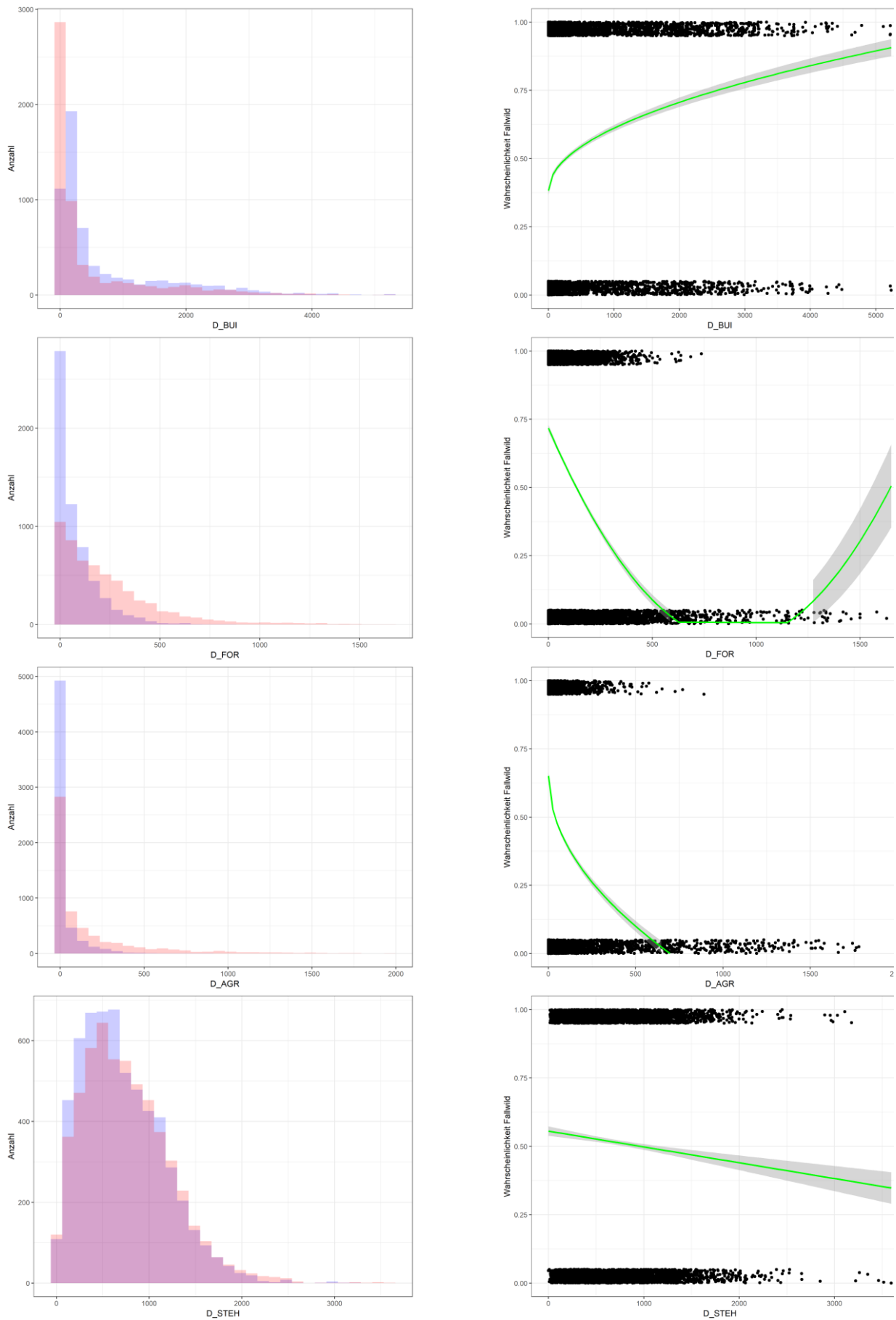


Abbildung 39: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.

Legend: ■ Fallwildpunkte ■ Pseudopunkte

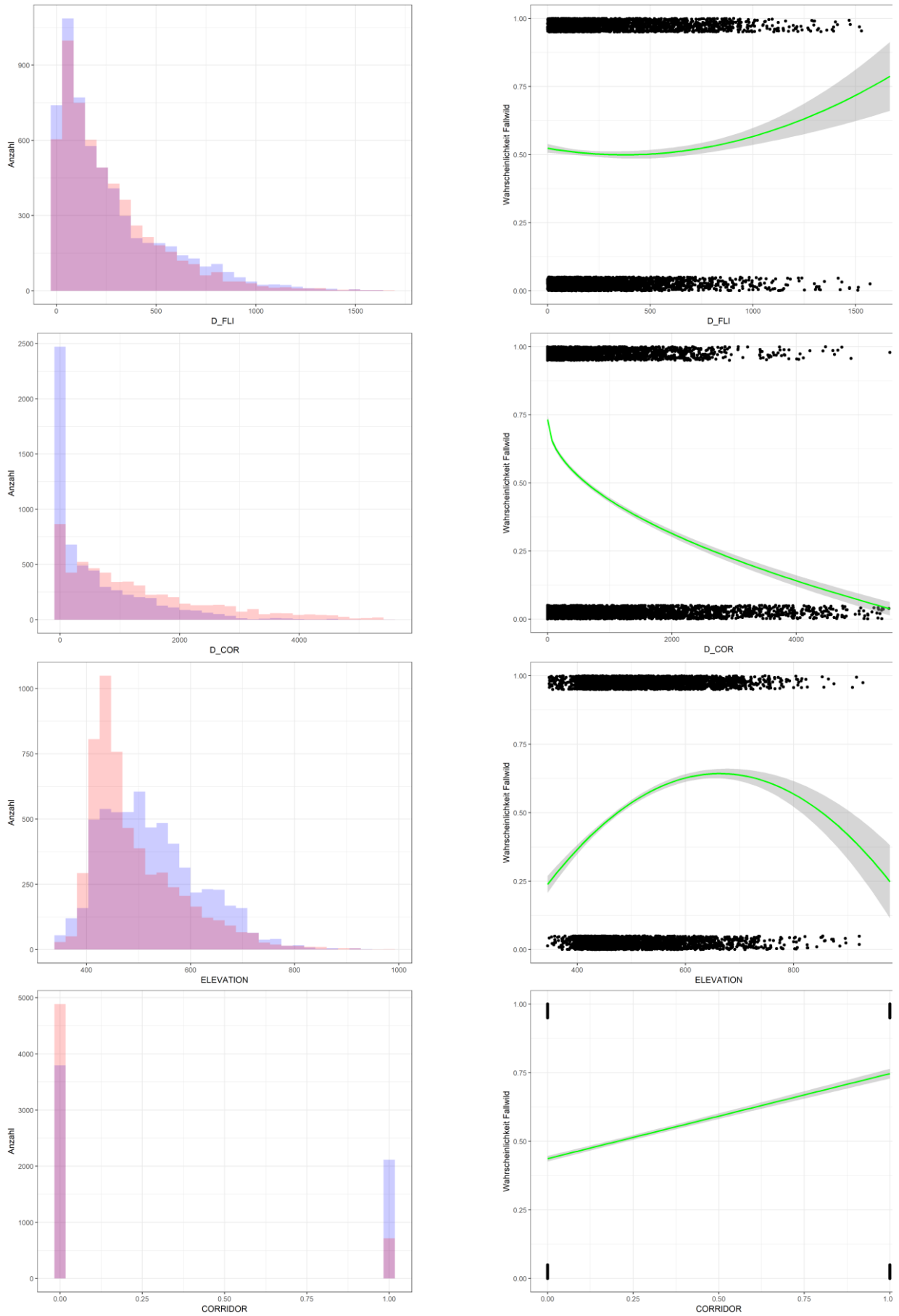


Abbildung 40: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.

Fallwildpunkte Pseudopunkte

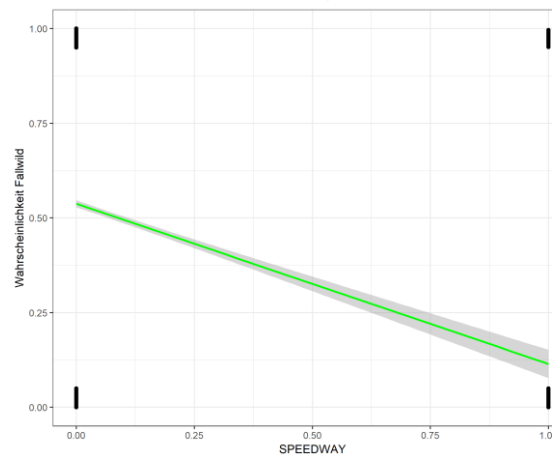
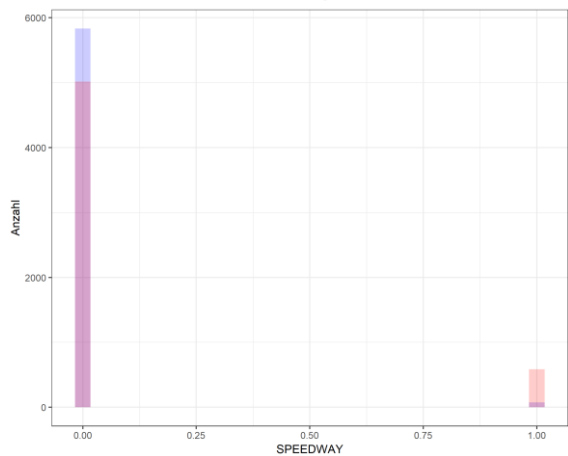
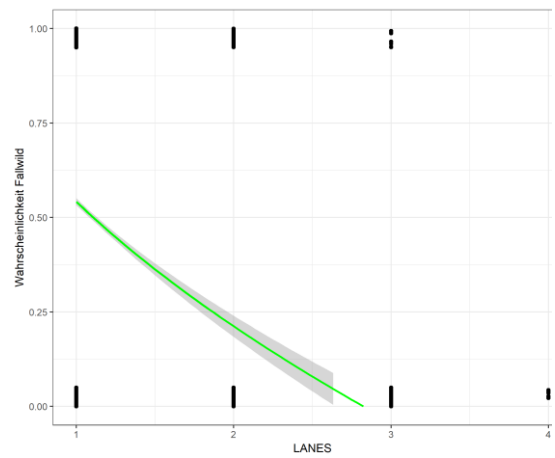
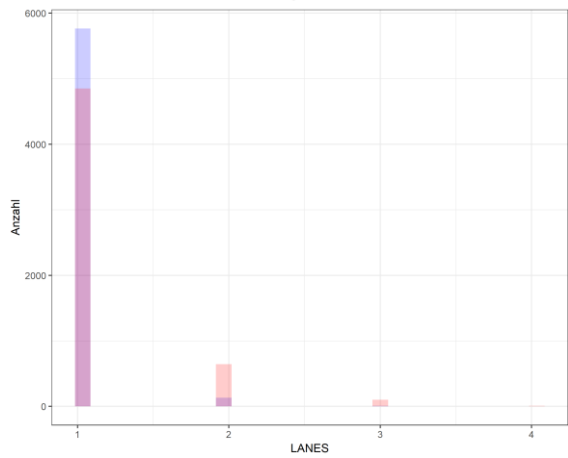
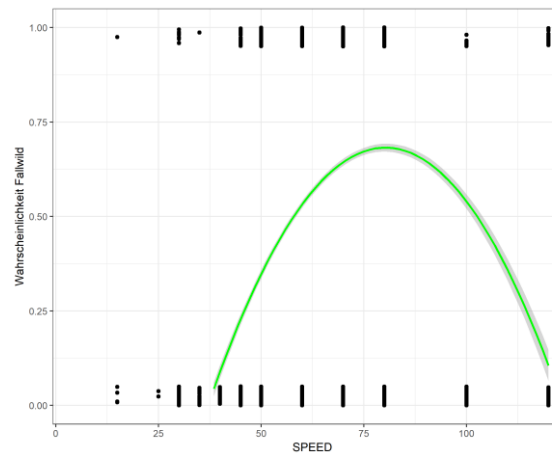
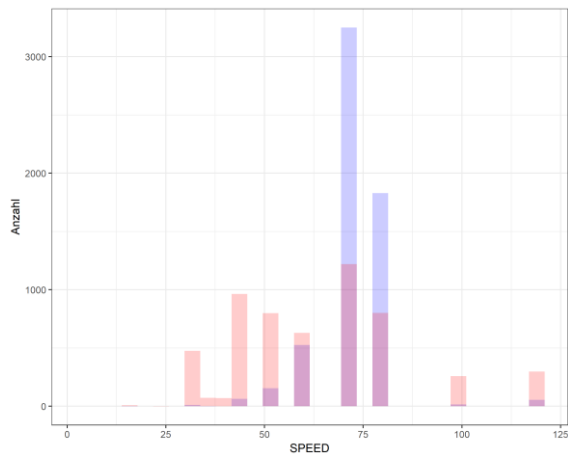
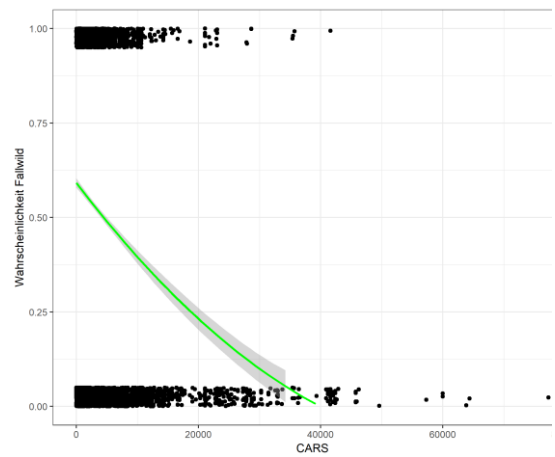
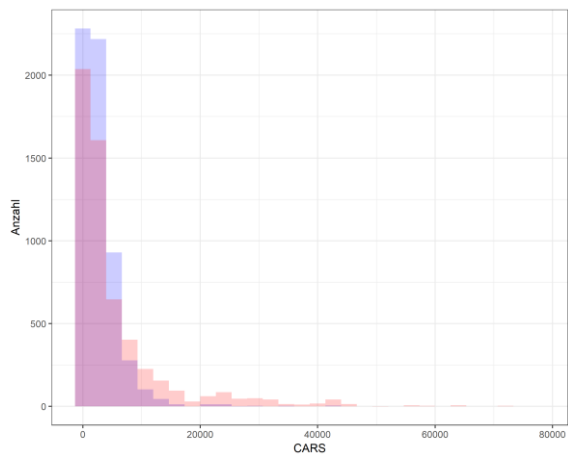
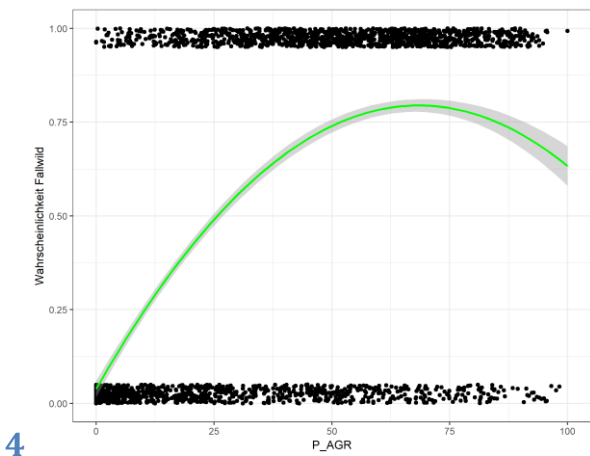
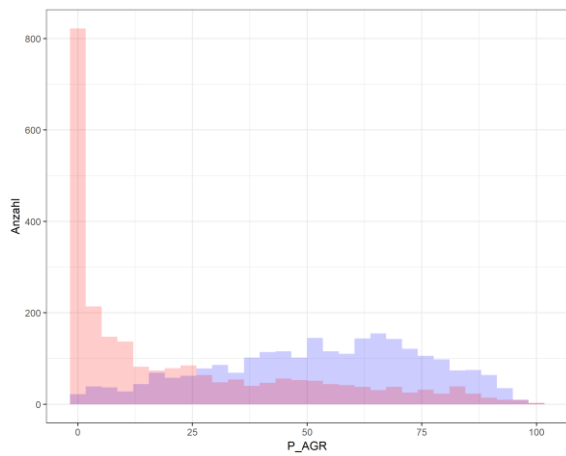
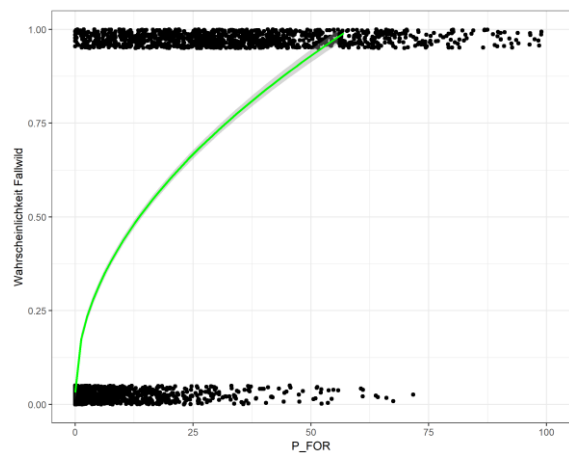
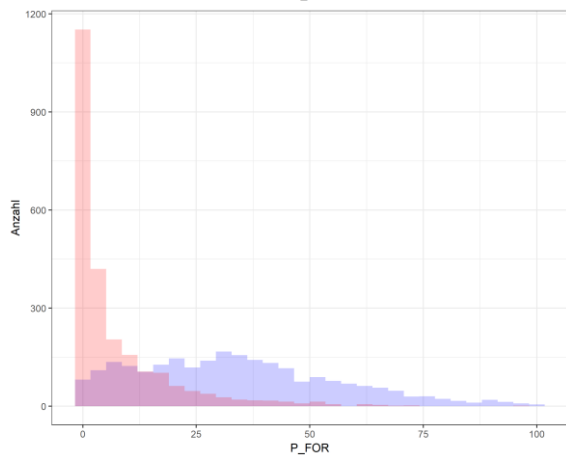
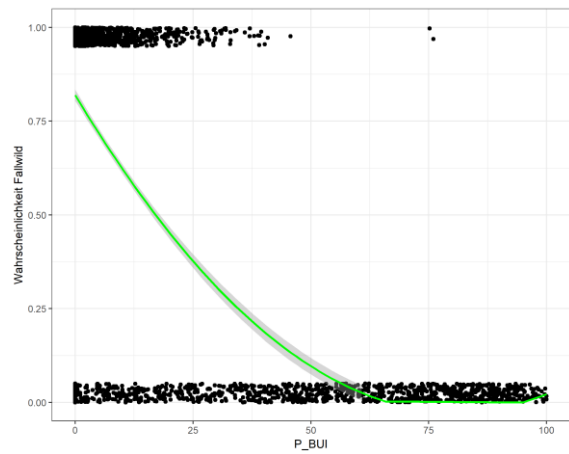
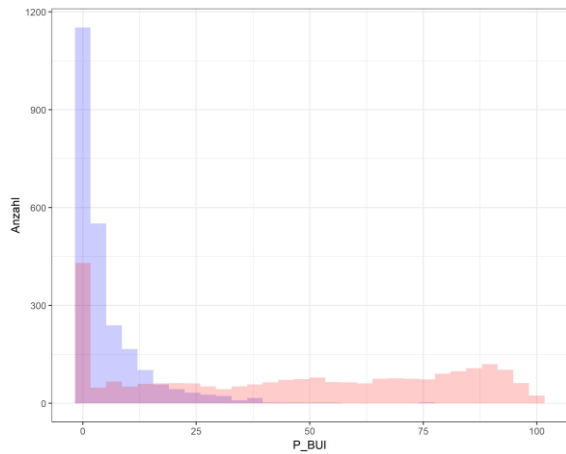
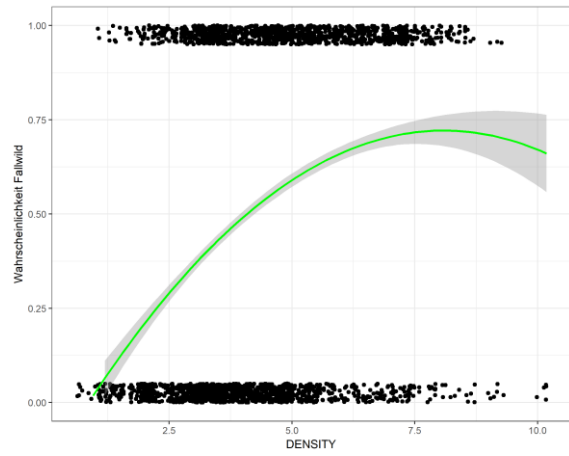
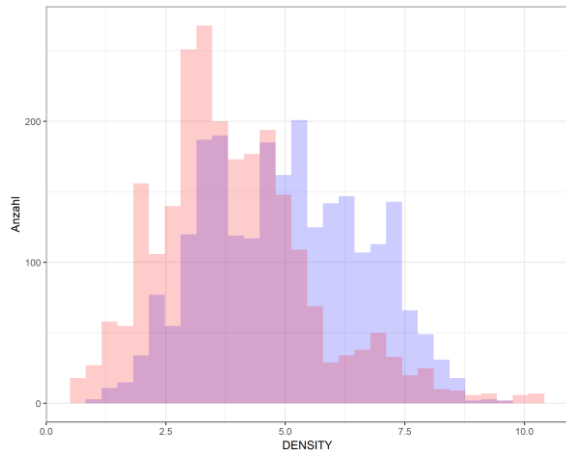


Abbildung 41: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Pseudopunkten.

Legend: Fallwildpunkte (blue/purple), Pseudopunkte (pink/red)



4

Abbildung 42: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.

■ Fallwildpunkte
■ Nicht-Fallwildpunkte

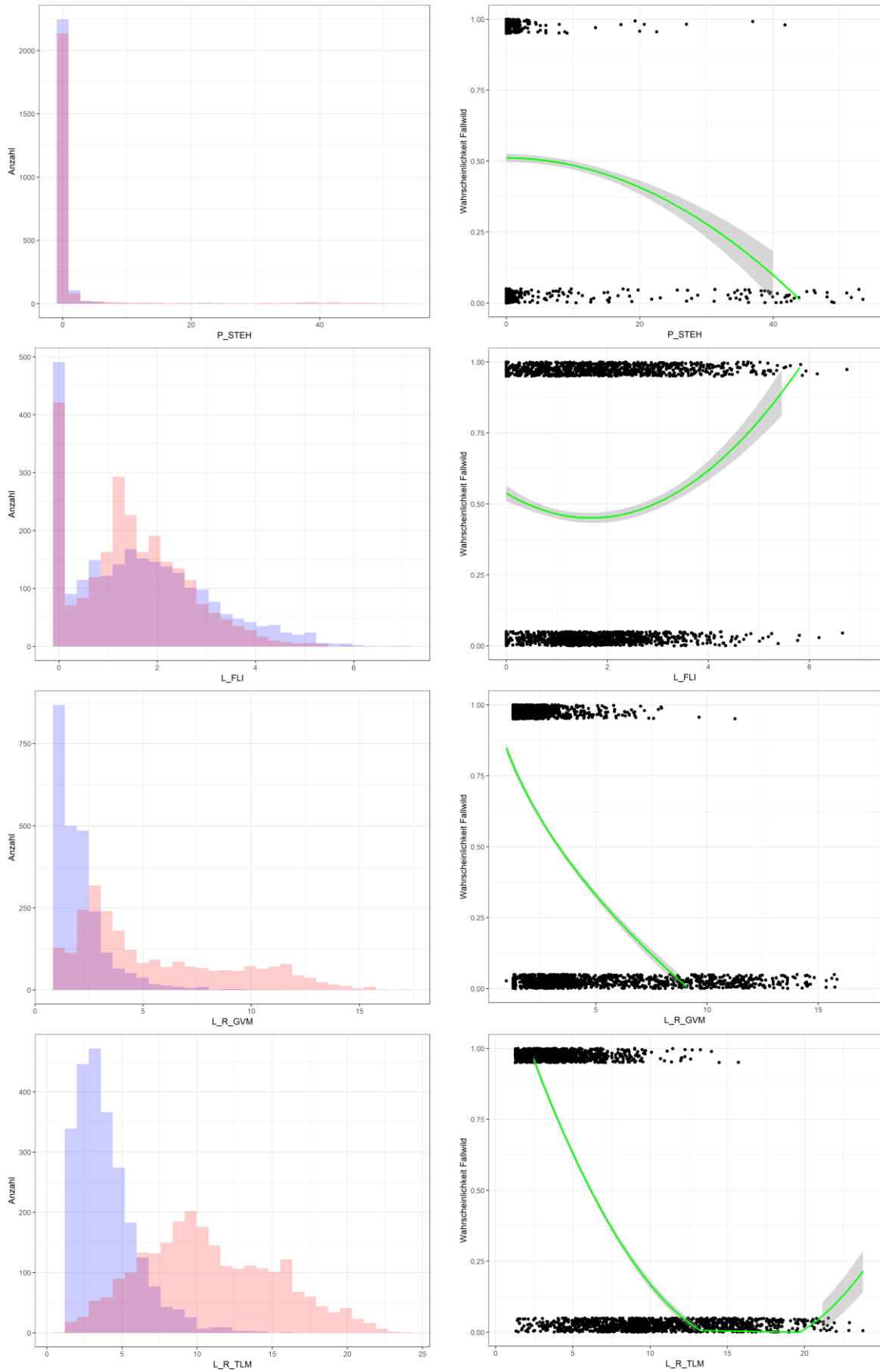


Abbildung 43: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.

■ Fallwildpunkte
■ Nicht-Fallwildpunkte

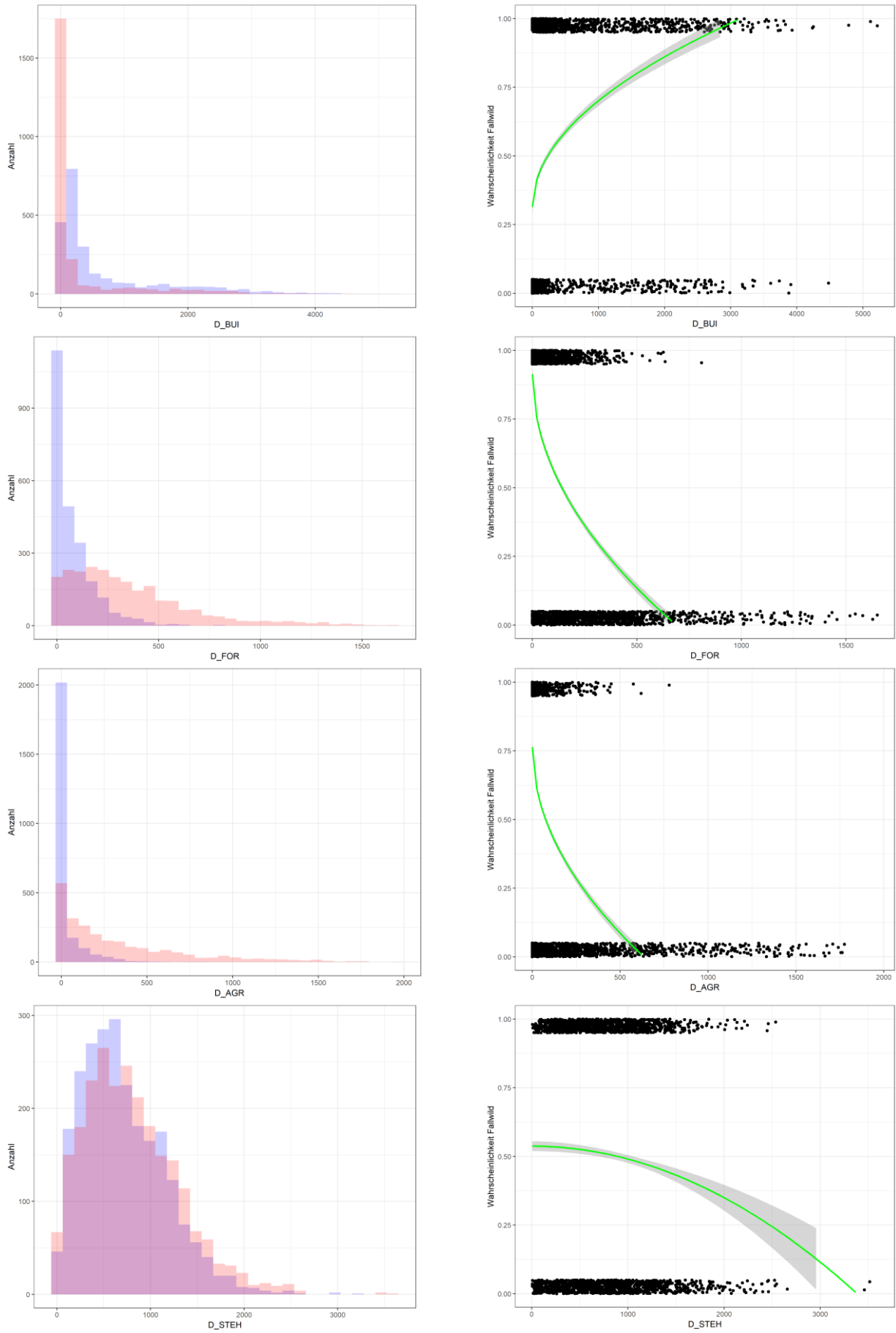


Abbildung 44: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.

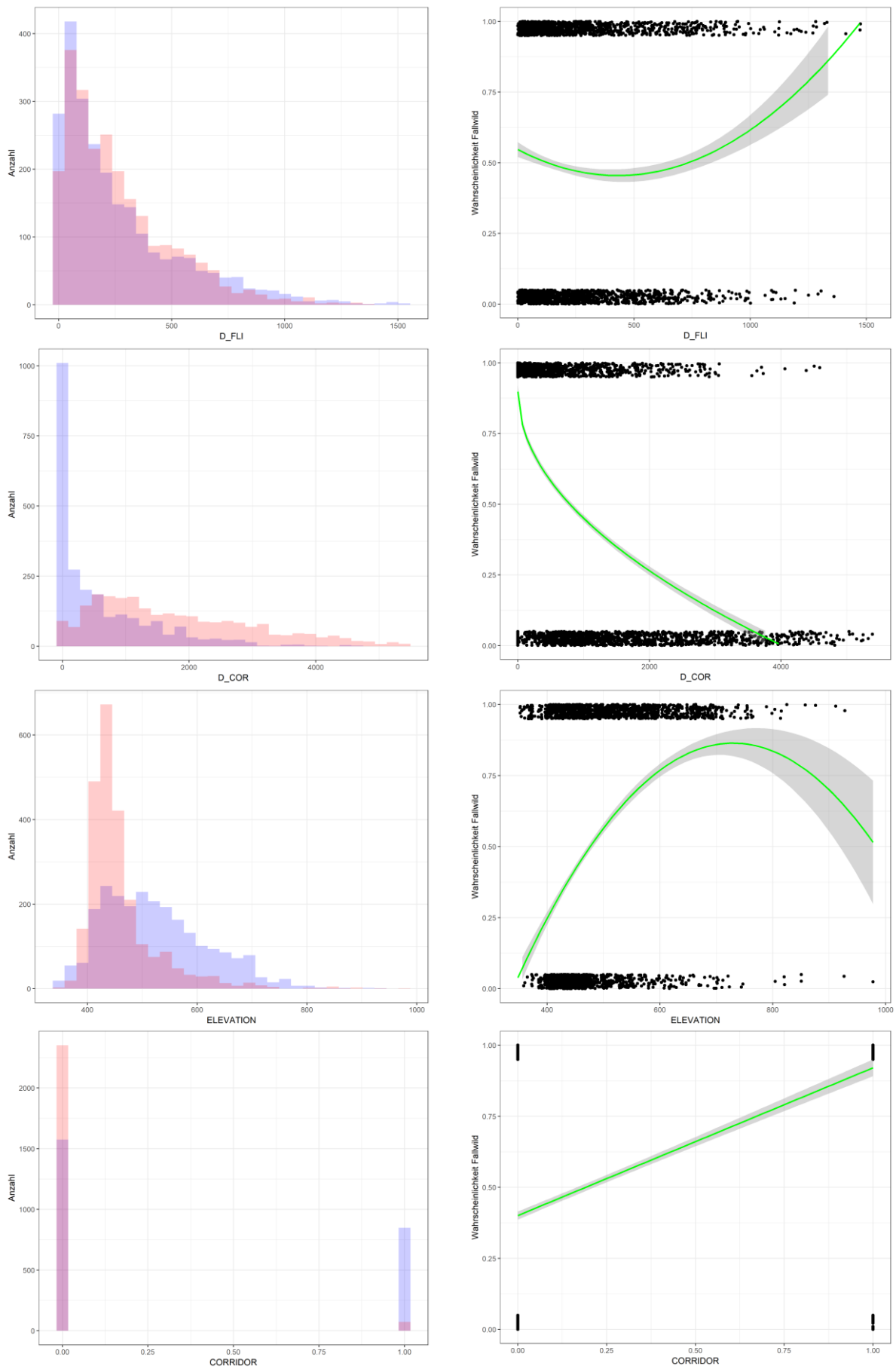


Abbildung 45: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.

■ Fallwildpunkte
■ Nicht-Fallwildpunkte

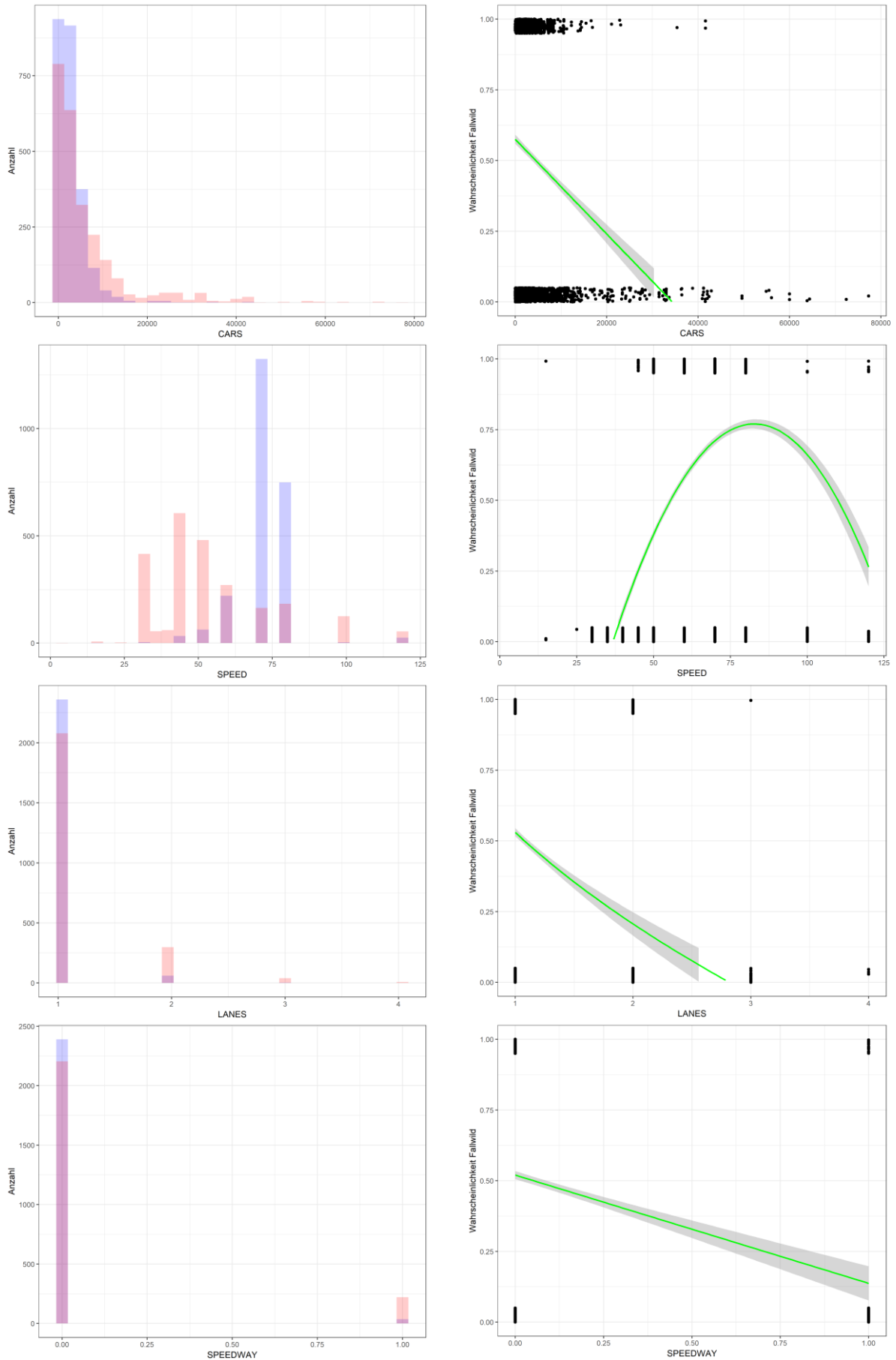


Abbildung 46: Histogramme und grafische Darstellungen der linearen Regressionen von Fallwildpunkten und Nicht-Fallwildpunkten.

■ Fallwildpunkte
■ Nicht-Fallwildpunkte

7.4. Python-Funktionen

```
def bufferStreet(input, mode, output_left, output_right, distance):
# Buffert eine Geometrie entsprechend des gewaehlten Modus. Fuer Fallwild ->
Kreis, Strassen -> links & rechts getrennt
# Input = Input-Geometrie
# mode = Modus wie gebuffert werden soll. "full" (String) = full Buffer,
alles andere = links und rechts getrennt.
# output_left = Ziel Ergebnis Buffer-Polygone linke Seite sowie bei mode !=
fulll
# output_rigt = Ziel fuer Ergebnis Buffer-Polygone rechte Seite
# distance = Distanz die gebuffert werden soll; Numerischer Wert
    print "Starte bufferStreet"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input, "in_memory/streets")
    if (mode == "full"):
        arcpy.Buffer_analysis("in_memory/streets", output_left,
str(distance) + " Meters", "FULL", "ROUND", "NONE", "", "PLANAR")
    else: # Bei mode != full: Buffer flat links und recht getrennt
        arcpy.Buffer_analysis("in_memory/streets", output_left,
str(distance) + " Meters", "LEFT", "FLAT", "NONE", "", "PLANAR")
        arcpy.Buffer_analysis("in_memory/streets", output_right,
str(distance) + " Meters", "RIGHT", "FLAT", "NONE", "", "PLANAR")

def simpleStreet(input, output, maxSegment,minStreet):
# Geht jede Linie in input durch und spaltet Linien die groesser als
maxSegment (numerischer Wert) sind in gleich grosse, maximal grosse Teile
auf. Ergebnisse werden in output gespeichert
# Segmente kleiner als minStreet (numerischer Wert) werden geloescht
# Fuegt Felder ID_Join und ObjektID hinzu und fuegt eine Laufnummer ein
# Strassensegmente haben dann keine Details wie CAR usw => Aufruf von
addRoadDetailsToSegment notwendig
    print "Starte simpleStreet"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input, "in_memory/streets")
    # Erzeuge Feature class in die die Punkte zum splitten der Strassen
gespeichert werden sollen:
    arcpy.CreateFeatureclass_management ("in_memory", "breakpoints",
"POINT", spatial_reference = input)
    cur_street_points = arcpy.InsertCursor("in_memory/breakpoints",
["SHAPE@"])
    cur_streets_simple = arcpy.da.SearchCursor("in_memory/streets",
["SHAPE@LENGTH", "SHAPE@"])
    # Gehe jede Strasse durch:
    for row_streets_simple in cur_streets_simple:
        # Berechne wie oft sich ein Segment mit der Laenge max_segmente in
der Strasse ausgehen wuerde => Anzahl neuer Segmente:
        num_segments = (int(row_streets_simple[0]/maxSegment)) + 1
        if (num_segments > 1): # Aufspalten in Teilsegmente nur wenn mehr
als 1 Segment entstehen soll -> Spart Zeit
            segment_length = row_streets_simple[0] / num_segments #
Berechne effektive Segmentlaenge
            # Gehe jedes (noch nicht erstellte) Segment bzw. potentielle
Segment durch:
            for i in range(num_segments):
                street_segment = row_streets_simple[1]
                # Berechne Punkt entlang der Linie mit effektiver
Segmentlaenge segment_length vom Startpunkt weg (bzw. einem durch i
definierten vielfachen)
```

```

        new_segment_endpoint =street_segment.positionAlongLine
(segment_length * i)
        new_intersection_point = cur_street_points.newRow()
        new_intersection_point.shape = new_segment_endpoint
        cur_street_points.insertRow(new_intersection_point)
    del row_streets_simple
    del cur_street_points
    del cur_streets_simple
    del new_intersection_point
    # Spalte Strassennetzwerk an den berechneten Segmentenden:
    arcpy.SplitLineAtPoint_management("in_memory/streets",
"in_memory/breakpoints", "in_memory/streets_simple_split", "0,1 Meters") #
0,1m, da es einmal einen Fehler gab wo der Punkt nicht richtig sass (nicht
erklaerbar)
    # Loesche Strassen die kleiner als minStreet sind. Diese werden nicht
mehr in fuer Auswertungen heran gezogen.
    cur_mainstreet =
arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/streets_simple_split", ["SHAPE@LENGTH"])
#L?schen aller Stra?en bei denen es weder Informationen zu Geschwindigkeit
noch zum MIV gibt. Damit fallen auch Schienen und Schifffahrtswege weg
    for row_mainstreet in cur_mainstreet:
        if (row_mainstreet[0] < minStreet):
            cur_mainstreet.deleteRow()
    del cur_mainstreet
    del row_mainstreet
    # Fuege ID_Join und ObjectID hinzu und zaehle durch. Wird spaeter fuer
Joins und abgleiche benoetigt (2 mal das selbe, da "historisch
gewachsen")...
    arcpy.AddField_management("in_memory/streets_simple_split", "ID_Join",
"DOUBLE")
    arcpy.AddField_management("in_memory/streets_simple_split", "OBJECTID",
"DOUBLE")
    cur_count = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/streets_simple_split",
["ID_Join", "OBJECTID"])
    counter = 1
    for row_count in cur_count:
        row_count[0] = counter
        row_count[1] = counter
        counter = counter + 1
        cur_count.updateRow(row_count)
    del row_count
    del cur_count
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/streets_simple_split", output)

def addRoadDetailsToSegment(input_roads, input_roadwithdata, output):
# Fuegt jeder Stra?e in input_roads die Daten zu CARS, SPEED und LANES aus
input_roadwithdata und speichert in output
    print "Starte addRoadDetailsToSegment"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input_roads, "in_memory/roads")
    arcpy.CopyFeatures_management(input_roads, "in_memory/roadsXY")
    arcpy.CopyFeatures_management(input_roadwithdata,
"in_memory/roadswithdata")
    # Jede Linie in input_roadwithdata wird durch input_roads in
Teilsegmente gesptalten, indem die Endpunkte von input_roads berechnet
werden
    # und input_roadwithdata dann damit gesplitted wird
    arcpy.AddGeometryAttributes_management("in_memory/roadsXY",
"LINE_START_MID_END", "", "", input_roads)

```

```

    arcpy.MakeXYEventLayer_management("in_memory/roadsXY", "START_X",
"START_Y", "start_points", input_roads)
    arcpy.CopyFeatures_management("start_points", "in_memory/start_points")
    arcpy.MakeXYEventLayer_management("in_memory/roadsXY", "END_X",
"END_Y", "end_points", input_roads)
    arcpy.CopyFeatures_management("end_points", "in_memory/end_points")
    arcpy.SplitLineAtPoint_management("in_memory/roadswithdata",
"in_memory/start_points", "in_memory/split_by_start", "0,1 Meters")
    arcpy.SplitLineAtPoint_management("in_memory/split_by_start",
"in_memory/end_points", "in_memory/split_by_start_end", "0,1 Meters")
    # Hinzufügen der Zielfelder
    arcpy.AddField_management("in_memory/roads", "CARS", "DOUBLE")
    arcpy.AddField_management("in_memory/roads", "SPEED", "DOUBLE")
    arcpy.AddField_management("in_memory/roads", "LANES", "SHORT")
    # Gehe jede Straße in input_roads durch:
    cur_streets = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/roads", ["SHAPE@",
"CARS", "SPEED", "LANES", "OBJECTID", "FID"])
    for row_street in cur_streets:
        # Selektiere jedes Segment aus dem bereits gesplittetem
input_roadwithdata das auf der aktuellen input_road liegt:
        arcpy.MakeFeatureLayer_management("in_memory/roads", "roads_layer")
        arcpy.SelectLayerByAttribute_management("roads_layer",
"NEW_SELECTION", """"FID" = "" + str(row_street[5]))
        arcpy.MakeFeatureLayer_management("in_memory/split_by_start_end",
"split_by_start_end_layer")
        arcpy.SelectLayerByLocation_management("split_by_start_end_layer",
"SHARE_A_LINE_SEGMENT_WITH", "roads_layer", "", "NEW_SELECTION",
"NOT_INVERT")
        arcpy.CopyFeatures_management("split_by_start_end_layer",
"in_memory/split_by_start_end_layer_select")
        traffic_segment = 0
        lanes_segment = 0
        speed_segment = 0
        length_segment = 0
        road_length = 0
        cur_streets_split =
arcpy.da.SearchCursor("in_memory/split_by_start_end_layer_select",
["SHAPE@", "CARS", "SPEED", "LANES",])
        # Im Prinzip: Addiere alle Werte der selektierten Teilsegmente,
entsprechend der Gewichtung durch den Anteil am neuem Zielsegment auf:
        for row_cur_streets_split in cur_streets_split:
            if (row_cur_streets_split[0].within(row_street[0])):
                street_seg_percent = 100 / row_street[0].length *
row_cur_streets_split[0].length / 100
                traffic_segment = traffic_segment + street_seg_percent *
row_cur_streets_split[1]
                lanes_segment = lanes_segment + street_seg_percent
*row_cur_streets_split[3]
                speed_segment = speed_segment + street_seg_percent *
row_cur_streets_split[2]
                road_length = road_length + row_cur_streets_split[0].length
                row_street[1] = traffic_segment
                row_street[2] = speed_segment
                row_street[3] = lanes_segment
                cur_streets.updateRow(row_street)
        arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/roads", output)
    del row_street
    del cur_streets
    del row_cur_streets_split
    del cur_streets_split

```

```

def DistanceToLandscapeReturn(input_geometry, searcharea):
# Berechnet die Distanz eines Objects in input_geometry zum n?chtgelegenen
Objekt in searcharea
# Gibt Die Distanz zum n?chsten Nachbarn, sowie X und Y Koordinaten von
Ziel und Ausgangspunkt zur?ck.
# 888888 => Fehler wenn keine Geometrie in searcharea gefunden wurde. =>
Prozent = 0
# Erstelle Near Table: Suchradius = 100000, wodurch alle Geometrien
gefunden werden sollten.
arcpy.GenerateNearTable_analysis(input_geometry, searcharea,
"in_memory/near_table", 100000, "LOCATION", "ANGLE", "1")
# Versuch (!) auf die erste Zeile (= Distanz zm n?chsten Objekt)
zuzugreifen. Kommt es hier zur Fehlermeldung ist keine Zeile in der Tabelle
vorhanden => 88888
try:
    cur_table = arcpy.da.SearchCursor("in_memory/near_table",
["NEAR_Dist", "NEAR_X", "NEAR_Y", "FROM_X", "FROM_Y"]) # Zugriff auf Near
Table
    row_table = cur_table.next() # Zugriff auf erste Zeile in denen
sich alle Informationen befinden sollten
    return ((row_table[0], row_table[1], row_table[2], row_table[3],
row_table[4])) # R?ckgabe von "NEAR_Dist", "NEAR_X",
"NEAR_Y", "FROM_X", "FROM_Y"
except: # Table ist leer, keine Geometrie gefunden
    return (888888, 888888, 888888, 888888, 888888) # R?ckgabewert wenn
Geometrie nicht gefunden

```

```

def caclulateLandscapePercentPolygon (searchShape, inputShape,
geometry_type):
# Berechnet den prozentuellen Anteil eines Landschaftstyps (bzw. einer in
inputShape definierten Geometrie in searchShape
# Funktioniert f?r L?ngen und Fl?chen
landscape_sum = sum((r[0] for r in arcpy.da.SearchCursor(inputShape,
["SHAPE@" + geometry_type]))) # Aufsummieren aller Teilabschnitte bzw.
Fl?chen
if (geometry_type == "AREA"):
    return landscape_sum # Fuer Prozent: (100/ (searchShape.area)) *
landscape_sum
else:
    return landscape_sum # km pro km?: (1000/ (searchShape.area)) *
landscape_sum

```

```

def createListOfGeometryInShape(input_shape, search_shape, distance):
# Erstellt eine Liste mit allen in input_shape befindlichen Objekten, die
sich innerhalb der Distanz distance (nummerisch) einer in search_shape
gespeicherten Geometrie befindet.
# Gespeichert wrd die Variable "ID_Join" in input_shape, R?ckgabewert ist
die Liste
# Dient der Vorselektion bei der Berechnung von prozentuellen
Fl?chenanteilen in addDistanceToLandscape_street_bothSides. Damit k?nnen
Geometrien "ohne Nachbarn" ?bersprungen werden.
arcpy.MakeFeatureLayer_management(input_shape, "street_segment_layer")
#Selektiere alle Objekte in input_shape innerhal von distance zu
search_shape
arcpy.SelectLayerByLocation_management("street_segment_layer",
"WITHIN_A_DISTANCE", search_shape, str(distance) + " Meters",
"NEW_SELECTION", "NOT_INVERT")

```

```

    arcpy.CopyFeatures_management("street_segment_layer",
    "in_memory/street_segment_select")
    liste = [] # Leere Liste
    cur_street_segment_select =
arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/street_segment_select", ["ID_Join",])
    for row_street_segment_select in cur_street_segment_select:
        liste.append(row_street_segment_select[0]) # Füge ID_Join der Liste
hinzu
    del cur_street_segment_select
    del row_street_segment_select
    return(liste)

```

```

def calcDistanceAndLandscapeShape (row_ID, buffer_shape, street_shape,
liste, landscape, landscape_type):
# Berechnet den Flächenanteil von landscape in buffer_shape (durch Aufruf
von calculateLandscapePercentPolygon).
# Generell auch dafür ausgelegt Längen zu berechnen und Distanzen zu
objekten.
# Funktion dient eigentlich nur um Rechenwege bzw. sich zu ersparen, indem
überprüft wird, ob row_ID in liste ist.
    if(row_ID in liste): # Überprüfen ob row-ID in Liste
        arcpy.Clip_analysis (landscape, buffer_shape,
    "in_memory/buffer_landscape") # Definieren des Suchbereichs
        percent = calculateLandscapePercentPolygon(buffer_shape,
    "in_memory/buffer_landscape", landscape_type)
        if ((percent == 100) & (landscape_type == "AREA")): # "Abkürzung",
wenn Distanz innerhalb des Bufferbereichs berechnet wird. (100% Fläche = 0
Entfernung)
            distance = 0
            # Für den Fall, dass auch die Distanz innerhalb des Bufferbereichs
berechnet werden soll:
            ## else:
            ## distance = DistanceToLandscapeReturn(street_shape,
    "in_memory/buffer_landscape")[0]
        else:
            distance = 888888
            percent = 0 # Wenn row_ID nicht in liste vorkommt, dann ist der
prozentuelle Anteil 0
        return (percent)

```

```

def addDistanceToLandscape_street_bothSides(input_line, input_buffer_side,
output, side, buffer_distance):
# Berechnet den Flächenanteil um jede Straße bzw. Fallweil (input_line) in
ihren Bufferbereichen (input_buffer_side) durch Aufruf von
calcDistanceAndLandscapeShape.
# Was ursprünglich auch für die Berechnung der Distanz gedacht, wurde aber
ausgelagert.
# side wird nur für die richtige Benennung von Variablen verwendet. Sollte
nur ein Buchstabe sein.
# buffer_distance = Distanz mit der input_buffer_side gebuffert wurde.
# Daten werden in neuen Feldern und anschließend in output gespeichert.
    print "start addDistanceToLandscape_street_bothSides"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input_line, "in_memory/street_segment")
    arcpy.CopyFeatures_management(input_buffer_side,
    "in_memory/buffer_side")
    #Erstelle alle Felder:

```

```

    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_Bui_1_" +
side, "DOUBLE")      #8
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_For_1_" +
side, "DOUBLE")      #9
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_Agr_1_" +
side, "DOUBLE")      #10
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_CoR__1_" +
side, "DOUBLE")      #11
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_Fli_1_" +
side, "DOUBLE")      #12
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_Steh_1_" +
side, "DOUBLE")      #13
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_Roa_1_" +
side, "DOUBLE")      #14
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "P_ARo_1_" +
side, "DOUBLE")      #15
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "Buf_A1_" + side,
"DOUBLE")      #16
    #Wenn nicht global definiert, k?nnen hier die Pfade der Shapefiles
angegeben werden:
##    building_aggregate =
##    forest =
##    agriculture =
##    wildtierkorridore =
##    all_roads =
##    fliessgewaesser =
##    stehendegewaesser =
##    roads =
    i_counter = 0
    i_counterX = 0
    #Vorauswahl von Stra?en die in der Naehе von Input-Files liegen um
nachher Zeit zu sparen:
    list_streets_wildtierkorridore =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", wildtierkorridore,
buffer_distance)
    list_streets_building =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", building_aggregate,
buffer_distance)
    list_streets_forest =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", forest,
buffer_distance)
    list_streets_agriculture =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", agriculture,
buffer_distance)
    list_streets_stehendegewaesser =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", stehendegewaesser,
buffer_distance)
    list_streets_fliessgewaesser =
createListOfGeometryInShape("in_memory/street_segment", fliessgewaesser,
buffer_distance)
    cur_streets = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/street_segment",
["SHAPE@", "ID_Join", "P_Bui_1_" + side, "P_For_1_" + side, "P_Agr_1_" +
side, "P_CoR__1_" + side, "P_Fli_1_" + side, "P_Steh_1_" + side, "P_Roa_1_" +
side, "P_ARo_1_" + side, "Buf_A1_" + side])
    for row_streets in cur_streets:
        street_shape = row_streets[0]
        # Suche dazugeh?rigen Buffer zu Stra?e. Da es Fehler beim Buffern
geben kann (sehr kleine Stra?e)
        buffer_found = False
        cur_buffer_side = arcpy.da.SearchCursor("in_memory/buffer_side",
["SHAPE@", "ID_Join"])

```

```

    for row_buffer_side in cur_buffer_side:      # Suche Buffer der zu
StraÙe passt (über ID_Join)
        if (row_buffer_side[1] == (row_streets[1])):
            buffer_shape = row_buffer_side[0]
            buffer_found = True
            break
        if (buffer_found) == False:      # 999999 = Fehlercode, wenn kein
Bufferbereich vorhanden ist (kann bei sehr kurvigen und kurzen Straßen der
Fall sein
            for i in range(2,10+1):
                row_streets[i] = 999999
        else:
            if(i_counter >= -1): # Wenn Bufferbereich da, Aufruf von
calcDistanceAndLandscapeShape für jeden Landschaftstyp
                row_streets[5] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape,
list_streets_wildtierkorridore, wildtierkorridore, "AREA")
                row_streets[3] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape, list_streets_forest, forest,
"AREA")
                row_streets[2] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape, list_streets_building,
building_aggregate, "AREA")
                row_streets[4] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape, list_streets_agriculture,
agriculture, "AREA")
                row_streets[7] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape,
list_streets_stehendegewaesser, stehendegewaesser, "AREA")
                row_streets[6] = calcDistanceAndLandscapeShape
(row_streets[1], buffer_shape, street_shape, list_streets_fliesssgewaesser,
fliesssgewaesser, "LENGTH")
                # Straßen - keine Distanzberechnung notwendig
arcpy.Clip_analysis (roads, buffer_shape,
"in_memory/buffer_landscape")
                row_streets[8] =
caclulateLandscapePercentPolygon(buffer_shape,
"in_memory/buffer_landscape", "LENGTH")
                arcpy.Clip_analysis (all_roads, buffer_shape,
"in_memory/buffer_landscape")
                row_streets[9] =
caclulateLandscapePercentPolygon(buffer_shape,
"in_memory/buffer_landscape", "LENGTH")
                row_streets[10] = buffer_shape.area
            cur_streets.updateRow(row_streets)
            # Alle 100 Einträge wird zwischengespeichert:
            if (i_counter / 100) > i_counterX:
                print i_counter
                i_counterX = i_counterX + 1
                arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/street_segment",
RKfolder + "SAVE.shp")
                i_counter = i_counter + 1 #x xxxx
            arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/street_segment", output)
        del cur_buffer_side
        del row_buffer_side
        del row_streets
        del cur_streets

```

```

def elevationInformationStreet(input, output):

```

```

# Holt für jeden Punkt bzw. Straße in input Informationen vom DTM 2015
("http://wms.zh.ch/DEMWCS?coverage=dtm2014"), schreibt den Wert
# in eine neue Spalte "Ele_mean" und schreibt das Ergebnis in die Datei
output)
# Kann je nach input-Datensatz mehrere Stunden dauern.
    print "Starte elevationInformationStreet"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input, "in_memory/street_segment")

arcpy.MakeWCSLayer_management("http://wms.zh.ch/DEMWCS?coverage=dtm2014",
"DTM" ) # Aufbau einer WCS-Verbindung
    arcpy.AddSurfaceInformation_3d("in_memory/street_segment", "DTM", "Z",
"BILINEAR", "", "1", "0", "NO_FILTER")
    arcpy.AlterField_management("in_memory/street_segment", "Z_MEAN",
'Ele_mean', 'Mean Elevation')
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/street_segment",output)

def addRoadkillSegment(input_street, input_RK, output):
# Berechnet für jedes Segment in input_street wie viele Fallwild (input_RK)
sich darauf befindet. Absolute Zahlen und
# Reihe pro 1000 m werden in RKcount bzw. RKDen geschrieben und das Ergebnis
in output gespeichert.
    print "Starte addRoadkillSegment"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input_RK, "in_memory/RK")
    arcpy.CopyFeatures_management(input_street, "in_memory/street_segment")
    # Hinzufügen der Felder R;count und RKDen:
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "RKcount",
"DOUBLE")
    arcpy.AddField_management("in_memory/street_segment", "RKDen",
"DOUBLE")
    # Zuordnung der Reihe über SpatialJoin, da schneller als über den
Vergleich eines jeden Individuums mittels cursor.
    arcpy.SpatialJoin_analysis("in_memory/street_segment", "in_memory/RK",
"in_memory/street_RK_join", "JOIN_ONE_TO_ONE", "KEEP_ALL", "", "INTERSECT",
"", "")
    # Da der spatial Join viel "Datenmüll" verursacht, werden die Werte
noch einmal selektiv übertragen:
    cur_street_RK_join = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/street_RK_join",
["Join_Count", "SHAPE@LENGTH"])
    cur_street = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/street_segment",
["RKcount", "RKDen"])
    for row_street in cur_street:
        row_street_RK_join = cur_street_RK_join.next()
        row_street[0] = row_street_RK_join[0] # Absolute Zahl
        row_street[1] = row_street_RK_join[0] / row_street_RK_join[1] *
1000 # Rehdichte pro Kilometer
        cur_street.updateRow(row_street)
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/street_segment",output)
    del cur_street_RK_join
    del row_street
    del cur_street
    del row_street_RK_join

def addDensity(input, input_density_raster, type, output): # 1:1 aus RK
simple
# Fügt die Rehdichte (input_density_raster) den Straßen bzw.
Fallwildpunkten in output im Feld "Density" an

```



```

# Speichert in output
# Type: "Z" für Punkte, "Z_MEAN" für Linien.
    print "Starte addDensityRK"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input, "in_memory/input")
    arcpy.AddSurfaceInformation_3d("in_memory/input", input_density_raster,
type, "BILINEAR", "", "1", "0", "NO_FILTER")
    arcpy.AlterField_management("in_memory/input", type, 'Density',
'Density of study species')
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/input", output)

def calcDensity(input_Fallwild, input_studyarea, input_searchradius,
resolution, output):
# Berechnet die gewichtete Fallwilddichte im Kanton Zürich
(input_studyarea) basierend auf der Verteilung aller Rehe
# die NICHT auf Straßen liegen (input_Fallwild).
# input_searchradius und resolution für KernelDensity (sollte 5000 und 1000
sein).
    print "Starte calcDensity"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input_Fallwild,
"in_memory/input_Fallwild")
    arcpy.AddField_management("in_memory/input_Fallwild", "RKWeight",
"DOUBLE")
    cur_studyarea = arcpy.da.UpdateCursor(input_studyarea, ["SHAPE@"])
    row_studyarea = cur_studyarea.next()
    studyarea_shape = row_studyarea[0]
    cur_RK = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/input_Fallwild", ["SHAPE@X",
"SHAPE@Y", "RKWeight"])
    counter = 0
    for row_RK in cur_RK: # Gehe jeden Punkt durch
        RK_point = arcpy.PointGeometry(arcpy.Point(row_RK[0],
row_RK[1]),input_studyarea)
        RK_buf = RK_point.buffer(input_searchradius) # Buffere Punkt im RK
        Rk_buf_clip = RK_buf.intersect(studyarea_shape,4) # Klippe mit
Kanton
        row_RK[2] = input_searchradius * input_searchradius * math.pi /
Rk_buf_clip.area # Prozentuelle Flaeche innerhalb des Kantons. Wird als
Gewichtung verwendet
        cur_RK.updateRow(row_RK)
    arcpy.gp.KernelDensity_sa("in_memory/input_Fallwild", "RKWeight",
output, resolution, input_searchradius, "SQUARE_KILOMETERS", "DENSITIES",
"PLANAR") # Berechne Dichte
    del row_RK
    del cur_RK
    del cur_studyarea
    del row_studyarea

def addDistanceLandscape (input, landscape, Field, output):
# Berechnet die Distanz von jedem Objekt in Input zum nächstgelegenen
Objekt in landscape, schreibt das Ergebnis in Field (string) und und
speichert in output.
    arcpy.CopyFeatures_management(input, "in_memory/input_" )
    arcpy.CopyFeatures_management(landscape, "in_memory/landscape_" )
    arcpy.AddField_management("in_memory/input_" , Field, "DOUBLE")
#Hinzufügen des Zielfeldes
    arcpy.GenerateNearTable_analysis("in_memory/input_" ,
"in_memory/landscape_" , "in_memory/distance_landscape_" , 100000 ,

```

```

"LOCATION", "ANGLE", "1") # Suche zu jedem Fallwildpunkt die naechste
Strasse innerhalb 10000m => Alle werden auf Stra?e verschoben; selektion
erst sp?ter
    cur_input = arcpy.da.UpdateCursor("in_memory/input_" , [Field])
    cur_table = arcpy.da.SearchCursor("in_memory/distance_landscape_" ,
["NEAR_DIST"])
    for row_table in cur_table:
        row_input = cur_input.next() # Der erste (und einzige) Eintrag ist
das naechstgelegenen Objekt. Da die Suchdistanz bei 100000 liegt, sollte jeder
einen "naechsten Nachbarn" haben.
        row_input[0] = row_table[0]
        cur_input.updateRow(row_input)
    del row_input
    del cur_table
    del cur_input
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/input_" , output)

def addDistances (input, output):
# Berechnet für jedes Objekt in input die naechste Distanz zu
verschiedenen, hier oder global festgelegten, Objekten.
# Dienst im Prinzip nur dem Aufruf von addDistanceLandscape.
    print "start addDistances"
    print datetime.datetime.now()
    arcpy.CopyFeatures_management(input,"in_memory/input_add_distance")
    # Wenn nicht Global definiert, dann hier:
    ## building_aggregate =
    ## forest =
    ## agriculture =
    ## wildtierkorridore =
    ## fliessgewaesser =
    ## stehendegewaesser = "
    addDistanceLandscape("in_memory/input_add_distance",
building_aggregate, "D_Bui_A", "in_memory/Build")
    addDistanceLandscape("in_memory/Build", forest, "D_For_A",
"in_memory/forest")
    addDistanceLandscape("in_memory/forest", agriculture, "D_Agr_A",
"in_memory/agra")
    addDistanceLandscape("in_memory/agra", wildtierkorridore, "D_CoR_A",
"in_memory/corridor")
    addDistanceLandscape("in_memory/corridor", fliessgewaesser, "D_Fli_A",
"in_memory/fliess")
    addDistanceLandscape("in_memory/fliess", stehendegewaesser, "D_Steh_A",
"in_memory/stehge")
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/stehge", output)

def moveRKtoRoad_simple(input, input_mainroads, input_allroads, output):
# Verschiebt jedes Fallwild in input zur naechstgelegenen Straße
input_mainroads bzw. input_allroads (je nachdem wie die Entfernung ist) und
# schreibt die verschobenen Punkte mit einer Klassifizierung ob der Punkt
an input_mainroads od. input_allroads liegt in output. Anmerkung: ♡Ele ♡
    print "Starte moveRKtoRoad_simple"
    # Berechne naechste Strasse:
    arcpy.GenerateNearTable_analysis(input, input_mainroads, RKfolder +
"near_mainroad_fallwild.dbf", 10000 , "LOCATION", "ANGLE", "1")
    arcpy.GenerateNearTable_analysis(input, input_allroads, RKfolder +
"near_allroad_fallwild.dbf", 10000 , "LOCATION", "ANGLE", "1")
    arcpy.AddField_management(RKfolder + "near_mainroad_fallwild.dbf",
"Roadtype", "SHORT")

```

```

    arcpy.AddField_management(RKfolder + "near_allroad_fallwild.dbf",
"Roadtype", "SHORT")
    cur_mainroads = arcpy.da.UpdateCursor(RKfolder +
"near_mainroad_fallwild.dbf", ["NEAR_DIST", "Roadtype"])
    cur_allroads = arcpy.da.UpdateCursor(RKfolder +
"near_allroad_fallwild.dbf", ["NEAR_DIST", "Roadtype"])
    # Zuordnung abhaengig von Entfernung:
    for row_mainroads in cur_mainroads:
        row_allroads = cur_allroads.next()
        if ((row_mainroads[0] > 50) & (row_allroads[0] > 50)):
            row_allroads[1] = 0
            row_mainroads[1] = 7 # Daten nicht ber?cksichtigen
        elif (row_mainroads[0] < 25):
            row_allroads[1] = 0
            row_mainroads[1] = 1 # Mainroad wird angenommen
        elif (row_mainroads[0] - row_allroads[0] < 25): #Unter
10m wird angenommen, dass es sich um die gleiche Stra?e handelt.
            row_allroads[1] = 0
            row_mainroads[1] = 1
        else:
            row_allroads[1] = 2
            row_mainroads[1] = 0 #Alternative
Stra?e wird angenommen
        cur_mainroads.updateRow(row_mainroads)
        cur_allroads.updateRow(row_allroads)
    del cur_mainroads
    del cur_allroads
    del row_mainroads
    del row_allroads
    arcpy.Merge_management([RKfolder +
"near_mainroad_fallwild.dbf",RKfolder + "near_allroad_fallwild.dbf"],
RKfolder + "next_road_to_fallwild.dbf")
    cur_next_road_to_fallwild = arcpy.da.UpdateCursor(RKfolder +
"next_road_to_fallwild.dbf", ["Roadtype"])
    for row_next_road_to_fallwild in cur_next_road_to_fallwild:
        if (row_next_road_to_fallwild[0] == 0):
            cur_next_road_to_fallwild.deleteRow()
    del cur_next_road_to_fallwild
    del cur_mainroads
    del cur_allroads
    # Erzeuge neuen Layer aus den berechneten naechsten Strassenpunkten:
    arcpy.MakeXYEventLayer_management(RKfolder +
"next_road_to_fallwild.dbf","NEAR_X","NEAR_Y","fallwild_on_road",input)
    # Erstelle XY-Event aus NearTable
    arcpy.CopyFeatures_management("fallwild_on_road","in_memory/fallwild_on_road")
    # Unbenennen von Feldern
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "NEAR_DIST",
'Dist_Road', 'Distance to the next Road in Metres')
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "FROM_X",
'Ori_X', 'Original X')
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "FROM_Y",
'Ori_Y', 'Original Y')
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "NEAR_X",
'XonRoad', 'X moved to road')
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "NEAR_Y",
'YonRoad', 'Y moved to road')
    arcpy.AlterField_management("in_memory/fallwild_on_road", "NEAR_ANGLE",
'AngleRoad', 'Angle moved to road')
    print arcpy.env.workspace
    arcpy.CopyFeatures_management("in_memory/fallwild_on_road",output) # :-*

```