



Bestimmung des räumlichen Risikos für zeitkritische Feuerwehreinsätze im Kan- ton Basel-Landschaft

Masterthesis

Zur Erlangung des Mastergrades
„Master of Science“, abgekürzt „MSc“

im Rahmen des
Universitätslehrganges „Geographical Information Science & Systems“
(UNIGIS MSc) am Fachbereich Geoinformatik (Z_GIS),
Fakultät für Digitale und Analytische Wissenschaften,
Universität Salzburg

eingereicht von

Patrick Lenherr

Gutachter:
Dr. Christoph Traun

Reigoldswil, 11.05.2026

Danksagung

Hiermit möchte ich mich bei allen Personen und Institutionen bedanken, die mich während der Erarbeitung dieser Masterarbeit unterstützt haben.

Besonders bedanken möchte ich mich bei meinem Vorgesetzten für das entgegengebrachte Vertrauen und die Förderung der Weiterbildung. Die Möglichkeit trotz meiner normalen beruflichen Tätigkeit diese Weiterbildung zu absolvieren, war für mich von grosser Bedeutung.

Ebenfalls möchte ich mich beim Feuerwehrinspektorat der Basellandschaftlichen Gebäudeversicherung für die Bereitstellung der Einsatzdaten bedanken. Ohne diese wäre die vorliegende Untersuchung nicht möglich gewesen, da diese Daten eine zentrale Grundlage für die räumliche Analyse und die Modellierung darstellen.

Bei Herrn Dr. Christoph Traun und Dr. Christian Neuwirth möchte ich mich für die fachliche Unterstützung seitens der Universität bedanken.

Mein grösster Dank gilt abschliessend meiner Familie und insbesondere meiner Frau. Sie haben mich während der gesamten Studienzeit und insbesondere während der Phase der Masterarbeit stets unterstützt, Verständnis gezeigt und immer wieder auf gemeinsame Zeit mit mir verzichten müssen. Diese Unterstützung, Geduld und Rücksichtnahme waren für mich von unschätzbarem Wert und haben wesentlich zum Abschluss dieser Arbeit beigetragen.

Zusammenfassung

In dieser Masterarbeit wird untersucht, wie ein methodisch fundierter und objektivierbarer Ansatz für eine räumliche Modellierung des Risikos für zeitkritische Feuerwehreinsätze im Kanton Basel-Landschaft umgesetzt werden kann. Der Risikobegriff wird dabei bewusst auf die räumliche Eintretenswahrscheinlichkeit eingeschränkt, ohne dass ein mögliches Schadensausmass miteinbezogen wird.

Als Grundlage für die Modellierung standen historische Alarmierungsdaten von Feuerwehreinsätzen zwischen April 2016 und August 2024 zur Verfügung. Diese Alarmierungsdaten wurden im Rahmen der Datenaufbereitung zu Einzelereignissen aggregiert, inhaltlich harmonisiert und räumlich überprüft. Ergänzend wurden für die Berücksichtigung der Struktur des Untersuchungsraums Daten der amtlichen Vermessung, der Nutzungsplanung, des Gebäude- und Wohnungsregisters, Bevölkerungs- und Beschäftigtenraster sowie weitere Daten einbezogen. Auf Basis dieser Grundlagen wurden funktional möglichst homogene Flächenklassen gebildet und die Einsätze diesen als Zähldaten zugewiesen.

Für die Modellierung wurde der Ansatz der Zählmodellen gewählt. Konkret wurden je nach Datenstruktur und -eigenschaft ein Poisson- oder Negativ-Binomial-Modell geprüft. Für die Erstellung der Modelle wurden die vorhandenen 86 Gemeinden als Beobachtungen einer Trainings- und einer Validierungsgruppe zugewiesen. Die Modellwahl erfolgte basierend auf den Trainingsdaten unter Berücksichtigung der Modellgüte, Dispersion, Stabilität der Prädiktoren aber auch unter der Berücksichtigung der fachlichen Plausibilität. Für die abschliessende Prüfung der Modelle wurden, die nach dem Hold-Out-Prinzip ausgelassenen Gemeinden der Validierungsdaten verwendet.

Die Ergebnisse zeigen, dass eine Modellierung der räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeit grundsätzlich mit statistischen Zählmodellen möglich ist. Besonders tragfähig sind Modelle, bei welchen gute Grundlagen für die Expositionsgrössen vorhanden sind, genügend Ereignisse vorliegen und der Nullenanteil an den Beobachtungen möglichst gering ist. Für als relevant betrachtete Brände in Wohn- und Mischzonen konnte das Vorgehen der Modellierung vertieft dargestellt und validiert werden. Dieses Referenzmodell wurde dafür genutzt, um weitere leicht reduzierte Modelle zur Kombination aus Ereignisklasse und Flächenklasse zu erstellen. Daraus zeigten sich deutlich die Grenzen bei seltenen Ereignissen oder bei unsicheren Expositionsgrössen, sowie einem erhöhten Nullenanteil.

Die Arbeit zeigt damit einen reproduzierbaren Ansatz auf, wie eine räumliche Differenzierung der Eintretenswahrscheinlichkeit modelliert werden kann. Die Resultate sind dabei nicht objektscharf interpretierbar, sondern beziehen sich auf ein spezifisch definiertes Untersuchungsgebiet und können als fachliche Grundlage für weiterführende Analysen und datenbasierte Diskussionen für die weitere Entwicklung des Feuerwehrwesens dienen.

Abstract

This master's thesis examines how a methodologically sound and objectively verifiable approach to spatial risk modeling for time-critical fire service incidents in the canton of Basel-Landschaft can be implemented. The concept of risk is deliberately limited to the spatial probability of occurrence, without considering the potential extent of damage.

Historical dispatch data from fire department operations between April 2016 and August 2024 served as the basis for the modeling. During data preparation, this dispatch data was aggregated into individual events, harmonized in terms of content, and spatially verified. In addition, data from the official cadastral survey, land-use planning, the building and housing register, population and employment grids, and other sources were incorporated to account for the structure of the study area. Based on these foundations, spatial classes that were as functionally homogeneous as possible were formed, and the operations were assigned to them as count data.

The count data model approach was selected for modeling. Specifically, depending on the data structure and characteristics, either a Poisson or a negative binomial model was tested. To create the models, the 86 existing municipalities were assigned as observations to a training and validation group. The model selection was based on the training data, considering model quality, dispersion, and the stability of the predictors, as well as domain-specific plausibility. For the final assessment, the municipalities withheld according to the hold-out principles were used as validation data.

The results show that modeling the spatial probability of occurrence is fundamentally possible using statistical count data models. Models are particularly robust when there is a solid foundation for the exposure variables, sufficient events are available, and the proportion of zero observations is as low as possible. For fires considered relevant in residential and mixed-use zones, the modeling approach was presented in greater detail and validated. This reference model was used to create further, slightly simplified models combining event classes and spatial classes. This clearly revealed the limitations in cases of rare events or uncertain exposure variables, as well as a high proportion of zero values.

The study thus presents a reproducible approach for modeling spatial variations in the probability of occurrence. The results cannot be interpreted on a building-by-building basis but rather refer to a specifically defined study area and can serve as a technical foundation for further analyses and data-driven discussions regarding the future development of the fire service.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	17
1.1	Problemstellung und Motivation.....	17
1.2	Stand der Forschung	18
1.3	Forschungsfrage und operative Teilschritte.....	19
1.3.1	Forschungsfrage	19
1.3.2	Operative Teilschritte	19
1.4	Abgrenzung der Arbeit	19
2	Daten und Methodik	20
2.1	Grundlagen und Theoretischer Rahmen.....	20
2.1.1	Untersuchungsgebiet	20
2.1.2	Datengrundlage	21
2.1.2.1	Daten der amtlichen Vermessung und der Nutzungsplanung	21
2.1.2.2	GWR-Daten.....	23
2.1.2.3	Einsatzdaten.....	25
2.1.2.4	Daten zur Bevölkerung	26
2.1.2.5	Daten zu den Beschäftigtenzahlen	27
2.1.2.6	Störfallbetriebe.....	28
2.2	Datenaufbereitung	28
2.2.1	Einsatzdaten.....	28
2.2.1.1	Aggregation.....	28
2.2.1.2	Fokussierung auf kantonale Einsätze	29
2.2.1.3	Harmonisierung und Neuklassifizierung der Ereignisdaten	29
2.2.1.4	Bereinigung falsche Positionierung	32
2.2.1.5	Umgang mit fehlender Kausalität und Datenhomogenität.....	34
2.2.2	Flächenklassen	35
2.2.2.1	Basisdaten kommunale Nutzungsplanung	35
2.2.2.2	Überarbeitung der Klassenaufteilung.....	36
2.2.2.3	Ergänzung von Gewässer, Wald, Strassen und Bahn	37
2.2.2.4	Aussenhöfe.....	38
2.2.2.5	Datenbereinigungen.....	40
2.2.2.6	Nettofläche.....	40
2.2.2.7	Zonal-MAUP	40
2.2.3	Verknüpfung des GWR und der Gebäude der amtlichen Vermessung und Bestimmung fehlender Werte	41
2.2.3.1	Zuweisung des Baujahres zu Gebäude ohne abgefüllten Wert im GWR	41

2.2.3.2	Zuweisung der Geschossanzahl zu Gebäude ohne abgefüllten Wert im GWR	44
2.2.4	Zuweisung der Personen zu den Gebäuden	48
2.2.4.1	Bewohner	48
2.2.4.2	Beschäftigte	52
2.3	Vorbereitung der Modelldaten.....	56
2.3.1	Überführung in ein tabellarisches Analyseformat und verwendete Software .	56
2.3.2	Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe	57
2.4	Prüfung auf den Einfluss der Corona-Pandemie	58
2.5	Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit	59
2.5.1	Wahl der statistischen Methode	59
2.5.2	Anwendung einer Negativ-Binomialverteilung am Beispiel von relevanten Bränden in Wohn- und Mischzonen.....	61
2.5.2.1	Datenaufbereitung und Modellrahmen für Wohn- und Mischgebiete....	61
2.5.2.2	Diagnose der Modellannahmen	61
2.5.2.3	Anpassung der Prädiktoren	62
2.5.2.4	Modellvalidierung.....	62
2.5.2.5	Berechnung der jährlichen Eintrittswahrscheinlichkeit.....	64
2.5.3	Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit für weitere Ereignisklassen und Flächenklassen	65
3	Resultate und Analyse	66
3.1	Validierungsdaten	66
3.1.1	Prüfung auf den Einfluss der Corona-Pandemie	66
3.1.2	Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe	66
3.2	Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit	68
3.2.1	Beispiel Brand relevant in Wohn- und Mischzonen	68
3.2.1.1	Modellanpassung.....	68
3.2.1.2	Modellkalibrierung	69
3.2.1.3	Modellvalidierung.....	72
3.2.1.4	Residuen- und Einflussdiagnose.....	76
3.2.1.5	Errechnete Eintretenswahrscheinlichkeit	79
3.2.2	Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit für weitere Ereignisklassen und Flächenklassen.....	81
3.2.2.1	ABC.....	82
3.2.2.2	Brand.....	88
3.2.2.3	Brand Fahrzeug	91
3.2.2.4	Brand klein	94
3.2.2.5	Brand relevant.....	98

3.2.2.6	Brand Vegetation.....	100
3.2.2.7	Feueralarm.....	105
3.2.2.8	Medizinische Unterstützung dringlich	114
3.2.2.9	Verkehrsunfall Strasse	117
4	Diskussion.....	120
4.1	Aufbereitung und räumliche Aggregation der Einsatzdaten	120
4.2	Bildung von Trainings- und Validierungsgruppe	122
4.3	Entwicklung und Validierung statistischer Modelle zur Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit	123
4.3.1	Referenzmodell als methodischer Nachweis.....	123
4.3.2	Übergreifende Muster der weiteren Modelle	124
4.3.3	Grenzen der Modellierung.....	125
4.4	Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit	126
4.5	Methodische Limitationen und Unsicherheiten	127
4.5.1	Zonal-MAUP und Aggregationseffekte.....	127
4.5.2	Unsicherheit der Expositions- und Prädiktorvariablen	128
4.5.3	Zeitliche Vereinfachung der Exposition.....	129
4.5.4	Seltene Ereignisse und Nullen.....	129
4.5.5	Blinde Flecken der Modelle	130
5	Fazit und Ausblick	131
5.1	Fazit	131
5.2	Ausblick.....	132
6	Literaturverzeichnis	134
7	Anhänge	140
7.1	Residuen Werte Beispielberechnung.....	140
7.1.1	Tagespikettzeit	140
7.1.1.1	Trainingsdaten	140
7.1.1.2	Validierungsdaten.....	141
7.1.2	Ausserhalb der Tagespikettzeit.....	142
7.1.2.1	Trainingsdaten	142
7.1.2.2	Validierungsdaten.....	143
7.1.3	Gesamtsumme	144
7.1.3.1	Trainingsdaten	144
7.1.3.2	Validierungsdaten.....	145
7.2	Anteile der Flächenklassen an der Gesamtzahl an der Anzahl der jeweiligen Einsatzklasse	146
7.3	Übersichtstabelle über die Aggregierung.....	147

7.4	Modelldiagnostik.....	148
7.4.1	Brand Relevant	148
7.4.1.1	Arbeitszonen.....	148
7.4.2	ABC.....	149
7.4.2.1	Arbeitszonen.....	149
7.4.2.2	Wohn- und Mischzonen	151
7.4.3	Brand (Gesamtgemeinde)	152
7.4.4	Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinde)	153
7.4.5	Brand klein (Wohn- und Mischzonen)	155
7.4.6	Brand Vegetation.....	156
7.4.6.1	Wohn- und Mischzonen	156
7.4.6.2	Landwirtschaftszonen und Wald	158
7.4.7	Feueralarm.....	159
7.4.7.1	Arbeitszonen.....	159
7.4.7.2	Wohn- und Mischzonen	160
7.4.7.3	Zonen für öffentliche Nutzungen	162
7.4.8	Medizinische Unterstützung dringlich (Wohn- und Mischzonen).....	163
7.4.9	Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)	165
7.5	Errechnete Eintretenswahrscheinlichkeit.....	167
7.5.1	Brand Relevant	167
7.5.1.1	Arbeitszonen.....	167
7.5.1.2	Wohn- und Mischzonen	168
7.5.2	ABC.....	169
7.5.2.1	Arbeitszonen.....	169
7.5.2.2	Wohn- und Mischzonen	170
7.5.3	Brand (Gesamtgemeinden)	171
7.5.4	Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinden).....	172
7.5.5	Brand klein (Wohn- und Mischzonen)	173
7.5.6	Brand Vegetation.....	174
7.5.6.1	Wohn- und Mischzonen	174
7.5.6.2	Landwirtschaftszone + Wald	175
7.5.7	Feueralarm.....	176
7.5.7.1	Arbeitszonen.....	176
7.5.7.2	Wohn- und Mischzonen	177
7.5.7.3	Zonen für öffentliche Nutzung	178
7.5.8	Medizinische Unterstützung dringlich (Wohn- und Mischzonen).....	179

7.5.9	Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)	180
7.6	Eintretenswahrscheinlichkeit Grafik.....	181
7.6.1	Brand relevant.....	181
7.6.1.1	Arbeitszonen.....	181
7.6.1.2	Wohn- und Mischzonen	182
7.6.2	ABC.....	184
7.6.2.1	Arbeitszonen.....	184
7.6.2.2	Wohn- und Mischzonen	185
7.6.3	Brand (Gesamtgemeinde)	187
7.6.4	Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinde)	188
7.6.5	Brand klein (Wohn- und Mischzonen)	190
7.6.6	Brand Vegetation.....	191
7.6.6.1	Wohn- und Mischzonen	191
7.6.6.2	Landwirtschaftszonen + Wald	193
7.6.7	Medizinische Unterstützung (Wohn- und Mischzonen)	193
7.6.8	Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)	195
7.7	Zusammenfassung der Resultate aller Modelle	197

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Pendlermobilität Stand 2020 (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b)	21
Abbildung 2: Screenshot aus dem Geodatenviewer des Bundes map.geo.admin.ch mit der Darstellung der Beschäftigten im Industriegebiet Schweizerhalle in den Gemeinden MuttENZ und Pratteln. Es ist ersichtlich, dass viele Gebäude gemäss Darstellung keine Beschäftigten ausweisen, da diese dem Hauptgebäude zugeordnet sind. (Quellen Karte: ©swisstopo)	27
Abbildung 3: Ausschnitt im Bereich MuttENZ/Pratteln mit den Störfallbetrieben (gelbe Rauten) der Bahnlinien (dunkelgrün) und den Durchfahrtsstrassen (hellgrün) (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, Hintergrundkarte: ©swisstopo)	28
Abbildung 4: Beispiel einer Gemeinde und der Verteilung der Einsätze. In Gelb sind dringliche Einsätze dargestellt. In Grün sind nicht dringliche Einsätze dargestellt. Rot markiert ist die Position der zentriert abgesetzten Einsätze ersichtlich. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)	33
Abbildung 5: Beispiel für die verschiedenen Klassifizierte kommunale Zonenplanung. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	35
Abbildung 6: Im Kartenausschnitt sind die Gebäude gemäss dem Verschnitt der Gebäude der AV mit der Landwirtschaftszonen ersichtlich. Gelb markiert sind die Gebäude die kleiner als 120 m ² sind. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	39
Abbildung 7: Beispiel von zwei benachbarten Aussenhöfen in der Gemeinde Reigoldswil. Sowohl beim südlichen wie auch nördlichen Hof ist ersichtlich, dass die Strasse die Auswerteflächen begrenzt. Im nördlichen Hof geht die Strasse nicht durch den Hof, da hier aus der amtlichen Vermessung und aus der Nutzungsplanung keine Strassenfläche vorhanden ist. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	39
Abbildung 8: Ausschnitt aus der Gemeinde MuttENZ. Grün ersichtlich sind Gebäude die im GWR kein Baujahr vermerkt haben. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo; Gebäude Abfrage (Geodaten) des Kanton Basel-Landschaft)	41
Abbildung 9: Grün markiert ist die Position von Gebäuden ohne Baujahr nach dem Iterationsschritt mit 100 m (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo; Gebäude Abfrage (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft)	43
Abbildung 10: Kartenausschnitt mit nach Geschossanzahl eingefärbten Gebäuden (Quellen Gebäude Abfrage (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft)	45
Abbildung 11: Beispielausschnitt in der Gemeinde Reigoldswil. Es ist ersichtlich, wie sich die Verteilung von unbewohnten und bewohnten Gebäuden gestaltet. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	49
Abbildung 12: Von oben links nach unten rechts: Die APH Blumenrain Therwil, Am Bachgraben Allschwil, Frenkenbündten Liestal und Gritt Niederdorf mit der Betten Anzahl und dem hinterlegten Bevölkerungshektarraster mit der Angabe der Zellwerte. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	50
Abbildung 13: Beispiel für die anteilmässige Aufteilung der Wohnfläche des Gebäudes auf die vorhandenen Teilflächen.	51
Abbildung 14: Darstellung der Gebäude mit eingefärbter Grundrissfläche an der Grenze der beiden Wohnquartiere Freidorf (links der von Nord nach Süd verlaufenden Strasse, Baujahr 1920/1921) und Lutzert (rechts der von Nord nach Süd verlaufenden Strasse, Baujahr 1953-1958) (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo) ..	53
Abbildung 15: Mit dem Hektarraster verschnittenes Gebäude eines grossen Industriegebäudes. Dabei ist zu beachten, dass aufgrund der Grösse sich das Gebäude	

innerhalb von fünf Hektarrasterzellen befindet. Die Beschäftigten sind jedoch nur einer Zelle zugeordnet. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)	54
Abbildung 16: Einteilung der Gemeinden nach Typ gemäss ARE. (Quellen: ©swisstopo)	54
Abbildung 17: Plot der aufsummierten Beschäftigten Zahlen pro Gemeinde gemäss dem Verschnitt der Gebäude mit den Hektarrasterdaten auf der x-Achse und der prozentualen Abweichung dieser Daten gegenüber den Daten des kantonalen Amtes für Daten und Statistik.	56
Abbildung 18: Übersicht der Klassen und der der Validierungsgruppe zugeteilten Gemeinden des Kanton Basel-Landschaft (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo).....	67
Abbildung 19: Kalibrierung des Modells für relevante Brände innerhalb der Tagespikettzeit. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.	73
Abbildung 20: Kalibrierung des Modells für relevante Brände ausserhalb der Tagespikettzeit. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.	74
Abbildung 21: Kalibrierung des Modells für relevante Brände in der Gesamtbetrachtung. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.	75
Abbildung 22: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr während der Tagespikettzeit. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)	80
Abbildung 23: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr ausserhalb der Tagespikettzeit. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)	80
Abbildung 24: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr in der zeitlichen Gesamtbetrachtung. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)	81

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Bevölkerungsentwicklung im Untersuchungszeitraum (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b).....	20
Tabelle 2: Bevölkerungsdichte im Untersuchungszeitraum (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b)	21
Tabelle 3: für die Arbeit relevante Attribute aus dem Merkmalskatalog GWR/kGWR.....	24
Tabelle 4: Exportierte Attribute aus dem Einsatzleitsystem	26
Tabelle 5: Klassifizierungslogik der Reklassifizierung	30
Tabelle 6: Übersicht über die Überarbeitung der Klasseneinteilungen.....	36
Tabelle 7: Reduktion der Gebäude ohne Baujahr im Verlaufe der Iteration	42
Tabelle 8: Häufigkeitsverteilung der Gewanne und Gebäude nach der Varianz der gewichteten Geschosszahl	46
Tabelle 9: Matrix der berechneten Varianzkoeffizienten	47
Tabelle 10: Anzahl der Gebäude je Kombination aus der gewichteten Geschosszahl und der Varianz mit der Einfärbung gemäss Varianzkoeffizienten Einstufung.....	47
Tabelle 11: Faktoren für die Zuweisung der Beschäftigten	55
Tabelle 12: Vergleich der Jahressumme pro Einsatzklasse inkl. Teststatistik $T_{2020-2021}$ sowie des dazugehörigen zweiseitigen exakten p-Wert	66
Tabelle 13: Übersicht der im Kanton Basel-Landschaft vorkommenden Klassen der 9er-Kategorisierung (fett), sowie der 25er-Kategorisierung (<i>kursiv</i>) mit der jeweils vorhandenen Anzahl an Gemeinden der jeweiligen Kategorie. Weiter ist in der letzten Spalte die Aufteilung gemäss dem Verhältnis Trainingsgruppe zu Validierungsgruppe aufgezeigt.	67
Tabelle 14: Veränderte Anzahl der Trainings und Validierungsgruppe aufgrund struktureller Nullen in Arbeitszonen. Es werden nur die betroffenen Klassen aufgeführt. Alle unveränderten Klassen sind nicht aufgeführt.	68
Tabelle 15: Deskriptive Ergebnisse für relevante Brandereignisse innerhalb von Wohn- und Mischzonen.....	68
Tabelle 16: übergeordnete Resultatübersicht über die drei zeitlichen Betrachtungen	69
Tabelle 17: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung der Tagespikettzeit.....	69
Tabelle 18: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit.....	70
Tabelle 19: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter unabhängig des Zeitpunktes	70
Tabelle 20: Angepasste übergeordnete Resultatübersicht über die drei zeitlichen Betrachtungen.....	71
Tabelle 21: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung der Tagespikettzeit	71
Tabelle 22: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit.....	71
Tabelle 23: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter unabhängig des Zeitpunktes	72
Tabelle 24: Vergleich der Kennzahlen der drei Modelle zwischen den Trainings und den Validierungsdaten.....	72
Tabelle 25: Kalibrierungsregression der Validierung.....	72
Tabelle 26: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell der Tagespikettzeit	73
Tabelle 27: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit.....	74

Tabelle 28: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell der Gesamtbetrachtung.....	75
Tabelle 29: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Tagespikettzeit.....	76
Tabelle 30: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Tagespikettzeit	77
Tabelle 31: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit.....	77
Tabelle 32: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit.....	77
Tabelle 33: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Gesamtbetrachtung.....	78
Tabelle 34: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Gesamtbetrachtung	78
Tabelle 35: Resultate der Autokorrelation für das Referenzmodel.....	78
Tabelle 36: Kennwerte zu den zeitlich differenziert berechneten Eintretenswahrscheinlichkeiten	79
Tabelle 37: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für ABC-Einsätze in Arbeitszonen.....	82
Tabelle 38: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen	83
Tabelle 39: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen.....	84
Tabelle 40: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen.....	84
Tabelle 41: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.....	85
Tabelle 42: Resultate der Analyse der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.....	86
Tabelle 43: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.....	87
Tabelle 44: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.....	87
Tabelle 45: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	88
Tabelle 46: Resultate der Analyse der Trainingsdaten für Brand-Meldungen in ganzen Gemeinden.....	89
Tabelle 47: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	90
Tabelle 48: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	90
Tabelle 49: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	91
Tabelle 50: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Fahrzeugbrände.....	92
Tabelle 51: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	93
Tabelle 52: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden.....	93

Tabelle 53: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Brand klein in Arbeitszonen.	94
Tabelle 54: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Kleinbrände in Arbeitszonen, wenn als Prädiktor die Beschäftigtenzahl verwendet wird.	94
Tabelle 55: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Brand klein in Arbeitszonen.....	95
Tabelle 56: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen.....	96
Tabelle 57: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für klein Brände in Wohn- und Mischzonen.	96
Tabelle 58: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen.....	97
Tabelle 59: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen.....	97
Tabelle 60: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für relevante Brände in Arbeitszonen	98
Tabelle 61: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für relevante Brände.	98
Tabelle 62: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für relevante Brände in Arbeitszonen.	99
Tabelle 63: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für relevante Brände in Arbeitszonen.	99
Tabelle 64: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen	100
Tabelle 65: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.	101
Tabelle 66: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.....	101
Tabelle 67: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.....	102
Tabelle 68: Kalibrierungstabelle für die Gesamtbetrachtung der Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.	102
Tabelle 69: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.	103
Tabelle 70: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.....	103
Tabelle 71: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.	104
Tabelle 72: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.	104
Tabelle 73: Kalibrierungstabelle für die Gesamtbetrachtung der Vegetationsbrände in der Landwirtschaftszone und dem Wald.....	105
Tabelle 74: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feueralarme in Arbeitszonen.....	107
Tabelle 75: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feueralarme in Arbeitszonen.....	107
Tabelle 76: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Feueralarme in Arbeitszonen.	108

Tabelle 77: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feualarme in Arbeitszonen.	108
Tabelle 78: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feualarme in Zonen für öffentliche Nutzungen ..	110
Tabelle 79: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feualarme in Zonen für öffentliche Nutzungen.	110
Tabelle 80: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feualarme in Zonen für öffentliche Nutzungen.....	111
Tabelle 81: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feualarme in Wohn- und Mischzonen.....	112
Tabelle 82: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feualarme in Wohn- und Mischzonen.....	112
Tabelle 83: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Feualarme in Wohn- und Mischzonen.....	113
Tabelle 84: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feualarme in Wohn- und Mischzonen.....	113
Tabelle 85: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.....	114
Tabelle 86: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für dringliche medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.	114
Tabelle 87: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.	116
Tabelle 88: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.	116
Tabelle 89: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.....	117
Tabelle 90: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.....	118
Tabelle 91: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.	119
Tabelle 92: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.	119

Abkürzungsverzeichnis

AdF	Angehöriger/Angehörige der Feuerwehr
AHV	Alters- und Hinterlassenenversicherung
AIC	Akaike Information Criterion
ARE	Bundesamt für Raumentwicklung
ASTRA	Bundesamt für Strassen
AV	Amtliche Vermessung
BFS	Bundesamt für Statistik
BGV	Basellandschaftliche Gebäudeversicherung
BL	Basel-Landschaft
BMA	Brandmeldeanlage
CH1903+	Schweizer Koordinatenreferenzsystem
CSV	Comma-Separated Values
DOM	Digitales Oberflächenmodell
DTM	Digitales Terrainmodell
EFH	Einfamilienhaus
EGID	Eidgenössischer Gebäudeidentifikator
FWG	Gesetz über die Feuerwehr
GeoIV	Geoinformationsverordnung
GLM	Generalisiertes lineares Modell
GWR	Kantonales Gebäude- und Wohnungsregister
KKVA	Konferenz der kantonalen Vermessungsämter
kGWR	Kantonales Gebäude- und Wohnungsregister
LiDAR	Light Detection and Ranging
MAE	Mean Absolute Error
MAUP	Modifiable areal unit problem
MFH	Mehrfamilienhaus
OSM	Open Street Map
QGIS	Quantum GIS
RBG	Raumplanungs- und Baugesetz (BL)
RMSE	Root Mean Squared Error
RR	Rate Ratio
SGS	Systematische Gesetzessammlung des Kantons Basel-Landschaft
SR	Systematische Rechtssammlung
STATENT	Statistik der Unternehmensstruktur
STATPOP	Statistik der Bevölkerung und der Haushalte
swisstopo	Bundesamt für Landestopografie
VIF	Variance Inflation Factor
VKF	Vereinigung der kantonalen Feuerversicherungen
WMS	Web Map Service

1 Einleitung

1.1 Problemstellung und Motivation

Das Feuerwehrwesen in der Schweiz liegt in der Hoheit der Kantone. Der Kanton Basel-Landschaft überträgt mit dem §2 des Gesetzes über die Feuerwehr (FWG) (Basel-Landschaft, 2013) der Basellandschaftlichen Gebäudeversicherung (BGV) die Aufgabe zur hauptsächlichen Vollziehung dieses Gesetzes. Ergänzt werden nach §3 gewisse Aufgaben durch die Sicherheitsdirektion in Absprache mit der BGV übernommen. Gemäss dem FWG sind nach §6, §9 und §12 die Einwohnergemeinden zuständig für den Grundeinsatz zur Bewältigung von Brand-, Natur- oder Spezialereignissen. Der Kanton ist lediglich für den Ergänzungseinsatz bei grösseren Ereignissen und den Einsatz auf Autobahnen, Autostrassen und dem Rhein zuständig.

Weiter sind gemäss §28 des FWG Betriebe von denen das Risiko für einen erheblichen Schaden durch Brand- oder ABC-Ereignisse ausgeht, verpflichtet, auf eigene Kosten eine Betriebsfeuerwehr zu betreiben.

Diese Pflicht zum Betrieb von Feuerwehren beugen die Gemeinden mit dem Milizsystem. Dieses steht aber aufgrund der gesellschaftlichen Veränderung – insbesondere aufgrund von verändertem Freizeitverhalten und zunehmender beruflicher Mobilität – immer mehr unter Druck. Dies führt zu einer sinkenden Bereitschaft freiwillige Aufgaben im Bevölkerungsschutz zu übernehmen. In der Folge fanden ab dem Jahr 2000 mehrere Fusionen von Ortsfeuerwehren zu Verbundsfeuerwehren über mehrere Gemeinden statt, um die Einsatzbereitschaft sicherzustellen. Dennoch ist insbesondere die Tagesverfügbarkeit von Einsatzkräften weiterhin ein kritischer Engpass. (Trosi, 2023, Rühli, 2012)

Um die Leistungsfähigkeit einer Feuerwehr zu definieren, wird das Erreichen der Schutzziele beurteilt. Diese Schutzziele für zeitkritische Ereignisse die Massnahmen zum Schutz von Menschen, Tieren, Umwelt und Sachwerten bedingen, definiert die Feuerwehrkoordination Schweiz in der aktuellen Feuerwehr Konzeption 2030 (Feuerwehr Koordination Schweiz, 2022) für die Erstintervention am Einsatzort wie folgt:

- Innerhalb 15 Minuten nach Eintreffen der Alarmmeldung bei den Angehörigen der Feuerwehr (AdF) in Gebieten mit geringen bis mittleren Risiken.
- Innerhalb von 10 Minuten nach Eintreffen der Alarmmeldung AdF in Gebieten mit mittleren bis hohen Risiken.

Für die kantonalen Sondermittel für den Ergänzungseinsatz gelten 20 Minuten. Davon ausgenommen sind kantonale Sondermittel für Chemie-Ereignisse, welche 45 Minuten haben, und Sondermittel für Atom- und Biologische-Ereignisse, welche 120 Minuten Zeit haben, um auf dem Schadenplatz einzutreffen.

Alle vorgegebenen Schutzziele sind innerhalb eines Kalenderjahres in mindestens 80 % der Einsätze einzuhalten.

Gerade bei zeitkritischen Einsätzen wie Bränden, Verkehrsunfällen oder ABC-Ereignissen entscheidet der rasche Eintreffzeitpunkt über das Schadensausmass. (ASTRA, 2021) Die Organisation der Feuerwehren und ihrer Wachtstandorten basieren jedoch überwiegend auf historisch gewachsenen Strukturen der früheren Gemeindeweise organisierten Ortsfeuerwehren.

Aus diesem Grund ist der Bedarf an einer wissenschaftlich fundierten räumlichen Abschätzung der Eintretenswahrscheinlichkeit hoch. Dies bildet eine Grundlage für eine spätere Risikobeurteilung, bei welcher die Eintretenswahrscheinlichkeit mit dem potenziellen Schadensausmass kombiniert werden kann. Durch eine objektive Grundlage ist es aufgrund der

Feststellung von regionalen Unterschieden zur Einsatzhäufigkeit und dem Gefahrenpotential möglich, Ressourcen gezielter zu planen und die Schutzzielerreichung datenbasiert zu steuern. Mit der vorliegenden Masterarbeit wird diese Lücke aufgegriffen und ein methodisches Konzept zur räumlichen Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit zeitkritischer Feuerwehreinsätze im Kanton Basel-Landschaft durch Anwendung von statistischen und GIS-basierten Verfahren entwickelt.

Der Risikobegriff wird in dieser Arbeit bewusst auf die räumliche Eintretenswahrscheinlichkeit eingeschränkt. Eine vollständige Risikobewertung mit dem Einbezug des Schadensausmasses wird nicht vorgenommen.

1.2 Stand der Forschung

In der Forschung existieren verschiedenste Ansätze zur räumlichen Modellierung von Risiken. Diese Ansätze lassen sich im Wesentlichen in drei Gruppen aufteilen:

1. Die gewichteten Überlagerungsverfahren sind insbesondere in der Umwelt- und Naturgefahrenforschung verbreitet. Cetin et al. (2022) zeigt diese Anwendung beispielsweise für die Bestimmung des Waldbrandrisikos in der Türkei. Dabei werden topografische, klimatische und landnutzungsbezogene Einflussgrössen über ein standardisiertes Gewichtungsverfahren kombiniert. Ähnliche Verfahren werden in der industriellen Risikoanalyse eingesetzt. Beispielsweise bei der Modellierung von Unfall- und Stoffausbreitungsrisiken in überbauten Gebieten. In diesen Studien wird die Eignung dieser Methode zur Identifikation räumlicher Muster erkennbar. Gleichzeitig weisen sie aber auch auf die Gefahr von subjektiven Gewichtungen hin. (Guan et al., 2022, Ebrahimi et al., 2022).
In neueren Vergleichsstudien wird aufgezeigt, dass die Wahl der Gewichtungen in GIS-basierten Multi-Criteria-Ansätzen die Resultate stark beeinflusst. Dabei steigert die Nutzung von datengetriebenen Gewichtungen die Übereinstimmung teils deutlich gegenüber von Experten gestützten, künstlichen Gewichtungen. (Sari, 2024)
2. Beim datengetriebenen Ansatz verfolgen beispielsweise Yu et al. (2020) das Vorgehen, dass mit historischen Ereignisdaten Heatmap-Analysen durchgeführt werden, die mit Multi-Criteria-Ansätzen die Standortplanung von Feuerwehren optimieren. Dies führt zu einer besseren räumlichen Abdeckung (Yao et al., 2019). Freckmann (2018) wies in einer Hot-Spot-Analyse nach, dass räumliche Aggregationen wie der Getis-Ord Gi*-Index eine objektivere Grundlage zur Identifikation von Clustern hoher Ereignisdichte bieten.
3. Bei der Anwendung von statistischen Zählmodellen – etwa der Poisson- oder Negativ-Binomial-Regression – werden mit Hilfe von Modellen Eintretenswahrscheinlichkeiten quantifiziert. (Cameron and Trivedi, 1998, Hilbe, 2014) Diese Modelle ermöglichen es, Ereignisse in Abhängigkeit erklärender räumlicher und/oder sozio-ökonomischer Variablen zu schätzen. In der Geoinformatik haben sich darüber hinaus hybride Verfahren etabliert, bei welchen GIS-basierte Gewichtungen mit statistischen Modellen kombiniert werden. (Mennis and Hultgren, 2006)
Für Brandereignisse liegen inzwischen mehrere Arbeiten vor, welche mit aggregierten räumlichen Einheiten arbeiten und versuchen, mit statistischen Regressionsansätzen die Ereignisse unter Nutzung baulicher, demografischer und soziodemografischer Variablen zu modellieren. Buffington et al. (2021) zeigen für Wohnbrandereignisse auf Census-Tract-Ebene, dass durch die Nutzung der Kombination aus soziodemografischen Variablen und räumlichen Basismodellen die Modellierung gegenüber reinen Basismodellen verbessert wird. Ebenfalls weisen weitere Arbeiten

darauf hin, dass durch die Berücksichtigung von räumlichen Abhängigkeiten beispielsweise urbane Brandereignisse die Modellvalidität erhöht. (Bispo et al., 2023) Weiter zeigen Song et al. (2017), dass Zusammenhänge zwischen Brandvorkommen und erklärenden Variablen räumlich unterscheiden können und dadurch lokale Heterogenität nur begrenzt abbildbar ist.

Insgesamt zeigt sich in der Literatur, dass die Hot-Spot-Analysen und überlagernde Analysen wertvolle Beiträge zur Identifikation von Einsatzschwerpunkten und daraus folgend zur Ressourcenplanung leisten. Für die folgende Fragestellung der Forschungsfrage jedoch die erklärenden Modelle im Vordergrund stehen. Daraus folgend richtet sich diese Arbeit methodisch nach dem Verfahren der statistischen Zählmodellen aus. Jedoch werden GIS basierte räumliche Überlagerungen zur Datenaufbereitung und Erhebung der baulichen und (sozio-)demografischen Variablen genutzt.

Für die Schweiz konnte im Rahmen der Literaturrecherche keine veröffentlichte Arbeit gefunden werden, welche eine räumliche Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit auf Basis historischer Einsatzdaten mit statistischen Zählmodellen durchführen. Vorhandene schweizerische Arbeiten beziehen sich spezifisch auf Spezialbereiche wie insbesondere Waldbrandmuster und sind daher nur eingeschränkt mit der vorliegenden Fragestellung vergleichbar. (Orozco et al., 2011)

1.3 Forschungsfrage und operative Teilschritte

1.3.1 Forschungsfrage

Im Rahmen dieser Masterarbeit wird untersucht, wie eine methodisch fundierte und objektivierbare räumliche Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit zeitkritischer Feuerwehreinsätze im Kanton Basel-Landschaft umgesetzt werden kann.

1.3.2 Operative Teilschritte

1. Aufbereitung und räumliche Aggregation der historischen Einsatzdaten zur Modellierung zeitkritischer Feuerwehreinsätze.
2. Aufteilung der Daten aus den vergangenen Einsätzen in eine Gruppe, die zur Eintretenswahrscheinlichkeitsbestimmung verwendet wird und einer Gruppe, die zur Validierung verwendet wird.
3. Entwicklung statistischer Modelle zur Bestimmung der räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeit, unter Einbezug erklärender Variablen (z.B. Bevölkerung, Arbeitsplätze, bauliche Strukturen). Die Validierungsdaten werden nach dem Hold-Out-Ansatz erst zur abschliessenden unabhängigen Prüfung der Übertragbarkeit und Modellgüte verwendet.
4. Räumliche Klassifizierung der Eintretenswahrscheinlichkeit zur Ableitung von Gebieten mit unterschiedlicher Ereignisintensität.

1.4 Abgrenzung der Arbeit

Diese Arbeit konzentriert sich ausschliesslich auf zeitkritische und somit in der Folge auch als dringlich bezeichnete Feuerwehreinsätze auf dem Kantonsgebiet des Kanton Basel-Landschaft.

Der räumliche Fokus liegt dabei auf der kommunalen Ebene beziehungsweise auf kommunaler Stufe aggregierte gebietsweise Einteilungen, die auf der Hauptnutzung basieren - in der Folge Flächenklasse genannt. Einzelobjektanalysen auf Gebäude- oder Gewannstufe sind nicht Gegenstand der Untersuchung in dieser Arbeit.

Methodisch wird der Schwerpunkt auf GIS-gestützte statistische Verfahren gelegt. Alternative modellbasierte Ansätze wie z.B. Machine-Learning-Modelle werden bewusst ausgeschlossen, um die Reproduzierbarkeit und somit die Nachvollziehbarkeit sicherzustellen.

Weiter werden temporale Einflüsse nicht berücksichtigt. Dies betrifft unter anderem das Wachstum der Bevölkerung, welches, wie in Kapitel 2.1.1 in Tabelle 1 ersichtlich ist, nicht in allen Bezirken des Kantons gleich stark zugenommen hat.

2 Daten und Methodik

2.1 Grundlagen und Theoretischer Rahmen

2.1.1 Untersuchungsgebiet

Der Kanton Basel-Landschaft ist Teil der Agglomeration Basel. Diese Agglomeration ist engverzahnt und umfasst die Gebiete der Kantone Aargau, Basel-Landschaft, Basel-Stadt und Solothurn sowie die deutschen Gebiete um Lörrach und die französischen Gebiete um Saint-Louis. Gemäss Bundesamt für Statistik (BFS) hatte die Agglomeration per Stand 2020 857'147 Einwohner (Kohler and von Siebenthal, 2024).

Durch seine Lage südlich und östlich der Kernstadt Basel hat der Kanton Basel-Landschaft verlaufen durch ihn wichtige Verkehrsträger von internationaler Bedeutung. So kommt in Basel sowohl die Hauptachse des Nord-Süd Verkehrs vom Oberrhein Tal durch die Alpen wie auch der West-Ost Verkehr von Frankreich Richtung Österreich in die Schweiz und verläuft dann durch den Kanton Basel-Landschaft. Dies gilt sowohl für den Strassen- als auch für den Bahnverkehr. Ebenfalls liegt im Kanton Basel-Landschaft ein Teil der schweizerischen Rheinhäfen. Da der Rhein nach den schweizerischen Rheinhäfen nicht mehr schiffbar ist, liegt hier auch die einzige Anbindung an den internationalen Warenschiffverkehrsverkehr der Schweiz.

Aufgrund dieser verkehrstechnischen Lage haben sich entlang dieser Achsen und insbesondere in der Nähe des Hafens Logistikfirmen und Industriegebiete der chemischen Industrie gesammelt.

Im Kanton Basel-Landschaft selbst leben per Stand 31.12.2024 303'285 Einwohner (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b). Dabei lebt die Hauptzahl der Einwohner in Gemeinden der Agglomeration unmittelbar angrenzend an die Stadt Basel im Bezirk Arlesheim und entlang der oben genannten Hauptachsen. Die Hauptachsen verlaufen durch sämtliche Bezirke, wobei jedoch im Bezirk Waldenburg keine grösseren industriellen Ansiedlungen vorhanden sind.

Tabelle 1: Bevölkerungsentwicklung im Untersuchungszeitraum (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b)

Bezirk	Bevölkerung (Stand 31.03.2016)	Bevölkerung (Stand 31.12.2024)	Wachstum
Arlesheim	154'296	162'793	5.5 %
Laufen	19'682	21'502	9.2 %
Liestal	59'599	64'537	8.3 %
Sissach	35'529	37'853	6.5 %
Waldenburg	15'988	16'600	3.8 %

Tabelle 2: Bevölkerungsdichte im Untersuchungszeitraum (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b)

Bezirk	Einwohner pro ha (Stand 31.03.2016)	Einwohner pro ha (Stand 31.12.2024)	Wachstum
Arlesheim	49.0	51.7	5.4 %
Laufen	26.7	29.2	9.2 %
Liestal	37.3	40.1	7.4 %
Sissach	33.4	35.6	6.7 %
Waldenburg	29.3	30.6	4.6 %

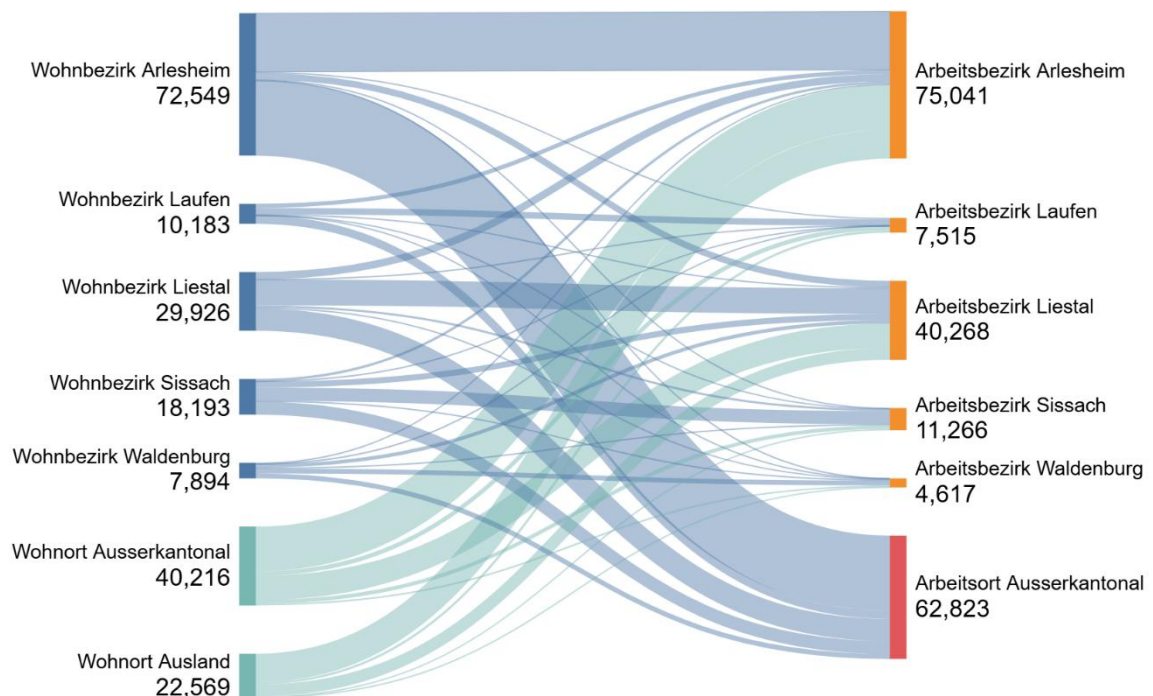


Abbildung 1: Pendlermobilität Stand 2020 (Amt für Daten und Statistik BL, 2025b)

2.1.2 Datengrundlage

2.1.2.1 Daten der amtlichen Vermessung und der Nutzungsplanung

Die amtliche Vermessung in der Schweiz ist eine Verbundsaufgabe der drei Staatsebenen (swisstopo, 2017). Neben der Führung der Grundstücke und weiterer Informationsebenen, wird in der amtlichen Vermessung die Informationsebene Bodenbedeckung geführt. In dieser Ebene ist flächendeckend über die gesamte Schweiz erfasst, was für eine Bodennutzung im erweiterten Sinne an der jeweiligen Stelle vorkommt. Sprich es ist dokumentiert, wo sich beispielsweise geometrisch ein Gebäude, eine Strasse, ein Gewässer oder Wald befindet (KKVA, 2011).

Für die Aktualität der Daten sorgt ein Meldewesen, dass direkt mit dem Baugesuchsverfahren sowie Gebäudeversicherung verknüpft ist. Für Fälle, in denen dieses Meldewesen aus diversen Gründen nicht greift, wird eine „periodische Nachführung“ in definierten Zeitintervallen durchgeführt.

Die Daten der amtlichen Vermessung dienen anderen Daten als Georeferenzdaten (Art. 29, GeoIV, SR 510.62) Zu diesen gehören auch die Daten der Nutzungsplanung. Die Nutzungsplanung wird unter gewissen gesetzlichen Leitlinien durch die jeweilige Gemeinde erlassen und durch die kantonale Stelle genehmigt (Amt für Raumplanung, 2019). Bei der Ausgestaltung ihrer Nutzungsplanung haben die Gemeinden viele Freiräume. So können eigene Zonenarten erfasst werden oder Zonenvorgaben des Bundes verfeinert werden. Diese beschriebenen Freiräume verhindern es, dass diese kommunale Nutzungsplanung direkt in dieser Arbeit verwendet werden kann. Stattdessen wird die Aggregation des Bundes verwendet. Diese wird für jede kommunale Nutzungsplanungsfläche ebenfalls abgefüllt. Diese Bundesklassen fassen die kommunale Nutzungsplanung in Überklassen zusammen und basieren auf der Bauzonenstatistik Schweiz. Der in dieser Arbeit verwendete Stand basiert auf der Bauzonenstatistik 2022 (Giezendanner, 2022).

Als Klassen werden in der Bauzonenstatistik Schweiz 2022 die folgenden erfasst:

- Arbeitszonen
- Eingeschränkte Bauzonen
- Mischzonen
- Tourismus- und Freizeitzone
- Verkehrsflächen
- Verkehrszonen innerhalb der Bauzonen
- Weitere Bauzonen
- Wohnzonen
- Zentrumszonen
- Zonen für öffentliche Nutzungen

Zonen, welche nicht in diese Klassen gemäss der Bauzonenstatistik fallen, haben im Kanton Basel-Landschaft Attribut Hauptnutzung eine der folgenden Klassen:

- Allgemeine Landwirtschaftszonen
- Rebbauzonen
- Reservezonen nach Art. 18 Abs. 2 Raumplanungs- und Baugesetz
- Schutzzonen für Lebensräume und Landschaften
- Speziallandwirtschaftszonen
- Wald
- Weitere Landwirtschaftszonen
- Weitere Schutzzonen ausserhalb der Bauzonen
- Weitere Zonen nach Art. 18 Abs. 1 Raumplanungs- und Baugesetz ausserhalb der Bauzonen
- Zonen für Gewässer und ihre Ufer

Es muss festgehalten werden, dass je nach Gemeinde die weiteren nicht nach Baustatistik definierten Hauptnutzungen nur bedingt oder noch gar nicht erfasst wurden. So ist beispielsweise in der Gemeinde Brislach aufgrund einer laufenden Gesamtmelioration das gesamte Gemeindegebiet ausserhalb der Bauzone als Landwirtschaftsgebiet erfasst.

Als Unterscheidung zwischen der amtlichen Vermessung und der Nutzungsplanung ist festzuhalten, dass die amtliche Vermessung die tatsächliche Gegebenheit darstellt und die Nutzungsplanung einen angestrebten/anzustrebenden Zustand.

Die Einführung dieser Nutzungsgetriebenen Zonen ist äusserst relevant, da gleiche Einsatzarten in verschiedenen Gebieten nicht selten anderen Treibern folgen. (Zhang et al., 2025)

2.1.2.2 *GWR-Daten*

In der Schweiz wird durch das Bundesamt für Statistik das eidgenössische Gebäude- und Wohnungsregister (GWR) geführt. Dieses wird durch Daten der Kantone nach einem eidgenössisch vorgegebenen Merkmalskatalog gespiesen. Im Kanton Basel-Landschaft besteht bereits seit 2006 ein eigenständiges kantonales Gebäude- und Wohnungsregister (kGWR), das zusätzliche kantonale Merkmale führt. Der Einfachheit halber wird folgend nur die Bezeichnung GWR verwendet. Die Merkmale die aus dem kGWR einfließen, werden jedoch mitgemeint. (Amt für Daten und Statistik BL, 2025a)

Das GWR enthält Informationen zu allen Gebäuden und Wohnungen im Kanton Basel-Landschaft. Mit dem GWR werden zentral aktuelle Daten zur Erfüllung von administrativen und gesetzlichen Aufgaben aber auch für die Statistik, Forschung und Planung bereitgestellt. Die Aktualität der Daten wird durch eine geregelte Zuständigkeit von diversen amtlichen Stellen von allen drei Staatsebenen sichergestellt. Für die erstmalige Erstellung wurden Daten aus der Volkszählung 2000 sowie früheren Registern verwendet. Für die Nachführung werden sämtliche Baugesuche verwendet und durch die kantonale Baustatistik aktiv bewirtschaftet.

In diesen Daten sind neben den bestehenden Gebäuden auch sämtliche projektierten oder seit der Erstellung des GWR abgebrochenen Gebäuden mit sämtlichen Merkmalen vorhanden. (Amt für Daten und Statistik BL, 2025a)

Daten die im Merkmalskatalog erfasst sind und für diese Arbeit als Relevant betrachtet werden sind in der Tabelle 3 ersichtlich. (Bundesamt für Statistik, 2022)

Tabelle 3: für die Arbeit relevante Attribute aus dem Merkmalskatalog GWR/kGWR

Bezeichnung	Beschreibung	Vorgebende Staats- ebene
Eidgenössischer Gebäudeidentifikator (EGID)	Gesamtschweizerisch eindeutige Identifikationsnummer für alle Gebäude die über die gesamte Dauer identisch bleibt.	Bund
E-/N-Gebäudekoordinaten	Geografischer Referenzpunkt der in der Regel aus der amtlichen Vermessung stammt	Bund
Gebäudestatus	Für diese Arbeit sind nur die bestehenden Gebäude, die in der amtlichen Vermessung erfasst sind von Relevanz, weshalb die GWR Daten mit diesem Attribut gefiltert werden können.	Bund
Gebäudekategorie	Erfasst die vorwiegende Nutzungsart des Gebäudes, inhaltlich kategorisiert auf den Grad der Wohnnutzung.	Bund
Gebäudeklasse	Weist die Gebäudeklasse nach um zwei zusätzliche Klassen auf 26 Klassen erweiterte EUROSTAT-Klassifikation aus.	Bund
Baujahr des Gebäudes	Bezeichnet das Jahr der physischen Fertigstellung des Gebäudes	Bund
Anzahl der Geschosse	Anzahl der zu Wohnzwecken nutzbaren oder beheizten Stockwerke. Nicht dazu zählen Kellergeschosse	Bund
Wärmeerzeuger Heizung	Art des Wärmeerzeugers für die Heizung	Bund

Für die Verknüpfung der GWR-Daten mit den Bauten, die in der amtlichen Vermessung erfasst werden, wird in beiden Datensätzen der „Eidgenössische Gebäudeidentifikator“ (EGID) geführt. Zur Sicherstellung der Konsistenz beider Datensätze werden bei jedem Datencheck der amtlichen Vermessung die Daten mit dem GWR abgeglichen, um das Fehlen von im GWR erfassten Bauten in der amtlichen Vermessung zu verhindern.

2.1.2.3 Einsatzdaten

Im Kanton Basel-Landschaft (BL) betreibt die Kantonspolizei die Einsatzleitzentrale BL und bildet somit den Dreh- und Angelpunkt für Einsätze der Polizei, Feuerwehr und der Kantonalen Krisenorganisation. Die Aufgabe der Einsatzleitzentrale besteht darin, dass Notrufe auf den Notfallnummern 112, 117 und 118 entgegengenommen werden. Die Disponenten und Disponentinnen kategorisieren diese, erfassen möglichst alle Angaben für ein erstes Lagebild und alarmieren innert maximal 90 Sekunden gemäss Aufgebotskonzept die entsprechenden Mittel. (Feuerwehr-Inspektorat beider Basel, 2025)

Für die Geolokalisierung stehen sowohl Koordinatenabfragen wie auch das amtliche Adressverzeichnis zur Verfügung. Der Datenpunkt wird jedoch in der Regel manuell abgesetzt. Diese Position des Datenpunktes spielt für die die Pager Meldung erhaltenden Feuerwehrorganisationen keine Rolle, da die Meldung rein in Textform übermittelt wird. Dieser Meldungstext ist im Einsatzleitsystem ebenfalls ersichtlich (vgl. Tabelle 4).

Als Untersuchungszeitraum ist der Zeitbereich zwischen dem 19.04.2016 und dem 02.08.2024 gegeben. Dieser Zeitbereich kommt so zustande, da das aktuell auf der Einsatzleitzentrale eingesetzte System am 19.04.2016 in Betrieb genommen wurde. Ältere Daten des früheren Systems stehen nicht zur Verfügung. Somit ist der zeitliche Untersuchungszeitraum auf diesen Zeitbereich beschränkt.

Für diese Arbeit wurden sämtliche 47'805 von den Disponierenden ausgesendeten Alarmierungen an Feuerwehrorganisationen aus dem System der Einsatzleitzentrale exportiert und in einer Excel-Tabelle zur Verfügung gestellt. Dabei ist zu beachten, dass bei einem Ereignis je nach Grösse mehrere Alarmierungen rausgehen um gezielt bestimmte Alarmgruppen einzelner Feuerwehrorganisationen weiter aufzubieten.

Bei Betrieben mit einer Betriebsfeuerwehr ist zu beachten, dass kleinere, vollständig intern bewältigte Ereignisse ohne Wahrnehmung oder Auswirkungen auf ausserhalb des Betriebsgeländes nicht zwingen in diesen Alarmierungsdaten enthalten sein müssen. Nach § 11 der Verordnung über die Feuerwehr ist eine Alarmierung durch Betriebsfeuerwehren dann vorzunehmen, wenn das Ereignis oder seine Auswirkungen ausserhalb des Betriebsareals wahrnehmbar ist. Für die vorliegende Arbeit bedeutet dies, dass insbesondere bei kleinen ABC-Ereignissen in Arbeitszonen eine mögliche Untererfassung aufgrund der internen Bewältigung nicht ausgeschlossen werden kann.

Als ein einzelnes Ereignis wird in dieser Arbeit in Anlehnung an die Feuerwehrstatistik 2024 der Feuerwehrkoordination Schweiz eine Alarmmeldung an eine Zieladresse angesehen. (Feuerwehr Koordination Schweiz, 2022)

Tabelle 4: Exportierte Attribute aus dem Einsatzleitsystem

Spaltenname	Beschreibung
KW	Kalenderwoche des Ereignisses
Datum	Datum des Ereignisses
Wochentag	Wochentag des Ereignisses
Ereignisart	Kategorie des Ereignisses
Ereignisort	Gemeinde des Ereignisses
Adresse	Adresse des Ereignisses
Position	Koordinate im Projektionssystem CH1903+ (EPSG:2056)
E-Zeit	Zeitpunkt der Anrufentgegennahme
PG-FW	Zeitpunkt, wann die Alarmierung an die entsprechende Pager Gruppe rausging.
DELTA	Zeitliche Differenz zwischen Eingangszeit und Alarmierung. Durch dieses Delta können Nachalarmierungen im Verlauf des Einsatzes einfach erkannt werden.
FW Name	Name der aufgegebenen Feuerwehrorganisation
FW Gruppe	Bezeichnung der aufgegebenen Pager Gruppe
Meldungstext	Mit der Alarmierung gesendeter Text an die Pager Gruppe. Kann sich aufgrund neuer Erkenntnisse im Verlauf des Ereignisses für Nachaufgebote ändern.
Zeit FW vor Ort	Zeitpunkt, wenn die Feuerwehr sich vor Ort befindet und dies per Funk der Einsatzleitzentrale meldet. Aufgrund von nicht erfolgten Meldungen oder Nichteintragen in die Tabelle weisen nicht alle Einsätze ein ausgefülltes Attribut auf. Ausserdem zählt für alle Zeilen die einen Einsatzbetreffen der Zeitpunkt der Ankunft der ersten Gruppe.
Meldung Detail	Notizen der Disponierenden die das Ereignis vertiefter beschreiben.

2.1.2.4 Daten zur Bevölkerung

Das BFS stellt einen Hektarraster mit den Zahlen der Bevölkerung zur Verfügung. Diese Daten bezieht das BFS aus verschiedensten Registern und wird jährlich aktualisiert. Diese Register referenzieren in der Regel auf Wohnungen die im GWR geführt werden. Für den Kanton Basel-Landschaft bedeutet dies, dass die Gemeinden die in ihrer Gemeinde gemeldeten Einwohnern selbständig den Wohnungen zuordnen (Abs. 1, §2, Anmeldungs- und Registergesetz (SGS 111)).(Douard, 2024)

Für diese Arbeit wurde der Stand der „Statistik der Bevölkerung und Haushalte (STAT-POP)“ von 2023 verwendet. Dies ist der zum Zeitpunkt der Arbeit aktuelle Datensatz. Das Bevölkerungswachstum innerhalb des untersuchten Zeitraums wurde nicht beachtet.

Aus datenschutzrechtlichen Gründen wird bei einer Anzahl Personen kleiner gleich dem Wert 3 immer der Wert 3 angegeben. Für Forschungszwecke gäbe es die Möglichkeit zum Bezug der nicht klassierten Daten. Das Ziel dieser Arbeit ist, dass möglichst öffentliche Daten zu verwendet, weshalb darauf verzichtet wird.

2.1.2.5 Daten zu den Beschäftigtenzahlen

Für die Anzahl der Beschäftigten besteht wie bei der Bevölkerung ein gleich formatives Hektarraster. Als Grundlage besteht hier jedoch nicht der direkte Bezug zum GWR, sondern es werden Daten aus verschiedensten Registern der Arbeitswelt und der Administration zu meldende Umfragedaten verwendet. Bei den Registern handelt es sich beispielsweise um das Betriebs- und Unternehmensregister, das AHV¹-Register. Andere Quellen sind die Landwirtschaftliche Strukturerhebung oder die Forststatistik. Eine Meldung von Beschäftigungsverhältnissen ist ab CHF 2300.- Pflicht.

Für diese Arbeit wurde der Stand der „Statistik der Unternehmensstruktur (STATENT)“ von 2022 verwendet. Dies ist der zum Zeitpunkt dieser Arbeit aktuelle Datensatz. Veränderungen innerhalb des untersuchten Zeitraums wurden nicht beachtet.

Aufgrund der breiten Bezugsquelle umfasst dieser Datensatz nicht nur absolute Zahlen, sondern würde ebenfalls die exakte Zuweisung der aufgeführten Stellen in die einzelnen Branchen ermöglichen. Wie in den Bevölkerungsrastern, werden in diesem Datensatz aus datenschutzrechtlichen Gründen die Werte kleiner gleich dem Wert 4 angezeigt. Diese Limitierung und die für diese Arbeit zu detaillierter Auflösung der Daten, führt zum Entschluss, dass nur mit den absoluten Arbeitsstellen gearbeitet wird. Unabhängig der dazugehörigen Branche

Die Geolokalisierung erfolgt auf Basis der erhobenen Arbeitsstätte im Betriebs- und Unternehmensregister. In der Geokodierung werden die Arbeitsstätten dann mit dem Gebäude aus den GWR-Daten verknüpft.

In Werksarealen, beziehungsweise wenn eine Firma mehrere Arbeitsgebäude im selben Raum hat, werden diese Arbeitsstätten dem Hauptgebäude des jeweiligen Areals zugeordnet. Dies ist besonders im Gebiet Schweizerhalle als Beispiel in Abbildung 2 ersichtlich.

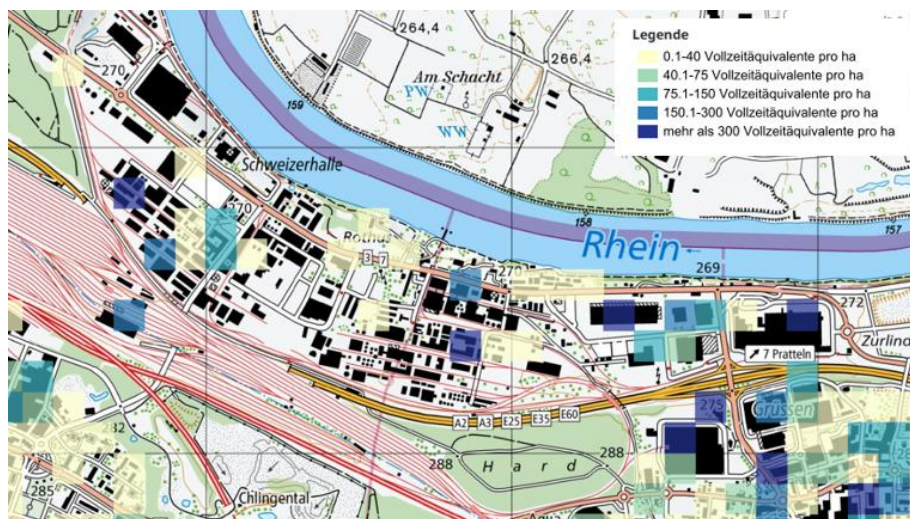


Abbildung 2: Screenshot aus dem Geodatenviewer des Bundes map.geo.admin.ch mit der Darstellung der Beschäftigten im Industriegebiet Schweizerhalle in den Gemeinden Muttens und Pratteln. Es ist ersichtlich, dass viele Gebäude gemäss Darstellung keine Beschäftigten ausweisen, da diese dem Hauptgebäude zugeordnet sind. (Quellen Karte: ©swisstopo)

¹ Alters- und Hinterlassenenversicherung: Bei der AHV handelt es sich um die erste und bedeutendste Säule der sozialen Vorsorge der Schweiz BUNDESAMT FÜR STATISTIK. 2025a. *Alters- und Hinterlassenenversicherung* [Online]. Bundesamt für Statistik. Available: <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/soziale-sicherheit/sozialversicherungen/ahv.html> [Accessed 29.06. 2025].

2.1.2.6 Störfallbetriebe

Als Störfallbetriebe werden, zusammengefasst gemäss der Störfallverordnung (SR 814.012), Betriebe bezeichnet, welche eine bestimmte Mengenschwelle an gefährlichen Stoffen überschreiten. In der Störfallverordnung würden ausserdem auch die Risiken der Eisenbahnanlagen, Durchgangsstrassen, Rohleitungsanlagen und Transporte auf dem Rhein behandelt. Diese Themenbereiche spielten in dieser Arbeit jedoch nur eine mindere Rolle.

Sämtliche Daten zur Störfallverordnung werden gemäss Geoinformationsverordnung des Bundes (SR 510.620) als Geodaten erfasst und zur Verfügung gestellt. So war der Standort aller betroffenen Betriebe, sowie der weiteren Themen als Geodaten für diese Arbeit verfügbar.

Gemäss Gesetz wird ebenfalls ein Konsultationsbereich erfasst, in welchem bei schweren Ereignissen ausserhalb des Betriebsareals Todesgefahr besteht. Da sich diese Arbeit nicht mit dem Schadensausmass befasste, wird dieser Konsultationsbereich nicht in diese Arbeit berücksichtigt.

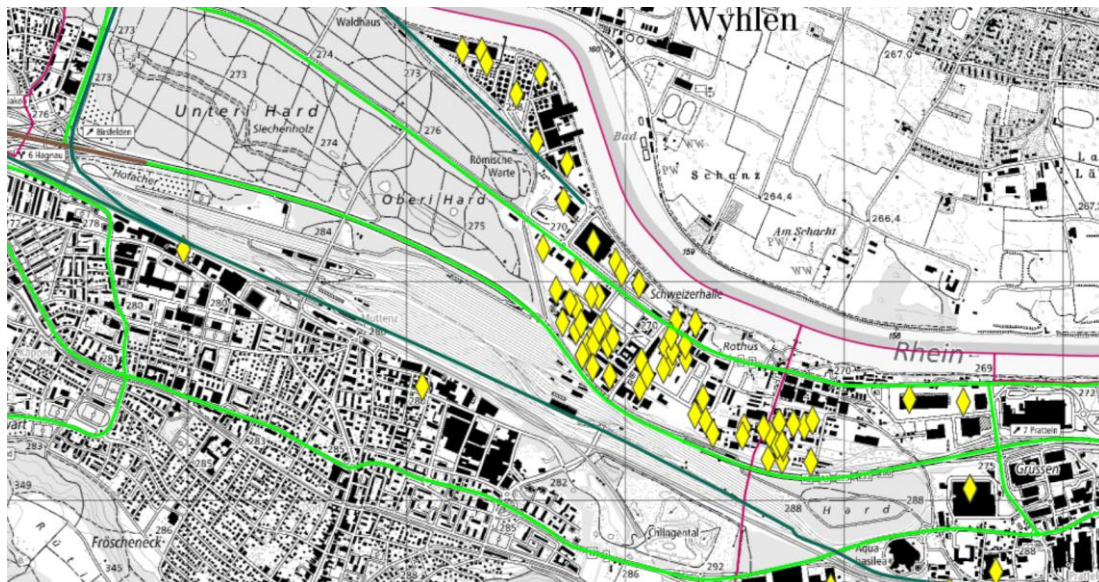


Abbildung 3: Ausschnitt im Bereich MuttENZ/Pratteln mit den Störfallbetrieben (gelbe Rauten) der Bahnlinien (dunkelgrün) und den Durchfahrtsstrassen (hellgrün) (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, Hintergrundkarte: ©swisstopo)

2.2 Datenaufbereitung

2.2.1 Einsatzdaten

2.2.1.1 Aggregation

Das Aufgebotskonzept im Kanton Basel-Landschaft ist so aufgebaut, dass im Grundsatz immer als erstes die für die Ereignisgemeinde zuständige Orts-/Verbundsfeuerwehr angeboten wird. Bei Ereignissen in Betrieben mit eigener Betriebsfeuerwehr übernimmt diese die Rolle der Orts-/Verbundsfeuerwehr.

Die Einsatzleitzentrale alarmiert die 1. Gruppe der Feuerwehr. Eine Person dieser Gruppe quittiert die auf dem Pager erhaltene Meldung innerhalb von maximal 3 Minuten auf der Einsatzleitzentrale und entscheidet über weitere aufzubietende Gruppen der eigenen Feuerwehr oder über ein Aufgebot von kantonalen Mitteln oder Nachbarfeuerwehren. Ein

Nachaufgebot ist auch im späteren Verlauf des Einsatzes möglich. (Feuerwehr-Inspektorat beider Basel, 2025)

Jede Feuerwehr hat dabei ihr eigenes Aufgebotskonzept mit verschiedenen Alarmgruppen, welches kantonal nicht standardisiert ist. Folgend eine nicht abschliessende Übersicht über mögliche Alarmgruppenstrukturen:

- Mehrere Gruppen mit ungefähr gleicher Anzahl Angehörigen der Feuerwehr (AdF).
- Spezialisten Gruppen (z.B. Kader, Absturzsicherung)
- Mehrere verschieden grosse Gruppen je nach Eskalationsstufe des Ereignisses
- Ganze Feuerwehr in einer Gruppe

Diese Aufgebots Strukturen können ebenfalls in kombinierter Form vorkommen. Somit können AdF in mehreren Gruppen gleichzeitig integriert sein. Genauso können diese Alarmgruppenstrukturen in unregelmässigen Abständen ändern.

Eine direkte Verwendung von Alarmierungen um auf Ereignisgrössen zu schliessen ist für diese Arbeit somit nicht möglich. Neben der unterschiedlichen Struktur der Alarmierungsschemen der Feuerwehren kommt dazu, dass aufgrund der Meldung je nachdem vorsorglich mehr Mittel aufgeboden werden, als dann gebraucht werden.

Insgesamt besteht der erhaltene Datensatz aus 47'805 Pageralarmierungen im Tabellenformat. In diesen Daten gibt es wie oben erläutert vielfach mehrere Pageralarmierungen für dasselbe Ereignis. Daher müssen diese Alarmierungen aggregiert werden. Dies wurde durch das Einfügen einer Hilfsspalte erreicht, in welcher eine individuelle ID aus der Kombination des Datums und der Uhrzeit (Stunden, Minuten, Sekunden) generiert wurde. Da alle Pageralarmierungen desselben Ereignisses dieselbe ID aufweisen, kann nun die Aggregation vorgenommen werden. Somit konnte der Datensatz auf 18'546 Ereignisse herunter gebrochen werden.

2.2.1.2 Fokussierung auf kantonale Einsätze

Diese Arbeit handelt die Eintretenswahrscheinlichkeit für dringliche Einsätze im Kanton Basel-Landschaft ab. Aufgrund folgender Fälle gab es im Datensatz auch ausser kantonale Einsätze:

- Einige Feuerwehrverbünde sind zuständig für Gemeinden in zwei Kantonen;
- Die Stützpunkt- und Regionalfeuerwehr Birs übernimmt die Stützpunktaufgaben für die Exklaven des Kantons Solothurn an der Französischen Grenze;
- Feuerwehren basellandschaftlichen Gemeinden werden durch Feuerwehren aus einem Nachbarkanton zur Nachbarschaftshilfe aufgeboden.

Diese Einsätze wurden gelöscht, da sie für diese Arbeit nicht relevant sind.

2.2.1.3 Harmonisierung und Neuklassifizierung der Ereignisdaten

Einleitung und Problemstellung

Bei der Analyse der rohen Ereignisdaten zeigte sich, dass die Ereigniskategorien über den Betrachtungszeitraum nicht vollständig homogen angewendet wurden. Dies ist unter anderem auf Anpassungen und Erweiterungen der zur Verfügung stehenden Ereigniskategorien im verwendeten Leitstellensystem zurückzuführen. So stand beispielsweise für Brände lange lediglich eine pauschale Kategorie „Brand“ zur Verfügung, bevor spezifischere Klassen (z.B. „Brand Einstellhalle“ oder „Brand EFH“) ergänzt wurden.

Weiter weisen inhaltlich ähnliche Ereignisse eine inkonsequente Zuweisung auf. Beispielsweise werden Wassereintritte in Gebäude bei Unwetter teils als „Wasserschaden“, teils als

„Hochwasser“ klassifiziert.

Die vorhandene Inkonsistenz ist somit für das Ziel dieser Arbeit nicht genügend. Durch eine rein statistische Zusammenfassung der bestehenden Klassifizierungen wären starke Verzerrungen in dieser aufgetreten.

Diese beschriebenen Unschärfen sind nicht als Qualitätsmangel, sondern vor dem auf den Einsatzzeitzentralen vorherrschendem Zeitdruck bei der Notfalldisponierung und der nicht selten starken Überschneidung von Ereigniskategorien zu sehen. Ebenfalls sind die Daten nicht für eine direkte wissenschaftliche Auswertung vorgesehen, sondern sind Gebrauchsdaten für die Dokumentation und Einsatzführung. Die Harmonisierung war entsprechend ein methodisch notwendiger Schritt, um die operativen Alarmierungsdaten für eine wissenschaftliche Analyse nutzbar zu machen.

Methodik der Datenbereinigung

Um die Daten für diese Arbeit nutzbar zu machen, wurde eine umfassende Neuklassifizierung und daraus folgend eine Homogenisierung der Daten durchgeführt. Da eine einfache Zuordnung anhand von Schlagworten oder durch andere Automatisierungsmöglichkeiten aufgrund der beschriebenen Unschärfe nicht zielführend gewesen wäre, erfolgte die gesamte Reklassifizierung der Daten händisch. Hierfür wurden systematisch die Meldungstexte, die Kommentare der Einsatzzeitzentrale sowie, wo notwendig, korrespondierende Polizeimeldungen oder wo vorhanden Einsatzdatenbanken von ausgelösten Feuerwehren konsultiert. Dieser qualitative Prüfungsprozess ermöglichte es, die 18'546 Einzelereignisse den richtigen Ereigniskategorien zuweisen zu können.

Definition der Zielkategorien (Klassifizierungslogik)

Um die Homogenität zu schaffen, wurden aus den über 100 ursprünglich in den Daten vorhandenen Ereignisklassen 12 für diese Arbeit relevanten Klassen für dringliche Ereignisse zugeordnet. Nicht dringliche Ereignisse oder informative Pagermeldungen wurden eigenen Klassen zugeordnet. In der folgenden Tabelle 5 sind die relevanten Kriterien für die Reklassifizierung aufgeführt. Es wird sich nur auf die dringlichen Ereignisse beschränkt.

Tabelle 5: Klassifizierungslogik der Reklassifizierung

Harmonisierte Ereigniskategorie	Zuweisungskriterien & Definition	Ursprüngliche Klassen (Aufteilung in mehrere harmonisierten Klassen ist möglich)
ABC-Ereignis	Ereignis mit beteiligten atomaren, biologischen und chemischen Gefahrenstoffen. Intern in Werksareale abgehandelte Vorfälle sind nicht zwingend erfasst.	ABC-Ereignis, ABC-Rhein
Brand	Alarmierungen durch Personen aufgrund verdächtiger Wahrnehmungen (z. B. Rauch, Feuerschein), die sich vor Ort als Täuschung (Nebel, Staub) oder kontrolliertes Ereignis (Grillfeuer, Landwirtschaftsfeuer) herausstellten. Kein Schadenfeuer.	Brand, Brand EFH, Brand MFH, Brand Gewerbe
Brand Fahrzeug	Brände von Fahrzeugen.	Brand Fahrzeug, Brand Fahrzeug alternativ

Brand klein	Kleinbrände und Entstehungsbrände ohne Ausbreitungstendenz auf Gebäude oder Infrastruktur. Geringes Schadenspotenzial (z. B. Abfallbehälter, Briefkasten).	Brand, Brand klein, Brand EFH, Brand Gewerbe
Brand relevant	Brände an oder in Gebäuden mit Eskalationspotenzial. Beinhaltet Ereignisse unabhängig vom Gebäudetyp, bei welchen ohne die Intervention Mensch und/oder Sachwerte gefährdet sind.	Brand, Brand EFH, Brand MFH, Brand Gewerbe, Brand Einstellhalle, Brand Spital/Heim, Explosion
Brand Vegetation	Brände der Vegetation (Wald, Flur, Böschungen, Einzelbäume), unabhängig von der Lage im Siedlungs- oder Aussenbereich.	Brand, Brand Vegetation, Brand klein
Feueralarm	Technische gemeldete Fehlalarme durch Brand/Gefahrenmeldeanlagen ohne reales Brandereignis (technischer Defekt oder Täuschung)	Feueralarm
Med Ustü dringlich	Einsätze zur Unterstützung des Rettungsdienstes (Tragehilfe, Drehleiter-einsatz, Reanimation) bei akuter Lebensgefahr oder dringlicher Indikation.	Medizinisch allgemein, Med Ustü dringlich, Todesfall, Rettung
Rettung	Rettung von Personen aus Notlagen mit potentieller oder tatsächlicher Gefahr für Leib und Leben.	Medizinisch allgemein, Hilfeleistung, Rettung, Rettung Rhein
Unfall Arbeit/Gewerbe	Rettungen im Kontext von Arbeitsunfällen (Baustellen, Industrieanlagen, Gewerbebetriebe).	Unfall Arbeit/Gewerbe,
VU Luft	Absturz oder Unfälle von Luftfahrzeugen (Flugzeuge, Helikopter, Gleitschirme)	VU Luft
VU Schiene	Unfälle auf Bahn- oder Tramanlagen	VU Schiene
VU Strasse	Verkehrsunfälle auf dem Strassennetz.	VU Strasse
VU Wasser	Notlage von Fahrzeugen oder Havarie	VU Wasser, VU Rhein

Für die Kategorie der Brandereignisse bedarf die Neuklassifizierung eine vertiefte Begründung. Die ursprünglichen Klassen weisen eine inkonsistente Mischung aus objektbezogenen Klassen („Brand EFH“, „Brand MFH“, „Brand Gewerbe“), intensitätsbezogene Klasse („Brand klein“) und typenbezogene Klassen („Brand Vegetation“) auf. Diese Heterogenität wurde auf Basis des potentiell verschiedenen Ausmasses auf die Klassen „Brand relevant“, „Brand klein“ und „Brand Vegetation“ aufgelöst. Für diesen Schritt sind die beiden folgenden Hauptfaktoren ausschlaggebend:

1. Statistische Belastbarkeit und räumliche Referenzierung
Eine Aufteilung der Brandereignisse nach spezifischen Gebäudetypen war in dieser Arbeit aufgrund zu geringer Fallzahlen nicht möglich. Daher wurden die Fallzahlen auf der Ebene von aggregierten Flächenklassen (Zonennutzungen) betrachtet. Daher wäre eine Betrachtung auf Klassierung von Gebäudetypen methodisch inkonsistent.
2. Eskalationspotential
Zwar zielt das zu erstellende Modell primär auf die Berechnung der räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeit und nicht auf eine quantitative Schadensberechnung ab, trotzdem wird das potentielle Schadensausmass als ein entscheidendes Selektionskriterium für die Klassierung betrachtet. Die Kategorie „Brand relevant“ umfasst alle Ereignisse, die ein wesentliches Eskalationspotential bei nicht rechtszeitigem Eingreifen besitzen. Ein Entstehungsbrand (z.B. auf einer Herdplatte) weist – unabhängig ob in einem Einfamilienhaus oder einem Gewerbebetrieb – ohne rasche Intervention eine unmittelbare Gefahr für Personen, Sachwerte und die Umwelt auf. Im Gegensatz dazu ist bei Ereignissen der Kategorie „Brand klein“ (z.B. Mistkübelbrand draussen) auch ohne unmittelbare Intervention nicht von einer Ausweitung auf ein Grossereignis auszugehen. Durch diese Filterung kann sichergestellt werden, dass die ermittelten Eintretenswahrscheinlichkeiten das Risiko für einsatzkritische Lagen abbilden.

2.2.1.4 Bereinigung falsche Positionierung

Das Einsatzleitsystem nutzt für die Geolokalisierung neben der Koordinatenabfrage die amtlichen Adressdaten. Wenn nun der Datenpunkt nicht manuell abgesetzt wird und die Adresse nicht existiert, wird die Position im Zentrum des Siedlungsgebiets abgesetzt. Dies gilt auch für Einsätze, die eigentlich ausserhalb des Siedlungsgebiets liegen.

Für die Einsatzkräfte stellt dies in der Regel kein Problem dar. Denn wenn eine Hausnummer in der Meldung steht, die nicht existiert, kann die Position des Einsatzes trotzdem durch Ortskenntnisse und Interpretation der Einsatzkräfte verortet werden.

Bei vielen dieser Meldungen handelt es sich um allgemeine Meldungen, die auch für diese Masterarbeit nicht von Relevanz sind. Hierbei handelt es sich nicht um dringliche Einsätze. Dies kann beispielsweise bei Grossschadensereignissen wie Unwetter eine Aufforderung

sein, dass die gesamte Feuerwehr ins Magazin einrücken muss.

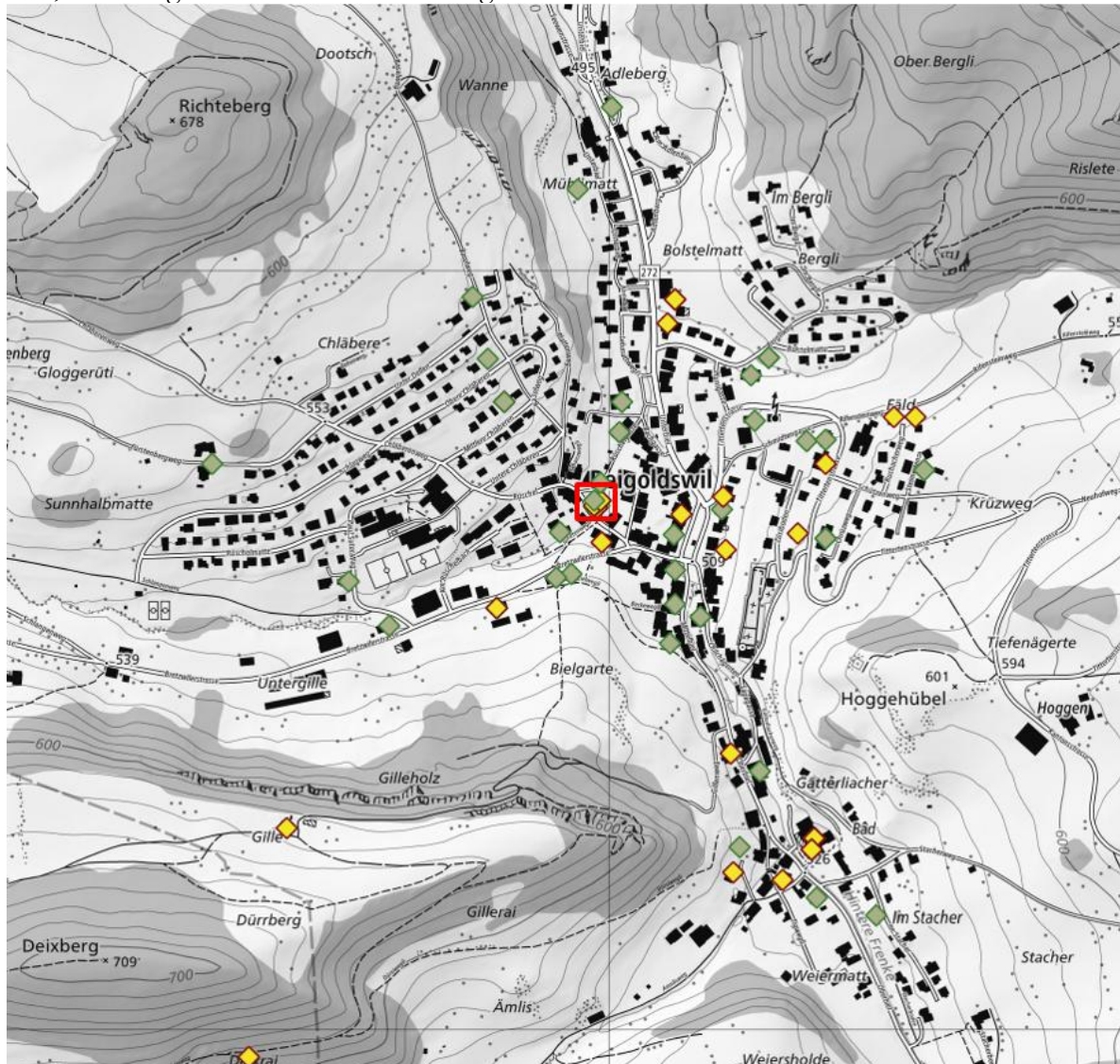


Abbildung 4: Beispiel einer Gemeinde und der Verteilung der Einsätze. In Gelb sind dringliche Einsätze dargestellt. In Grün sind nicht dringliche Einsätze dargestellt. Rot markiert ist die Position der zentriert abgesetzten Einsätze ersichtlich. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)

Für die räumliche Analyse bedeuten solche lagefalschen Datenpunkte, dass eine Verfälschung der tatsächlichen Einsätze gegeben ist. Aus diesem Grund wurde für alle Gemeinden dieser Zentrums punkt identifiziert. Mit den Ereignispunkten um diesen Zentrums punkt wurde dann gemäss dem folgenden Diagramm (Figure 1) vorgegangen.

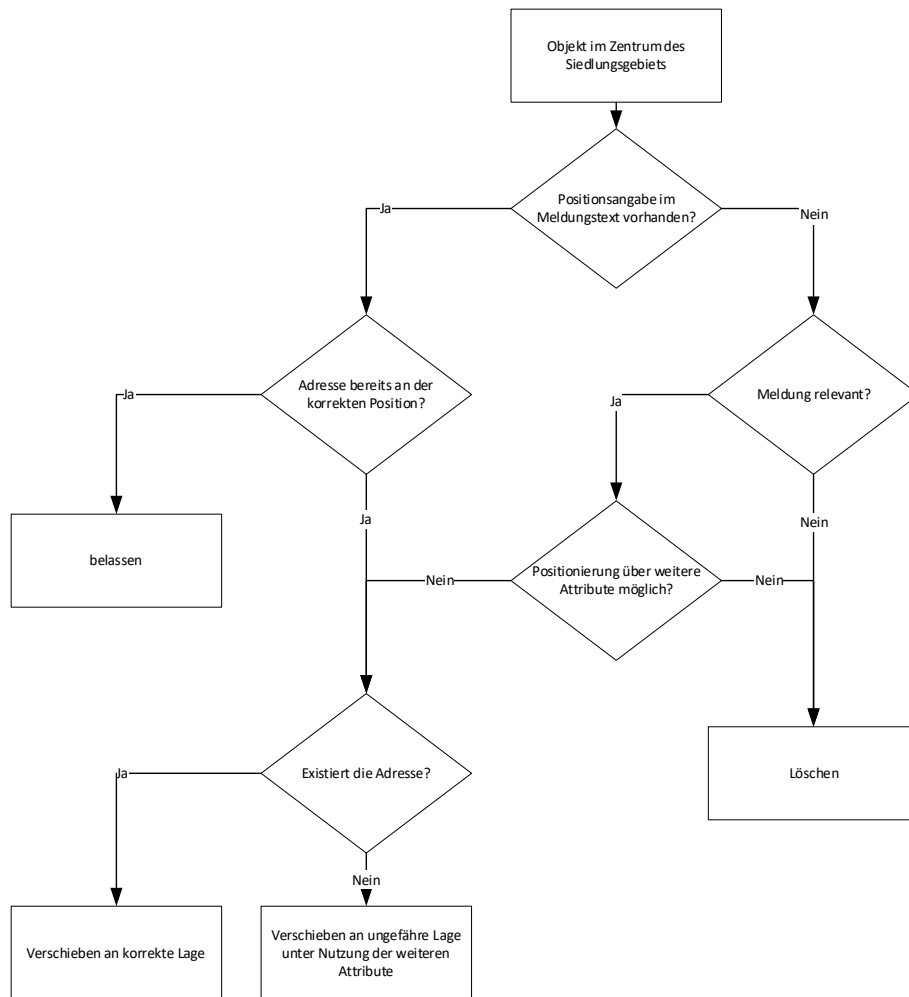


Figure 1: Vorgehen bei Ereignismeldungen um den Mittelpunkt einer Gemeinde

2.2.1.5 Umgang mit fehlender Kausalität und Datenhomogenität

Der in den folgenden Schritten erfolgenden Analyse liegen ausschliesslich die beschriebenen Alarmmeldungen der Einsatzzentrale zugrunde. Verifizierte Informationen zu den Brandursachen (z.B. technische Defekte, unvorsichtiger Umgang mit Raucherwaren, Brandstiftung, etc.), welche durch polizeiliche Ermittlungsverfahren abschliessend geklärt wurden, standen nicht zur Verfügung.

Dem war dem Autor aufgrund von lokalem Expertenwissen eine spezifische Brandstiftungsserie im Untersuchungszeitraum im Untersuchungsgebiet bekannt. Es wurde jedoch entschieden, dass diese Ereignisse nicht aus dem Datensatz entfernt werden. Dieses Vorgehen stützt sich auf zwei wesentliche methodische Überlegungen:

Im ersteren würde eine punktuelle Bereinigung auf Basis von partikulären Kenntnissen eine Selektionsverzerrung in die Daten einführen. Da andere dem Autor unbekannte Brandstiftungen weiterhin im Datensatz verblieben wären, verletzt dieser manuelle Eingriff die Prinzipien der Durchführungsobjektivität und der Datenhomogenität. (Kromrey, 2002)

Zweitens ist für die Bestimmung der räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeit das tatsächliche raumzeitliche Auftreten von Einsätzen massgebend. Unabhängig von Zufall oder Vorsatz binden diese Ereignisse Einsatzkräfte und stellen ein reales Risiko dar. Nach Chainey

and Ratcliffe (2013) würde das Entfernen solcher Cluster die Realität der historischen Einsatzbelastung verfälschen. Durch den Verzicht auf eine selektive Filterung wird sichergestellt, dass die Methode objektiv bleibt.

2.2.2 Flächenklassen

2.2.2.1 Basisdaten kommunale Nutzungsplanung

Es wurde entschieden, dass als Grunduntersuchungseinheit die Flächenklasse verwendet wird. Als Basis für die Bildung dieser Flächenklassen wurde die kommunale Nutzungsplanung verwendet. Wie in Kapitel 2.1.2.1 beschrieben, kann nicht direkt die kommunalen Zonenbezeichnungen verwendet werden. Anstelle dessen wurde das Attribut „Hauptnutzung“, das die Hauptnutzung im Sinne der Bauzonenstatistik des Bundes angibt, verwendet. Dies führt dazu, dass in der kommunalen Nutzungsplanung differenzierte Flächen, die nebeneinander liegen, im Attribut der Hauptnutzung der gleichen Klasse zugeordnet sind. Folgend wird das Ganze am Beispiel der Wohnzonen erläutert. Dies gilt auch für alle anderen Zonen.

In Abbildung 5 ist ein entsprechendes Beispiel mit Wohnzonen in der Gemeinde Allschwil ersichtlich. Hierbei handelt es sich bei den beiden in der Abbildung mittigen Gewannen um die Hauptnutzung Wohnzone. Gemäss der kommunalen Nutzungsplanung ist jedoch eine weitere Unterteilung mit Stockwerkhöhen beziehungsweise Sondernutzungs- oder Quartierplänen definiert worden.



Abbildung 5: Beispiel für die verschieden Klassifizierte kommunale Zonenplanung. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Nach Artikel 18 des Raumplanungs- und Baugesetzes des Kanton Basel-Landschaft werden die Gebäudehöhe, Geschlosszahl, Nutzungsfläche sowie Dachform durch das Zonenreglement geregelt (Basel-Landschaft, 2024). Da das Zonenreglement ein Mittel der kommunalen Nutzungsplanung ist, kann beispielsweise keine abschliessende Übereinstimmung zwischen einer Wohnzone 3 (W3) Zone in Gemeinde A zu einer W3-Zone in Gemeinde B gefunden werden. Wie in Abbildung 5 durch das hinterlegte Orthofoto erahnbar, ist eine eindeutige strukturelle Differenz zwischen zwei benachbarten Wohnzonen nicht gegeben. Aus diesem Grund wird entschieden, dass die Unterteilungen (rote Abgrenzungen in Abbildung 5), die die kommunale Nutzungsplanung für die Wohnzonen vorsieht, aufgelöst werden. Sprich Wohnzonen – in denen auch meist nicht störende Betriebe erlaubt sind (Giezendanner, 2022) – bilden unabhängig von der kommunalen Zone eine geometrisch zusammenhängende Einheit. Als nicht störende Betriebe gelten im Kanton Basel-Landschaft beispielsweise Quartierläden, kleine Dienstleistungsbetriebe oder auch Kinderkrippen. (Amt für Raumplanung, 2018)

2.2.2.2 Überarbeitung der Klassenanteilung

Die in Kapitel 2.1.2.1 beschriebenen Klassen des Attributs Hauptnutzung beinhalten einander ähnliche Klassen, die aus rechtlicher Sicht unterschieden werden. So handelt es sich beispielsweise bei Reservezonen in der Regel um landwirtschaftlich genutzte Gebiete. Um die Gesamtzahl an Flächenklassen zu reduzieren aber auch in eine sinnvollere Aufteilung zu überführen, wird eine in Tabelle 6 aufgezeigte Bearbeitung vorgenommen. Bei Klassen der Grundeinteilung, die nicht als Ganzes in eine überarbeitete Klasse überführt werden konnten, ist eine manuelle Bearbeitung notwendig. Dabei wird die manuelle Bearbeitung für jedes einzelne Feature unter Einbezug der kantonalen oder kommunalen Bezeichnung oder in bestimmten Fällen per Analyse des Orthofotos gemacht.

Tabelle 6: Übersicht über die Überarbeitung der Klasseneinteilungen.

Klasse Grundeinteilung	Klasse überarbeitet	Bemerkung
Allgemeinde Landwirtschaftszonen	Landwirtschaftszonen	
Eingeschränkte Bauzonen	Landwirtschaftszonen	Bei den 14 Objekten in der Klasse „Eingeschränkte Bauzonen“ handelt es sich um Spezialzonen wie Freihaltezonen, die manuell den neuen Klassen zugeordnet werden.
	Tourismus- und Freizeitzone	
	Wohn- und Mischzonen	
Arbeitszonen	Arbeitszonen	
Rebbauzonen	Landwirtschaftszonen	
Reservezonen nach Art. 18 Abs. 2 Raumplanungs- und Baugesetz	Landwirtschaftszonen	
Speziallandwirtschaftszonen	Landwirtschaftszonen	
Mischzonen	Wohn- und Mischzonen	
Tourismus- und Freizeitzone	Tourismus- und Freizeitzone	
Verkehrsflächen	Bahn	
	Strassen- und Wegflächen	
Verkehrszonen innerhalb der Bauzonen	Bahn	
	Strassen- und Wegflächen	

Wald	Wald	
Weitere Landwirtschaftszonen	Landwirtschaftszonen	
Weitere Schutzzonen ausserhalb der Bauzonen	Landwirtschaftszonen	Bei den 25 Objekten in der Klasse „Weitere Schutzzonen ausserhalb der Bauzonen“ handelt es sich um Spezialzonen wie Archäologische Zonen oder Grundwasseranreicherungen, die manuell den neuen Klassen zugeordnet werden.
	Tourismus- und Freizeitzone	
	Wohn- und Mischzonen	
	Zonen für öffentliche Nutzungen	
Weitere Zonen nach Art. 18 Abs. 1 Raumplanungs- und Baugesetz ausserhalb der Bauzonen	Arbeitszonen	Bei den 2423 Objekten in der Klasse „Weitere Zonen nach Art. 18 Abs. 1 Raumplanungs- und Baugesetz ausserhalb der Bauzonen“ handelt es sich um Gewässer aber auch Spezialzonen wie Deponien, Sportanlagen oder Familiengärten, die manuell den neuen Klassen zugeordnet werden.
	Gewässer und Uferschutzzonen	
	Landwirtschaftszonen	
	Tourismus- und Freizeitzone	
	Wald	
	Zonen für öffentliche Nutzungen	
Wohnzonen	Wohn- und Mischzonen	
Weitere Bauzonen	Arbeitszonen	Bei den 696 Objekten in der Klasse „Weitere Bauzonen“ handelt es sich um Spezialzonen wie Sondernutzungsplanungen oder Quartierplanungen, die manuell den neuen Klassen zugeordnet werden.
	Landwirtschaftszonen	
	Tourismus- und Freizeitzone	
	Wohn- und Mischzonen	
	Zonen für öffentliche Nutzungen	
Zentrumszonen	Wohn- und Mischzonen	
Zonen für Gewässer und ihre Ufer	Gewässer und Uferschutzzonen	
Zonen für öffentliche Nutzungen	Zonen für öffentliche Nutzungen	

In allen Fällen werden die nebeneinanderliegenden Flächen, die nach der Überarbeitung dieselben Klassen aufweisen, aufgelöst. Die einzige Ausnahme bilden jedoch dabei die drei in die Wohnzonen zusammengefassten Grundeinteilungen der Wohn-, der Zentrums- und der Mischzonen. Diese Gebiete werden in der neuen Klasse Wohn- und Mischzonen zusammengefasst, da bei allen Zonen die Hauptnutzung das Wohnen ist. Je nach Zonenart – jedoch auch stark abhängig vom jeweiligen Zonenreglement der Gemeinde – sind Gewerbe mit unterschiedlichen Emissionsgraden erlaubt. Anhang der Orthofotos und der Gebäude-dichte aus der amtlichen Vermessung ist eine unterschiedliche Struktur der drei Gebiete erkennbar. Aus diesem Grund wird auf eine Auflösung für diese Einheiten verzichtet.

2.2.2.3 Ergänzung von Gewässer, Wald, Strassen und Bahn

Da als Grundeinheit die Daten aus der Nutzungsplanung verwendet wurden, kann es für gewisse Gemeinden vorkommen, dass die Gebiete ausserhalb der Bauzone nur gesamtheitlich als übriges Gemeindegebiet mit der Hauptnutzung Landwirtschaftszonen definiert sind. Ausserdem sind auch innerhalb der Bauzone gewisse Flächen in der amtlichen Vermessung als Gewässer-, Wald-, Strassen- oder Bahnflächen definiert und in der Nutzungsplanung nicht. Da die amtliche Vermessung mit ihrem Meldewesen und dem Charakter als Georeferenzdaten des Bundes den aktuellsten Datenstand abdeckt, ist daher eine

entsprechende Übernahme notwendig. Hierbei werden diese Flächen in der folgenden Priorisierung eingefügt:

1. Verkehrsflächen
 - a. Strassen- und Wegflächen
 - b. Bahn
2. Gewässer- und Uferschutzzonen
3. Wald

Sämtliche Geometrien stammen aus der Informationsebene Bodenbedeckung der amtlichen Vermessung stammen. Ebenfalls Teil dieser Informationsebene sind die Gebäude, die in anderen Schritten verwendet werden. Aus diesem Grund kann garantiert werden, dass keine anderen Flächen fälschlicherweise geschnitten werden und ein zu einem bestimmten Gebäude geokodierter Einsatz einer falschen Flächenklasse zugeordnet wird.

2.2.2.4 *Aussenhöfe*

Aussenhöfe sind im Sinne der Nutzungsplanung Teil der Landwirtschaftszonen. Da in solchen Aussenhöfen jedoch Wohn- wie auch Arbeitsnutzung vorhanden ist, stellen diese Gebiete aus brandtechnischer Sicht eine im Gegensatz zum restlichen landwirtschaftlichen Gebiet in der Annahme dieser Arbeit eine andere Risikoquelle dar. Insbesondere für Brände von Gebäuden.

Ein verwendbarer Datensatz für den Standort solcher Betriebe gibt es für den Kanton Basel-Landschaft nicht. Das Landwirtschaftliche Zentrum Ebenrain führt einen Kataster über die Betriebs- und Produktionsstätten, der auch Teil der Geobasisdaten gemäss dem Katalog der Geobasisdaten des Bundesrechts gemäss GeoIV (SR 510.620) ist. Neben den gesuchten landwirtschaftlichen Betrieben werden unter anderem aber auch Bienenhäuschen oder Weihnachtsbaumplantagen als Betriebe geführt. Ebenfalls kann mit Hilfe von Orthofotos von 2024 festgestellt werden, dass stellenweise Betriebspunkte nicht sauber bei den Betrieben abgesetzt worden sind oder auch Betriebspunkte auf freien Feldflächen erfasst wurden. Aufgrund dieser Feststellungen wird dieser Datensatz nicht verwendet.

Um nun diese Aussenhöfe zu erhalten, werden die Gebäude der amtlichen Vermessung mit der Landwirtschaftszone verschnitten. Da in der amtlichen Vermessung neben den Gebäuden der Aussenhöfe auch weitere in der Regel kleinere Gebäude (beispielsweise Bienenhäuschen, Kleinstallgebäude, Feldscheunen, etc.) geführt werden, die nicht unter die oben aufgestellte Definition von gemeinsamer Wohn- und Arbeitsnutzung fallen, hat eine Reduktion der Gebäude stattzufinden. Bei der explorativen Datenanalyse wird festgestellt, dass die Gebäudegrösse von relevanten Wohn- und Ökonomiegebäuden nicht kleiner als 120 m² ist. Aus diesem Grund werden sämtliche Gebäude ≤ 120 m² aus den durch den Verschnitt erhaltenen Gebäuden gelöscht. In Abbildung 6 ist ein entsprechendes Beispiel für ein landwirtschaftliches Gebiet in der Gemeinde Ziefen ersichtlich.

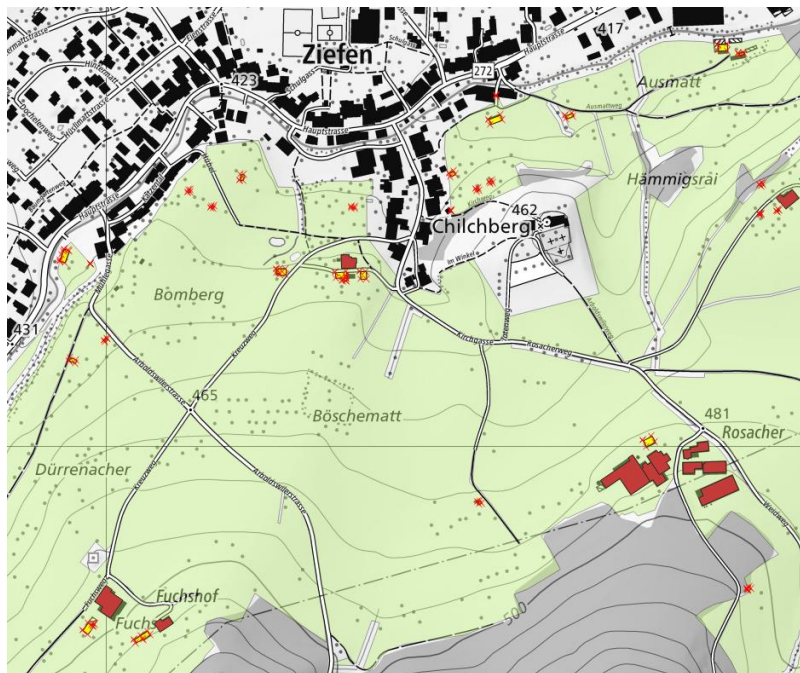


Abbildung 6: Im Kartenausschnitt sind die Gebäude gemäss dem Verschnitt der Gebäude der AV mit der Landwirtschaftszonen ersichtlich. Gelb markiert sind die Gebäude die kleiner als 120 m² sind. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Um allfälligen Lokalisierungen von Einsätzen zu entsprechen, die nicht sauber abgesetzt wurden, werden um die übrigbleibenden Gebäude Puffer von 20 m gesetzt. Die sich überschneidenden Puffer werden aufgelöst. Falls der Puffer Strassen-, Wald- oder definierten Nutzungszonen wie Wohn- oder Arbeitszonenflächen schneidet, wird diesen mithilfe einer geometrischen Differenzbildung der Vorrang gegeben.



Abbildung 7: Beispiel von zwei benachbarten Aussenhöfen in der Gemeinde Reigoldswil. Sowohl beim südlichen wie auch nördlichen Hof ist ersichtlich, dass die Strasse die Auswerteflächen begrenzt. Im nördlichen Hof geht die Strasse nicht durch den Hof, da hier aus der amtlichen Vermessung und aus der Nutzungsplanung keine Strassenfläche vorhanden ist. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

2.2.2.5 Datenbereinigungen

Da aufgrund von Verschneidungen in diversen vorhergegangenen Schritten einige Kleinstflächen entstanden sind, ist hier eine Bereinigung notwendig. Da dem Autor in QGIS zum Stand der Arbeit keine Funktion bekannt ist, die die automatisierte Bereinigung von Sliver-Polygonen analog zu ArcGIS ermöglicht, werden diese anhand von der Flächengrösse gelöscht. Dabei wird als Grenzwert 100 m² verwendet.

2.2.2.6 Nettofläche

Die Bruttofläche zeichnet sich dadurch aus, dass für eine definierte Gebietseinheit alle Gebiete innerhalb eines Gesamtperimeters mit in die Flächenberechnung einfließen. Bei der Nettofläche hingegen werden bestimmte Nutzungen innerhalb einer Gebietseinheit ausgeschlossen. (Forsyth, 2003, Alexander, 1993)

Im Fall dieser Arbeit werden für eine Berechnung der Nettofläche unbebaute Grundstücke ausgeschlossen. Zu den unbebauten Grundstücken zählen, sowohl noch nicht oder nicht mehr bebaute Baugrundstücke, aber auch Anmerkungsgrundstücke, die der privatrechtlichen Feinerschliessung von nicht an öffentliche Fahrwege angrenzenden Grundstücken dienen.

Weitere in Alexander (1993) aufgeführte Ausschlussflächen wie beispielsweise Kirchen, Schulen, Parks oder auch Strassen befinden sich per Definition dieser Arbeit in der Flächenklasse der Zonen für öffentliche Einrichtungen beziehungsweise in Tourismus- und Freizeitzone.

Für die Bestimmung der nicht bebauten Grundstücke wird eine Attributzuweisung nach Position durchgeführt. Die nicht zugewiesenen Grundstücke sind dabei die gesuchte Menge. Als Eingabelayer werden die Gebäude und die Grundstücke verwendet. Dabei werden die Gebäude aber mit einem Wert von -0.5 m gepuffert, dass keine Überschneidungen durch Ungenauigkeiten oder minimsten Überlappungen im Randbereich zu Fehlauweisungen führen.

2.2.2.7 Zonal-MAUP

Die gewählte Einteilung der Kantonsfläche in funktionale Flächenklassen ist aufgrund der Nutzung der amtlichen Nutzungsplanung und Bodenbedeckungsdaten inhaltlich begründet und beinhaltet für die meisten gewählten Klassen rechtlich verbindliche Planungs- und Nutzungsvorgaben. Dies deckt eine solche Aufteilung die Homogenität der gewählten Gebiete detaillierter ab, als dies von Gritt-basierten Aufteilungsmethoden erwartet werden kann. (Unwin, 1996, Wu, 2007)

Das zonale Modifiable Areal Unit Problem (MAUP) ist grundsätzlich zu beachten, da innerhalb der Flächenklassen und somit der Raumeinheiten eine Variation der Ereignishäufigkeit bestehen kann. In diesem Fall wäre eine feinräumigere Modellierung (z. B. auf Gebäude- oder Rasterebene) jedoch statistisch nicht tragfähig, da die Zahl der Ereignisse pro Einheit zu gering ist und dadurch eine starke Varianzverzerrung entstünde.

Die vorliegende, funktional begründete Aggregation stellt daher einen methodisch sinnvollen Kompromiss zwischen thematischer Homogenität und statistischer Stabilität dar. Das Zonal-MAUP wird in der Arbeit als methodische Limitation kurz diskutiert, ohne die Aussagekraft der Modelle wesentlich zu beeinträchtigen.

2.2.3 Verknüpfung des GWR und der Gebäude der amtlichen Vermessung und Bestimmung fehlender Werte

Die Daten des GWR besitzen, wie in Kapitel 2.1.2.2 beschrieben, im vorhandenen Datenbestand keine Geometrien. Für diese Arbeit werden Daten aus der Tabelle Gebäude und die Daten aus der Tabelle der Wohnungen verwendet. Bevor in QGIS die Daten aus dem GWR mit den AV-Gebäuden verknüpft werden, werden die Daten der Gebäude mit den relevanten Daten der Wohnungen verarbeitet. Dazu werden in Excel unter anderem jedem Gebäude die Anzahl Wohnungen, die Summe der Zimmer und die Summe der Wohnfläche zugewiesen.

Anschliessend werden in QGIS die entsprechenden ergänzten Gebäudedaten aus dem GWR mit den AV-Gebäuden verknüpft.

2.2.3.1 Zuweisung des Baujahres zu Gebäude ohne abgefüllten Wert im GWR

Von den insgesamt 104'068 Gebäuden im Datensatz weisen 7'380 (7.1 %) kein Baujahr auf. Es handelt sich in den Wohngebieten zumeist um kleinere Garagen oder Gartenhäuschen. In Industriegebieten können das aber auch grössere Produktionshallen sein. Dies ist im folgenden Planausschnitt in der Abbildung 8 ersichtlich.

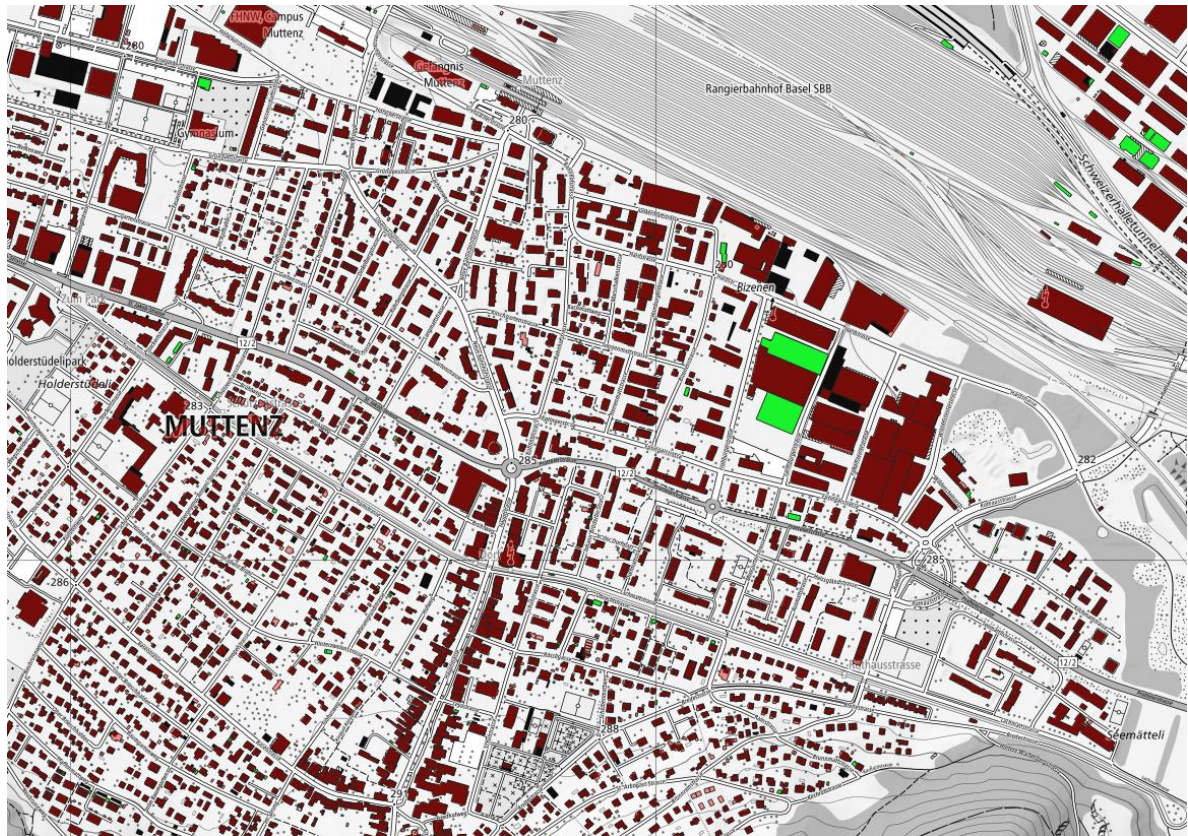


Abbildung 8: Ausschnitt aus der Gemeinde Muttenz. Grün ersichtlich sind Gebäude die im GWR kein Baujahr vermerkt haben. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo; Gebäude Abfrage (Geodaten) des Kanton Basel-Landschaft)

Um nun trotzdem eine Flächendeckende Angabe zu den Baujahren zu erhalten, wird ein iterativer Prozess durchgeführt. Es wird angenommen, dass Gebäude, die unmittelbar direkt nebeneinander liegen beziehungsweise aneinander angrenzen, dasselbe Baujahr aufweisen oder zumindest in nahen Zeiträumen gebaut wurden. Dies basierend auf dem Tobler'schen Gesetz: "I invoke the first law of geography: everything is related to everything else, but near

things are more related than distant things” (Tobler, 1970). Damit soll nicht behauptet werden, dass diese Regel für jedes Gebäude zutrifft. Die Annahme unter Verwendung des Tobler’schen Gesetzes dient der pragmatischen räumlichen Näherung.

Für die technische Umsetzung wird um diese Gebäude ohne Baujahr ein 5 m Puffer gelegt. Anschliessend wird mit „Attribut nach Position verknüpfen (Zusammengefasst)“ ein Verschnitt zwischen diesem Puffer und den Gebäuden mit Baujahr durchgeführt. Dabei wird direkt der Durchschnitt aus allen geschnittenen Gebäuden berechnet. Um nun den ermittelten Mittelwert in den Ausgangslayer zu laden, wird eine Attributübertragung mit dem Feldrechner vorgenommen. Hierbei wird der EGID („eidgenössischer Gebäudeidentifikation“) als Schlüssel verwendet.

Dieses Vorgehen wird nun mit 10 m, 20 m, 30 m, 40 m, 50 m und 100 m wiederholt. Mit diesem schrittweisen Vorgehen soll verhindert werden, dass durch einen in einem Schritt zu gross gewählten Puffer, eine zu starke Extrapolation stattfindet und die Wahrscheinlichkeit steigt, dass Gebäude ausserhalb der fortlaufenden Entwicklung geschnitten werden.

In jedem einzelnen Iterationsschritt werden nur jene Gebäude gepuffert, die von Grund auf oder durch den vorherigen Iterationsschritt kein Baujahr aufweisen. Dadurch kommen auch die aus den vorherigen Iterationsschritten neu mit einem Baujahr versehenen Gebäude in den Verschnitt rein, wenn sie ein Gebäude ohne Baujahr schneiden.

Tabelle 7: Reduktion der Gebäude ohne Baujahr im Verlaufe der Iteration

Iterations-schritt	Anzahl übriger Gebäude ohne Baujahr	% von der Gesamtgebäudezahl
Grunddatensatz	7'380	7.1 %
5 m	3'477	3.3 %
10 m	2'127	2.0 %
20 m	1'274	1.2 %
30 m	922	0.9 %
40 m	684	0.7 %
50 m	547	0.5 %
100 m	297	0.3 %

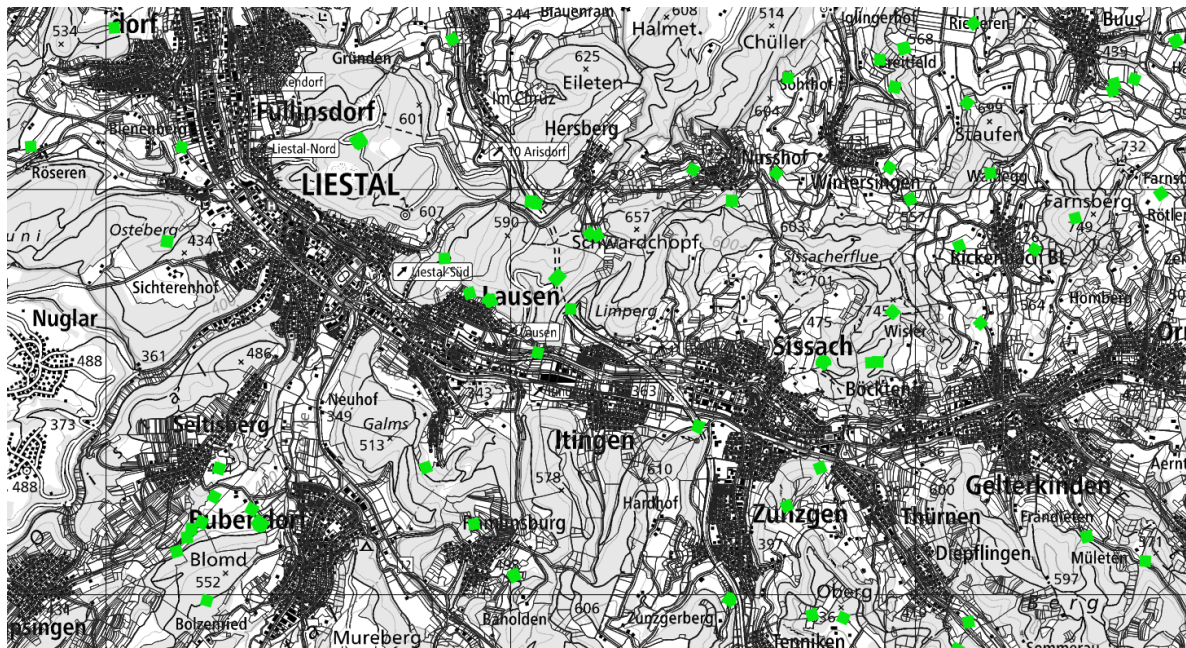


Abbildung 9: Grün markiert ist die Position von Gebäuden ohne Baujahr nach dem Iterationsschritt mit 100 m (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo; Gebäude Abfrage (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft)

Wie in den beiden Kartenausschnitten in Abbildung 9 ersichtlich, sind die nach dem 100 m-Iterationsschritt noch übrigen Gebäude ausserhalb der Bauzone. Um weitere Zuweisungen zu erhalten, müssten Pufferungen von mehr als 100 m vorgenommen werden. Diese würden zur Bestimmung von Baujahren führen, die nichts mehr mit dem Wachsen der Siedlungszonen zu tun haben. Das trotzdem jedes Gebäude einen Wert für das Baujahr erhält, wird der Mittelwert über den gesamten Kanton eingetragen. Dieser beträgt 1961.

2.2.3.2 Zuweisung der Geschossanzahl zu Gebäude ohne abgefüllten Wert im GWR

Von den insgesamt 104'068 Gebäuden weisen 8'697 Gebäude (8.4 %) keine in den GWR Daten abgefüllte Geschossanzahl auf. Für die Lösung dieser Problemstellung werden folgende Möglichkeiten in Betracht gezogen:

Problemlösungsansatz	Vorteile	Nachteile
Im Kanton Basel-Landschaft stehen aktuelle LiDAR Punktwolken mit einer Mindestauflösung von 16 Punkten/m ³ sowie daraus abgeleitete DTM und DOM mit einer Auflösung von 25 cm kostenlos zur Verfügung. Daraus könnten durch die Differenzbildung Gebäudehöhen ermittelt werden und diese dann mit einem Umrechnungsfaktor abgefüllt werden.	- Automatisierte Auswertung, was die Konsistenz und Effizienz der Berechnung erhöht. - Für die Datengrundlage der automatisiert erstellten DOM und DTM ist keine menschliche Interpretation erfolgt, was die Zuverlässigkeit der Datengrundlage erhöht.	- Sowohl die DTM wie auch die DOM weisen eine Datenmenge von >93 GB auf und sind in rund 3100 Kacheln aufgeteilt. Dies erschwert die Handhabung und ist rechenintensiv. - Ein Standardwert für eine Geschosshöhe ist nicht ermittelbar, da in der beobachteten Menge beispielsweise Lagerhallen oder Silos vorhanden sind. Dies würde zu falschen Geschossanzahlen führen.
Gewinnweise Ermittlung von durchschnittlichen Geschossanzahlen. Dabei wird berücksichtigt, wenn in einem Gewinn sowohl eine Wohnzone wie auch beispielsweise eine Arbeitszone befindet. Dies da in diesem Fall in den meisten Fällen mehr höhere Gebäude in der Arbeitszone stehen.	- Automatisierte Auswertung, was die Konsistenz und Effizienz der Berechnung erhöht. - Gewinn Geometrien stehen bereits aus dem Arbeitsschritt der Flächenklassenbildung zur Verfügung.	- In inhomogenen Gewinnen mit unterschiedlichen Gebäudetypen besteht eine erhöhte Fehlerrate im Vergleich zu den anderen Methoden.
In den GWR-Daten steht auch das Attribut der Gebäudeklasse zur Verfügung. Dabei könnte anhand dieser und der Gebäudegrundfläche eine Schätzung der Geschossanzahl erfolgen	- Gebäude bestimmter Klassen (z.B. Silos, Garagengebäude, Wartehallen etc.) weisen in der Regel eine eingeschossige Struktur auf. - Bei anderen Gebäudeklassen kann abhängig von der Fläche abgeleitet werden, ob es sich um eine ein- oder mehrgeschossiges Gebäude handelt	- Die Gebäudeklasse basiert auf einer Einschätzung einer erhebenden Person und kann Fehler aufweisen. - Die Interpretation der Geschossanzahl anhand der vorhandenen Attribute weist die Gefahr von zusätzlichen Fehlerquellen aus. - Die Methode ist nicht vollautomatisiert möglich.

Die erste Variante ist aufgrund der Unsicherheit aufgrund der Geschossausdehnung nicht anwendbar. Alleine die insgesamt 1568 Gebäude der Kategorie „Behälter, Silos und Lagergebäude“ wie aber auch 25 Sporthallen bieten eine erhebliche Gefahr der Fehlklassierung.

Bei der zweiten Variante besteht ohne vorherige Filterung der kleineren Gebäude ebenfalls eine erhebliche Gefahr der Fehlklassierung. In Abbildung 10 ist ein Beispielausschnitt ersichtlich. Beim nördlichen grünen Gebäude würde das Verfahren ein gutes Resultat liefern. Beim südlichen grünen Gebäude würde aufgrund der anderen Gebäude innerhalb des Gewanns eine Zuweisung von abgerundet 3 Geschossen erfolgen. Hierbei handelt es sich jedoch um eine Garage.



Abbildung 10: Kartenausschnitt mit nach Geschossanzahl eingefärbten Gebäuden (Quellen Gebäude Abfrage (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft)

So wird in einer ersten Phase die dritte Variante angewendet. Dabei werden alle Gebäude mit einer Gebäudeklasse von der nach einer Datenanalyse mit Stichproben angenommen werden kann, dass es sich global um einstöckige Bauten handelt, als einstöckig ausgewiesen. Die ist beispielsweise bei den 941 „Garagengebäude“ oder bei den 6 „Gebäude für den Pflanzenbau“ der Fall.

Bei allen Gebäudeklassen, bei welchen eine eindeutige Bestimmung aufgrund der Klasse nicht möglich ist, wird geprüft, ob eine sinnvolle Abgrenzung aufgrund der Fläche erfolgen kann. Nach dieser Phase wurde die Anzahl der Gebäude ohne ausgefülltes Attribut auf 1'712 Stück reduziert, was rund 1.6 % der Gesamtgebäudezahl entspricht.

In einer zweiten Phase wird die zweite Variante angewendet. Dabei werden für jedes Gewann die durchschnittliche Anzahl und die Varianz der Stockwerke ermittelt. Für die durchschnittliche Anzahl der Stockwerke fließen die bestehenden Gebäude abhängig von ihrer Grundfläche gewichtet in die Berechnung ein. Mit i wird das individuelle Mass der einzelnen Gebäude bezeichnet.

$$\text{Gewichteter Durchschnitt } \mu = \frac{\sum (\text{Geschossanzahl}_i \times \text{Grundfläche}_i)}{\sum \text{Grundfläche}_i}$$

Mit der Berücksichtigung der Fläche als Gewicht wird beispielsweise dem Umstand Rechnung getragen, dass in Wohnquartieren viele Kleinbauten oder Garagenboxen, die meist

nur kleine Grundflächen aufweisen, bestehen. Da in der ersten Phase versucht wurde, sämtliche dieser eingeschossigen Gebäude zu identifizieren und als eingeschossig zu klassifizieren, sollten für diesen Schritt nur noch mehrgeschossige Gebäude vorhanden sein.

Um die Streuung der ermittelten, gewichteten Geschosshöhen zu bewerten, wird für jedes Gewann die Varianz σ^2 berechnet.

$$\text{Varianz } \sigma^2 = \frac{\sum \text{Grundfläche}_i \times (\text{Geschosshöhe}_i - \text{Gewichteter Durchschnitt})^2}{\sum \text{Grundfläche}_i}$$

Die Ergebnisse der Varianzberechnung sind in Tabelle 8 ersichtlich.

- Im linken Teil „Gewanne“ findet sich die Häufigkeitsverteilung der Gewanne nach Varianz.
- Im rechten Teil „Gebäude“ ist die Häufigkeitsverteilung der Gebäude ohne Geschosshöhe nach dem ersten Schritt verschnitten mit den Gewannen ersichtlich.

Tabelle 8: Häufigkeitsverteilung der Gewanne und Gebäude nach der Varianz der gewichteten Geschosshöhe

Varianz	Gewanne			Gebäude	
	Anzahl	% an Gesamtmenge		Anzahl	% an Gesamtmenge
0	6568	30.0		723	42.2
1	3132	14.3		624	36.4
2	403	1.8		146	8.5
3	79	0.4		36	2.1
> 3	144	0.7		53	3.1
NULL	11529	52.8		130	7.6
Total	21855	100		1712	100.0

Mit den Resultaten aus der Gebäudeverschnidung wird nun so weiter vorgegangen, dass in einer Matrix der Varianzkoeffizient bestimmt wird.

$$\text{Varianzkoeffizient} = \frac{\sqrt{\sigma^2}}{\mu}$$

Die Berechnung des Varianzkoeffizienten lässt eine objektive Beurteilung der ermittelten Mittelwerte und deren Verwendung in Abhängigkeit zur Varianz. Als Grenzwert für den noch zu verwendenden Varianzkoeffizienten wird ≤ 0.50 festgelegt. In Tabelle 9 sind hierbei die berechneten Varianzkoeffizienten für die jeweilige Paarung ersichtlich. Grün bedeutet Annahme und rot bedeutet Verwerfung der gewichteten durchschnittlichen Geschosshöhe. In Tabelle 10 sind folglich die Häufigkeiten der jeweiligen Kombinationen aufgeführt und mit der entsprechenden Farbgebung hinterlegt.

Tabelle 9: Matrix der berechneten Varianzkoeffizienten

		Gewichtete durchschnittliche Geschossanzahl μ										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	12	NULL
Varianz σ^2	0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
	1	1.00	0.50	0.33	0.25	0.20	0.17	0.14	0.13	0.11	0.08	
	2	1.41	0.71	0.47	0.35	0.28	0.24	0.20	0.18	0.16	0.12	
	3	1.73	0.87	0.58	0.43	0.35	0.29	0.25	0.22	0.19	0.14	
	4	2.00	1.00	0.67	0.50	0.40	0.33	0.29	0.25	0.22	0.17	
	5	2.24	1.12	0.75	0.56	0.45	0.37	0.32	0.28	0.25	0.19	
	6	2.45	1.22	0.82	0.61	0.49	0.41	0.35	0.31	0.27	0.20	
	7	2.65	1.32	0.88	0.66	0.53	0.44	0.38	0.33	0.29	0.22	
	8	2.83	1.41	0.94	0.71	0.57	0.47	0.40	0.35	0.31	0.24	
	9	3.00	1.50	1.00	0.75	0.60	0.50	0.43	0.38	0.33	0.25	
	10	3.16	1.58	1.05	0.79	0.63	0.53	0.45	0.40	0.35	0.26	
	12	3.46	1.73	1.15	0.87	0.69	0.58	0.49	0.43	0.38	0.29	
	16	4.00	2.00	1.33	1.00	0.80	0.67	0.57	0.50	0.44	0.33	
	19	4.36	2.18	1.45	1.09	0.87	0.73	0.62	0.54	0.48	0.36	
	NULL											

Tabelle 10: Anzahl der Gebäude je Kombination aus der gewichteten Geschosszahl und der Varianz mit der Einfärbung gemäss Varianzkoeffizienten Einstufung

		Gewichtete durchschnittliche Geschossanzahl											Total
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	12	NULL	
Varianz σ^2	0	381	233	91	12	3		1	1	1			723
	1	80	332	173	37	2							624
	2	3	76	52	13	2							146
	3		3	19	14								36
	4		11	10	2		2						25
	5			3									3
	6			3	2	2							7
	7			1	2								3
	8				1		1						2
	9			1		1							2
	10			3		1					1		5
	12				1	1							2
	16					1		1					2
	19									2			2
	NULL											130	130
	Total	464	655	356	84	13	3	2	1	3	1	130	1712

Sämtliche als valid berechneten 1'358 gewichteten durchschnittlichen Geschosszahlen werden für die jeweiligen Gebäude übernommen. Ausserdem wird nach einer Stichproben

Überprüfung der 80 Gebäude mit der Varianz von 1 und der gewichteten durchschnittlichen Geschosshöhe von 1 entschieden, dass diese ebenfalls die entsprechende gewichtete durchschnittliche Geschosshöhe von 1 erhalten. Somit liegt die Zahl der Gebäude mit zugewiesener Geschosshöhe, inklusive der 1'438 in diesem zweiten Schritt berechneten durchschnittlichen Geschosshöhen, bei 103'714 Gebäuden (99.7 %). Gleichbedeutend mit 174 Gebäuden, die noch keine Geschosshöhe aufweisen.

Aufgrund der nur noch marginalen Anzahl wird in einem letzten Schritt jedes der Gebäude manuell begutachtet und mit Hilfe von LiDAR Daten die Stockwerkszahl geschätzt.

2.2.4 Zuweisung der Personen zu den Gebäuden

Da die exakten verorteten Daten zu Bewohner und Beschäftigten aus Datenschutzgründen nicht erhältlich sind, muss eine Methode zur Näherung beziehungsweise Disaggregation angewendet werden. Daher wird hier die Methode der dasymetrischen Kartierung in dieser Arbeit angewendet. Der Hauptzweck der Anwendung ist standardmässig die Disaggregation von Choroplethenkarten (Langford and Unwin, 1994). Im erweiterten Sinne kann dies auch auf Rasterdaten angewendet werden, da mit dem Hektarraster eine sinnvolle Grösse gegeben ist.

Bei der dasymetrischen Kartierung werden Karten mit grossflächigen statistischen Werten für ein Gebiet – in dieser Arbeit im Folgenden die Rasterzellen – anhand von sekundären räumlichen Hilfsdaten in eine räumlich differenziertere Verteilung überführt. Auf eine gleichmässige Verteilung innerhalb von Flächen wird verzichtet, um den Versuch einer Verbesserung der räumlichen Genauigkeit und Aussagekraft zu erreichen. (McCleary, 1969)

2.2.4.1 *Bewohner*

Im Raster werden die Bewohner auf Basis der Wohngebäude zugewiesen. Sämtliche Wohnungen sind in der Schweiz referenziert und die gemeldeten Personen einer Gemeinde sind, wenn immer möglich, exakt zugewiesen. Das Wohngebäude besitzt einen EGID und ist daher auch über das GWR lagemässig verortbar. Trotzdem ist es möglich, dass einzelne Einwohner einer Gemeinde nicht einem Gebäude zugewiesen werden können. Im Hektarraster des BFS werden diese Personen der im Zentrum der Bauzone liegenden Rasterzelle zugeordnet. Sprich diese Zelle erhält zusätzlich zur eigentlichen Bewohnerzahl noch die nicht verorteten Einwohner. Da dieser Wert je nach Gemeinde zwischen 3 und 185 variiert, muss für diese Arbeit eine Korrektur vorgenommen werden. Da beim Bund kein WMS mit der entsprechenden Korrektur bezogen werden kann, werden die Daten vom Bund heruntergeladen². Die herunterladbaren Daten umfassen zusätzlich zur CSV-Datei mit den Datenpunkten der Bewohnerzahlen eine CSV-Datei, in welcher die Korrekturwerte angegeben sind.

Für die technische Umsetzung werden die beiden CSV-Punktdateien für die Erstellung der Rasterdaten in QGIS verwendet. Die Datenpunkte entsprechen immer der unteren linken Ecke des Hektarrasterquadrats. Da für die Weiterverarbeitung die obere linke Ecke der Rasterzelle relevant ist, müssen die Daten zuerst 100 m in nördliche Richtung transformiert werden. Anschliessend werden die entsprechenden Datenpunkte rasterisiert. Durch den Feldrechner können nun die in der Zentrumsrasterzelle zugeordneten Personen ohne bekannten Wohnsitz in der jeweiligen Rasterzelle subtrahiert werden.

² <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/dienstleistungen/geostat/geodaten-bundesstatistik/gebaeude-wohnungen-haushalte-personen/bevoelkerung-haushalte-ab-2010.assetdetail.32686751.html>

Die Zuweisung der Bevölkerungswerten der Rasterzellen erfolgt in einem ersten Schritt auf die Gebäude. Dabei werden die Rasterzellen in vektorisierter Form mit den Gebäuden aus der amtlichen Vermessung verschnitten. Für diesen Verschnitt werden nur Gebäude verwendet, die eine Wohnfläche aufweisen. Somit werden Personen nicht unbeabsichtigt in Industriegebäude oder Garagenboxen zugewiesen.



Abbildung 11: Beispielausschnitt in der Gemeinde Reigoldswil. Es ist ersichtlich, wie sich die Verteilung von unbewohnten und bewohnten Gebäuden gestaltet. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Ein Problem, was mit diesem Ansatz nicht angegangen werden kann, ist, dass die Alters- und Pflegeheime keine Wohnfläche aufweisen. Dies ist in als Beispiel Abbildung 11 ersichtlich. Eine manuelle Umattributierung der Wohnfläche der Alters- und Pflegeheime ist nicht sinnvoll. Dies da die entsprechenden Rasterzellen, die die Alters- und Pflegeheime überschneiden, in vielen Fällen diese Wohnflächen nicht berücksichtigen. Für eine Analyse, was das bedeutet, kann der Datensatz „Alters- u. Pflegeheim / Pflegewohnung“ verwendet werden. In diesem sind neben der Position auch die Anzahl der Betten ersichtlich. Da im Kanton Basel-Landschaft für das Jahr 2023 eine Bettenauslastung von 96.7 % (Amt für Daten und Statistik BL, 2024) angegeben ist, sollten eigentlich fast alle verfügbaren Betten in der entsprechenden Rasterzelle abgebildet sein. Wenn nun stichprobenweise der Zellenwert und die Anzahl Betten miteinander verglichen (siehe Beispiele in Abbildung 12) werden, muss festgestellt werden, dass je nachdem ob ein Alters- und Pflegeheim hauptsächlich für eine oder für mehrere Gemeinden betrieben wird, massive Differenzen zwischen der Bettenzahl und den Hektarrasterwerten vorliegen. Da keine eindeutige Lösung für dieses Problem gefunden werden kann, wird dieser Umstand akzeptiert und nicht weiter betrachtet.

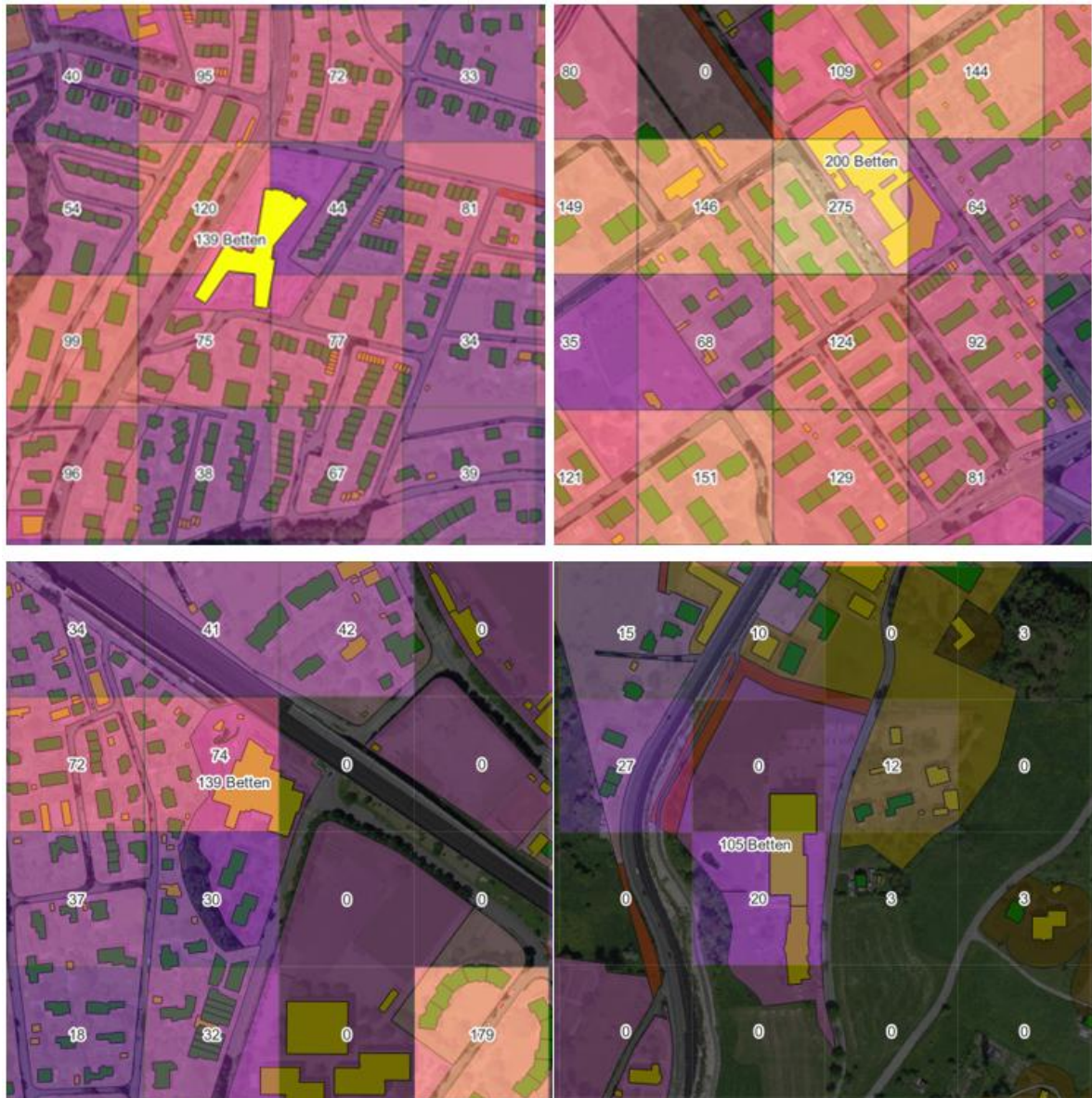


Abbildung 12: Von oben links nach unten rechts: Die APH Blumenrain Therwil, Am Bachgraben Allschwil, Frenkenbündten Liestal und Grütt Niederdorf mit der Betten Anzahl und dem hinterlegten Bevölkerungshektarraster mit der Angabe der Zellwerte. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Um nun im nächsten Schritt die Einwohner gemäss Raster auf die Gebäude zu verteilen, werden die Rasterzellen vektorisiert und mit den Gebäuden verschnitten. Als Verteilungskriterium für die dasymetrische Verteilung wird der aufsummierte Wohnraum jedes einzelnen Gebäudes verwendet. Dabei wird der anteilmässige Wohnraum basierend auf der Grundrissfläche des Gebäudes verwendet.

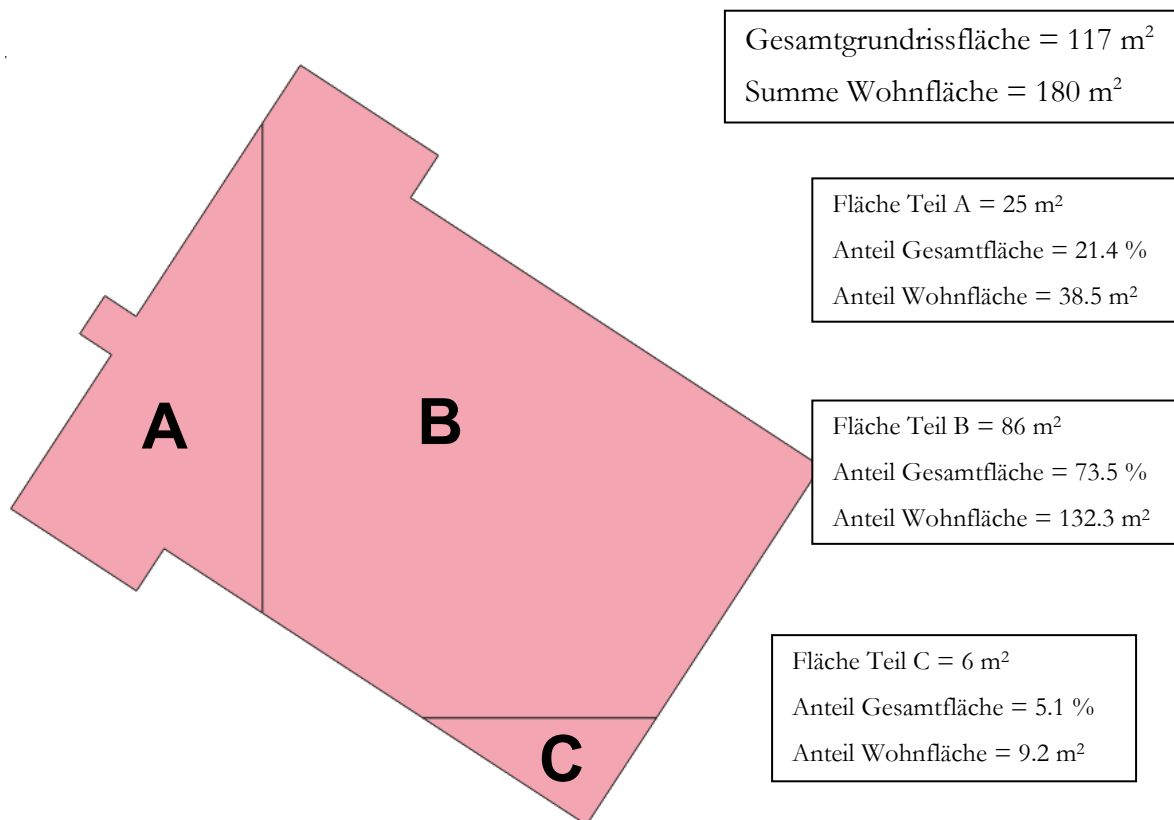


Abbildung 13: Beispiel für die anteilmässige Aufteilung der Wohnfläche des Gebäudes auf die vorhandenen Teilflächen.

Für die Verteilung der Werte der Rasterzellen wird nun die Gesamtsumme aller Gebäudeteilflächen gebildet. Der Anteil der jeweiligen Teilfläche multipliziert mit der Gesamtzahl an Einwohnern der Rasterzelle, ergibt die theoretische Anzahl an Bewohnern, die in diesem Gebäudeteil leben. Durch die Aufsummierung der einzelnen Teilflächen eines Gebäudes, wird dann die Bewohnerzahl des Gebäudes bestimmt.

Beim Vergleich der Einwohnerzahlen der Gemeinden für das vierte Quartal 2023³ mit den aufsummierten Bewohnern pro Gemeinde wird festgestellt, dass diese nicht übereinstimmen. So ist die Einwohner Zahl pro Gemeinde im Mittel prozentual um 1.17 % höher. Dies bei einer Standardabweichung von 2.08 %. Wenn die Gesamtsummen über den gesamten Kanton miteinander verglichen werden, liegt die Differenz bei 0.65 %, da in den einwohnerstärkeren Gemeinden die prozentualen Unterschiede geringer ausfallen als in den einwohnerarmen.

Eine eindeutige Begründung für diese Feststellung kann nicht gegeben werden. Jedoch wird vom Autor angenommen, dass dies aufgrund der Korrekturwerte und Grenzeffekten entlang beider Seiten der bebauten Gemeindegrenzen auftritt. Aufgrund der geringen Differenz werden keine weiteren Untersuchungen vorgenommen und die Differenz wird akzeptiert.

³ https://statistik.bl.ch/web_portal/1_1_1?Jahr=3&Quartal=1

2.2.4.2 Beschäftigte

Für die Weiterbearbeitung werden hier ebenfalls die Daten vom BFS heruntergeladen⁴. Es wird bewusst die Anzahl der Beschäftigten verwendet und nicht die Anzahl Vollzeitäquivalente. Dies, da rein aus den Daten nicht geschlossen werden kann, wie gross die durchschnittliche Anzahl an anwesenden Personen ist.

Auch in diesem Datensatz gibt es nicht exakt zuordenbare Arbeitsplätze. Hier werden diese nach dem Abgleich mit den Daten des GWR nicht eindeutig zuordenbaren Arbeitsplätze nicht prioritär einer Zentrumscoordinate zugeordnet. Stattdessen wird versucht eine Näherungskoodinaten mit mindestens an der gleichen Strasse liegenden drei Gebäuden zu rechnen. Da im Gegensatz zu den Einwohnerdaten wird in diesem Fall mit Näherungen gearbeitet, insbesondere im dicht besiedelten unteren Kantonsteil um die Stadt Basel, da viele solche genäherten Positionen vorkommen. In der Punktdati mit den Korrekturwerten liegen im Kanton Basel-Landschaft nur vier Datenpunkte vor, welche keine Näherung aufweisen. Da es sich bei allen vier Punkten um kleinere ländliche Gemeinden handelt, bei welchen Korrekturwerte zwischen 4 und 65 vorliegen, kann dies insbesondere bei den grossen Werten zu signifikanten Fehleinschätzungen kommen. Aus diesem Grund werden diese vier Zentrumskoordinaten angepasst. Sämtliche anderen Näherungen werden belassen und weiterverwendet.

Die nun korrigierten, analog den Bevölkerungspunkten transformierten und rasterisierten Daten, werden ebenfalls dasymetrisch kartiert. Um auch hier eine realistischere Zuteilung der Beschäftigten zu erhalten, werden zwei Kriterien angewendet. Dies sind die Gebäudemiminalfläche und die Zonenzuweisung.

Gebäudemiminalfläche

In Wohngebieten können Arbeitsstätten sowohl in Betrieben mit vertretbaren Emissionen wie auch für Einzelfirmen in Wohnhäusern vorhanden sein. Die Mehrheit davon wird in Wohnhäusern vorkommen. Um nun eine Minimalfläche zu bestimmen, werden Hilfsgrößen beigezogen. Gemäss BFS betrug die durchschnittliche Wohnfläche pro Bewohner im Kanton Basel-Landschaft im Jahre 2023 48.6 m² (Bundesamt für Statistik, 2025c). Die durchschnittliche Anzahl Personen pro Haushalt beläuft sich gemäss BFS im Kanton Basel-Landschaft im Jahr 2023 auf 2.19 Personen pro Haushalt (Bundesamt für Statistik, 2025b). Daraus würde die durchschnittlich benötigte Wohnfläche pro Haushalt von 106 m² resultieren. In der vereinfachten Annahme, dass ein Einfamilienhaus aus einem Vollstockwerk besteht und einem Dachgeschoss – welches nur zu ca. 80 % als Wohnfläche zählt – würde ein Grundriss von rund 59 m² resultieren. Da gemäss BFS die Wohnfläche pro Bewohner sich jedoch im Laufe der Zeit verändert hat, wird der Wert 41.4 m² (Bundesamt für Statistik, 2025c) von 1961 (Mittleres Alter der Gebäude in BL) verwendet. Die Haushaltsgrösse von 2.19 Personen wird weiterhin verwendet. Somit wird die minimale Grundfläche bei 50 m² angesetzt. Wie in Abbildung 14 gezeigt, wird ersichtlich, dass so insbesondere in Wohngebieten mit Baujahr vor 1961 massiv mehr Gebäude noch innerhalb der Minimalfläche liegen, als wenn der Wert von 59 m² verwendet würde.

⁴ <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/dienstleistungen/geostat/geodaten-bundesstatistik/arbeitsstaetten-beschaeftigung/statistik-unternehmensstruktur-statent-ab-2011.assetdetail.32258837.html>



Abbildung 14: Darstellung der Gebäude mit eingefärbter Grundrissfläche an der Grenze der beiden Wohnquartiere Freidorf (links der von Nord nach Süd verlaufenden Strasse, Baujahr 1920/1921) und Lutzert (rechts der von Nord nach Süd verlaufenden Strasse, Baujahr 1953-1958) (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Zonenzuweisung

Bei den Daten zu den Bewohnern wurde die Berücksichtigung des Umgangs mit Randeffekten weggelassen. Dies da in diesem Fall die entsprechenden Zuteilungen auf Basis des Attributs der Wohnfläche gemacht werden konnte. Somit kam es auch an den Rändern der Wohnzonen zu Arbeitszonen zu keinen mutmasslichen Falschzuweisungen zu Industriegebäuden.

Da ein solches Attribut im Falle der Beschäftigten fehlt, werden andere Möglichkeiten zur Reduzierung von Randeffekten gesucht. Mennis and Hultgren (2006) haben in ihrem Artikel untersucht, was für Resultate mit unterschiedlichen Parametrisierungen herauskommen. Die besten Resultate wurden erreicht, wenn die Überdeckung berücksichtigt wurde. In ihrer Arbeit wurden prozentuale Überdeckungen von 70 %, 80 % und 90 % vorgeschlagen. Die Problematik im Fall der Rasterzellen ist, dass viele Gebäude aufgrund der engen Rasterweite mindestens einmal durchschnitten sind und somit ist eine Überdeckung von selbst 70 % meist nicht erreichbar ist. Insbesondere bei grossen Gebäuden wie in Abbildung 15 ersichtlich ist dies kaum möglich. Es wird daher entschieden, dass darauf verzichtet wird, dass mit der Beachtung von Mindestüberdeckungen gearbeitet wird.

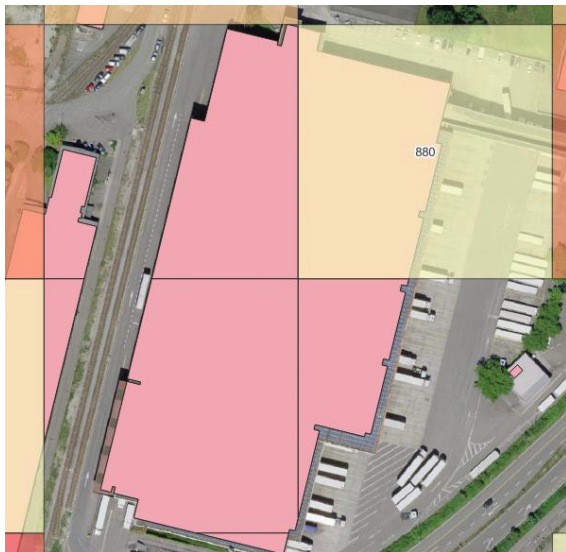


Abbildung 15: Mit dem Hektarraster verschnittenes Gebäude eines grossen Industriegebäudes. Dabei ist zu beachten, dass aufgrund der Grösse sich das Gebäude innerhalb von fünf Hektarrasterzellen befindet. Die Beschäftigten sind jedoch nur einer Zelle zugeordnet. (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Um trotzdem in Bereichen realistischere Resultate zu erhalten, in welche sich mehrere Zonen überlappen, werden Faktoren für die einzelnen Flächenklassen eingeführt. Für die Bestimmung des Faktors wird der ARE-Gemeindetyp miteinbezogen. Dieser wird vom Bundesamt für Raumentwicklung (ARE) für jede Gemeinde bestimmt (Abbildung 16). Es wird ersichtlich, dass für den Kanton Basel-Landschaft nur die Gemeindetypen Nebenzentren der Grosszentren, Gürtel der Grosszentren, Periurbane ländliche Gemeinden und Agrargemeinden vorkommen.

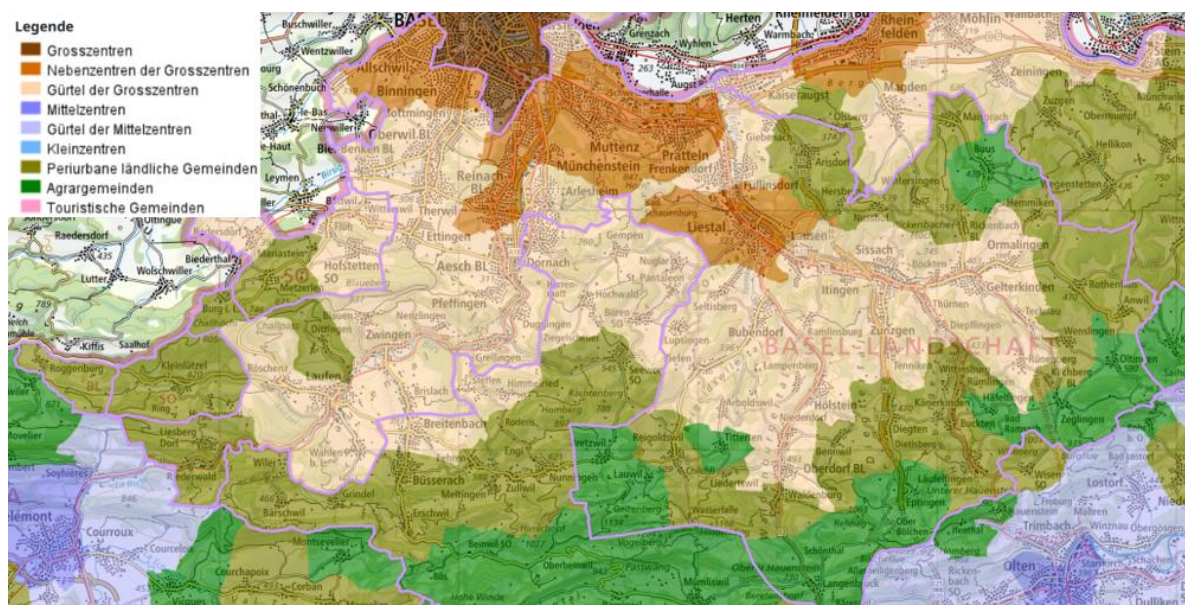


Abbildung 16: Einteilung der Gemeinden nach Typ gemäss ARE. (Quellen: ©swisstopo)

Das ARE hat ausserdem in ihrer Publikation zur Räumlichen Entwicklung der Arbeitsplätze in der Schweiz (Müller et al., 2016) in Abbildung 8-10 den Flächenanteil der Arbeitsplätze an der Gesamtzone je Bauzonentyp bestimmt. Dies wurde gesamtschweizerisch berechnet. Eine spezifische Angabe für den Kanton Basel-Landschaft existiert nicht.

Die entsprechenden Prozentangaben werden in dieser Arbeit als Faktoren verwendet und sind in Tabelle 11 ersichtlich. Es wird trotz dem, dass die Zentrums-, Misch- und Wohnzonen in eine Flächenklasse aggregiert wurden, der jeweilige Faktor in den einzelnen Features verwendet.

Tabelle 11: Faktoren für die Zuweisung der Beschäftigten

ARE Gemeindetyp	Arbeitszonen	Wohnzonen	Mischzonen	Zentrumszonen
Nebenzentren der Grosszentren	0.984	0.148	0.513	0.657
Gürtel der Grosszentren	0.979	0.136	0.375	0.352
Periurbane ländliche Gemeinden	0.976	0.116	0.466	0.358
Agrargemeinden	0.961	0.129	0.484	0.328

Die Flächenklassen der Aussenhöfe, Bahn, Tourismus- und Freizeitzone sowie Zonen für öffentliche Nutzungen werden den Arbeitszonen gleichgesetzt.

In der folgenden Formelzusammenstellung wird aufgezeigt, wie im Feldrechner vorgegangen wurde. Dabei wurden nur Gebäude in die Berechnung einbezogen, die die Minimalfläche von 50 m² ausweisen können.

$$\text{Anteil Grundfläche} = \frac{\text{Teilfläche Gebäude}_i}{\text{Gesamtfläche Gebäude}_i}$$

$$\text{Genäherte Nutzfläche Gebäude}_i = \text{Gesamtfläche Gebäude}_i \times \text{Geschosszahl}$$

$$\text{Teilnutzfläche Gebäude}_i = \text{Genäherte Nutzfläche Gebäude}_i \times \text{Anteil Grundfläche}$$

$$\text{Gewichtete Teilnutzfläche Gebäude}_i = \text{Faktor} \times \text{Teilnutzfläche Gebäude}_i$$

$$\text{Beschäftigte Gebäude}_i = \frac{\text{Gewichtete Teilnutzfläche Gebäude}_i}{\sum \text{Gewichtete Teilnutzfläche Gebäude}_i \text{ von Rasterzelle}_j} \times \text{Beschäftigte Rasterzelle}_j$$

Validierung der Resultate

Wenn nun die auf die Gebäude verteilten Beschäftigten Zahlen pro Gemeinde hochgerechnet werden und diese Summen mit den Daten der Beschäftigten für das Jahr 2022 des Amt für Daten und Statistik des Kanton Basel-Landschaft⁵ verglichen werden, fallen wie schon bei den Bewohnenden Differenzen auf. Auf den gesamten Kanton aufsummiert wird festgestellt, dass die Summe der mit dem Hektarraster verschnittenen Gebäuden mit 166'403 Beschäftigten um 7'895 (4.7 %) Beschäftigte höher liegt als die Summe von 158'508 Beschäftigten gemäss den Daten des kantonalen statistischen Amtes. Der Mittelwert aller prozentualen Abweichungen liegt hierbei bei 12.77 %. Wie in Abbildung 17 ersichtlich, sind die Werte in der grossen Mehrheit im positiven Bereich. Eine Begründung hierfür liegt darin, dass aus Datenschutzgründen Werte von 1-4 Beschäftigten immer mit dem Wert 4 versehen. Zudem ist ersichtlich, dass mehrheitlich Gemeinden mit einem niedrigen Anteil an Beschäftigten eine überdurchschnittliche prozentuale Abweichung aufweisen. Dies ist damit begründbar, dass es sich bei den Extremwerten um Agrargemeinden handelt, bei

⁵ https://statistik.bl.ch/web_portal/3_3_1_3

welchen nur wenig weiteres Gewerbe vorhanden ist. Agrarbetriebe weisen gemäss den kantonalen statistischen Daten⁶ im Schnitt 3.2 Beschäftigte pro Betrieb auf. Dabei liegt der Wert im Bezirk Arlesheim bei 4.7 Beschäftigten, was mit dem in weiten Teilen grossflächig flachen Gelände begründet werden kann. Hingegen liegt die Beschäftigten Zahl in den Bezirken mit Hügel-, Bergzonen oder Sömerungsgebieten gemäss Bundesamt für Landwirtschaft⁷ im Bereich von 2.7-3.1 Beschäftigten.

Beim stark negativen Datenpunkt handelt es sich um Häfelfingen, welches den vorherig erwähnten Korrekturwert von 65 in seiner Zentrumsordinate hat.

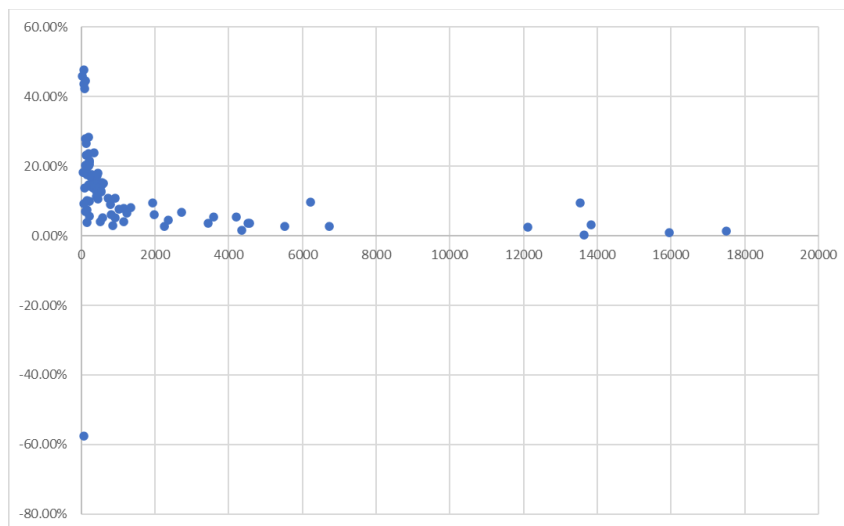


Abbildung 17: Plot der aufsummierten Beschäftigten Zahlen pro Gemeinde gemäss dem Verschnitt der Gebäude mit den Hektarrasterdaten auf der x-Achse und der prozentualen Abweichung dieser Daten gegenüber den Daten des kantonalen Amtes für Daten und Statistik.

Werden nun diese Daten betrachtet, wird entschieden, dass für Auswertungen auf Flächenklassen-Auflösung die Werte gemäss Verschnitt der Gebäude mit dem Hektarraster verwendet werden. Für höher aufgelöste Auswertungen auf Gemeindestufe werden hingegen die Werte des kantonalen statistischen Amtes verwendet. Dies da in der Regel die Genauigkeit für die einzelnen Flächenklassen als Höher betrachtet werden kann, als wenn diese mit einem Verteilschlüssel von den Daten des statistischen Amtes her abgeleitet werden.

Für die Normierung der Werte werden die Anzahl Personen auf die jeweils Brutto, wie auch Nettogesamtfläche sowie genäherte Nutzungsfläche verteilt.

2.3 Vorbereitung der Modelldaten

2.3.1 Überführung in ein tabellarisches Analyseformat und verwendete Software

Die in den vorhergehenden Arbeitsschritten in QGIS (Version 3.34/3.40) aufbereiteten Geodaten werden für die statistische Modellierung in das tabellenbasierte CSV-Dateiformat überführt. Dieses Vorgehen wird gewählt, da die räumlichen Informationen und Einsatzdaten in den vorhergehenden Schritten definierten Untersuchungseinheiten (Flächenklasse/Gemeindeebene) zugewiesen und berechnet wurden.

Für die eigentliche Modellerstellung werden somit keine direkten räumlichen Daten verwendet. Dies da hier diskrete in der Regel unabhängige Einzelereignisse betrachtet werden.

⁶ https://statistik.bl.ch/web_portal/7_1_1_3?year=2022

⁷ https://geoview.bl.ch/?map_x=2614110&map_y=1254470&map_zoom=3&tree_group_layers_Landwirtschaft=landwirtschaftliche_zonen&tree_groups=Landwirtschaft

Für die Modellierung wird entsprechend keine direkte räumliche Interaktion zwischen benachbarten Beobachtungseinheiten angenommen. Eine Interpolation auf eine flächendeckende räumliche Oberfläche ist nicht das Ziel. Die räumlichen Muster werden bei der Modellierung berechneten Kennwerte der einzelnen Untersuchungseinheiten zugeordnet. Daraus resultiert, dass die Einsätze als Zähldaten ausgewertet werden. (Wakefield, 2007)

Lediglich die spätere Prüfung der Modellresiduen des Referenzmodells auf eine räumliche Autokorrelation wird bewusst als eigenständiger Diagnoseschritt wieder mit einem räumlichen Bezug durchgeführt. Hiermit wird überprüft, ob nach der Modellierung noch eine relevante räumliche Reststruktur in den Daten verbleibt. (Dormann et al., 2007)

Für die statistische Weiterverarbeitung der CSV-Daten wird R innerhalb eines online Cloud-Services verwendet. Für die Datenverarbeitung werden die Pakete readr, dplyr sowie tibble verwendet. Das Paket MASS wird für die Schätzung der Negativ-Binomial-Modelle und pscl für die explorative Prüfung auf vorhandene Zero-Inflated.

2.3.2 Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe

Um die folgend ermittelnden Resultate und Modelle auf ihre Güte zu prüfen, werden die vorhandenen Daten in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe aufgeteilt. Dabei wird ein Verhältnis von 70 % in der Trainingsgruppe zu 30 % in der Validierungsgruppe angestrebt.

Als Zuweisungsebene wird die Gemeinde betrachtet. Dies, um zu verhindern, dass Flächenklassen derselben Gemeinde in zwei verschiedenen Gruppen vorkommen. Auch wenn je nach Einsatzklasse eine Auswertung auf Stufe der Flächenklassenkategorie durchgeführt würde, bleibt die Gemeinden die übergeordnete Zuordnungseinheit.

Ein weiterer Grund ist aber auch, dass die Gemeinden selbst für den Betrieb einer Feuerwehr zuständig sind und somit auch mit Betrachtung der Organisation Feuerwehr eine sinnvolle Aggregationsebene vorliegt.

Da im Kanton Basel-Landschaft eine grössere Heterogenität der Typologie der Siedlungsstruktur vorherrscht, kann jedoch nicht einfach die Gesamtmenge der Gemeinden auf die beiden Gruppen ohne weitere Differenzierung aufgeteilt werden. Aus diesem Grund wird für eine stratifizierte Aufteilung sich an der Klassifikation der Gemeindetypologien des Bundesamts für Statistik bedient. Dieses hat sämtliche Gemeinden im System in 9 und 25 Kategorien eingeteilt. Die Kategorisierung mit 9 Klassen auf einer Dichte-, Grössen- und Erreichbarkeitsanalyse. Bei der Kategorisierung in 25 Klassen werden noch sozioökonomische Kriterien einbezogen (Kohler and von Siebenthal, 2024).

Dieses Vorgehen wird mit der methodischen Überlegung getroffen, dass bei räumlich strukturierten Daten eine Gruppierung besser geeignet ist als eine rein zufällige Aufteilung. (Roberts et al.)

Die Gemeinden des Kanton Basel-Landschaft werden innerhalb der vorkommenden Gemeindetypologiekategorie zufällig gezogen. Pro Klasse wird versucht möglichst nahe am Verhältnis von 70 % (Training) zu 30 % Validierung zu ziehen. Dabei wird jeweils eine gesamte Gemeinde entweder der Trainings- oder der Validierungsgruppe zugewiesen.

Da die Gesamtmenge an Gemeinden nur sehr gering ist, ist eine Aufteilung in eine Trainings-, Kontroll- und Validierungsgruppe nicht möglich. Aus diesem Grund dürfen die Resultate der Validierung nicht dazu genutzt werden, um allenfalls weitere Anpassungen am Modell zu machen.

Es ist weiter zu beachten, dass je nach Kombination aus Ereignisklasse und Flächenklasse sogenannte strukturelle Nullen vorkommen können. Hierbei handelt es sich um Gemeinden, in welchen eine bestimmte Flächenklasse nicht vorhanden ist. Solche Gemeinden werden nicht als echte Nullbeobachtungen in den Modellen interpretiert, sondern werden aus der Analyse ausgeschlossen. Dadurch kann eine systematische Verzerrung verhindert werden.

2.4 Prüfung auf den Einfluss der Corona-Pandemie

Da sich der Untersuchungszeitraum von April 2016 bis August 2024 erstreckt, ist auch die Corona-Pandemie enthalten. Für spezifisch feuerwehrtechnische Einsätze insbesondere in der Schweiz, fehlt die einschlägige wissenschaftliche Literatur. Ein Hinweis auf eine Veränderung von Notfalleinsätzen liefert Weichert et al. (2023) mit der Polytraumaversorgung in der Luftrettung. Es wird festgestellt, dass aufgrund des Herunterfahrens des öffentlichen Lebens die Einsatzzahlen um 20 % im Jahr 2020 sanken. Dies betraf insbesondere internistische Einsätze. Der Anteil an den Trauma Einsätzen blieb nahezu gleich. Auch gingen die Arbeitsunfälle zurück. Hingegen stieg die Zahl an Unfällen in der Freizeit. Auch Naujoks et al. (2023) beschreiben in ihrem Artikel zur Veränderung der rettungsdienstlichen Einsatzzahlen für die Metropolregion Frankfurt während der Coronapandemie eine Veränderung der Einsatzstatistik. Auch in diesem Fall sind die Einsatzzahlen um 16 % gesunken.

Um eine Aussage über die Entwicklung der Feuerwehreinsätze im Kanton Basel-Landschaft für die Corona Zeit, wird ein nicht parametrischer Permutationstest (Randomisierungstest) angewendet. So soll ein unerwünschter Einfluss von veränderten Einsatzzahlen in dieser Zeit festgestellt werden können.

Um eine gleiche Grösse zu vergleichen, werden gesamte Kalenderjahre verwendet. Dabei werden die angebrochenen Jahre 2016 und 2024 nicht berücksichtigt. Als „Corona-Jahre“ werden die Jahre 2020 und 2021 betrachtet. Das Jahr 2020 wird als ganzes Jahr den „Corona-Jahren“ zugewiesen, obwohl die ersten Massnahmen erst per 28.02.2020 in der Schweiz in Kraft traten. (Kohler et al., 2020) Dem gegenüber wird das Jahr 2022 nicht als „Corona-Jahr“ betrachtet, da in der Schweiz per 17.02.2022 praktisch alle Massnahmen aufgehoben wurden (Bundesamt für Gesundheit, 2022).

Durch diese exakte Berechnung aller möglichen Jahr-Kombinationen (21 Permutationen) wird die Teststatistik ohne approximative Verteilungsannahme exakt bestimmt. Gemäss Ernst (2004) wird die Anwendung dieses Permutationstest als robuste und verteilungsfreie Methode für den Vergleich von Gruppen mit kleinen Stichprobengrössen – oder in diesem Fall Grundgesamtheit – empfohlen.

H_0 : Als Nullhypothese wird dabei angenommen, dass während Corona keine signifikant veränderten Einsatzzahlen für Feuerwehreinsätze resultieren.

H_1 : Als Gegenhypothese wird eine signifikante Abweichung während Corona aufgestellt.

Es wird aufgrund der fehlenden wissenschaftlichen Literatur bei allen Einsatzzahlen beidseitig getestet.

Für die Teststatistik wurde für jede Einsatzklasse die Differenz des Mittelwerts der Corona-Jahre mit den nicht Corona-Jahren verglichen.

$$T = \bar{Y}_{Corona} - \bar{Y}_{Nicht-Corona} = \frac{Y_{2020} + Y_{2021}}{2} - \frac{Y_{2017} + Y_{2018} + Y_{2019} + Y_{2022} + Y_{2023}}{5}$$

Die Überprüfung der Signifikanz von T wurde mittels exaktem nicht-parametrischen Permutationstest durchgeführt. Trotzdem, dass die beiden Jahre 2020 und 2021 aufeinander folgen, wurde entschieden, dass die sieben vorhandenen Jahressummen jeweils in beliebigen 2-Jahre-Sets angeordnet werden, ohne dass diese aufeinander folgen müssen. Somit bestehen 21 mögliche verschiedene Permutationen b.

$$T^{*(b)} = \bar{Y}^{(b)}_{Corona} - \bar{Y}^{(b)}_{Nicht-Corona}$$

Somit wird der zweiseitig exakte p-Wert wie folgt gebildet:

$$p = \frac{1 + \sum_{b=1}^{21} |T^{*(b)}| \geq |T|}{21 + 1}$$

Durch die Diskretheit ist das kleinste zweiseitige p-Niveau mit $2/22 \approx 0.091$.

2.5 Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit

2.5.1 Wahl der statistischen Methode

Die Wahl der statistischen Methode wird massgeblich durch die Eigenschaften der Daten bestimmt. In klassischen geostatistischen Verfahren wird auf die Vorhersage von kontinuierlichen räumlichen Phänomenen geachtet (Cressie, 1993). Hierbei wird eine stetige räumliche Autokorrelation zwischen benachbarten Messwerten vorausgesetzt.

Als Grundannahme wird in dieser Arbeit angenommen, dass die Zahl der beobachteten Ereignisse in einer räumlichen Untersuchungseinheit als Zähldaten modelliert werden können. Die erwartete Ereigniszahl wird dabei mit einer Expositionsgrösse (Offset) und erklärenden Variablen verknüpft.

Poisson-/Negativ-Binomial-Regression

Bei den vorliegenden Einsatzereignissen handelt es sich jedoch um punktuelle Ereignisse und keine kontinuierliche Oberfläche. Zwar weisen auch diese Ereignisse räumliche Muster – beispielsweise eine höhere Dichte in urban geprägten Gebieten – auf, jedoch ist das Ziel dieser Arbeit nicht die Interpolation von Werten an unbekannten Orten, sondern die Modellierung von Eintretenswahrscheinlichkeiten für Gemeinden oder Teilen davon in Abhängigkeit von erklärenden Variablen. Für die Beachtung des räumlichen Musters werden die Daten als Zähldaten den auf Gemeindeebene aggregierten Flächenklassen – oder wo notwendig anderer Aggregationsebenen zugewiesen.

Eine klassische lineare Regression ist für Zähldaten ungeeignet. Es handelt sich hier um diskrete, nicht negative Ereignisse, welche in den seltensten Fällen einer Normalverteilung folgen (McCullagh and Nelder, 1989). Aus diesem Grund werden zur Modellierung punktueller Ereignisse Generalisierte Lineare Modelle (GLM) herangezogen (McCullagh and Nelder, 1989). In diesem Fall wird die Poisson-Regression verwendet, welche davon ausgeht, dass das Auftreten der Ereignisse durch stochastische Punktprozesse erklärt werden kann. Ein in Zähldaten häufig auftretendes Problem ist jedoch die Überdispersion. Bei dieser übersteigt die Varianz der Daten den Erwartungswert. Dadurch kann der Standardfehler der Modellspezifikation unterschätzt werden. Daher wird, um diese Varianzheterogenität abzubilden, meist die Negativ-Binomial-Verteilung bevorzugt, welche durch einen zu-

sätzlichen Dispersionsparameter eine flexiblere Anpassung an die Streuung der Daten erlaubt. (Hilbe, 2011, Su et al., 2019) Die Wahl ob die Verteilung der Daten besser durch eine Poisson- oder ob eine Negativ-Binomial-Regression beschrieben wird, wird datengetrieben anhand von Modellgütekriterien geprüft.

Zero-Inflated-Modell

Bei den Einsatzdaten ist insbesondere bei seltenen Ereignisarten oder bei seltenem Auftreten von gewissen Ereignisarten in bestimmten Flächenklassen ein hoher Anteil an Nullwerten zu erwarten. Als Nullwert wird hier ein Gebiet bezeichnet, in welchem im Beobachtungszeitraum keine betrachteten Ereignisse stattfanden.

Ein solcher Überschuss an Nullen (Zero-Inflation) kann oft weder durch Poisson- noch Standard Negativ-Binomial-Modelle adäquat abgebildet werden. In solchen Fällen bieten sich Zero-Inflated-Modelle an. In diesen wird davon ausgegangen, dass die Nullwerte aus zwei unterschiedlichen Prozessen stammen. (Lambert, 1992) Strukturelle Nullen liegen in Gebieten vor in welchen aus strukturellen Gründen ein Ereignis im Vergleich zu anderen Gebieten grundsätzlich unmöglich ist oder zumindest extrem unwahrscheinlich. Zufällige Nullen entstehen dagegen in Gebieten, in welchen Ereignisse grundsätzlich möglich wären aber rein zufällig nicht aufgetreten sind. (Arima et al., 2025)

Grenzen der Methodik und Umgang mit diesen

Trotz des Einsatzes von Zero-Inflated-Modellen stösst die Inferenzstatistik mit der Modellierung an ihre Grenzen, wenn die absolute Anzahl der beobachteten Ereignisse im untersuchten Gebiet zu gering ist. Bei sehr seltenen Ereignisarten – oder zumindest seltenen Ereignisarten für bestimmte Flächenklassen – führt die geringe Fallzahl dazu, dass die Maximum-Likelihood-Schätzung des Modells nicht mehr konvergiert beziehungsweise nur instabile Parameterschätzungen geliefert werden. (King and Zeng, 2001)

Eine Überprüfung der Güte des statistischen Modells wird in dieser Arbeit durch Beurteilen der Modellkonvergenz und der Standardfehler ermittelt. Bei unzureichender Datenbasis ist ein Indiz, wenn die Algorithmen nicht konvergieren, die Standardfehler der Koeffizienten extrem hoch sind oder nur sehr breite Konfidenzintervalle bestehen, welche keine signifikante Aussage zulassen. (Allison, 2008)

Wenn mit der Modellierung kein stabiles Modell erreicht werden kann, wird geprüft, ob durch räumliche, zeitliche oder gegebenen Falls thematische Aggregation eine methodisch tragfähige Modellspezifikation möglich ist. Wenn auch durch diese Massnahmen kein Modell möglich ist, wird auf ein solches verzichtet.

Um eine konkrete Aussage über die Stabilität machen zu können, wird zum einen die Faustregel „Events per Variable“ angewendet. Diese besagt, dass pro erklärende Variable im Modell mindestens 10 bis 20 Ereignisse benötigt werden. Bei zu wenig Ereignissen für zu viele Variablen würde ein Overfitting entstehen. (Peduzzi et al., 1996)

Zum anderen wird das Verhältnis des Standardfehlers zum Koeffizienten in der Regressionsstabelle beurteilt. Ist dieser Standardfehler im Vergleich zum Koeffizienten unverhältnismässig hoch, muss das Modell verworfen werden (Heinze and Schemper, 2002).

2.5.2 Anwendung einer Negativ-Binomialverteilung am Beispiel von relevanten Bränden in Wohn- und Mischzonen

2.5.2.1 Datenaufbereitung und Modellrahmen für Wohn- und Mischgebiete

2.5.2.1.1 Auswahl der Ziel- und Expositionsvariablen

In der als Beispiel folgend aufgezeigten Analyse wird die Summe aller relevanten Brandeinsätze in Wohn- und Mischzonen beurteilt. Dabei sind diese beobachteten Werte pro Flächenklasse auf die Gemeinden aggregiert. Da der Faktor Mensch das zentrale Element bei der Entstehung von Bränden und der unmittelbaren Reaktion in den ersten Sekunden ist (Subramaniam, 2004, Cvetkovic et al., 2022), wird für die Wohngebiete der Offset -Term $\log(\text{Einwohner})$ verwendet. Der Einsatz von Offsets ist Standard bei der Zähl Datenanalyse, um die Unterschiede in der Exposition (Bevölkerungsgrösse) zu berücksichtigen und so vergleichbare Raten zu erhalten. (Cameron and Trivedi, 1998) Daraus resultierend muss für weiter folgende Modelle die Exposition, jeweils bezogen auf eine spezifische Gegebenheit aus der Kombination zwischen der räumlichen Betrachtung und der Einsatzklasse, gewählt werden.

2.5.2.1.2 Transformation und Vorbereitung der Prädiktoren

Für die Modellierung und Erklärung der Einsatzhäufigkeit werden Variablen verwendet, die die Nutzungsstruktur der Untersuchten Wohn- und Mischzonen beschreiben. Dazu zählen:

- Beschäftigte: Auch in den Wohn- und Mischzonen finden sich in Werkstätten, Dienstleistungsbetrieben
- Nettofläche: Bebaute Grundfläche
- Wohnfläche (ha): Indikator für die Dichte und Intensität der Wohnnutzung
- Gebäudegrundfläche: Proxy für die Ableitung die in einem Gebiet vorhandenen baulichen Masse.
- Genäherte Nutzfläche: Grundfläche multipliziert mit der Stockwerksanzahl. Dabei werden auch Büro oder weitere nicht zur Wohnfläche zählende Flächen berücksichtigt.
- Mittleres Baujahr: Kennzahl für die bauliche Altersstruktur. Dabei sind Ertüchtigungen/Sanierungen nicht berücksichtigt. Diese Kennzahl ist relevant, da die baulichen Altersstrukturen eine Aussage über die Brandcharakteristika geben aber auch eine Ableitung über die innere Gebäudeableitung ermöglichen können. Jedoch ist zu beachten, dass ältere Gebäude bei Umbauten, Sanierungen, Nutzungsänderungen oder nachträgliche Auflagen entsprechend ertüchtigt worden sein können. Diese Objektbezogene Information ist nicht verfügbar.

Um die Schiefe der Daten zu reduzieren und die Modellstabilität zu erhöhen, werden die rechtsschiefen Variablen der Flächenzahlen und Beschäftigten mit $\log 1p(x)$ ⁸ transformiert. (West, 2021) Weiter wird die Variable des mittleren Baujahrs zentriert, in dem vom beobachteten Wert der kantonale Mittelwert von 1961 (siehe Kapitel 2.2.3.1) subtrahiert wird.

2.5.2.2 Diagnose der Modellannahmen

Zur Beurteilung des zu wählenden Modells werden der Mittelwert, die Varianz und der Nullanteil beigezogen. Die Entscheidung der finalen Modellwahl zwischen dem Poisson-

⁸ $\log 1p(x) = \ln(1+x)$: Befehl in R der angewendet wurde, um robust mit den vorhandenen Nullwerten in den Daten umzugehen.

Modell und dem Negativ-Binomial-Modell erfolgt anhand der berechneten Dispersion des im ersten Schritt berechneten Poisson-Modells.

Liegt das Verhältnis von der Modellabweichung zu den Freiheitsgraden über dem Schwellenwert von 1.5, wird davon ausgegangen das aufgrund der Überdispersion der Negativ-Binomial-Ansatz vorteilhafter ist. Bei Werten nahe 1 bis 1.2 kann das Poisson-Modell als angemessen betrachtet werden (Payne, 2017).

2.5.2.3 Anpassung der Prädiktoren

Im Sinne des Sparsamkeitsprinzips sind Modelle mit wenigen aber relevanten Prädiktoren bei gleicher Güte jenen mit vielen Prädiktoren vorzuziehen. (Burnham and Anderson, 2004) Somit wird mit Hilfe der ermittelten Rate Ratio- und p-Werte für jeden Prädiktor dessen Verwendbarkeit für das Modell beurteilt und anschliessend wird entschieden, welche Prädiktoren im Modell belassen werden.

Für die weiteren Modelle neben dem Referenzmodell wird dieser Schritt insofern vereinfacht, als das bereits bei der Modellaufstellung mehrere aus fachlicher Sicht vertretbare Prädiktorensatzes aufgestellt werden. Dabei wird die Verwendbarkeit der Prädiktorensatzes auf Basis der AIC-Werte und Dispersion beurteilt. In einem weiteren Schritt werden jedoch auch die Rate Ratio und p-Werte des Prädiktorensatzes beurteilt, um allfällige Fehlannahmen zu detektieren und allenfalls ein Prädiktorensatz trotz besseren AIC-Werten auszuschliessen.

2.5.2.4 Modellvalidierung

Im Schritt der Validierung wird die Übertragbarkeit des gewählten Modells auf eine unabhängige Validierungsgruppe geprüft. Dabei werden die in Kapitel 2.3.2 ausgewählten nicht für die Modellkalibrierung verwendeten Gemeinden verwendet. Diese Vorgehensweise entspricht einem klassischen Hold-Out-Ansatz zur Modellvalidierung. Dabei werden alle drei zeitlichen Betrachtungen getrennt voneinander behandelt. Eine nachträgliche Anpassung der Modellstruktur auf Basis der Validierung erfolgt nicht.

Für alle drei zeitlichen Betrachtungen wird das Trainingsmodell auf die Validierungsgruppe angewendet. Die relevanten Gütekennzahlen sind (Krause et al., 2005):

- RMSE (Root Mean Squared Error): misst die mittlere quadratische Abweichung zwischen beobachteten und modellierten Ereigniszahlen. Durch die stärkere Reaktion auf grosse Abweichungen ist eine Auskunft über die Streuung der Residuen möglich.
- MAE (Mean Absolute Error): beschreibt die mittlere absolute Abweichung zwischen beobachteten und vorhergesagten Werten. Ist weniger empfindlich gegen Ausreisser.
- R (Pearson-Korrelation): Gibt Auskunft über den linearen Zusammenhang zwischen den modellierten und den tatsächlichen beobachteten Einsatzhäufigkeiten. Damit ist eine Aussage über die Qualität des Modells für die räumliche und quantitative Verteilung der Ereignisse möglich.

Im ausführlich dargestellten Referenzbeispiel in Kapitel 3.2.1 für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen werden diese Kennzahlen umfassend dokumentiert. Für die im folgenden Kapitel 3.2.2 weiteren Modelle erfolgt aus Gründen der Übersichtlichkeit eine reduzierte Ergebnisdarstellung mit Fokus auf RMSE, Kalibrierungs-Slope und Bestimmtheitsmass der Kalibrierungsregression. Die methodische Validierungslogik bleibt dabei unverändert.

Für die Kalibrierungsbeurteilung wurden die 25 Validierungsgemeinden, basierend auf der prognostizierten Einsatzhäufigkeit, in fünf gleich grosse Quantile (Bins) aufgeteilt.

Als Vergleich dienen für jedes Quantil der mittlere prognostizierte (pred_m) und der mittlere beobachtete Wert (obs_m). Dadurch kann festgestellt werden, ob das Modell eine systematische Über- oder Unterprognostizierung aufweist. Dies ist insbesondere bei Zählmodellen mit logarithmischem Offset sinnvoll (Van Calster et al., 2016).

Aufgrund der begrenzt vorhandenen Anzahl an Beobachtungen in der Validierung sind die Bestimmtheitsmasse mit Vorsicht zu interpretieren. Sie dienen in dieser Arbeit primär als ergänzendes Beurteilungskriterium für eine systematische Über- oder Unterprognose und sind nicht als alleiniges Kriterium für die Modellgüte beizuziehen.

Für die Beurteilung der Modellkalibrierung wird eine lineare Regressionsanalyse zwischen beobachteten und modellierten Mittelwerten ausgeführt. Hierbei dienen die beobachteten Mittelwerte (obs_m) als abhängige und die prognostizierten Mittelwerte (pred_m) als unabhängige Variablen. Mit dieser Regression ist eine Aussage zur Übereinstimmung zwischen den vorhergesagten und den tatsächlichen beobachteten Ereigniszahlen möglich.

Dabei weist ein Intercept-Wert nahe 0 und ein Slope-Wert nahe 1 auf eine gute Kalibrierung des Modells hin. Somit würde im Mittel eine gute Wiedergabe der tatsächlichen Einsatzhäufigkeit durch das Modell wiedergegeben.

Hiermit ergänzt diese Kalibrierungsanalyse die oben genannten Gütekennzahlen (RMSE, MAE, r) durch gezielte Prüfung der systematischen Verzerrung des Modells. Gleichzeitig ist jedoch zu beachten, dass der Kalibrierungs-Slope allein keine vollständige Beschreibung der Kalibrierung ermöglicht und daher nicht isoliert interpretiert werden sollte (Stevens and Poppe, 2020).

In einem weiteren Diagnoseschritt werden die Pearson-Residuen, der Leverage-Wert und die Cook's Distanz berechnet, um auffällige und einflussreiche Gemeinden im Modell zu identifizieren.

Für die Beurteilung werden folgende Schwellenwerte angewendet:

- Pearson-Residuen: Werte grösser $|2|$ sind als auffällig zu betrachten, da sie eine überdurchschnittlich grosse Abweichung zwischen beobachtetem und modelliertem Wert aufweisen.
- Leverage-Wert: Werte grösser $(2 \times p) \div n$ (p = Anzahl Modellparameter inkl. Intercept, n = Anzahl der Gemeinden in der Trainingsgruppe) deuten auf einen überdurchschnittlichen Einfluss einer Gemeinde auf die Parameterschätzung hin.
- Cook's-Distanz: Ein Wert grösser als $4 \div n$ deutet auf potentiell einflussreiche Gemeinden hin, deren Entfernung aus dem Datensatz einen merklichen Einfluss auf die Modellschätzung hätte.

Die genannten Schwellenwerte entsprechen Empfehlungen aus der statistischen Modell-Diagnostik (Belsley et al., 1980, Fox, 2016, Cook and Weisberg, 1982). Gemeinden mit mindestens einer Überschreitung sind als auffällig zu betrachten und sind im Rahmen der Modellbewertung spezifisch zu überprüfen.

In einem weiteren Diagnoseschritt wird im Referenzmodell geprüft, ob die Pearson-Residuen der Trainingsdaten eine räumliche Autokorrelation aufweisen. Hierzu wird ein globaler Moran's I berechnet, mit welchem eine räumliche Autokorrelation erfasst werden kann. (Moran, 1950) Dieser Schritt wird mit den Resultaten der weiteren Modelle nicht durchgeführt.

Aufgrund der unterschiedlich grossen Anzahl an angrenzenden Gemeinden und der unregelmässigen Aufteilung in Trainings- und Validierungsgemeinden, wurden nicht die Geometrien der Gemeinden, sondern die jeweiligen Zentroide verwendet. Die Signifikanzprüfung erfolgt mit einem Permutationstest. Ein nicht signifikanter Befund wird so interpretiert, dass keine relevante positive räumliche Reststruktur in den Modellfehlern der Trainingsdaten vorhanden bleibt. (Lee, 2004)

2.5.2.5 Berechnung der jährlichen Eintrittswahrscheinlichkeit

Zur Berechnung der jährlichen Eintrittswahrscheinlichkeit wird der aus dem Modell abgeleitete pred_m -Wert (erwartete Ereigniszahl) in eine Wahrscheinlichkeit transformiert.

Als vereinfachte Annahme wird dabei die Poisson-Verteilung zugrunde gelegt. (Cameron and Trivedi, 1998) Dabei wird die Wahrscheinlichkeit berechnet, dass mindestens ein Ereignis innerhalb eines Zeitintervalls auftritt. Für diese Arbeit wird das Jahr als beobachtete Zeit definiert:

$$P_i = 1 - e^{\frac{-\text{pred}_m}{T}}$$

P_i = Wahrscheinlichkeit, dass in der Gemeinde i mindestens ein Ereignis pro Jahr auftritt

pred_m = modellierte erwartete Anzahl Ereignisse für die gesamte Beobachtungsdauer

T = Beobachtungszeitraum in Jahren (hier 8.333)

Der Einsatz dieser Berechnungsmethode erlaubt eine direkt interpretierbare Aussage. So bedeutet ein $P = 0.8$, dass im Mittel in 8 von 10 Jahren mindestens ein relevantes Brandereignis erwartet werden kann.

Die Berechnung der Wahrscheinlichkeit mit der Poisson-Verteilung als Grundlage wird näherungsweise auch für Modelle angewendet, wenn aufgrund der Dispersion ein Negativ-Binomial-Modell eingesetzt wird. Dies, da beide Verteilungen die Anzahl der Ereignisse pro räumliche Einheit modellieren. Dabei wird jedoch in der Varianzstruktur unterschieden. Während das Poisson-Modell $\text{Var}(Y) = E(Y)$ annimmt, erlaubt das Negativ-Binomial-Modell eine mit dem Erwartungswert überproportional zunehmende Varianz. (Ver Hoef and Boveng, 2007) Die ausgewiesenen Wahrscheinlichkeiten sind deshalb als aus dem modellierten Erwartungswert abgeleitete Näherungen zu betrachten und dienen der Vergleichbarkeit der Resultate.

Für die Klassierung der Resultate wird folgendes Schema gewählt:

P-Wert	Bezeichnung
$0.00 \leq P < 0.20$	Sehr tiefe Eintretenswahrscheinlichkeit
$0.20 \leq P < 0.40$	Tiefe Eintretenswahrscheinlichkeit
$0.40 \leq P < 0.60$	Mittlere Eintretenswahrscheinlichkeit
$0.60 \leq P < 0.80$	Hohe Eintretenswahrscheinlichkeit
$0.80 \leq P < 0.95$	Sehr hohe Eintretenswahrscheinlichkeit
$0.95 \leq P$	Nahezu sicheres Eintreten

Die gewählten Klassen dienen der kartografischen Darstellung der modellierten Wahrscheinlichkeiten. Es handelt sich hier nicht um natürliche statistische abgegrenzte Klassen,

sondern um bewusst einfach gehaltene Interpretationsbereiche für die Vergleichbarkeit der Resultate.

2.5.3 Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit für weitere Ereignisklassen und Flächenklassen.

Für alle anderen Kombinationen zwischen den Flächenklassen und Ereignisklassen wird das stufenweise Vorgehen, wie im Kapitel 2.5.1 beschriebenen, sinngemäss übernommen. Dabei wird ausgehend von den Zählraten eine fachlich geeignete Expositionsgrösse als Offset bestimmt. Weiter werden fachlich plausible Prädikatorensätze definiert. Diese werden bezüglich des Offsets, der Modellgüte, Stabilität und Plausibilität verglichen.

Dabei werden die Aggregation, der Offset und die Prädikatorensätze je nach fachlicher Exposition und beobachteter Datenstruktur in den Ereignisdaten angepasst. Strukturelle Nullen werden in der Auswertung nicht berücksichtigt. Jedoch sind sie in der für jede modellierte Kombination aus Ereignisklasse und Flächenklasse in der Auflistung des Nullenanteils in der Gesamtmenge enthalten.

Ergibt sich trotz fachlich sinnvoller Modellkonfiguration keine stabile Modellschätzung, wird das betroffene Modell verworfen beziehungsweise es wird spezifisch darauf verwiesen. Wenn trotz Prüfung von räumlicher oder zeitlicher Aggregation, sowie sinnvoller Zusammenführung einzelner Einsatzklassen kein Modell möglich ist, wird die Kombination nicht dokumentiert. Entsprechend sind diese im Anhang 7.3 als nicht modellierbar ausgewiesen. In der Regel sind dann zu wenig Ereignisse vorhanden oder eine Zusammenführung mehrerer Flächenklassen ist aufgrund der Heterogenität nicht sinnvoll.

3 Resultate und Analyse

3.1 Validierungsdaten

3.1.1 Prüfung auf den Einfluss der Corona-Pandemie

Tabelle 12: Vergleich der Jahressumme pro Einsatzklasse inkl. Teststatistik $T_{2020-2021}$ sowie des dazugehörigen zweiseitigen exakten p-Wert

Einsatzklasse	Aggregierte Jahressumme über den Kanton							$T_{2020-2021}$	p
	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023		
ABC-Ereignis	63	64	55	49	66	74	59	-5.5	0.500
Brand	70	62	72	99	46	97	27	6.9	0.772
Brand Fahrzeug	44	38	38	42	30	48	47	-7.0	0.273
Brand klein	87	89	100	75	78	113	87	-21.5	0.091
Brand relevant	117	123	157	117	133	129	108	-1.8	0.955
Brand Vegetation	20	29	34	50	16	44	38	0	1.000
Feueralarm	592	631	605	629	676	743	692	-0.1	1.000
Medizinische Unterstützung dringlich	30	33	46	43	55	66	79	-1.8	0.909
Tiere dringlich	6	2	4	2	1	5	1	-2.1	0.409
Unfall Arbeit/Gewerbe	4	4	3	5	7	4	12	0.6	0.864
Rettung	7	15	15	8	13	9	10	-0.7	0.864
VU Strasse	65	68	59	63	72	57	61	5.5	0.273
VU Schiene	4	6	3	1	4	1	4	-1.1	0.636

Wie in Tabelle 12 ersichtlich wird, ist nur bei den kleinen Bränden eine grenzwertige Tendenz durch den p-Wert von exakt 0.091 ersichtlich. Hingegen liegt bei allen anderen Einsatzklassen keine signifikante Reduktion vor. Vielfach liegt der Mittelwert sogar im gleichen Bereich, wie der Mittelwert aus der nicht Corona-Zeit. Somit lässt sich sagen, dass in der Corona-Zeit als Ganzes – 2020 und 2021 zusammenbetrachtet - auf Basis der aggregierten Jahressummen über alle Gemeinden in der Gesamttendenz kein negativer Trend beobachtet werden kann.

Es ist jedoch zu beachten, dass lediglich die Anzahl der Einsätze über den gesamten Kanton betrachtet wurden. Es wurden keine regionalen Unterschiede überprüft, da die Einsatzzahlen in den meisten Einsatzklassen zu gering sind.

3.1.2 Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe

Im Kanton Basel-Landschaft kommen von der Gemeindetypologisierung mit 9 Klassen 5 Klassen vor. Von der 25er Kategorisierung sind 11 Klassen im Kanton Basel-Landschaft vorhanden. Da mit der Aufteilung der 86 Gemeinden in die 11 Klassen für jede Klasse nur eine begrenzte Anzahl an Gemeinden vorhanden sind, wird auf die Typologisierung mit 9 Klassen, beziehungsweise den im Kanton Basel-Landschaft vorkommenden 5 Klassen abgestützt. In Tabelle 13 ist die Anzahl der Gemeinden pro Klasse dokumentiert. Weiter ist

die Aufteilung der Gemeinden ersichtlich. Dabei kann aufgrund der Anzahl keine exakte 70 % zu 30 % Verteilung erreicht werden. Final wird eine Aufteilung über die Gesamtzahl der Gemeinden von 61 (71 %) zu 25 (29 %) erreicht.

Tabelle 13: Übersicht der im Kanton Basel-Landschaft vorkommenden Klassen der 9er-Kategorisierung (**fett**), sowie der 25er-Kategorisierung (*kursiv*) mit der jeweils vorhandenen Anzahl an Gemeinden der jeweiligen Kategorie. Weiter ist in der letzten Spalte die Aufteilung gemäss dem Verhältnis Trainingsgruppe zu Validierungsgruppe aufgezeigt.

Klasse	Anzahl	Aufteilung
Ländliche zentral gelegene Gemeinde	8	6 (75 %) zu 2 (25 %)
<i>Ländliche zentral gelegene Agrargemeinde</i>	5	
<i>Ländliche zentral gelegene Dienstleistungsgemeinde</i>	3	
Periurbane Gemeinde geringer Dichte	33	23 (70 %) zu 10 (30 %)
<i>Periurbane Agrargemeinde geringer Dichte</i>	7	
<i>Periurbane Dienstleistungsgemeinde geringer Dichte</i>	10	
<i>Periurbane Industriegemeinde geringer Dichte</i>	16	
Periurbane Gemeinde mittlerer Dichte	14	10 (71 %) zu 4 (29 %)
<i>Periurbane Dienstleistungsgemeinde mittlerer Dichte</i>	6	
<i>Periurbane Industriegemeinde mittlerer Dichte</i>	8	
Periurbane Gemeinde hoher Dichte	11	8 (73 %) zu 3 (27 %)
<i>Periurbane Dienstleistungsgemeinde hoher Dichte</i>	3	
<i>Periurbane Industriegemeinde hoher Dichte</i>	8	
Städtische Gemeinde einer grossen Agglomeration	20	14 (70 %) zu 6 (30 %)
<i>Städtische Arbeitsplatzgemeinde einer grossen Agglomeration</i>	9	
<i>Städtische Wohngemeinde einer grossen Agglomeration</i>	11	

Legende

Validierungsgruppe

Klassen Gemeindetypologie

Ländliche zentral gelegene Gemeinde

Periurbane Gemeinde geringer Dichte

Periurbane Gemeinde mittlerer Dichte

Periurbane Gemeinde hoher Dichte

Städtische Gemeinde einer grossen Agglomeration

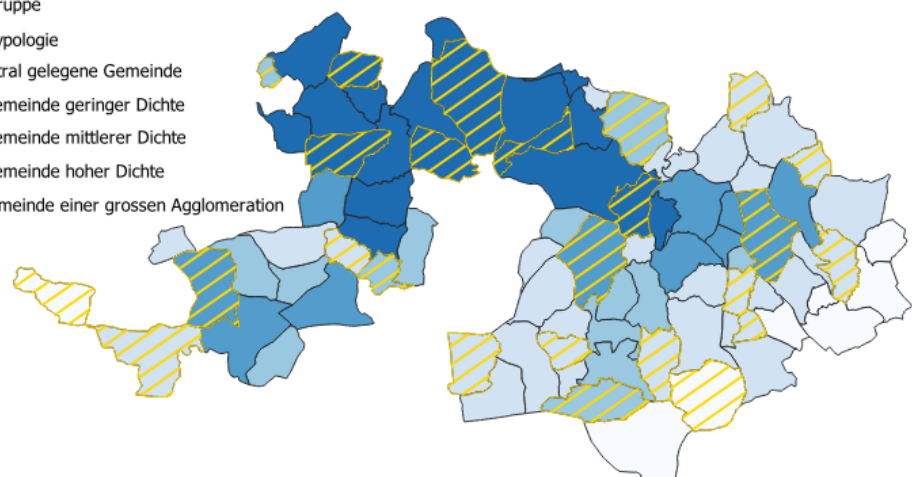


Abbildung 18: Übersicht der Klassen und der der Validierungsgruppe zugeteilten Gemeinden des Kanton Basel-Landschaft (Quellen: (Geo-)Daten des Kanton Basel-Landschaft, ©swisstopo)

Nicht berücksichtigt in dieser Aufteilung sind strukturelle Nullen⁹ einzelner Flächenklassen. Dies hat in der folgenden Auswertung jedoch nur für die Arbeitszonen eine Relevanz. Hier wurde festgestellt, dass in der Trainingsgruppe 7 Gemeinden keine Arbeitszonen aufweisen. In der Validierungsgruppe ist es nur 1 Gemeinde. Betreffend der Klasse der Gemeinde hat dies die in Tabelle 14 ersichtlichen Auswirkungen. Es wurde jedoch entschieden, dass keine Anpassung der Gruppenaufteilung erfolgt, da das angestrebte Verhältnis immer noch annähernd erreicht wird.

Tabelle 14: Veränderte Anzahl der Trainings und Validierungsgruppe aufgrund struktureller Nullen in Arbeitszonen. Es werden nur die betroffenen Klassen aufgeführt. Alle unveränderten Klassen sind nicht aufgeführt.

Betroffene Klasse der Gemein- detopologie	Ohne Berücksichtigung		Mit Berücksichtigung	
	Anzahl	Verhältnis	Anzahl	Verhältnis
Periurbane Gemeinde geringer Dichte	33	23 (70 %) / 10 (30 %)	27	18 (67 %) / 9 (33 %)
Ländliche zentral gelegene Gemeinde	8	6 (75 %) / 2 (25 %)	6	4 (67 %) / 2 (33 %)
Totalbetrachtung	86	61 (71 %) / 25 (29 %)	78	55 (71 %) / 24 (30 %)

3.2 Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit

3.2.1 Beispiel Brand relevant in Wohn- und Mischzonen

3.2.1.1 Modellanpassung

In den für die Trainingsdaten verwendeten 61 Gemeinden kamen insgesamt 507 Ereignisse für relevante Brände im Untersuchungszeitraum vor. Diese sind verteilt auf 177 Einsätze in der Zeit der Tagespiketts und auf 330 Einsätze ausserhalb des Tagespiketts. Es ist wichtig zu beachten, dass ohne Einbezug der Feiertage von den insgesamt 168 Stunden innerhalb einer Woche, 60 Stunden innerhalb der Tagespikett Zeiten liegen. Somit kann kein direkter Vergleich der Gesamtsumme, der Standardabweichung und der Varianz vorgenommen werden.

Das der Nullanteil beide Male grösser ist, ist dadurch zu erklären, dass 5 Gemeinden ein oder zwei Einsätze in der Nacht oder an Wochenenden hatten, jedoch während der Tagespikettzeit keine Einsätze gehabt haben. Hingegen kommen in 11 Gemeinden keine Tagespiketteinsätze vor, dafür nur ausserhalb ein bis zwei Einsätze.

Tabelle 15: Deskriptive Ergebnisse für relevante Brandereignisse innerhalb von Wohn- und Mischzonen

Betrachtung	Ereignisse	Mittelwert	Standardabweichung	Varianz	Nullanteil
Tagespikett	177	2.9	5.0	24.7	38 %
Ausserhalb Tagespiket	330	5.4	8.4	70.9	26 %
Gesamthaft	507	8.3	13.1	172.1	18 %

Mit den beobachteten Mittelwerten und der jeweils um das Vielfach grösseren Varianz ist die Grundannahme der Poisson-Verteilung klar verletzt. Dies legt nahe, dass die Daten

⁹ Gemeinden ohne Einsätze in bestimmten Flächenklassen, da diese Flächenklasse in diesen Gemeinden nicht vorkommt.

überdispers sind und somit das Poisson-Modell systematisch die Streuung unterschätzen würde. In der Literatur wird die Anwendung eines Negativ-Binomial-Modells empfohlen, um einen zusätzlichen Dispersionsparameter einzuführen. Aus diesem Grund werden in den Folgeschritten beide Modelle berechnet.

3.2.1.2 Modellkalibrierung

In allen zeitlichen Betrachtungen liegt die Deviance-Dispersion über 1 aber unter 2. Dies weist auf eine moderate Überdispersion hin, welche die Verwendung des Negativ-Binomial-Modells rechtfertigt. Gleichzeitig zeigt sich ein hoher positiver Zusammenhang zwischen beobachteten und prognostizierten Ereigniszahlen in den Trainingsdaten, was als Hinweis für eine hohe lineare Übereinstimmung interpretiert werden kann.

Tabelle 16: übergeordnete Resultatübersicht über die drei zeitlichen Betrachtungen

Zeitfenster	Dispersion	RMSE	r
Tagespikettzeit	1.28	1.96	0.97
Ausserhalb	1.29	1.77	0.93
Gesamtsumme	1.64	2.96	0.97

Tagespikettzeit

Tabelle 17: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung der Tagespikettzeit

TaPi	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	0.0029	0.0000912	0.0921	0.000928
log1p_wohnfläche	1.020	0.3290	3.140	0.9780
log1p_gebgr	2.490	0.0964	64.300	0.5820
log1p_netto	0.234	0.0222	2.460	0.2260
log1p_besch	1.420	0.9520	2.100	0.0863
log1p_center	0.997	0.9820	1.010	0.7450

Dieses Modell weist mit einer Dispersion von 1.28 und einem r-Wert von 0.97 eine sehr gute interne Anpassung auf. Sämtliche in das Modelleingeführten Flächenindikatoren zeigen in diesem Modell einen nicht signifikanten Einfluss ($p > 0.10$). Lediglich weist die Nettofläche nur knapp keine Signifikanz auf und zeigt einen negativen aber sehr breiten Effektbereich auf. Dies deutet darauf hin, dass bei geringerer Einwohnerdichte die relativen Einsatzraten leicht geringer sind.

Die einzige Variabel mit einem schwachen Hinweis ist bei der Beschäftigtenzahl zu sehen. Jedoch überschreitet der Wert von 0.086 bei einem 5 %-Signifikanzniveau den Schwellenwert. Der Rate Ratio Wert von 1.42 deutet auf einen positiven Zusammenhang zwischen der Beschäftigtenzahl und der erwarteten Einsatzwahrscheinlichkeit hin. Dies aufgrund der log1p-Transformation um eine Einheit.

Das Baujahr (log1p_center) und somit das Gebäudealter zeigt keinen Zusammenhang ($p = 0.75$) und wird weggelassen.

Ausserhalb der Tagespikettzeit

Tabelle 18: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit

ausserhalb	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	0.00176	0.000139	0.0222	0.000000939
log1p_wohnfläche	0.826	0.343	1.990	0.670
log1p_gebgr	1.430	0.131	15.600	0.770
log1p_netto	0.626	0.114	3.430	0.589
log1p_besch	1.260	0.933	1.690	0.133
log1p_center	0.999	0.988	1.010	0.826

Auch dieses Modell liefert mit einer Dispersion von 1.29 und einem r-Wert von 0.93 eine ähnlich gute Anpassung wie das Tagespikett Modell. Ebenfalls sind die Flächenindikatoren auch hier ohne signifikanten Einfluss und weisen eine konsistente Richtung auf.

In diesem Modell wurde trotz der in der Regel nicht anwesenden Beschäftigten, diese im Modell für diesen Schritt drin belassen. Dabei zeigt sich wie erwartet ein reduzierter Einfluss dieses Parameters (Rate Ratio = 1.26, $p = 0.133$). Somit wird hier die Einsatzhäufigkeit stark durch die ständige Wohnbevölkerung bestimmt. Um eine realistischere Modellierung zu erhalten, wird im abschliessenden Modell dieser Prädiktor weggelassen.

Auch in diesem Beispiel ist das Gebäudealter ohne Effekt ($p = 0.83$) und wird weggelassen.

Gesamtzeitraum

Tabelle 19: Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter unabhängig des Zeitpunktes

Gesamtsumme	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	0.00393	0.000481	0.0322	0.000000242
log1p_wohnfläche	0.906	0.441	1.860	0.787
log1p_gebgr	0.670	0.230	1.200	0.613
log1p_netto	0.449	0.109	1.850	0.267
log1p_besch	1.310	1.020	1.690	0.032
log1p_center	0.998	0.989	1.010	0.718

Das Gesamtmodell zeigt eine höhere Dispersion (1.64) und bei gleichem r-Wert (0.97) wie beim Tagespikett Modell an.

Wie zu erwarten, verhalten sich auch in diesem Modell die Einflüsse der Flächenindikatoren und des Baujahres nicht signifikant.

Hingegen ist auch hier wieder erkennbar, dass die Beschäftigten Zahlen einen signifikanten Einfluss aufweisen (rate_ratio = 1.31, $p = 0.032$). Gemessen an den Werten ergibt eine Zunahme um eine log-Einheit (ca. +170 %) im Mittel eine um 31 % höhere Einsatzzahl.

Allgemeine Beurteilung

- Der gewählte Offset $\log(\text{Einwohner})$ erklärt den grössten Teil der Varianz, was einen proportionalen Anstieg des Einsatzaufkommens auf die Bevölkerung bestätigt.
- Neben den Einwohnern ist die Beschäftigtenzahl der einzige Prädiktor mit systematisch positivem Einfluss. Dabei ist klar erkennbar, dass diese erwartbarer Weise tagsüber mehr Einfluss haben. Aus diesem Grund werden sie für die weiteren Schritte im Modell für ausserhalb der Tagespikettzeit weggelassen.
- Die Nettofläche weist in allen zeitlichen Betrachtungen eine schwach negative Tendenz auf. Dies weist darauf hin, dass bei geringerer Bevölkerungsdichte auf ein Gebiet, eine leicht geringere Wahrscheinlichkeit für Brandentstehungen herrscht.
- Die Wohn- und Gebäudegrundfläche wirken redundant und haben keinen signifikanten Einfluss und werden daher weggelassen.
- Das Baujahr und somit das Gebäudealter ist insignifikant und hat keinen erkennbaren Einfluss. Daher wird das Baujahr nicht mehr weiter im Modell verwendet.
- Die VIF Werte für die Beschäftigten und die Netto-Fläche liegt bei den beiden Modellen jeweils um den Wert 9, was als auffällig gilt. Es werden jedoch bewusst beide Prädiktoren weiterverwendet.

Über alle drei zeitlichen Betrachtungen hinweg bestätigt sich damit, dass der gewählte Offset der logarithmierten Einwohnerzahl der zentrale Einflussfaktor auf das Modell ist. Für die Beschäftigtenzahlen zeigt sich in zwei von drei Betrachtungen ein positiver, aber nicht durchgehend signifikanten Zusammenhang. Die Tendenz ist jedoch erkennbar.

Für die restlichen Prädiktoren kann kein relevanter Zusammenhang festgestellt werden.

Aus der Reduzierung der Prädiktoren resultierende Werte

Tabelle 20: Angepasste übergeordnete Resultatübersicht über die drei zeitlichen Betrachtungen

	Deviance-Dispersion	RMSE	r
TaPi	1.19	1.82	0.93
ausserhalb	1.27	2.17	0.97
Gesamtsumme	1.51	3.02	0.97

Tabelle 21: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung der Tagespikettzeit

Tagespikett	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	$8.61e^{-4}$	$3.49e^{-4}$	0.0021	$5.53e^{-110}$
log1p_netto	0.484	0.278	0.843	0.0104
log1p_besch	1.592	1.124	2.257	0.0089

Tabelle 22: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit

ausserhalb	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	0.00413	0.000597	0.0285	0.000000026
log1p_netto	0.521	0.138	1.97	0.337

Tabelle 23: Angepasste Resultate für die einzelnen beobachteten Parameter unabhängig des Zeitpunktes

Gesamtsumme	rate_ratio	ci_low	ci_high	p_value
Intercept	0.00358	0.000190	0.0672	$5.25e^{-110}$
log1p_netto	0.607	0.437	0.841	0.0027
log1p_besch	1.386	1.129	1.702	0.0018

3.2.1.3 Modellvalidierung

Die Modellvalidierung erfolgt gemäss der separat gezogenen Validierungsgruppe gemäss Kapitel 3.1.2 und umfasst rund 29 % (25 Stück) der verfügbaren 86 Gemeinden. Insgesamt zeigen die Validierungsmetriken eine gute Wiedergabe der räumlichen Verteilung. Die Fehlerkennzahlen der Validierungsdaten liegen erwartungsgemäss über denen der Trainingsdaten.

Tabelle 24: Vergleich der Kennzahlen der drei Modelle zwischen den Trainings und den Validierungsdaten

	RMSE		r		MAE
Zeitfenster	Training	Validierung	Training	Validierung	Validierung
Tagespikett	1.82	2.40	0.93	0.82	1.58
Ausserhalb	2.17	3.31	0.97	0.91	2.18
Gesamtsumme	3.02	4.75	0.97	0.92	2.97

Tabelle 25: Kalibrierungsregression der Validierung

Zeitfenster	Intercept α	Steigung β	R ²	p-Wert β
Tagespikett	0.388	0.827	0.98	0.00085
Ausserhalb	-0.189	1.056	0.99	0.00007
Gesamtsumme	-0.092	1.010	0.99	0.00048

Tagespikettzeit

Das Modell der Tagespikettzeit zeigt mit den in Tabelle 24 erkennbaren Kennzahlen eine akzeptable Generalisierbarkeit. Die Korrelation bleibt hoch, jedoch besteht eine grössere Streuung in den Prognosefehlern.

Tabelle 26: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell der Tagespikettzeit

Bin	pred_m	obs_m
1	0.344	0.800
2	0.520	1.000
3	0.905	1.200
4	2.870	2.400
5	9.150	8.000

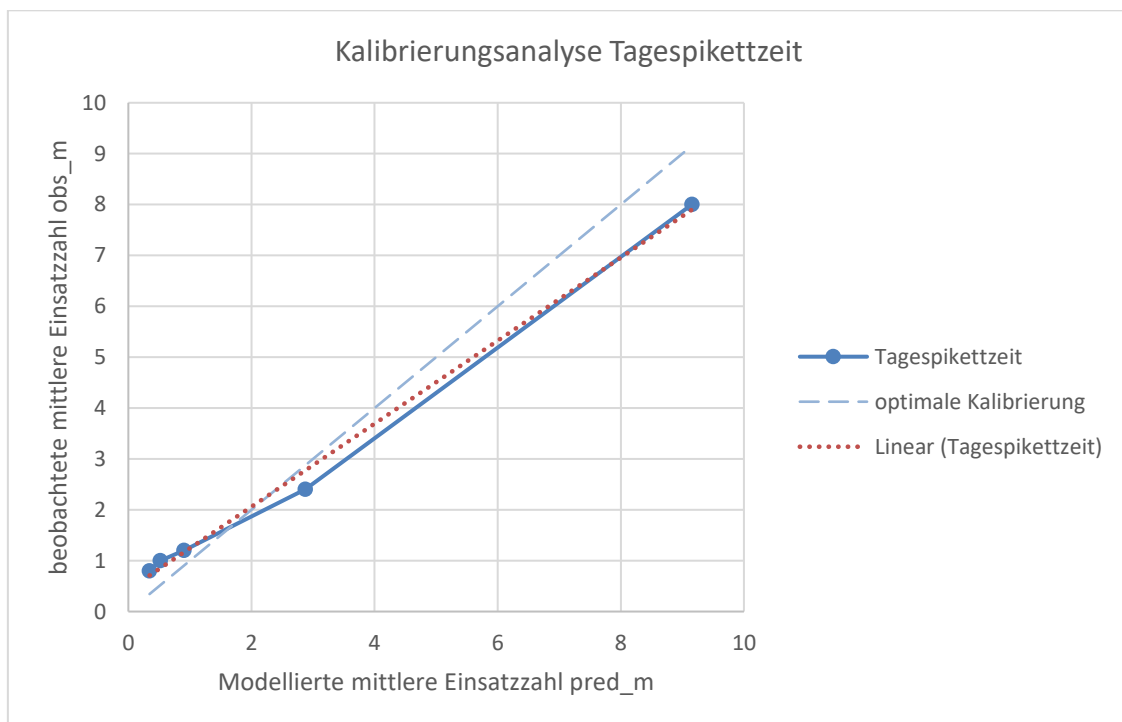


Abbildung 19: Kalibrierung des Modells für relevante Brände innerhalb der Tagespikettzeit. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.

In der Kalibrierungsanalyse wird ersichtlich, dass das Modell im bin 1 und 2 die Einsatzhäufigkeit deutlich unterschätzt. Währenddessen im bin 4 und 5 eine leichte Überprognostizierung vorkommt.

Ausserhalb der Tagespikettzeit

Für den Zeitraum ausserhalb der Tagespikettzeit zeigt ebenfalls eine hohe Übereinstimmung zwischen den beobachteten und den prognostizierten Ereigniszahlen.

Tabelle 27: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit.

Bin	pred_m	obs_m
1	0.577	0.000
2	0.971	1.000
3	1.870	2.400
4	6.100	5.800
5	18.700	19.600

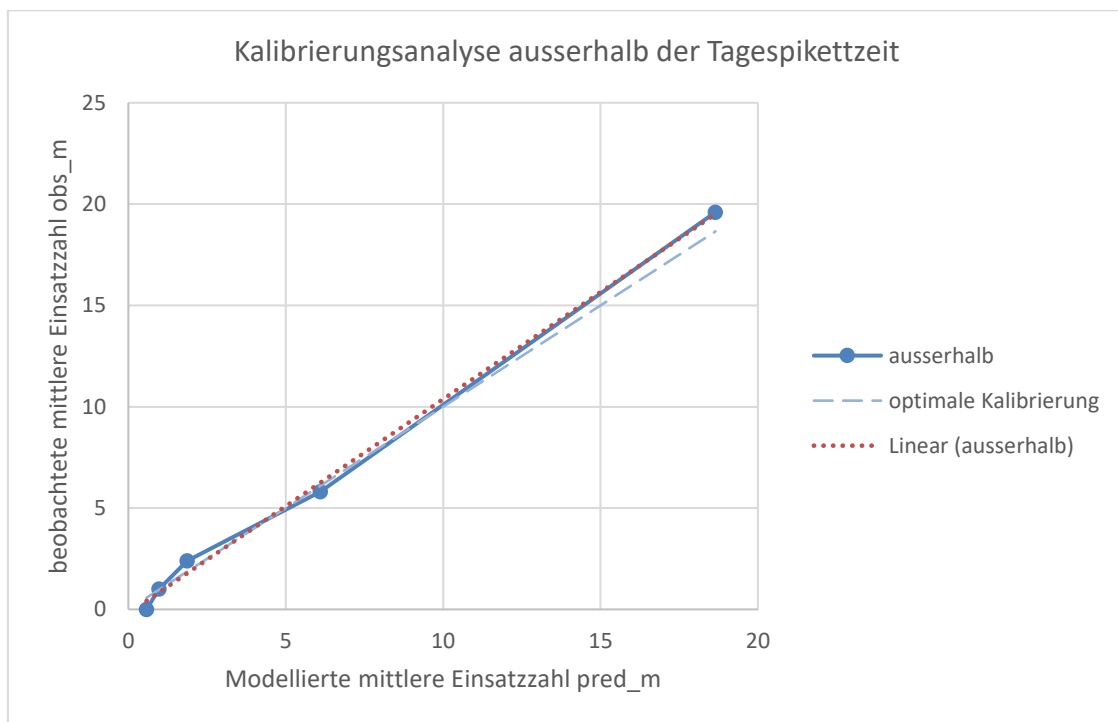


Abbildung 20: Kalibrierung des Modells für relevante Brände ausserhalb der Tagespikettzeit. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.

Die Kalibrierungsanalyse zeigt eine sehr hohe Konsistenz und damit eine hohe Übereinstimmung zwischen den prognostizierten und den beobachteten mittleren Ereigniszahlen. Dabei zeigt lediglich der bin 1 eine leichte Überprognose. Die anderen bin weisen sehr ähnliche Werte auf. Dies deutet darauf hin, dass das Modell mit der Betrachtung der Eintretenswahrscheinlichkeit ausserhalb der Tagespikettzeit die räumliche Verteilung der relevanten Brände gut abbildet.

Inhaltlich ist dieses Ergebnis plausibel, da ausserhalb der Tagespikettzeit Einflüsse der Beschäftigten gegenüber der Wohnbevölkerung an Bedeutung verlieren. Der gewählte Offset der Einwohnerzahl erfasst das Brandaufkommen in diesem Zeitraum daher vergleichsweise

zuverlässig. Mit der Abweichung im ersten Bin zeigt sich jedoch, dass in Gemeinden mit tiefen erwarteten Ereigniszahlen einzelne Nullbeobachtungen zu Unsicherheit im Modell führen. Dieser Umstand wird aufgrund der begrenzt vorhandenen Beobachtungen als gegeben akzeptiert.

Gesamtzeitraum

Im betrachteten Gesamtzeitraum bleibt das Modell mit den in Tabelle 24 ersichtlichen Kennzahlen auch bei den Validierungsdaten leistungsfähig. Der Anstieg der RMSE ist aufgrund der grösseren Anzahl an Einsätzen realistisch und bewegt sich im ähnlichen Bereich, wie dies bei dem Modell ausserhalb der Tagespikettzeit ist.

Tabelle 28: Vergleich der prognostizierten und beobachteten mittleren beobachteten Werten für das Modell der Gesamtbetrachtung.

Bin	pred_m NB	Pred_m Poisson	obs_m
1	0.942	0.908	0.400
2	1.560	1.480	2.400
3	2.780	2.710	3.600
4	8.850	8.80	7.800
5	28.200	28.1	28.000

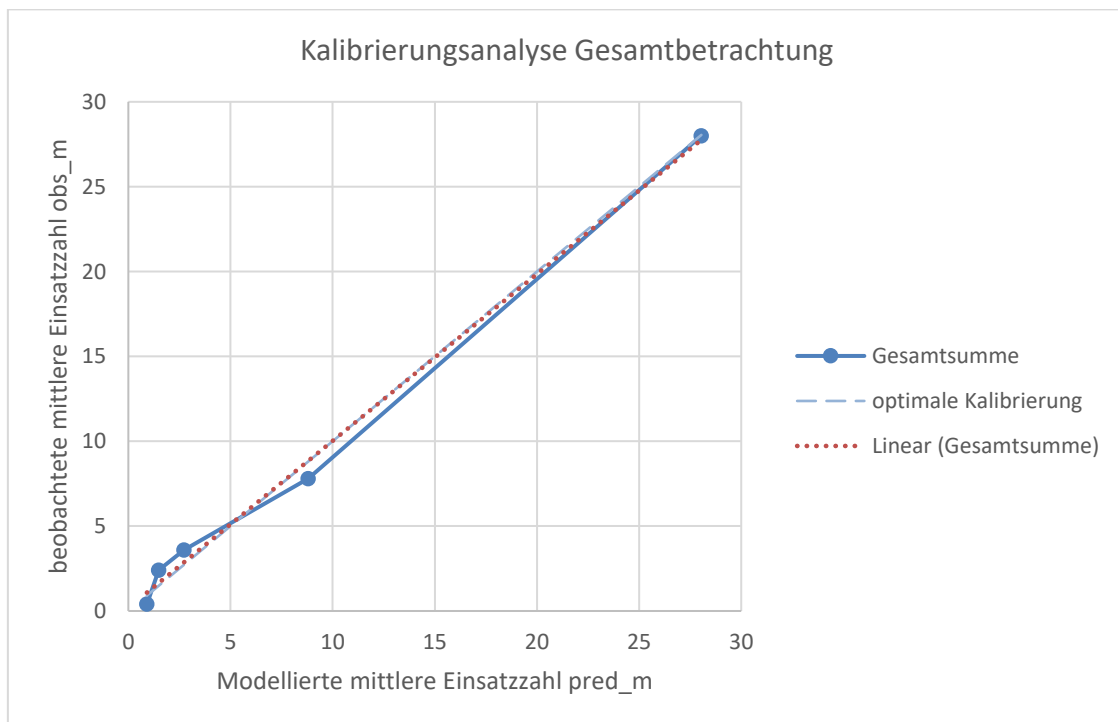


Abbildung 21: Kalibrierung des Modells für relevante Brände in der Gesamtbetrachtung. Die hellblau gestrichelte Linie zeigt die optimale 1:1-Beziehung. Die orange gepunktete Linie zeigt die berechnete Trendlinie.

Die Kalibrierungsanalyse zeigt eine weitgehend korrelierende Abbildung der Einsatzintensität über alle Bin weg. Dabei ist keine Systematik erkennbar, da sowohl über- wie auch unterschätzte Bereiche vorhanden sind. Dies ist eine für Zählmodelle mit log-link-Funktion

charakteristische s-förmige Kalibrierung und deutet nicht auf einen Fehler im Modell hin. (Hilbe, 2014)

Somit ist die Modellstruktur als stabil und gut generalisierbar zu bewerten. Der zentrale Einfluss der Einwohner und des Prädiktors der Beschäftigten bleibt auch bei den Validierungsdaten klar erkennbar, während die flächenbezogenen Prädiktoren aufgrund ihrer starken Kollinearität keine signifikanten Einflüsse aufweisen. (Dormann et al., 2012)

3.2.1.4 Residuen- und Einflussdiagnose

In diesem Schritt werden für die Modelle Residuenanalysen durchgeführt um potenzielle Ausreisser, einflussreiche Gemeinden sowie systematische Modellabweichungen zu identifizieren.

Die Pearson-Residuen werden als Betrag sortiert und gelten gemäss Belsley et al. (1980) ab einem Wert von grösser 2 als auffällig und können auf eine unzureichende Modellanpassung oder besondere strukturelle Eigenschaften einzelner Gemeinden hinweisen. Trotzdem werden in den folgenden Tabelle 29 bis Tabelle 34 die Vorzeichen ausgewiesen, um eine Unterschätzung (+) beziehungsweise Überschätzung (-)

Mit der Cook's Distanz wird der Einfluss quantifiziert, welcher eine Beobachtung auf die geschätzten Modellparameter hat. Werte über 0.066 ($4/n=61$) weisen besonders einflussreiche Gemeinden aus.

Leverage-Werte beschreiben in welchem Ausmass die Prädiktoren einer Gemeinde vom Mittelwert der übrigen Gemeinden abweichen. Hohe Werte deuten hier auf Gemeinden mit Extremwerten hin (gemäss 2.5.2.4).

Sämtliche Tabellen sind neben den folgend aufgezeigten Extremwerten im Anhang 7.1 einsehbar.

Hinweis für die Tabelleninterpretation:

Die Spalten *y* und *pred* enthalten die beobachteten beziehungsweise prognostizierten Einsatzzahlen.

resid_raw zeigt die Rohdifferenz ($y - pred$) und *resid_pearson* die standardisierten Pearson-Residuen.

resid_deviance gibt die deviance-basierten Residuen wieder, welche auf der Modellverteilung beruhen.

Die Spalten *leverage* und *cooks_Distanz* sind ausschliesslich für die Trainingsdaten vorhanden und quantifizieren den Einfluss einzelner Gemeinden auf die Modelle

Tagespikettzeit

Auffälligkeiten gemäss den Pearson-Residuen sind in den drei Gemeinden Pfeffingen, Füllinsdorf und Ramlinsburg erkennbar. Hier unterschätzt das Modell die Einsatzhäufigkeit während der Tagespikettzeit. Dies kann auf lokale Sondereffekte aber auch auf zufällige Häufungen zurückzuführen sein.

Tabelle 29: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Tagespikettzeit

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Pfeffingen	5	1.331	3.669	3.181	2.429	0.046	0.127
Füllinsdorf	10	3.865	6.135	3.120	2.596	0.031	0.081
Ramlinsburg	3	0.614	2.386	3.044	2.178	0.027	0.066
Pratteln	24	16.586	7.414	1.821	1.705	0.185	0.231
Wintersingen	2	0.616	1.384	1.763	1.393	0.026	0.021

Tabelle 30: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Tagespikettzeit

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson
Bennwil	3	0.531	2.469	3.390
Liesberg	3	0.565	2.435	3.241
Bretzwil	2	0.467	1.533	2.245
Binningen	20	12.231	7.769	2.222
Buckten	2	0.549	1.451	1.960

Ausserhalb der Tagespikettzeit

In diesem Modell sind einzig die beiden Gemeinden Diepfingen und Nussdorf auffällig. Dabei unterschätzt das Modell hier die tatsächliche Anzahl an Einsätzen. Die beiden Gemeinden befinden sich aber nur knapp über dem Grenzwert von 2.

Tabelle 31: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Diepfingen	4	1.273	2.727	2.418	1.925	0.023	0.047
Nussdorf	2	0.464	1.536	2.254	1.665	0.014	0.024
Oberdorf (BL)	0	3.708	-3.708	-1.926	-2.723	0.034	0.044
Laufen	15	9.302	5.698	1.868	1.714	0.029	0.036
Ramlinsburg	3	1.114	1.886	1.787	1.474	0.021	0.023

Tabelle 32: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson
Muttenz	18	27.619	-9.619	-1.830
Therwil	25	16.745	8.255	2.017
Arlesheim	19	13.557	5.443	1.478
Lausen	3	8.217	-5.217	-1.820
Gelterkinden	13	9.786	3.214	1.027

Gesamtsumme

Auch in der Gesamtsumme ist ein ähnliches Bild mit den ähnlichen Gemeinden ersichtlich. Dabei handelt es sich um eher kleinere Gemeinden. Für die Gemeinde Ziefen ist speziell, dass hier eine Brandstifterserie innerhalb des Beobachtungszeitraums vorhanden war, was dem Autor dieser Arbeit bekannt ist. Es wurde jedoch bewusst entschieden, dass die Gemeinde Ziefen im Trainingsdatensatz belassen werden soll, da unbekannt ist, in wie fern Brandstiftung als Ursache bei Bränden in anderen Gemeinden gesehen werden kann. Gemäss Brandursachenstatistik der Initiative der Vereinigung der kantonalen Gebäudeversicherungen ist Brandstiftung in rund 3.5 % der Fälle die Ursache für Brände¹⁰. Auf die Gesamtzahl der 570 der relevanten Brände in der Trainingsgruppe macht dies rund 18 Brände

¹⁰ <https://www.bfb-cipi.ch/ueber-bfb/statistiken>

aus. Für die 286 Brände in der Validierungsgruppe wäre dies ein Wert von rund 10 Ereignissen.

Tabelle 33: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Trainingsdaten für die Gesamtbetrachtung

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Ramlinsburg	6	1.849	4.151	3.040	2.398	0.028	0.069
Ziefen	8	3.486	4.514	2.399	2.044	0.030	0.045
Nusshof	3	0.862	2.138	2.297	1.785	0.020	0.028
Diepflingen	5	1.942	3.058	2.185	1.817	0.024	0.029
Pfeffingen	9	4.479	4.521	2.116	1.853	0.053	0.066

Tabelle 34: Diese Tabelle zeigt die 5 Top-Gemeinden gemessen am Betrag der Pearson-Residuen für die Validierungsdaten für die Gesamtbetrachtung

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson
Liesberg	7	1.906	5.094	3.674
Muttenz	26	41.860	-15.860	-2.256
Bretzwil	4	1.404	2.596	2.185
Bennwil	4	1.465	2.535	2.087
Grellingen	8	4.252	3.748	1.801

Prüfung auf räumliche Autokorrelation

Ergänzend wurde geprüft, ob die Pearson-Residuen der finalen Modelle der Trainingsdaten im Referenzmodell eine räumliche Autokorrelation aufweisen. Hierzu wurde ein globaler Moran's I berechnet. Hierzu wurden für alle Trainingsgemeinden die Zentroide berechnet. Für die Berechnung wurden dann jeweils die nächsten vier Gemeindezentroide genommen. Für eine Sensibilitätsanalyse wurde weiter auch jeweils die gesamte Berechnung mit 3 beziehungsweise 5 benachbarten Gemeinden berechnet, ohne dass die Resultate sich signifikant änderten.

Für alle drei zeitlichen Betrachtungen zeigte sich statistisch keine positive räumliche Autokorrelation der Pearson-Residuen. In Tabelle 35 sind die entsprechenden Werte für Moran's I und den Permutations-p-Wert für die drei zeitlichen Betrachtungen ersichtlich.

Tabelle 35: Resultate der Autokorrelation für das Referenzmodell

	Moran's I	p-Wert
Gesamt	0.025	0.523
Tagespikettzeit	0.012	0.358
Ausserhalb	-0.088	0.796

Auf Basis dieser Resultate verbleibt in keinem der drei zeitlichen Betrachtungen eine relevante positive räumliche Reststruktur. Aufgrund des Sensibilitätstests kann dieses Resultat als robust angeschaut werden.

3.2.1.5 Errechnete Eintretenswahrscheinlichkeit

Die berechneten Eintretenswahrscheinlichkeiten können aufgrund der moderaten Dispersion von zwischen je nach Modell zwischen 1.25 und 1.58 gesichert mit dem Ansatz der Poisson-Verteilung berechnet werden.

Die einzelnen Modelle zeigen deutliche Unterschiede zwischen den Zeitfenstern:

Tabelle 36: Kennwerte zu den zeitlich differenziert berechneten Eintretenswahrscheinlichkeiten

Zeitfenster	Median	Minimum	Maximum
Tagespikettzeit	0.110	0.017	0.865
Ausserhalb der Tagespikettzeit	0.211	0.031	0.989
Gesamtbetrachtung	0.305	0.044	0.997

Diese in Tabelle 36 ersichtlichen Kennzahlen für die einzelnen Modelle zeigen, dass die Eintretenswahrscheinlichkeit zwar grundsätzlich niedrig, jedoch klar ungleich verteilt ist.

Räumliche Muster

In der Folge sind in Abbildung 22 bis Abbildung 24 die räumlichen Muster der Eintretenswahrscheinlichkeiten abgebildet. Hierbei wird ersichtlich, dass die Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen von Gemeinden entlang der urban-industriellen Achse um Basel und in den Zentren entlang der national bedeutsamen Verkehrsachsen je nach zeitlicher Betrachtung eine mittlere bis nahezu sichere Eintretenswahrscheinlichkeit aufweisen.

Hingegen liegt die Eintretenswahrscheinlichkeit in den peripheren Nebentälern und auf den Hügeln gelegenen Gemeinden am Tag im sehr tiefen Bereich. In diesen Gemeinden steigt die Eintretenswahrscheinlichkeit ausserhalb der Tagespikettzeit nur in den verhältnismässig einwohnerstärkeren Gemeinden die in den Tälern liegen.

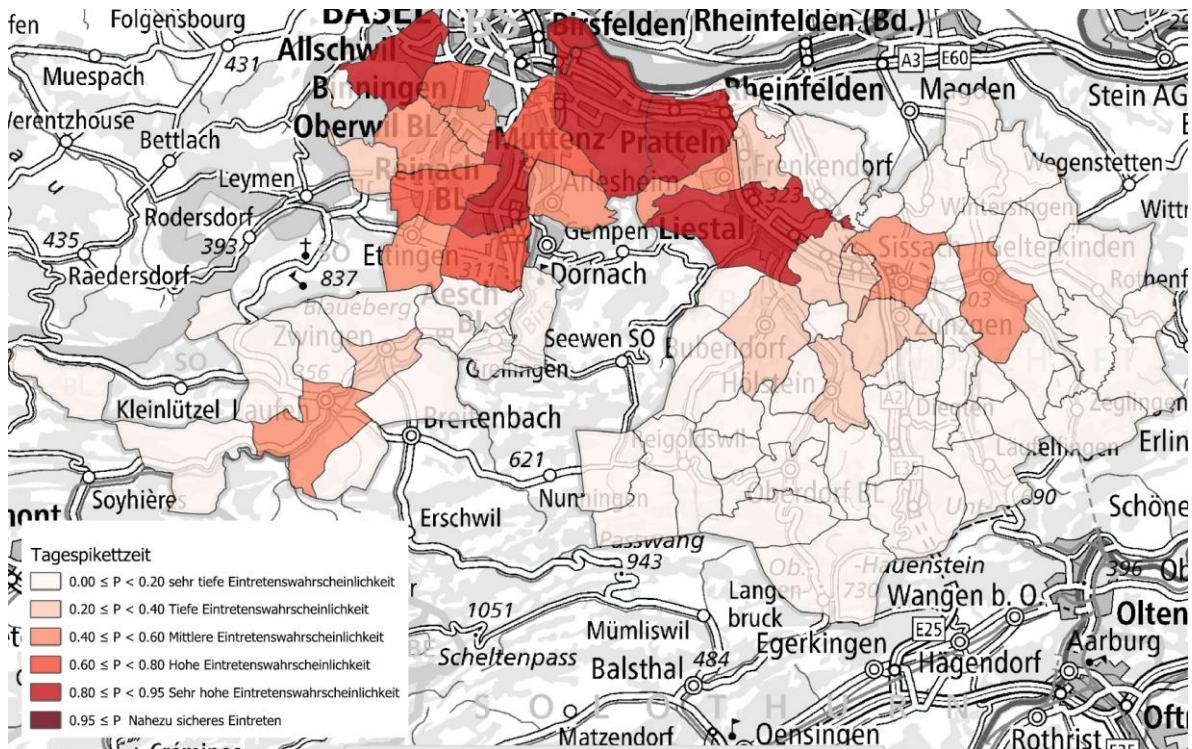


Abbildung 22: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr während der Tagespikettzeit. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)

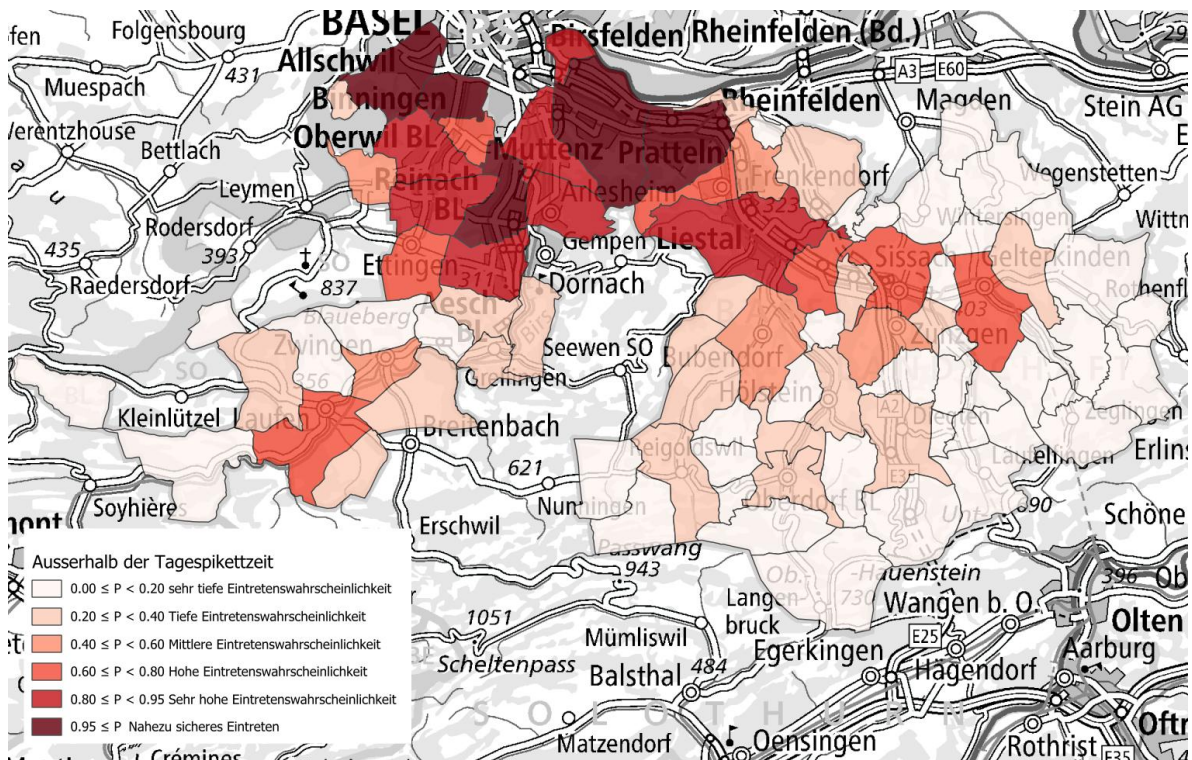


Abbildung 23: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr ausserhalb der Tagespikettzeit. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)

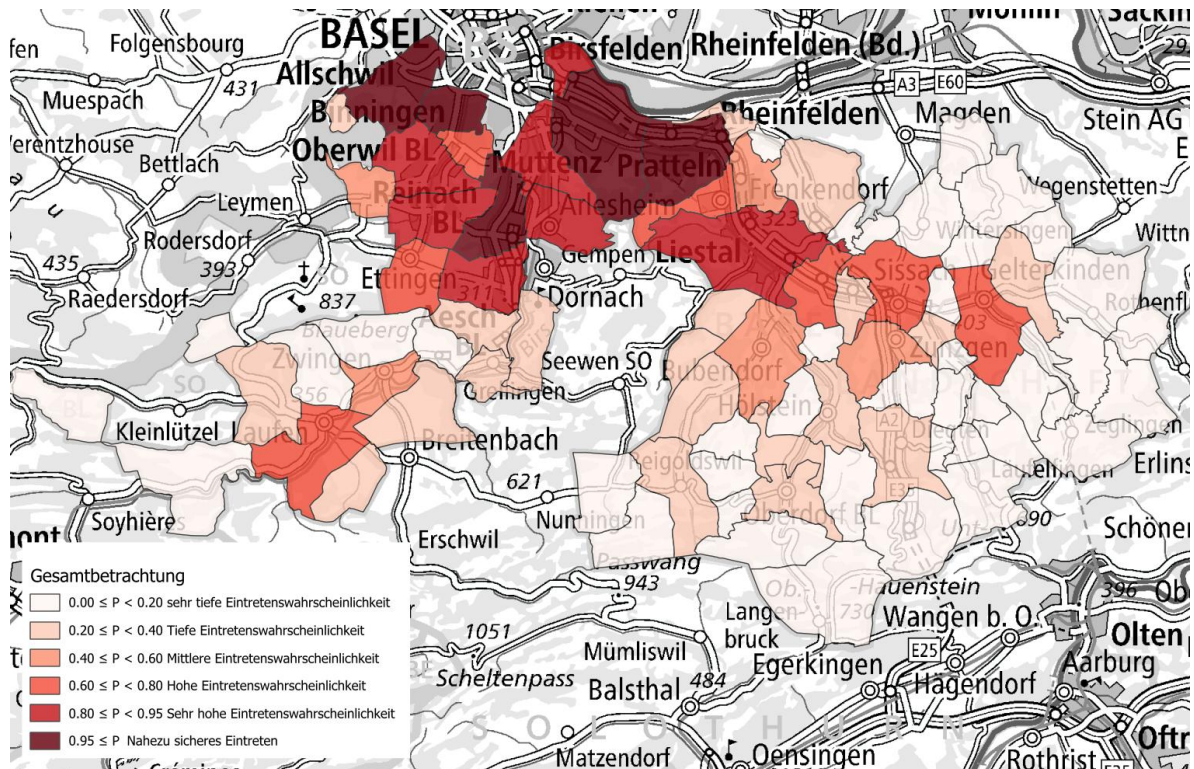


Abbildung 24: Räumliche Darstellung der Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Wohn- und Mischzonen pro Jahr in der zeitlichen Gesamtbetrachtung. (Quellen Hintergrundkarte: ©swisstopo)

3.2.2 Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit für weitere Ereignisklassen und Flächenklassen.

In Abschnitt 3.2.1 wurde die Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit anhand des Beispiels von relevanten Bränden in Wohn- und Mischzonen vollständig dokumentiert. In der Folge werden die weiteren Kombinationen in verdichteter Form mit wesentlichen Kennzahlen aufgezeigt. Zusätzliche Diagnoseschritte wurden nur im Referenzbeispiel vollständig dargestellt. Die Modellwahl erfolgt nicht über p-Werte sondern im Kern über die zulässige Modellfamilie nach Dispersion in Kombination mit dem AIC. Dazu werden aus fachlicher Sicht und vorhandene Prädikatoren in Prädikatorenssets definiert und einander gegenübergestellt. Die untersuchten Prädikatoren werden jeweils in den Unterkapitel erläutert.

Für die weiteren Kombinationen aus Ereignisklassen und Flächenklassen erfolgt die Ergebnisdarstellung in strukturierter Kurzform. Der Fokus liegt dabei auf der gewählten räumlichen und zeitlichen Aggregationsebene, der Datenlage sowie dem daraus abgeleiteten Modellierungsansatz.

Aufgrund von geringen Fallzahlen und/oder einem hohen Nullanteil ist eine statistische Modellierung nicht für alle Kombinationen aus Ereignisklasse, Flächenklasse und zeitlicher Betrachtung sinnvoll oder möglich. In diesen Fällen wird explizit auf eine Modellierung verzichtet. Im Anhang 7.3 ist in einer Übersichtstabelle das Vorgehen für sämtliche Kombinationen ersichtlich. Dabei sind jedoch nur die Flächenklassen aufgeführt, für welche auch Einzelmodelle gerechnet werden konnten. Für Einsatzklassen, bei welchen keine flächenklassenscharfe Modellerstellung möglich ist, sondern für welche das Modell auf Gemeindeebene erstellt wurde, werden diese Einsatzzahlen mitberücksichtigt.

Im Anhang befinden sich detailliertere Aufstellungen unter:

- 7.4: Modelldiagnostik Trainingsdaten
- 7.5: Errechnete Eintretenswahrscheinlichkeit
- 7.6: Eintretenswahrscheinlichkeit in grafischer Form
- 7.7: Zusammenfassung der Resultate aller Modelle

3.2.2.1 ABC

3.2.2.1.1 Arbeitszonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Arbeitszone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Wie in der Tabelle 37 ersichtlich besteht über alle drei Zeitsegmentierungen hinweg ein hoher Nullenanteil. Sprich in diesen Gemeinden mit Nullen gab es im Betrachtungszeitraum keine entsprechenden Einsätze in den Arbeitszonen. Dieser hohe Nullenanteil ist ein zentrales Merkmal der Daten und beeinflusst entsprechend die Wahl des Modellierungsverfahrens und die Stabilität der Parameterschätzung. Der Nullenanteil liegt jedoch in den Trainings- und Validierungsdaten im ähnlichen Bereich, was eine Vergleichbarkeit ermöglicht.

Tabelle 37: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für ABC-Einsätze in Arbeitszonen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	92	39	79	37	171	76
Nullanteil	82 %	76 %	80 %	76 %	75 %	68 %

Die Werte in Tabelle 61 sind ohne Abzug von strukturellen Nullen (siehe Tabelle 14, Kapitel 3.1.2) gerechnet. Die strukturellen Nullen werden aber in der Folge im Prozess nicht mit einbezogen.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Als finales Modell wurde für alle drei zeitlichen Betrachtungen der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt. Für die Gesamtbetrachtung und für das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit sprach klar der Dispersionswert für diese Wahl. Beim Tagespikett-Modell hingegen würde der Dispersionswert jedoch dafürsprechen, dass das Poisson-Verfahren reichen würde. Da der AIC jedoch einiges tiefer ist, wurde ebenfalls der Negativ-Binomial-Ansatz bevorzugt.

Ein Zero-Inflated-Modell wurde in der explorativen Phase geprüft. Dieser zeigte jedoch keinen Zusatznutzen und wurde verworfen.

Tabelle 38: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Gesamt	2.25	167.1	102.0	65.1
Tagespikett	1.03	101.2	81.5	19.7
Ausserhalb	1.60	116.5	77.8	38.7

Verwendete Prädiktoren und Offset:

In der explorativen Phase wurden für die Arbeitszonen auf Gemeindeebene verschiedene potenzielle Prädiktoren geprüft. Dabei kamen folgende erklärenden Variablen zum Einsatz:

- Mittleres Baujahr der Gebäude
- Anzahl Beschäftigte
- Nettofläche der
- Vorkommen von Störfallbetrieben.

Zusätzlich wurde untersucht, ob sich die Anzahl der Beschäftigten beziehungsweise alternativ die Nettofläche der Arbeitszonen besser als Offset eignet. Im finalen Modell wurde die Nettofläche der Arbeitszonen als Offset verwendet und die Anzahl der Beschäftigten als Prädiktor in das Modell integriert.

Weiter wurden die Störfallbetriebe in einem ersten Versuch als absolute Zählwerte eingefügt. Da jedoch die 114 Störfallbetriebe im Kanton Basel-Landschaft insgesamt nur auf 22 der 86 Gemeinden verteilt sind, erwies sich dieser Ansatz als ungeeignet. Insbesondere führen Pratteln (27 Störfallbetriebe, Trainingsdaten) und Muttenz (55 Störfallbetriebe, Validierungsdaten) die Liste mit grossem Abstand an. Dies führt zu einer dominanten Wirkung von einzelnen Beobachtungen.

Aus diesem Grund wurde die Anzahl der Störfallbetriebe nicht weiter als Zählvariable verwendet, sondern durch eine binäre Dummy-Variable ersetzt, welche lediglich das Vorhandensein mindestens eines Störfallbetriebs pro Gemeinde abbildet. Dieser Ansatz reduziert den Einfluss der extremen Ausreisser und misst die Exposition gegenüber der Gefahr ausgehend durch die Störfallbetriebe.

Aus der explorativen Phase heraus wurden die Prädiktoren $\log_{10}(\text{Beschäftigte})$ und die Dummy-Variable der Störfallbetriebe verwendet.

Modellergebnisse

Der Einfluss der gewählten Prädiktoren ist in allen drei zeitlichen Betrachtungen unterschiedlich ausgeprägt.

Über alle drei Modelle zeigt die Dummy-Variable der Störfallbetriebe einen positiven Effekt. Statistisch signifikant mit der Anwendung der 5 %-Schwelle für die p-Werte ist der Wert jedoch nur in der Gesamtbetrachtung und in der Betrachtung der Ereignisse ausserhalb der Tagespikettzeit.

Somit weisen Gemeinden mit mindestens einem Störfallbetrieb bei identischem Prädiktor der Beschäftigten und gleichem Offset Nettoflächen Wert eine höhere erwartete Häufigkeit an ABC-Einsätzen auf. Dies ist in allen drei Modellen der Fall. Lediglich im Tagespikettmodell ist das Ergebnis durch das nicht Erreichen der Signifikanzschwelle nicht statistisch abgesichert.

Ebenfalls weist die logarithmierte Beschäftigtenzahl über alle drei Modelle einen positiven Koeffizienten auf. Die Signifikanzgrenze wird jedoch in keinem Modell erreicht. Trotzdem ist die Tendenz erkennbar, dass der Effekt dieses Prädiktors während der Tagespikettzeit am ausgeprägtesten ist. Dies ist als plausibel zu betrachten, da die meisten Betriebe – unabhängig ob Störfallbetrieb oder nicht – in der Regel nur Wochentags arbeiten.

Tabelle 39: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_beschaeft	0.326	0.213	0.126	1.386
	stoerfall_dummy	1.709	0.801	0.033	5.525
Tagespikett	log1p_beschaeft	0.477	0.269	0.076	1.308
	stoerfall_dummy	0.956	0.949	0.314	2.584
Ausserhalb	log1p_beschaeft	0.091	0.259	0.726	1.095
	stoerfall_dummy	2.931	1.299	0.024	18.739

Validierung:

Nach der finalen Auswahl der Modellstruktur wurde die Modellgüte anhand der Validierungsdaten beurteilt.

Tabelle 40: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für ABC-Einsätze in Arbeitszonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	3.16	1.16	1.00
Tagespikett	Negativ-Binomial	6.79	1.24	1.00
Ausserhalb	Negativ-Binomial	3.59	1.38	1.00

Die Ergebnisse zeigen, dass die Modelle ihre Grundstruktur auch ausserhalb der Trainingsdaten beibehalten. Jedoch liegen die RMSE-Werte je nach zeitlicher Betrachtung auf unterschiedlichem Niveau. Dabei fällt die Tagespikettzeit mit der grössten Abweichung auf. Der Kalibrierungs-Slope liegt in allen drei Modellen über 1, was auf eine tendenzielle Unterschätzung höherer beobachteter Werte hinweist. Insgesamt weisen die Validierungsergebnisse jedoch auf eine brauchbare Übertragbarkeit der Modelle hin.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

In der Modelldiagnostik zeigen alle drei Modelle einzelne auffällige Gemeinden, welche die Modelle jedoch nicht vollständig dominieren. Was in diesen Modellen auffällig ist, ist die hohe Zahl an auffälligen Hebelwerten. Dies ist aufgrund der heterogenen Struktur der Arbeitszonen und der Verteilung der Störfallbetriebe nicht automatisch gleichbedeutend mit einer unzulässigen Verzerrung der Modelle durch einzelne Beobachtungen.

Besonders auffällig ist Birsfelden, welches in allen drei Modellen hohe positive Pearson-Residuen und auch jeweils die grösste Cook's Distance aufweist. Die beobachtete Ereigniszahl

lag hier jeweils deutlich über den Erwartungen. Bei der Gesamtbetrachtung stehen beispielsweise 34 Beobachtungen einer Vorhersage von 8 Ereignissen gegenüber. Dies deutet klar darauf hin, dass das lokale Gefährdungspotenzial nicht vollständig abgebildet wurde. Dies ist plausibel, da sich in Birsfelden drei Störfallbetriebe befinden. Jedoch befindet sich in Birsfelden auch eine von zwei Hafenanlagen des Kantons, in welcher Tankschiffe chemische Stoffe sowie Betriebsstoffe für die gesamte Schweiz anliefern. Dieses erhöhte Gefahrenpotenzial wird ausser mit der Zahl der drei Störfallbetriebe nicht im Modell abgebildet.

Weiter gibt es weitere auffällige Gemeinden wie unter anderem Ettingen, Oberwil oder Zunzgen. Hier ist der erhöhte Residuenwert jedoch klar darauf zurückzuführen, dass Einzelereignisse dem tiefen Erwartungswert gegenüberstehen. Diese Konstellation ist bei seltenen Ereignissen bei gleichzeitig hohem Nullenanteil fachlich plausibel.

Dagegen gibt es auch das Beispiel der Gemeinde Aesch, bei welcher ein hoher Erwartungswert aufgrund von grossen Arbeitsflächen und Beschäftigtenzahlen besteht. Störfallbetriebe sind zwei vorhanden. Trotzdem kam hier nur ein Einsatz im Beobachtungszeitraum vor.

Insgesamt kann durch die Begutachtung der Diagnostikwerte festgehalten werden, dass der Störfall-Dummy seine hohe Relevanz bestätigt. Jedoch führt die Wahl und Ausgestaltung des Dummys auch dazu, dass hohe Ereigniszahlen tendenziell unterschätzt werden.

3.2.2.1.2 Wohn- und Mischzonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Wohn- und Mischzonen aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Wie in der Tabelle 41 ersichtlich und bereits bei den Arbeitszonen der Fall, zeigt sich auch in den Wohn- und Mischzonen bei dieser Ereignisklasse ein ausgeprägter Nullenanteil über alle drei zeitlichen Betrachtungen hinweg.

Tabelle 41: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	54	26	44	43	98	69
Nullanteil	75 %	72 %	77 %	60 %	70 %	56 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Basierend auf der Analyse der Trainingsdaten (Tabelle 42) konnte für alle drei zeitlichen Betrachtungen der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt werden. In allen drei Fällen besteht eine deutliche Überdispersion, welche den in dieser Arbeit angewendeten Schwellenwert von 1.5 deutlich überschreitet. Deshalb ist ein Poisson-Modell ungeeignet, da es die Varianz unterschätzt. Auch die AIC-Werte bestätigen diese Wahl zumindest für die Gesamtheitliche und ausserhalb des Tagespikett Betrachtung, da die Deltas klar zu Gunsten des Negativ-Binomial-Ansatzes sprechen. Beim Tagespikett ist der Wert bei Poisson leicht

niedriger, liegt aber nicht im signifikanten Bereich von >2 .

Eine Zero-Inflation wurde geprüft, brachte aber keine signifikante Verbesserung der Modelle. Deshalb wurde aus Gründen der Robustheit der Negativ-Binomial-Ansatz bevorzugt.

Anhand der Diagnostikwerte kann weiter davon ausgegangen werden, dass die zeitlich differenzierten Teilmodelle empfindlicher auf einzelne Gemeinden reagieren als das Gesamtmodell, was aufgrund der geringeren Ereigniszahl in den Teilmodellen methodisch plausibel ist. Insgesamt lassen sich Hinweise auf lokale Besonderheiten und räumliche Heterogenität, nicht aber auch eine Unbrauchbarkeit der Modelle feststellen. Die Resultate sprechen eher dafür, dass die räumliche Grundstruktur in den Modellen angemessen berücksichtigt wird. Auch wenn Grenzeffekte und natürliche Vernetzung über die Aggregationsebene der Gemeinden nicht berücksichtigt werden.

Tabelle 42: Resultate der Analyse der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Tagespikett	2.32	86.45	87.43	0.98
Ausserhalb	2.96	96.68	92.85	3.83
Gesamt	3.71	133.21	126.24	6.97

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Als Offset wurde die gemeindeweise aufsummierte Nettofläche der Wohn- und Mischzonen logarithmiert verwendet.

Als Prädikatoren wurden die Einwohnerzahl, die Anzahl der Beschäftigten und das mittlere Baujahr der Gebäude untersucht. Diese wurden jeweils mit der Funktion $\log_{1p}$ verwendet.

Die finale Selektion der Prädikatoren erfolgte mittels der AIC basierend auf den Trainingsdaten. Aufgrund der geringen Fallzahlen in den aufgesplitteten Betrachtungen TaPi und ausserhalb, erwiesen sich komplexere Modelle als instabil. Dies führte dazu, dass als dominierender Prädiktor die Einwohnerzahl sich durchsetzt.

Hingegen konnte durch die Kumulation der beiden zeitlichen Betrachtungen eine höhere Ereigniszahl ausgewiesen werden und auch der Nullanteil liegt niedriger. Durch dies konnten mit dem Modell feinere Strukturen erkannt und in das Modell neben den Einwohnern auch die Beschäftigten als Prädikatoren miteinbezogen werden, was die Modellgüte signifikant verbesserte.

Modellergebnisse

Bei den gewählten Faktoren wird insbesondere der Einfluss der Einwohner und somit die Berücksichtigung der Bevölkerungsdichte, ersichtlich. Diese weist einen positiven statistisch signifikanten Einfluss auf.

Tabelle 43: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einwohner	0.839	0.505	0.097	2.314
	log1p_Beschäftigte	0.037	0.421	0.930	1.038
Tagespikett	log1p_einwohner	0.960	0.216	< 0.001	2.612
Ausserhalb	log1p_einwohner	0.825	0.244	< 0.001	2.283

Der beobachtete Koeffizient bei den Beschäftigten weist nur 0.037 und somit ein RR von 1.04 auf, was nur einen geringen Einfluss ausweist.

Wenn man die 95%-Konfidenzintervalle betrachtet, fällt auf, dass die Gesamtbetrachtung mit -0.15 bis 1.83 ein relativ breites Intervall ausweist (p-Wert = 0.09). Bei den beiden anderen getrennt betrachteten Modellen sind hingegen die Intervalle mit 0.54-1.38 (TaPi) und 0.35-1.30 (ausserhalb) mit einem p-Wert < 0.001 signifikant. Die breiteren Intervalle beim Gesamtmodell sind aufgrund der Modellstruktur erwartbar, da das Modell versucht den Einfluss auf die zwei korrelierenden Variablen Einwohner und Beschäftigte aufzuteilen.

Daraus resultierend weisen Gemeinden mit einer höheren Einwohnerdichte bei gleicher Nettofläche eine mehrfach erhöhte erwartete Häufigkeit von ABC-Einsätzen in Wohngebieten auf. Dieser Effekt bleibt bei allen drei zeitlichen Betrachtungen stabil bei einem RR > 2, was einen robusten Zusammenhang zwischen der Bevölkerungsdichte und der Eintretenswahrscheinlichkeit für ABC-Ereignisse ausweist.

Validierung:

Nach der finalen Auswahl der Modellstruktur wurde die Modellgüte anhand der Validierungsdaten beurteilt.

Tabelle 44: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für ABC-Einsätze in Wohn- und Mischzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	1.77	1.29	1.00
Tagespikett	Negativ-Binomial	0.48	0.95	1.00
Ausserhalb	Negativ-Binomial	1.67	1.71	1.00

Zusätzlich zur Fehlerbetrachtung (RMSE) wurde ebenfalls eine Kalibrierungsanalyse zur Untersuchung der Zuverlässigkeit durchgeführt. Dabei wurde festgestellt, dass für das Tagespikett (Slope = 0.95) eine nahezu ideale Kalibrierung erreicht wurde. Hingegen wurde bei der Betrachtung für den Zeitraum ausserhalb des Tagespikett ein Slope-Wert von 1.71 berechnet, was somit eine signifikante systematische Unterprognose der tatsächlichen Ereignisse in den Spitzenwerten ausweist. Dem entsprechend liegt die Gesamtbetrachtung mit einem Slope-Wert von 1.29 zwischen diesen zwei Beobachtungen und weist ebenfalls eine Unterprognose auf. Somit werden bei beiden Modellen die Extremwerte nach unten

geglättet. Dies deutet darauf hin, dass entweder starke Ausreisser vorhanden sind oder erklärende Variablen nicht gefunden wurden.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Die Pearson-Residuen, Hebelwerte und die Cook's Distance basierend auf den Trainingsdaten zeigen, dass in allen drei Gemeinden einzelne auffällige Gemeinden vorhanden sind, ohne dass jedoch eine einzelne Gemeinde das jeweilige Modell vollständig dominiert.

In der Gesamtbetrachtung fallen insbesondere Augst, Rümlingen und Birsfelden durch vergleichsweise hohe Residuen auf. Im Tagespikettmodell sind dies Augst und Itingen. Im Modell ausserhalb des Tagespiketts sind es Rümlingen und Birsfelden. Weiter weisen grössere Gemeinden wie Laufen, Pratteln oder Allschwil erhöhte Einflussnahmen auf die Parameterschätzung auf, ohne stark auffällige Residuen.

Diese Befunde weisen darauf hin, dass einzelne Gemeinden lokale Besonderheiten aufweisen beziehungsweise einwohnerstarke einen erhöhten Einfluss auf die Parameterschätzung aufzeigen. Dies ist nicht zwingend als Modellschwäche zu interpretieren.

3.2.2.2 Brand

Räumliche Aggregationsebene:

Gesamtes Gemeindegebiet.

Von einer feingliedrigeren Zonen-Aggregation wurde abgesehen, da bei dieser Ereignisklasse aufgrund des Verhältnisses zwischen Beobachter/Meldendem und der Ursache räumliche Unschärfen und Grenzeffekte vorhanden sind. Die Gesamtgemeinde dient als robuste Aggregation, auch wenn nicht alle Grenzeffekte aufgefangen werden können. Dies da Feuer, Rauch, Staub oder Nebel aufgrund der Topologie in anderen Gemeinden auf Distanz festgestellt werden kann.

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Im Gegensatz zu den ABC-Einsätzen weisen Meldungen der Einsatzklasse Brand (Täuschung, kontrollierte Feuer) eine deutlich flächendeckendere Verteilung auf. Wie in Tabelle 45 ersichtlich wird, liegen hier die Nullenanteile deutlich niedriger.

Tabelle 45: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	129	50	217	95	346	145
Nullanteil	34 %	44 %	36 %	32 %	20 %	20 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Die Pearson Dispersion befindet sich beim Tagespikett im Grenzbereich für Poisson und bei den beiden anderen leicht erhöht. Für die Modellwahl wurde entschieden, dass das Tagespikett mit einem Poisson-Modell erstellt wird und die beiden anderen mit einem Negativ-Binomial-Ansatz.

Tabelle 46: Resultate der Analyse der Trainingsdaten für Brand-Meldungen in ganzen Gemeinden

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Tagespikett	1.48	192.30	197.82	5.52
Ausserhalb	1.77	229.54	222.94	6.6
Gesamt	1.65	261.06	262.18	1.12

Verwendete Prädiktoren und Offset:

Als Offset wurde die logarithmierte Gesamtfläche der Gemeinde verwendet, um die Flächen- beziehungsweise Landschaftsgebundenheit der gemeldeten Einsätze abzubilden. Die Einwohnerzahl wurde logarithmiert als Prädiktor im Modell eingebaut. Die Einwohnerzahl deckt den Sensor und somit die Komponente Beobachter ab.

Zur Erläuterung der Komponente Ursache im Modell wurde zum einen die Landschaftstypologie und zum anderen der absolute Ansatz angewendet. In der Datenexploration ist aufgefallen, dass die meisten Einsätze in Wohn- und Mischzonen, Arbeitszonen und in Naturzonen (Wald/Landwirtschaft) stattfinden. Die Wohn- und Mischzonen konnten bereits mit der Einwohnerzahl genähert im Modell integriert werden. Für die Arbeits- und Naturzonen wurden die prozentualen Anteile von diesen an der Gemeindefläche beigezogen, um den strukturellen Charakter der Landschaft abzubilden.

Bei der Datenexploration wurde ebenfalls festgestellt, dass mehrfach Meldungen eingingen, welche von sich im Transitverkehr (Autobahn) befindlichen Verkehrsteilnehmern ausgingen. Um diesen Einfluss zu überprüfen, wurde hier mit einer Dummy-Variable „Autobahnvorhanden = Ja/Nein“ versucht, ob dieser Einfluss modelliert werden kann. Dieser Prädiktor konnte am Schluss keinen Mehrwert bieten und wurde daher nicht weiterverwendet.

Modellergebnisse

Über alle Zeitfenster hinweggesehen zeigt sich der hochsignifikante Einfluss des Haupttreibers der Einwohner. Der p-Wert ist bei jedem Modell unter 0.001. Dies stützt das Beobachter-Ursachen-Paradigma.

Die landschaftstopologischen Prädiktoren erweitern diese Bild um den räumlichen Charakter:

- Das Verhältnis der Arbeitszone zur Gesamtgemeindefläche (ratio_arbeit) entfaltet im Tagespikett-Modell eine signifikante Wirkung, mit einem Koeffizienten von 6.71 und einem p-Wert von 0.015. Dies lässt sich fachlich darauf zurückzuführen, dass durch aktive Prozesse in diesen Zonen beispielsweise durch Staubemissionen, Wasserdampf oder kontrollierte Heissarbeiten die visuellen Reize für Beobachter und somit Fehlmeldungen gegeben sind.
- Das Verhältnis der Naturflächen zur Gesamtgemeindefläche übt dagegen einen dämpfenden Effekt auf die Einsatzdichte mit einem Koeffizienten von -1.15 und einem p-Wert von 0.051 im Modell der Gesamtbetrachtung.

In der folgenden Tabelle 47 werden die entsprechenden beschreibenden Werte der Prädiktoren der Trainingsdaten aufgelistet. Die teilweise stark erhöhten RR-Werte sind auf die Skalierung der Variablen auf den Wertebereich von 0 bis 1 zurückzuführen. Ein unmittelbarer Anstieg von 0 auf 100 % ist aber kaum realistisch. Wichtiger ist, dass der Trend klar erkennbar ist. Heruntergebrochen heisst dies beispielsweise, dass bei einem Zuwachs der Arbeitszone um 10 % von der Gemeindefläche, die erwartbare Einsatzdichte nahezu um Faktor 2 erhöht wird.

Tabelle 47: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einwohner	0.435	0.078	< 0.001	1.54
	ratio_natur	-1.152	0.591	0.051	0.32
	ratio_arbeit	3.872	2.197	0.078	48.05
Tagespikett	log1p_einwohner	0.375	0.107	< 0.001	1.45
	ratio_natur	-0.136	0.830	0.870	0.87
	ratio_arbeit	6.710	2.751	0.015	820.58
Ausserhalb	log1p_einwohner	0.501	0.128	< 0.001	1.65
	ratio_natur	-1.900	0.981	0.053	0.15
	ratio_arbeit	1.666	3.862	0.666	5.29

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 48 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 48: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten Brand-Einsätze in ganzen Gemeinden.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	3.12	0.97	0.99
Tagespikett	Poisson	1.54	0.68	0.94
Ausserhalb	Negativ-Binomial	2.75	0.93	1.00

Die Ergebnisse der Validierung bestätigen eine hohe Generalisierungsrate für die Gesamtbetrachtung und den Zeitbereich ausserhalb des Tagespiketts, welche sehr nahe am Idealwert 1.0 liegen. Hingegen wird beim Modell des Tagespiketts die Eintretenswahrscheinlichkeit tendenziell in stark besiedelten Gebieten überschätzt. Dies könnte sich fachlich mit durch die tageszeitliche Abwesenheit der Bevölkerung erklären lassen, welche durch die im

Modell statisch eingeführte Wohnbevölkerung nicht vollständig erfasst wird. (Ahola et al., 2007)

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Durch die Diagnostikwerte kann festgehalten werden, dass auch in dieser Einsatzklasse einzelne auffällige Gemeinden bestehen, welche aber keine vollständige Dominanz in den Modellen aufweisen.

Für die Gesamtbetrachtung sind es Hersberg, Füllinsdorf und Biel-Benken, die mit vergleichsweise hohen Residuen auffallen. Im Tagespikettmodell sind dies Hersberg, Thürnen und Kilchberg und im Modell ausserhalb des Tagespiketts sind dies Füllinsdorf, Biel-Benken und Diegten. Gleichzeitig haben bevölkerungsmässig grössere Gemeinden einen erhöhten Einfluss auf die Parameterschätzung, ohne mit überhöhten Residuen aufzufallen. Dieser grössere Einfluss ist absolut plausibel und spricht für das Modell. Hingegen bestehen bei den Gemeinden mit erhöhten Residuen vermutlich lokale beeinflussende Strukturen.

3.2.2.3 Brand Fahrzeug

Räumliche Aggregationsebene:

Gesamtes Gemeindegebiet:

Aufgrund der hohen Mobilität der für diese Einsatzklasse definierte Brandlast Fahrzeuge und deren direkter Bindung an das überkommunale Verkehrs- und Siedlungsnetz wurde die Gesamtgemeinde als Aggregationsebene gewählt. Dies erlaubt es, dass sowohl Brände im Verkehr als auch an abgestellten Fahrzeugen robust in einem räumlichen Bezugsrahmen erfasst werden können.

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Fahrzeugbrände weisen im Vergleich zu Bränden in Wohngebieten eine geringere Ereignisdichte auf. Wie in Tabelle 49 ersichtlich wird, kann aufgrund der Nullenanteile in den Trainingsdaten von einer höheren räumlichen Konzentration im Vergleich zu anderen Bränden ausgegangen werden. Trotzdem ist eine statistische Modellierung möglich. Die Prüfung auf die Anwendung des Zero-Inflated-Ansatz wurde negativ bewertet, da die Basismodelle eine bessere Performance im AIC-Vergleich aufwiesen.

Tabelle 49: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	111	53	124	53	235	106
Nullanteil	48 %	60 %	46 %	40 %	36 %	36 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Die in Tabelle 50 ersichtlichen Kennzahlen für die Modelle auf Basis der Trainingsdaten belegen eine deutliche Überdispersion in der Gesamtbetrachtung und vor allem ausserhalb des Tagespikett. Ebenfalls untermauern die AIC-Werte die Wahl des Negativ-Binomial-An-

satzes. Die Betrachtung der Kennzahlen für das Tagespikett ergeben einen Pearson Dispersionswert im Grenzbereich. Es wurde sich hier jedoch ebenfalls für den Negativ-Binomial-Ansatz entschieden, da hier die AIC-Werte besser sind.

Tabelle 50: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Fahrzeugbrände.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Tagespikett	1.43	196.7	190.2	6.5
Ausserhalb	2.69	230.2	203.3	26.9
Gesamt	2.12	277.4	261.2	16.2

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Als Offset wurde die logarithmierte Gesamtfläche der Gemeinden gewählt. Die Modellauswahl erfolgte auch hier strikt auf Basis der Trainingsdaten, um Data Leakage zu verhindern (Hastie et al., 2009).

In der Folge wurden Modelle getestet, welche die Interaktion zwischen Einwohnern und Infrastruktur abbilden. Für die Infrastruktur standen hier die Metriken für die Autobahnen vom Bund und die der Kantonsstrassen zur Verfügung. Da kein Datensatz mit dem Gesamtstrassennetz inkl. aller kommunalen Strassen und Privatstrassen vorhanden war, wurde dieses von OSM bezogen. Ebenso wurde in Modellen getestet, ob das Verhältnis der Arbeitszonen zur Gesamtgemeindegrosse einen Einfluss hat. Dies kann verneint werden.

Nach dem Modellvergleich stand fest, dass über alle zeitlichen Betrachtungen hinweg das Modell mit der logarithmierten Einwohnerzahl und der logarithmierten Kantonsstrassenlänge die höchste Güte verzeichnet. Dies korrespondiert mit der in der Datenexploration festgestellten Verteilung der Einsätze auf stationäre parkierte Fahrzeuge und solche im Transitverkehr.

Modellergebnisse

Die Auswertung der Koeffizienten zeigt ein differenziertes Bild der beiden Treiber der Eintretenswahrscheinlichkeit:

- Als dominierender Faktor kann auch in diesem Modell die Einwohnerzahl gesehen werden. Daraus lässt sich interpretieren, dass die Einsatzwahrscheinlichkeit für Fahrzeugbrände eng an Gebiete mit einer hohen Fahrzeugdichte gekoppelt ist.
- Die ebenfalls im Modell vorkommende Länge der Kantonsstrasse weist hingegen einen signifikant negativen Koeffizienten auf.

Tabelle 51: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einwohner	0.829	0.140	< 0.001	2.29
	log1p_kt_strasse	-0.825	0.252	0.001	0.44
Tagespikett	log1p_einwohner	0.846	0.144	< 0.001	2.33
	log1p_kt_strasse	-0.759	0.249	0.002	0.47
Ausserhalb	log1p_einwohner	0.792	0.149	< 0.001	2.21
	log1p_kt_strasse	-0.708	0.264	0.007	0.49

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 52 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 52: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Fahrzeugbrand-Einsätze in ganzen Gemeinden.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	7.83	0.50	0.87
Tagespikett	Negativ-Binomial	3.06	0.63	0.93
Ausserhalb	Negativ-Binomial	4.26	0.43	0.72

Die Validierungsergebnisse zeigen, dass die Modelle die relative räumliche Eintretenswahrscheinlichkeit korrekt erfassen. Die Slope-Werte hingegen weisen hingegen auf eine systematische Überschätzung der Eintretenswahrscheinlichkeit in den Validierungsgemeinden hin. Daraus resultierend muss entweder das Modell angezweifelt werden oder die Fahrzeugbrände weisen eine hohe stochastische Varianz auf. So hätten die Validierungsgemeinden im Beobachtungszeitraum zufällig eine geringere Einsatzdichte verzeichnet, als durch das Modell erwartbar gewesen wäre. Der Haupttreiber der Einwohner und der Infrastruktur sind jedoch immer noch massgebend für ein stabiles Modell.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Die Pearson-Residuen, Hebelwerte und die Cook's Distance basierend auf den Trainingsdaten zeigen, dass in allen drei Gemeinden einzelne auffällige Gemeinden vorhanden sind, ohne dass jedoch eine einzelne Gemeinde das jeweilige Modell vollständig dominiert.

Im Gesamtmodell fallen Hersberg, Tenniken und Tecknau mit vergleichsweise hohen Residuen auf. Dies sind eher kleinere Gemeinden im Ausmass der Fläche der Gemeinde aber auch in der Bevölkerungszahl. Im Tagespikettmodell fällt neben diesen drei Gemeinden noch die Gemeinde Böckten auf. Die Gemeinde Hersberg sowie Tecknau werden vermutlich zufällig einen höheren Beobachtungswert aufweisen. Durch Tenniken verläuft eine Autobahn sowie einer der wenigen Rastplätze der Autobahn im Kanton, was als lokaler Einflussfaktor eine Rolle spielen dürfte.

Als Gemeinden mit erhöhtem Einfluss sind Pfeffingen, Birsfelden, Liestal, Pratteln und Sissach festgehalten. Dies sind ebenfalls alle Gemeinden mit Autobahnen. Einzig Pfeffingen hat nur wenige Meter der Autobahn am Rande seines Gemeindebannes.

3.2.2.4 Brand klein

3.2.2.4.1 Arbeitszonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Arbeitszone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

aufsummierte zeitliche Gesamtbetrachtung

Datengrundlage:

Kleinbrände stellen wie in Tabelle 53 ersichtlich auch in der zeitlich aggregierten Form ein seltenes Ereignis dar. Dabei liegen hier mit 69 % (T) beziehungsweise 76 % (V) Nullanteile vor, welche die Prüfung einer Zero-Inflation notwendig machen. Diese wurde jedoch verworfen. Dies unter anderem, da das Poisson-Modell bereits einen hohen Anteil an Zufalls-Nullen berücksichtigt. Auch die Anzahl an strukturell bedingten Nullen ist sehr klein und rechtfertigt auch keine Erhöhung der mathematischen Komplexität eines Zero-Inflation-Modells. (Lambert, 1992)

Tabelle 53: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Brand klein in Arbeitszonen.

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	19	4	30	8	49	12
Nullanteil	80 %	84 %	74 %	84 %	69 %	76 %

Die Werte in Tabelle 61 sind ohne Abzug von strukturellen Nullen (siehe Tabelle 14, Kapitel 3.1.2) gerechnet. Die strukturellen Nullen werden aber in der Folge im Prozess nicht mit einbezogen.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Die in Tabelle 54 ersichtlichen Kennzahlen zeigen auf, dass sich das Negativ-Binomial-Verfahren in diesem Fall als ungeeignet erweist, da mit einem Dispersionswert von 0.92 eine leichte Unterdispersion vorliegt.

Tabelle 54: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Kleinbrände in Arbeitszonen, wenn als Prädiktor die Beschäftigtenzahl verwendet wird.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Gesamt	0.92	88.7	-	-

Da, wie im folgenden Abschnitt die Modellüberprüfung ergab, dass die Beschäftigtenzahl keinen Einfluss auf das Resultat hat und der AIC-Wert ohne diesen Prädiktor besser wäre, wurde weiter ein Poisson-Modell mit dem Offset der Fläche berechnet. Hierbei wurde bei der AIC-Berechnung interessanterweise ein Wert von 4.0 für den Negativ-Binomial-Ansatz berechnet. Hingegen hat der Poisson-Ansatz einen AIC-Wert von 87.5 bei einer Pearson-Dispersion von 0.725, was einer Unterdispersion gleichkommt. Daher wird das Ergebnis

aufgrund der numerischen Instabilität bei der Schätzung des Dispersionsparameters θ verworfen und der Poisson-Ansatz gewählt.

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Die Nettofläche wurde für dieses Modell als Offset gewählt. Da es sich um Arbeitszonen handelt, wurde die Anzahl der Beschäftigten als Prädiktor einbezogen. In der Auswertung zeigt sich jedoch, dass diese Berücksichtigung der Beschäftigten keinen Erklärungsbeitrag am Modell leistet. Ohne die Beschäftigten zu berücksichtigen verbessert sich das Modell leicht um -1.2. Um die Gefahr von Overfitting zu minimieren, wurde der Prädiktor der Beschäftigtenzahl nicht weiter berücksichtigt. Daraus bleibt die Nettofläche der Flächenklasse als alleiniger Offset.

Auf die Berücksichtigung weiterer Prädikatoren wie beispielsweise der Anzahl Störfallbetriebe wurde aufgrund des nicht vorhandenen Thematischen Zusammenhang nicht weiter eingegangen.

Modellergebnisse

Das reduzierte Poisson-Modell mit dem Flächenoffset bildet nur bedingt mehr als eine Flächenbezogene Basisrate. Daraus resultierend ist keine belastbare Unterscheidung der räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeit zwischen den Gemeinden möglich, die über die reine Grösse der Arbeitszone hinaus geht. Für das Forschungsziel der Arbeit, räumliche Unterschiede in der Eintretenswahrscheinlichkeit aufzuzeigen, ist diese Informationsdichte als zu gering zu betrachten um darauf basierend von einem inhaltlich tragfähigen Modell zu sprechen.

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 55 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 55: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Brand klein in Arbeitszonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope
Gesamt	Poisson	1.23	0.59

In diesen Validierungsmetriken wird ersichtlich, dass mit einem RMSE von 1.24 und einem Kalibrierungs-Slope von 0.59 eine Vorhersage nur begrenzt mit den beobachteten Ereignissen möglich ist, da die Vorhersagen nur begrenzt mit den beobachteten Ereignissen in den Validierungsdaten übereinstimmen. Insbesondere der Kalibrierungs-Slope weist darauf hin, dass die modellierten Unterschiede zwischen den Gemeinden tendenziell überschätzt werden.

Die Tauglichkeit des Modells wird hier entsprechend angezweifelt. Eine Erhöhung der Einsatzzahl durch Aggregation mit anderen Flächenklassen machte aus Gründen der Heterogenität keinen Sinn.

3.2.2.4.2 Wohn- und Mischzonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Arbeitszone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

In der Datengrundlage ist, wie in Tabelle 56 dargestellt, ersichtlich, dass auch in Wohn- und Mischzonen ein je nach zeitlicher Betrachtung relevanter Anteil an Nullbeobachtungen vorkommt. Trotzdem ist die Datengrundlage hier robuster, als dies in den Arbeitszonen für Kleinbrände der Fall ist.

Tabelle 56: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	92	43	201	69	293	112
Nullanteil	57 %	40 %	39 %	52 %	33 %	28 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Für das Modell ausserhalb besteht ein hoher Dispersionswert. Aufgrund dessen war hier die Anwendung des Negativ-Binomial-Ansatzes angezeigt. Da die Einsätze ausserhalb der Tagespikettzeit häufiger auftreten, wies auch das Gesamtmodell einen erhöhten Dispersionswert und entsprechend wurde auch hier der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt. Während der Tagespikettzeit hingegen lag keine Überdispersion vor, weshalb hier ein Poisson-Ansatz gewählt wurde.

Tabelle 57: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für klein Brände in Wohn- und Mischzonen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	Δ AIC
Gesamt	1.56	214.8	225.4	10.6
Tagespikett	0.87	129.5	131.5	2.0
Ausserhalb	1.79	209.2	196.3	12.9

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Nach einer Prüfung ob die Einwohnerzahl oder die Nettofläche als Offset verwendet werden sollen, wurde sich für die Einwohnerzahl entschieden. Dies ist fachlich dadurch zu begründen, dass Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen stärker mit menschlicher Präsenz zusammenhängt als mit der räumlichen Ausdehnung der Flächenklassen.

In der explorativen Phase wurde die Verwendung der logarithmierten Beschäftigtenzahl und die logarithmierte Nettofläche der Wohn- und Mischzonen als Prädikatoren geprüft. Die Beschäftigten Zahl zeigte jedoch in keiner der zeitlichen Betrachtungen einen klaren

Erklärungsbeitrag und wurde daher nicht weiter berücksichtigt. Die Nutzung der Nettofläche als Prädiktor kann jedoch während des Tagespiketts und auch der gesamtzeitlichen Betrachtung genutzt werden, während dem ausserhalb der Tagespikettzeit bereits der Einwohner-Offset ausreichte.

Modellergebnisse

Tabelle 58: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einwohner	0.42	0.08	> 0.001	1.52
Tagespikett	log1p_einwohner	0.39	0.10	> 0.001	1.47
Ausserhalb	log1p_einwohner	0.40	0.10	> 0.001	1.49

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 59 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 59: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Kleinbrände in Wohn- und Mischzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	4.37	0.64	0.98
Tagespikett	Poisson	1.05	0.75	0.99
Ausserhalb	Negativ-Binomial	3.42	0.62	0.97

Die Validierungsergebnisse zeigen, dass insgesamt eine gute Generalisierbarkeit für das Modell besteht. Tendenziell deuten die Slope-Werte jedoch darauf hin, dass die modellierten Unterschiede zwischen den Gemeinden stärker ausgeprägt sind, als dies in den Validierungsdaten beobachtet werden kann. Sprich die Modelle neigen zu einer leichten Überschätzung der räumlichen Differenzen.

Interessanterweise ist das Tagespikettmodell jenes mit der geringsten RMSE. Dies könnte darauf hinweisen, dass ausserhalb des Tagespiketts weitere derzeit nicht im Modell enthaltene Prädiktoren einen Einfluss haben.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Auch in diesem Modell bestehen in allen drei Modellen auffällige Gemeinden, welche auch hier keine vollständige Dominanz aufweisen.

In der Gesamtbetrachtung fällt insbesondere Birsfelden durch ein deutlich erhöhtes Residuum und eine hohe Cook's Distance auf. Daneben zeigen auch Blauen und Zwingen erhöhte Residuen in diesem Modell auf. Wenn man das Tagespikettmodell betrachtet, sind die auffälligen Gemeinden Laufen, Zwingen und Biel-Benken. Birsfelden ist nur im Modell ausserhalb der Tagespikettzeit sehr auffällig, was für einen nicht berücksichtigten Lokalen Einfluss spricht. Weitere auffällige Gemeinden sind Blauen und Lauwil, welches beides bevölkerungs- und wohnzonenmässig Kleingemeinden sind.

Auf der Einflussseite ohne vergrösserte Residuen liegen Aesch, Münchenstein, Allschwil und in der Betrachtung ausserhalb des Tagespikett Pratteln. Dies sind bevölkerungsreiche Gemeinden, welche aufgrund der Struktur einen relevanten Einfluss auf die Modellschätzung ausüben.

3.2.2.5 Brand relevant

3.2.2.5.1 Arbeitszonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Arbeitszone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

In der Datengrundlage ist, wie in Tabelle 60 dargestellt, ersichtlich, dass über alle drei Zeitsegmente hinweg ein grösserer Anteil an Gemeinden ohne entsprechende Einsätze vorliegt.

Tabelle 60: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für relevante Brände in Arbeitszonen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	51	27	76	17	127	44
Nullanteil	74 %	68 %	66 %	72 %	59 %	64 %

Die Werte in Tabelle 61 sind ohne Abzug von strukturellen Nullen (siehe Tabelle 14, Kapitel 3.1.2) gerechnet. Die strukturellen Nullen werden aber in der Folge im Prozess nicht mit einbezogen.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

In keiner der drei zeitlichen Betrachtungen liegt eine Überdispersion (Tabelle 61) vor, weshalb die Anwendung des Negativ-Binomial-Ansatzes methodisch nicht angewendet wurde. Ebenfalls konnte keine Notwendigkeit für einen Zero-Inflation-Ansatz festgestellt werden.

Tabelle 61: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für relevante Brände.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson
Tagespikett	0.83	82.72
Ausserhalb	0.91	112.33
Gesamt	1.02	131.91

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Als Expositionsgrösse wird die aufsummierte Nettofläche der Arbeitszone als logarithmierter Offset verwendet. Als Alternative wurde ebenfalls die Anwendung der Beschäftigten geprüft. In der gegenseitigen Abwägung jedoch verworfen.

Als Prädikatoren wurde die logarithmierte Beschäftigtenzahl und, analog zu den ABC-Einsätzen in Arbeitszonen, auch die Dummy-Variable für die Störfallbetriebe.

Bei der Analyse der drei Modelle zeigt sich, dass der logarithmierte Beschäftigten Wert den AIC gegenüber einem reinen Offset-Modell bei der Gesamtbetrachtung sowie während des Tagespiketts verbessert. Der Einbezug der Störfall-Dummy-Variable weist in dieser Einsatzklasse keinen stabilen Mehrwert auf.

Bei der Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit ergibt sich als bestes Modell ein reines Offset-Modell, da hier die Beschäftigten keinen Mehrwert bieten. Dies ist allenfalls mit der in dieser Zeit häufiger geringeren Zahl an Beschäftigten erklärbar.

Modellergebnisse

Die Auswertung der Koeffizienten in Tabelle 62 stützt die Annahme, dass die Eintretenswahrscheinlichkeit für relevante Brände in Arbeitszonen tagsüber stark von der menschlichen Präsenz getrieben ist, während ausserhalb der Tagespikettzeit eher eine flächenproportionale Basisrate ersichtlich ist.

Tabelle 62: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für relevante Brände in Arbeitszonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_besch	0.147	0.058	0.011	1.158
Tagespikett	log1p_besch	0.240	0.100	0.170	1.271
Ausserhalb	Kein Prädiktor				

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 63 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 63: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für relevante Brände in Arbeitszonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R ²)
Gesamt	Poisson	2.681	0.820	1.000
Tagespikett	Poisson	1.360	1.214	1.000
Ausserhalb	Poisson	1.681	0.482	0.944

Die Validierungsergebnisse zeigen, dass in der Gesamtbetrachtung der klar höchste Fehler des auf die Validierungsdaten angewendeten Modells liegt.

Die Kalibrierungsanalysen weisen für das Tagespikett eine leichte Unterschätzung und die für Gesamtbetrachtung eine leichte Überschätzung auf. Für das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit wird hingegen eine eher starke Überschätzung ausgewiesen, als effektiv in den beobachteten Daten der Validierungsgruppe ersichtlich ist. In allen drei Modellen wird jedoch die räumliche Verteilung der Eintretenswahrscheinlichkeit trotzdem als gut erfasst dargestellt.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Durch die Diagnostikwerte kann festgehalten werden, dass auch in dieser Einsatzklasse einzelne auffällige Gemeinden bestehen, welche aber keine vollständige Dominanz in den Modellen aufweisen.

In der Gesamtbetrachtung fallen vor allem Wintersingen, Birsfelden, Ziefen und Aesch durch vergleichsweise hohe Residuen auf. Für das Tagespikettmodell sind dies Tecknau und Ziefen. Ausserhalb des Tagespikett sind dies Birsfelden, Aesch und Wintersingen.

Die erhöhte Einflussrate auf die Parameterschätzung geht von Gemeinden mit grossen Arbeitszonenflächen wie Pratteln, Laufen, Sissach, Füllinsdorf und teilweise Münchenstein aus. Alle weisen jedoch keine stark erhöhten Pearson-Residuen auf, weshalb hier klar aufgrund der Grösse der Einfluss als plausibel betrachtet werden kann.

3.2.2.6 Brand Vegetation

Es wird für diese Einsatzklasse bedingt auf die Art der Zündquellen und die Anzahl der vorhandenen Einsatzzahl nur für die Wohn- und Mischzonen sowie für die Naturflächen der Landwirtschaftszonen und des Waldes ein Modell erstellt. Die Einsatzzahlen für andere Zonen sind zu gering und die Art der Zündquellen verhindert die Aggregierung von mehreren Flächenklassen. Im Allgemeinen muss aber festgehalten werden, dass eher eine geringe Anzahl an Einsätzen in allen Flächenklassen besteht. Wobei die Wohn- und Mischzonen in der zeitlichen Gesamtbetrachtung mit 101 Einsätzen rund 45 % und die kombinierten Naturflächen mit 83 rund 37 % der Gesamthaft 226 Einsätze ausmachen.

3.2.2.6.1 Wohn- und Mischzonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Wohn- und Mischzone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

In der Datengrundlage ist, wie in Tabelle 64 dargestellt, ersichtlich, dass ein merklich grösserer Anteil an Einsätzen ausserhalb der Tagespikettzeit auftritt, wenn mehr Personen nicht bei der Arbeit sind.

Tabelle 64: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	27	10	47	17	74	27
Nullanteil	70 %	68 %	67 %	56 %	54 %	40 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

In keiner der drei zeitlichen Betrachtungen liegt eine Überdispersion (Tabelle 65) vor, weshalb die Anwendung des Negativ-Binomial-Ansatzes methodisch nicht angewendet wurde. Ebenfalls konnte keine Notwendigkeit für einen Zero-Inflation-Ansatz festgestellt werden.

Tabelle 65: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson
Tagespikett	0.84	128.6
Ausserhalb	0.73	88.0
Gesamt	1.06	105.4

Verwendete Prädiktoren und Offset:

Als Offset wird hier die vegetationsrelevante Fläche verwendet. Dabei wird von der Nettofläche – von welcher bereits Zufahrtsgrundstücke abgezogen wurden – zusätzlich die aufsummierte Gebäudegrundfläche abgezogen. Es wurde die Nettofläche und nicht die Gesamtfläche gewählt, da die meisten Brände innerhalb dieser Zone durch unsachgemässen Umgang mit gebrauch Feuer entstehen (Ganteaume et al., 2012). Unbebaute Grundstücke innerhalb dieser Zone weisen tendenziell zu wenig menschlichen Einfluss auf, weshalb sie weggelassen wurden.

Als potenzielle Prädiktoren wurden die logarithmierte Einwohnerzahl und die logarithmierte Beschäftigtenzahl untersucht. In der explorativen Analyse mit dem Vergleich der AIC-Werte zeigte sich jedoch, dass die Beschäftigten in keinem Modell einen Mehrwert bringen. Hingegen bringen die Einwohner in den Modellen der Gesamtbetrachtung und ausserhalb des Tagespikett einen konsistenten Beitrag zur Modellgüte. Somit werden im Tagespikettmodell die Einwohner weggelassen und es wird sich nur auf den Offset bezogen.

Modellergebnisse

Die Ergebnisse in Tabelle 66 zeigen einen positiv signifikanten Koeffizienten für die zeitliche Gesamtbetrachtung und die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit auf. Dabei wird ersichtlich, dass in dichter besiedelten Gebieten, bei gleichbleibender vegetationsrelevanter Flächen, die Eintretenswahrscheinlichkeit steigt.

Tabelle 66: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen..

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einw	0.201	0.102	0.048	1.223
Tagespikett	Kein Prädiktor				
Ausserhalb	log1p_einw	0.288	0.133	0.031	1.334

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 67 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 67: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Poisson	1.651	0.43	1.000
Tagespikett	Poisson	0.684	0.64	1.000
Ausserhalb	Poisson	1.185	0.35	0.999

Die guten Bestimmtheitsmasse zeigen auf, dass die relative räumliche Rangordnung des Modells gegenüber den Validierungsdaten gut erfasst wird.

Die Kalibrierungs-Slopes zeigen für alle drei Modelle - aber insbesondere für die Gesamtbetrachtung und ausserhalb der Tagespikettzeit – dass das Modell die Validierungsdaten tendenziell überschätzt und die beobachteten Einsatzzahlen weniger stark streuen als prognostiziert.

Wenn die Kalibrierungstabelle mit den Bins betrachtet wird, zeigt sich, dass in allen drei zeitlichen Betrachtungen die beobachteten Mittelwerte entsprechend der Rangordnung der Gruppe der Eintretenswahrscheinlichkeit weitgehend ansteigt. Effektiv findet sich in allen Betrachtungen in allen Bins derselbe Effekt, dass in den Gemeinden mit der höchsten Eintretenswahrscheinlichkeit die Vorhersage rund doppelt so gross ist, wie der effektive Beobachtungswert. In den unteren Bins ist dies jedoch nicht der Fall. Stellvertretend dazu wird in der folgenden Tabelle 68 dieser Umstand für die Gesamtbetrachtung gezeigt.

Tabelle 68: Kalibrierungstabelle für die Gesamtbetrachtung der Vegetationsbrände in Wohn- und Mischzonen.

Bin	pred_m	obs_m	n
1	0.156	0.4	5
2	0.285	0.4	5
3	0.546	0.6	5
4	1.540	1.6	5
5	4.893	2.4	5

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Ebenfalls sind in diesen Modellen einzelne auffällige Gemeinden vorhanden, ohne dass eine vollständige Dominanz gegeben wäre.

In der Gesamtbetrachtung sind dies die mit eher kleineren Wohnzonen ausgestatteten Gemeinden Arboldswil, Blauen und Hersberg, welche mit vergleichsweise hohen Residuen auffallen. Im Tagespikettmodell fällt vor allem Rothenfluh auf. Aber auch Arboldswil, Dittingen und Langenbruck haben ebenfalls erhöhte Residuen. Für das Modell ausserhalb des

Tagespiketts sind es Blauen, Hersberg und Arboldswil mit hohen Residuen. Alle Gemeinden weisen ein hohes Mass an Einfamilienhausquartieren und wenig nach innen verdichteter Bebauung auf.

Hingegen haben Gemeinden mit stark verdichteten Gebieten wie Reinach, Allschwil, Pratteln und teilweise Füllinsdorf erhöhten Einfluss auf die Parameterschätzung, ohne stark erhöhte Pearson-Residuen.

3.2.2.6.2 Landwirtschaft + Wald

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Landwirtschaft + Wald aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

In der Datengrundlage ist, wie in Tabelle 69 dargestellt, ersichtlich, dass ein merklich grösserer Anteil an Einsätzen ausserhalb der Tagespikettzeit auftritt, wenn mehr Personen nicht bei der Arbeit sind.

Tabelle 69: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	19	8	30	26	49	34
Nullanteil	79 %	72 %	64 %	44 %	54 %	36 %

Durch die Aufsummierung der Landwirtschaftszonen und der Waldfläche bestehen keine strukturellen Nullen. Jede Gemeinde weist eine Landwirtschaftsfläche auf. Bei den Waldflächen hat einzig die Gemeinde Schönenbuch keine Waldfläche. Dies wurde in den Modellen jedoch nicht weiter berücksichtigt, da es sich um die kleinste Gemeinde des Kantons handelt (Amt für Daten und Statistik BL, 2015).

Was ebenfalls wichtig ist zu beachten. In der Untersuchungsregion bestehen in der Regel die Voraussetzungen für grossflächige, wandernde Vegetationsbrände insbesondere im Wald nicht. Deshalb werden in den Modellen auch keine Grenzeffekte berücksichtigt, sondern die Position der Brände befindet sich an seiner Ursprungsposition.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Aufgrund der zeitlich betrachtet geringen Anzahl an Einsätzen in den beiden Betrachtungen Tagespikett und ausserhalb Tagespikett, konnte nach der explorativen Phase nur das Gesamtmodell weiterverfolgt werden. Beispielhaft dafür steht der unrealistisch hohe Dispersionswert von 8.19 für das Tagespikett-Modell.

Tabelle 70: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	Δ AIC
Gesamt	3.22	152.71	153.11	0.41

Obwohl das Poisson-Modell einen leicht besseren Wert aufweist, wird aufgrund der Dispersion der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt.

Verwendete Prädiktoren und Offset:

Als Offset wurde die logarithmierte Summe der Landwirtschafts- und Waldflächen pro Gemeinde verwendet. Dadurch modelliert der gewählte Modellansatz die Anzahl der Vegetationsbrände relativ zur brandrelevanten Vegetationsfläche. Dieser Ansatz entspricht den verwendeten Nettoflächen aus anderen Betrachtungen.

Als Prädiktor wurde die logarithmierte Einwohnerzahl geprüft. Dies als Modellierung der grundsätzlichen Hauptzündquelle. Nicht berücksichtigt werden kann mit dem gewählten aggregierten Verfahren hingegen, dass insbesondere im Naturraum eine starke Vernetzung über die Gemeindegrenze hinaus besteht und dass der Naturraum nicht zwingend nur von Einwohnern der entsprechenden Gemeinde genutzt wird.

Die explorative Phase wurde ebenfalls geprüft, ob allfällig ein Modell ohne Berücksichtigung eines Prädiktors besser wäre. Sowohl beim Poisson-, wie auch beim Negativ-Binomial-Ansatz resultieren jedoch leicht höhere AIC-Werte. Dies lässt annehmen, dass die Einwohnerzahl trotz des einfachen Charakters einen kleinen eigenständigen Erklärungsbeitrag dem Modell mitgibt.

Verworfen wurde eine Variante des Modells, bei welcher die logarithmierte Gesamtgemeindefläche als Offset und die aufsummierte logarithmierte Summe der Landwirtschafts- und Waldflächen als Prädiktor verwendet wurde.

Modellergebnisse

Die Modellergebnisse des finalen Negativ-Binomial-Modell zeigen einen positiven Zusammenhang zwischen der Einwohnerzahl und dem Vegetationsbrandaufkommen. Dies deutet darauf hin, dass die Intensität menschlicher Präsenz bei vergleichbarer Vegetationsfläche tendenziell auf eine höhere Eintretenswahrscheinlichkeit für Vegetationsbrände schliessen lässt.

Tabelle 71: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einw	0.277	0.137	0.044	1.319

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 72 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 72: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Vegetationsbrände in Landwirtschafts- und Waldzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	1.421	1.726	0.956

Das hohe Bestimmtheitsmass lässt darauf schliessen, dass das Modell die relative Rangordnung der Gemeinden insgesamt gut abbildet. Wenn nun aber der Kalibrierungs-Slope betrachtet wird, der klar über 1 liegt, weist dieser jedoch darauf hin, dass die Unterschiede

zwischen tief und hoch risikobehafteten Gemeinden im Validierungsdatensatz eher zu schwach ausgeprägt vorhergesagt wurde.

Dieser Umstand wird auch durch die Betrachtung der Kalibrierungstabelle (Tabelle 73) bestätigt. In den niedrigen Bins liegen der prognostizierte und der beobachtete Mittelwert noch nahe beieinander. Dies divergiert in den höheren Bins stärker und liegt deutlich über dem prognostizierten Mittelwert. Damit wird die räumliche Rangordnung zwar adäquat abgebildet, jedoch wird die höchste Belastung einzelner Gemeinden unterschätzt und ist nur eingeschränkt zufriedenstellend.

Tabelle 73: Kalibrierungstabelle für die Gesamtbetrachtung der Vegetationsbrände in der Landwirtschaftszone und dem Wald

Bin	pred_m	obs_m	n
1	0.284	0.2	5
2	0.523	0.6	5
3	0.838	0.6	5
4	1.354	2.2	5
5	2.107	3.2	5

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

In der Analyse der Diagnostikwerten zeigt sich, dass in allen drei zeitlichen Betrachtungen einzelne auffällige Gemeinden bestehen. Jedoch ist keine vollständige Dominanz einer einzelnen Gemeinde in den jeweiligen Modellen sichtbar.

In der Gesamtbetrachtung fielen insbesondere Birsfelden, Diepfingen und Dittingen durch vergleichsweise hohe Residuen auf. Im Tagespikettmodell sind dies Birsfelden und Diepfingen und im Modell ausserhalb der Tagespikettzeit die Gemeinden Dittingen, Reigoldswil und Münchenstein. Liestal hat im Modell ausserhalb der Tagespikettzeit einen erhöhten Einfluss auf die Parameterschätzung.

Diese Befunde deuten darauf hin, dass einzelne Gemeinden innerhalb ihrer Naturflächen spezifische, im Modell nicht abgedeckte, Einflüsse aufweisen.

Anhand der Diagnostikwerte kann weiter davon ausgegangen werden, dass die zeitlich differenzierten Teilmodelle empfindlicher auf einzelne Gemeinden reagieren als das Gesamtmodell, was aufgrund der geringeren Ereigniszahl in den Teilmodellen methodisch plausibel ist. Insgesamt lassen sich Hinweise auf lokale Besonderheiten und räumliche Heterogenität, nicht aber auch eine Unbrauchbarkeit der Modelle feststellen. Die Resultate sprechen eher dafür, dass die räumliche Grundstruktur in den Modellen angemessen berücksichtigt wird. Auch wenn Grenzeffekte und natürliche Vernetzung über die Aggregationsebene der Gemeinden nicht berücksichtigt werden.

3.2.2.7 Feuealarm

Bei den Feuealarmen handelt es sich um technische Anlagen. Die Daten der Standorte aber auch das Alter und der Unterhalt auf der technischen Seite, sowie die Art der Nutzung auf der anderen Seite sind relevante Parameter, für ausgelöste Feuealarme. Die mit diesen Gebäuden ausgerüsteten Anlagen sind nicht öffentlich und waren entsprechend dem Autor für diese Arbeit nicht bekannt. Aus diesem Grund wurde ein Parameter genähert geschätzt.

Dies umfasst die Anzahl der Gebäude, welche mehr als 1500 m² Nutzfläche haben und nicht reine Wohngebäude sind.

Diese Schwelle weist keine Ableitung aus den VKF-Brandschutzvorschriften auf, sondern ist eine Näherung für potenziell BMA-relevante Gebäude. Die tatsächliche Pflicht oder Zweckmässigkeit der Installation einer Brandmeldeanlage hängt nach den VKF-Brandschutzvorschriften insbesondere von Nutzung, Personenbelegung, baulicher Komplexität, Brandabschnittsgrössen, besonderen Gefahren und der Beurteilung durch die Brandschutzbehörde ab. Entsprechend ist der verwendete Parameter ausschliesslich als Näherung der Exposition zu verstehen und nicht als konkrete exakte Darstellung, dass alle Gebäude grösser als 1500 m² Nutzfläche eine Brandmeldeanlage haben müssen.

Es ist wichtig zum Festhalten, dass diese Methode mit der näherungsweisen Modellierung das Problem mitbringt, dass Gebäude detektiert werden, welche keine Anlage haben und im Gegenzug andere Gebäude nicht detektiert sind, welche kleiner sind aber wegen anderer Voraussetzungen eine Anlage eingebaut haben. Spezifisch für die Wohn- und Mischzonen sowie für die Zonen öffentlicher Nutzung konnte durch den Vergleich der Gemeinden ohne solche als potenziell eingestufte Gebäude und den historischen Ereignisdaten festgestellt werden, dass es auch in solchen Gemeinden Ereignisse gibt. In den Trainingsdaten ist dies in 3 von 33 Gemeinden ohne entsprechende Gebäude in Wohn- und Mischzonen, sowie in 4 von 25 Gemeinden ohne entsprechende Gebäude in Zonen öffentlicher Nutzung. Es handelt sich hier jeweils konkret um ein Ereignis pro Gemeinde im Beobachtungszeitraum. In Arbeitszonen besteht in keiner Gemeinde ohne solches Gebäude ein historisches Ereignis. Insgesamt deuten diese Ergebnisse dahin, dass der gewählte methodische Ansatz nicht vollständig belastbar ist. Es wurde geprüft, ob für jede Gemeinde für das Offset ein minimaler Wert von 1 als Exposition in das Modell mitgegeben werden kann. Da jedoch die Mehrzahl der Gemeinden ohne ein detektiertes Gebäude effektiv keine Anlage haben, hätte dies mehr Gemeinden falsch klassiert, als dies umgekehrt der Fall ist. Die Modelle sind je nach Flächenklasse unterschiedlich belastbar. Eine allgemeine Anwendbarkeit auf andere Gemeinden und Gebiete ist nicht ohne vertiefte weitere Überprüfung als gegeben zu betrachten.

3.2.2.7.1 Arbeitszonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Arbeitszone aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Die Datengrundlage ist für alle drei Modelle durch einen hohen Nullenanteil geprägt. Dies ist darauf zurückzuführen, dass zwar nur wenige Gemeinden keine Arbeitszone haben, jedoch viele dieser Gemeinden mit Arbeitszonen keine Gebäude mit einer effektiven Brandmeldeanlage haben. Mit über 1000 Ereignissen je Teilmodell besteht aber eine genügend grosse Anzahl an Beobachtungen.

Tabelle 74: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feueralarme in Arbeitszonen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	1053	423	1007	394	2060	817
Nullanteil	51 %	44 %	51 %	44 %	49 %	40 %

Im Gegensatz zu den folgenden Modellen der Wohn- und Mischzonen sowie der Zonen für öffentliche Nutzungen gibt es in den Arbeitszonen keine historischen Ereignisse, wenn nicht auch mindestens ein potenzielles Gebäude vorhanden ist.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Als finales Modellierungsverfahren wurde für alle drei Modelle der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt. Die entsprechenden Poisson-Modelle zeigten in den jeweiligen Prädiktoren Settings eine deutlich erhöhte Pearson Dispersion. Die für die Negativ-Binomial-Modelle berechnete Dispersion wird durch diese deutlich auf Werte nahe 1 reduziert.

Tabelle 75: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feueralarme in Arbeitszonen

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	Δ AIC
Gesamt	12.25	675.5	309.1	366.4
Tagespikett	5.95	339.2	249.4	89.8
Ausserhalb	8.00	481.0	263.9	217.1

Verwendete Prädiktoren und Offset:

In der explorativen Phase wurden für die Feueralarme verschiedene potenzielle Prädiktoren geprüft. Dies waren das Alter der Gebäude, das Vorkommen von Störfallbetrieben und das Vorhandensein von Beschäftigten.

Das Gebäudealter wurde als Prädiktor geprüft, da ältere Gebäudeinfrastrukturen und ebenso ältere Brandmeldeanlagen eher störungsanfälligkeiten aufweisen können, als neuere Anlagen. Nicht berücksichtigt werden bei diesem Indikator jedoch objektbezogene Modernisierungen oder der Anlagenunterhalt. Weiter handelt es sich um einen Medianwert über die gesamte Arbeitszone einer Gemeinde und bezieht sich nicht auf Einzelgebäude.

Als Offset wurde die Anzahl der potenziellen Gebäude mit einer Brandmeldeanlage logarithmiert gewählt. Dabei handelt es sich um alle Gebäude, welche näherungsweise eine Nutzfläche von 1500 m² aufweisen und keine reine Wohnnutzung haben. Die Nutzfläche wurde mangels direkt verfügbarer Daten mit der Gebäudegrundfläche multipliziert und mit der Stockwerkszahl exkl. Keller bestimmt. Diese Näherung war notwendig, da nicht öffentlich bekannt ist, welche Gebäude eine Brandmeldeanlage aufweisen.

Modellergebnisse

Die finalen Modelle unterscheiden sich deutlich zwischen den drei zeitlichen Betrachtungen.

Tabelle 76: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Feueralarme in Arbeitszonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_gebaudealter	1.258	0.729	0.084	3.517
Tagespikett	log1p_gebaudealter	1.344	0.706	0.057	3.836
	log1p_beschaeftigte	0.174	0.092	0.059	1.189
Ausserhalb	Kein zusätzlicher Prädiktor				

In der Gesamtbetrachtung zeigt sich, dass das Gebäudealter einen positiven Zusammenhang aufweist. Der Effekt erreicht jedoch nicht die 5 %-Schwelle und weist somit keine statistische Signifikanz auf. Mit dem Wert von 0.084 weist es jedoch auf einen möglichen Zusammenhang hin.

Für die Tagespikettzeit zeigt sich ein ähnliches Bild. Sowohl das Gebäudealter als auch die Beschäftigtenzahl weisen einen positiven Koeffizienten auf. Beide Prädiktoren liegen jedoch knapp oberhalb der 5 % Schwelle und sind daher zurückhalten zu interpretieren.

Beim Modell ausserhalb der Tagespikettzeit konnte sich hingegen kein zusätzlicher Prädiktor durchsetzen, der gegenüber dem reinen, hier angewendeten, Offsetmodell einen Mehrwert liefert.

Validierung:

Nach der finalen Auswahl der Modellstruktur wurde die Modellgüte anhand der Validierungsdaten beurteilt.

Tabelle 77: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feueralarme in Arbeitszonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	26.32	1.09	0.98
Tagespikett	Negativ-Binomial	18.05	1.01	0.99
Ausserhalb	Negativ-Binomial	14.10	1.34	0.99

Die Resultate zeigen, dass die Kalibrierungs-Slope für das Gesamtmodell und das Modell der Tagespikettzeit nahe bei 1 liegen. Für das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit liegt der Wert jedoch höher und weist auf eine tendenzielle Unterschätzung höherer beobachteter Werte hin.

Am besten fällt die Kalibrierung beim Tagespikettmodell aus. Eine Übertragung auf nicht für das Training verwendete Gemeinden ist aufgrund der in der Einleitung zu diesem Kapitel 3.2.2.7 beschriebenen Ausgangslage mit der Näherung vertieft zu prüfen. Auf die vorhandenen Validierungsdaten gesehen, kann aufgrund des Kalibrierungs-Slope und des Bestimmtheitsmasses jedoch von einer stabilen Anpassung ausgegangen werden.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Die Diagnostik der finalen Modelle zeigt in allen drei zeitlichen Betrachtungen einzelne auffällige Gemeinden, ohne dass jedoch eine einzelne Gemeinde das jeweilige Modell dominiert.

In der Gesamtbetrachtung fällt insbesondere Liedertswil auf. Hier liegt der beobachtete Wert mit 8 Ereignissen deutlich über dem vorhergesagten Wert von 1.11, was zum höchsten Wert im Pearson-Residuum und der Cook's Distance führt. Ebenfalls auffällig ist Zeglingen mit 14 beobachteten gegenüber vorhergesagten 4.44 Ereignissen. In beiden Fällen handelt es sich um Gemeinden mit nur sehr wenigen potenziellen Gebäuden (Liedertswil = 1, Zeglingen = 2) in Arbeitszonen. Offensichtlich sind diese - im Fall von Liedertswil sicher - höchstwahrscheinlich mit einer Brandmeldeanlage ausgestattet, welche auch regelmässig Ereignisse generiert.

Weiter treten Diegten und Giebenach mit erhöhten Hebelwerten hervor, ohne dabei auffällige Pearson-Residuen zu haben. Das deutet darauf hin, dass es keine Ausreisser sind, sondern effektiv aufgrund der Struktur als einflussreiche Beobachtungen interpretiert werden. Eine mögliche Erklärung liegt hier im vergleichsweisen jungen Median des Gebäudealters in den beiden Gemeinden. Das Medianbaujahr ist 2001 und liegt somit klar über dem Median aller Baujahre von Gebäuden in den Trainingsdaten, welcher bei 1979 liegt.

Für das Tagespikett Modell treten auch wieder Zeglingen und Liedertswil einem auffälligen Pearson-Residuum grösser 2 auf. Weiter ist hier jedoch noch Dittingen zu nennen, das mit 1.96 knapp keine Überschreitung des Schwellenwerts bei den Pearson-Residuen hat, jedoch eine relativ hohe Cook's Distance.

Ausserhalb der Tagespikettzeit kommen auch hier wieder Zeglingen und Liedertswil als führende Gemeinden beim Pearson-Residuum und der Cook's Distance vor. Weiter weist in diesem Fall jedoch auch Tenniken relevante Werte in beiden Kennzahlen auf.

Daneben fallen Birsfelden und Oberwil mit relativ hohen absoluten Abweichungen zwischen den beobachteten und den vorhergesagten Werten auf, ohne dass die vorliegende Diagnostikschwelle überschritten wird. Dies könnte auf spezielle lokale Gegebenheiten oder darauf hinweisen, dass auch Gebäude mit einer Brandmeldeanlage bestehen, welche nicht als potenzielle Gebäude durch die Abfrage klassifiziert wurden.

3.2.2.7.2 Zonen für öffentliche Nutzung

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Zonen für öffentliche Nutzungen aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Insgesamt zeigt sich bei der Betrachtung der Tabelle 78 ein hoher Nullenanteil. Die Verteilung zwischen den Trainings- und Validierungsdaten ist ähnlich.

Tabelle 78: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feueralarme in Zonen für öffentliche Nutzungen

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	332	136	422	135	754	271
Nullanteil	59 %	64 %	62 %	60 %	56 %	56 %

Weiter ist zu beachten, dass in den Trainingsdaten in drei Gemeinden ohne potenzielle Gebäude ebenfalls Ereignisse beobachtet wurden. Dies weist darauf hin, dass die verwendete Exposition die tatsächliche Verteilung von Brandmeldeanlagen in Wohn- und Mischzonen nicht vollständig abbildet.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Für alle drei zeitlichen Betrachtungen wurde aufgrund der deutlichen Überdispersion ein Negativ-Binomial-Modell gewählt. Neben der Überdispersion weisen auch die AIC Werte klar auf die Verwendung eines Negativ-Binomial-Modells hin.

Tabelle 79: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feueralarme in Zonen für öffentliche Nutzungen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Gesamt	16.78	607.0	228.8	378.3
Tagespikett	7.12	314.3	176.7	137.6
Ausserhalb	11.05	395.0	200.1	195.0

Verwendete Prädikatoren und Offset:

In der explorativen Phase wurden verschiedene potenzielle Prädikatoren geprüft. Dazu gehören der Median der Gebäudealter und die Beschäftigtenzahl.

Im finalen Modell wurde die logarithmierte Zahl potenzieller Gebäude als Offset verwendet. Dies gleich zum Modell der Feueralarme in den Arbeitszonen.

Bei der Prüfung der Beschäftigtenzahl wurde hier in allen Modellen jeweils der beste AIC gebildet. Wenn jedoch die weiteren Parameter wie beispielsweise die RMSE der Trainingsdaten oder auch die Modelldiagnostik geprüft wurden, wurden sehr hohe Werte/Differenzen festgestellt. Beispielsweise wurde für das Gesamtmodell eine RMSE Training von 234.6 berechnet und für die Gemeinde Liestal wurden 1580 Ereignisse vorhergesagt. Dies deutet auf ein sehr instabiles Modell hin, weshalb die Beschäftigten nicht weiterverwendet wurden.

Auch das Gebäudealter hat sich in diesem Modellansatz nicht durchgesetzt. Deshalb wurde das reine Offset-Modell als robustestes Modell für alle drei zeitlichen Betrachtungen gewählt.

Modellergebnisse

Für alle drei Modelle wurde final das reine Offset-Modell gewählt. Das bedeutet, dass für

die Zonen für öffentliche Nutzungen mit den geprüften Zusatzvariablen kein stabiler zusätzlicher Erklärungsbeitrag nachgewiesen werden konnte.

Validierung:

Nach der finalen Auswahl der Modellstruktur wurde die Modellgüte anhand der Validierungsdaten beurteilt.

Tabelle 80: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feueralarme in Zonen für öffentliche Nutzungen

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	17.33	1.84	0.94
Tagespikett	Negativ-Binomial	10.31	2.30	0.95
Ausserhalb	Negativ-Binomial	8.59	1.45	0.94

In allen drei Modellen liegen die Kalibrierungs-Slope klar über 1, was auf eine Unterschätzung hoher beobachteter Werte hinweist. Vor dem Hintergrund der kleinen Beobachtungszahl an Validierungsgemeinden, sowie der nur näherungsweise erfassten Exposition, ist diese Tendenz jedoch zurückhalten zu interpretieren. So können die Modelle tendenziell die räumliche Grundstruktur korrekt nachvollziehen. Eine belastbare Grundlage für die Übertragung auf andere Gemeinden kann daraus jedoch nicht ohne weitere Prüfung erfolgen.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Die Modelldiagnostik auf Basis der Trainingsdaten zeigt, dass die finalen Modelle insgesamt stabil sind, ohne dass einzelne Gemeinden mit ungewöhnlich hohen Hebelwerten die Modelle dominieren. In keinem Modell wird der Leverage-Schwellenwert überschritten. Dies spricht dafür, dass keine einzelne Beobachtung die Parameterschätzung übermässig beeinflusst.

Auffällig sind in allen drei Modellen die Gemeinden Füllinsdorf und Niederdorf. Beide Gemeinden weisen deutlich höhere beobachtete als vorhergesagte Ereigniszahlen auf und überschreiten sowohl beim Pearson-Residuum wie auch bei der Cook's Distance den Schwellenwert. Dies deutet auf zusätzliche lokale Faktoren wie z.B. weitere Gebäude als die als potenziell definierten Gebäude. Beide Gemeinden dominieren die Modelle jedoch nicht.

3.2.2.7.3 Wohn- und Mischzonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Wohn- und Mischzonen aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Die Nullenanteile in allen Modellen sind erhöht. Weiter sind diese jedoch in den Validierungsdaten geringer als in den Trainingsdaten.

Tabelle 81: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Feueralarme in Wohn- und Mischzonen.

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	378	190	450	247	828	437
Nullanteil	67 %	52 %	64 %	52 %	64 %	48 %

Weiter ist zu beachten, dass in den Trainingsdaten in drei Gemeinden ohne potenzielle Gebäude ebenfalls Ereignisse beobachtet wurden. Dies weist darauf hin, dass die verwendete Exposition die tatsächliche Verteilung von Brandmeldeanlagen in Wohn- und Mischzonen nicht vollständig abbildet.

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Für alle drei zeitlichen Betrachtungen wurde der Negativ-Binomial-Ansatz gewählt. Die entsprechenden Poisson-Modelle zeigten in den jeweiligen Prädiktorensätzen einen deutlich erhöhten Dispersionswert. Dieser konnte durch das Negativ-Binomial-Modell in allen drei Fällen deutlich reduziert werden.

Tabelle 82: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Feueralarme in Wohn- und Mischzonen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Gesamt	9.41	335.0	189.8	145.2
Tagespikett	3.39	165.0	137.1	27.9
Ausserhalb	7.74	272.0	170.0	102.0

Verwendete Prädiktoren und Offset:

In der explorativen Phase wurden der Median des Gebäudealters und die Einwohnerzahl geprüft. In allen drei zeitlichen Betrachtungen hat sich unter den geprüften Varianten die Kombination aus Gebäudealter und Einwohnerzahl als statistisch beste Variante durchgesetzt.

Die Einwohnerzahl widerspiegelt dabei die Nutzungsintensität eines Gebietes. Auch wenn nur ein Bruchteil dieser Einwohner zu Gebäuden mit Brandmeldeanlagen Zutritt hat. Das Gebäudealter wurde als Prädiktor gewählt, da ältere Anlagen aus fachlicher Sicht eher störungsanfällig sein können. Da jedoch keine objektbezogenen Informationen zum Alter und Unterhalt der Brandmeldeanlagen vorhanden sind und da es sich um den Median des Gebäudealters aller Gebäude einer Gemeinde in der Wohn- und Mischzone handelt, ist dieser Zusammenhang als Näherung zu betrachten.

Als Offset wurde auch in diesem Modell die Anzahl an potenziellen Gebäuden logarithmiert verwendet, wie dies bereits in der Arbeitszone beschrieben ist. Für die Wohn- und Mischzonen ist jedoch zu berücksichtigen, dass die Näherung die tatsächliche Exposition nur lückenbehaftet erfasst. Die Interpretation der Modellkoeffizienten ist deshalb stets im Kontext die Unsicherheit in der Exposition vorzunehmen.

Modellergebnisse

Die finalen Modelle zeigen alle eine konsistente Struktur mit den selben verwendeten Prädiktoren und der Anwendung einem Negativ-Binomial-Modell

Tabelle 83: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Feueralarme in Wohn- und Mischzonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_gebaeudealter	2.419	0.911	0.008	11.233
	log1p_einwohner	0.627	0.155	< 0.001	1.872
Tagespikett	log1p_gebaeudealter	2.522	0.801	0.002	12.448
	log1p_einwohner	0.659	0.142	< 0.001	1.933
Ausserhalb	log1p_gebaeudealter	2.016	0.924	0.029	7.510
	log1p_einwohner	0.464	0.158	0.003	1.591

In allen drei Modellen weisen beide Prädiktoren einen positiven, statistisch signifikanten Einfluss auf. Dabei sind lediglich die effektiven Einflussgrössen unterschiedlich. Diese Zusammenhänge sind jedoch vor dem Hintergrund der näherungsweisen Exposition zu interpretieren.

Validierung:

Nach der finalen Auswahl der Modellstruktur wurde die Modellgüte anhand der Validierungsdaten beurteilt.

Tabelle 84: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Feueralarme in Wohn- und Mischzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	27.13	0.74	0.93
Tagespikett	Negativ-Binomial	10.97	0.89	0.96
Ausserhalb	Negativ-Binomial	13.07	0.80	0.95

In diesen Modellen kann aufgrund des Kalibrierungs-Slope tendenziell davon ausgegangen werden, dass höhere Vorhersagen überschätzt werden. Dementsprechend sind die Unterschiede zwischen den Gemeinden eher als zu gross eingeschätzt.

Die Validierung zeigt, dass die Modelle die beobachteten räumlichen Unterschiede in den Validierungsdaten grundsätzlich nachbilden können. Jedoch ist eine direkte Übertragbarkeit auf andere Gemeinden aufgrund der näherungsweisen Exposition nicht uneingeschränkt ableitbar. Darauf weisen auch die erhöhten RMSE Werte hin.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Bei der Interpretation der Diagnostik ist zu beachten, dass Auffälligkeiten einzelner Gemeinden nicht zwingend nur auf lokale Besonderheiten verweisen, sondern auch aufgrund der unvollständigen Abbildung der Exposition begründen.

3.2.2.8 Medizinische Unterstützung dringlich

3.2.2.8.1 Wohn- und Mischzonen

Räumliche Aggregationsebene:

Flächenklasse Wohn- und Mischzonen aggregiert pro Gemeinde

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Der Nullenanteil liegt hier in einem ähnlichen Bereich, wie dieser bei den Einsatzklassen Brand und Brand klein vorliegt. Somit konzentrieren sich die Ereignisse auf einen bestimmten Teil der Gemeinden. Es gibt bei dieser Flächenklasse keine strukturellen Nullen, da jede Gemeinde ein Wohngebiet aufweist. Von der Anzahl der Ereignisse her ist eine Modellauswertung für die einzelnen zeitlichen Betrachtungen möglich.

Tabelle 85: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	109	62	140	65	249	127
Nullanteil	48 %	56 %	46 %	44 %	30 %	40 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Das Modell für das Tagespikett weist klar eine Dispersion unter 1 auf, was ein Poisson-Modell bedingt. Hingegen befindet sich bei den beiden anderen Bereichen die Dispersion im Grenzbereich. Unter Beachtung der AIC-Werte wird entschieden, dass für die Gesamtbetrachtung ein Negativ-Binomial-Ansatz angewendet wird und für die Betrachtung ausserhalb der Tagespikettzeit ebenfalls in Poisson-Modell.

Ein Zero-Inflated-Modell wurde geprüft, aber verworfen.

Tabelle 86: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für dringliche medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	Δ AIC
Tagespikett	0.92	142.8	143.2	0.4
Ausserhalb	1.29	165.5	166.1	0.6
Gesamt	1.50	206.8	203.7	3.1

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Als Offset wurde in diesem Modell die logarithmierte Einwohnerzahl verwendet. Dies da hier die Einsätze an potenziell betroffene Personen gekoppelt sind, was die grundlegende Exposition bildet.

In der explorativen Phase wurden verschiedenste zusätzliche Prädikatoren geprüft. Dazu gehören die logarithmierte Nettofläche, das logarithmierte durchschnittliche Gebäudealter,

die Dichte der Gebäudegrundfläche, die Dichte der Wohnfläche und verschiedenste Altersbetrachtungen. So wurde der Anteil der 70+, 80+ und 85+-Bevölkerung an der Gesamtgemeindebevölkerung berechnet und geprüft.

Die Altersindikatoren wurden vertieft geprüft, da dieser Indikator in der wissenschaftlichen Literatur als ein treibender Effekt für die Anzahl an Rettungsdiensteinsätzen angesehen wird (Veser; et al., 2015). Gleichzeitig muss hier aber auch eine hohe methodische Unsicherheit beachtet werden, da je älter die Personen sind, der Anteil an diesen Personen in einem Alters- und Pflegeheim steigt. Diese führen zwar immer noch zu einer erhöhten Anzahl an Einsätzen für Sanitätsdienste, jedoch spielen diese für die Feuerwehr keine oder nur eine sehr untergeordnete Rolle. Dies da in Alters- und Pflegeheimen Personal zur Unterstützung der Sanität zur Verfügung steht, die Durchgänge barrierefrei sind und in der Regel keine Türöffnungen notwendig sind.

In der Modellauswahl zeigte sich dann, dass das durchschnittliche Gebäudealter über alle zeitlichen Betrachtungen hinweg einen wichtigen Erklärungsbeitrag leistet. Für die Gesamtbetrachtung und den Zeitraum ausserhalb des Tagespiketts ergab jeweils ein Modell mit dem Gebäudealter als einzigen Prädiktor das beste Modell. Beim Tagespikett verbesserte der Einbezug des Anteils der Bevölkerung älter als 80 Jahre das Modell geringfügig. Dies ist fachlich insofern plausibel, da in vielen Gemeinden Tagsüber die jüngere Bevölkerung nicht mehr in den Dörfern ist, weil sie ausserhalb arbeitet (Abbildung 1, Kapitel 2.1.1).

So wurde in den finalen Modellen die jeweiligen in Tabelle 91 ersichtlichen Prädiktoren neben dem Offset verwendet.

Modellergebnisse

Die Ergebnisse zeigen in allen drei zeitlichen Betrachtungen einen positiven Zusammenhang zwischen dem Gebäudealter und der Häufigkeit dringlicher medizinischer Unterstützungen. Fachlich kann dies damit erklärt werden, dass ältere Gebäude häufiger enger Durchgänge und steilere Treppen aufweisen. Dies bedingt neben der klassischen Türöffnung häufiger Unterstützung des Sanitätsdienstes zum Abtransport von Patientinnen und Patienten.

Interessanterweise ist der Effekt der Bevölkerung über 80 Jahre negativ. Sprich, je höher der Anteil an solchen Personen ist, desto geringer ist die Wahrscheinlichkeit für Einsätze. Dies kann mit der Alters- und Pflegeheim Thematik zusammenhängen, ist jedoch sehr kritisch zu betrachten. Weiter ist bei diesem Prädiktor zu beachten, dass es sich um eine Anteilsvariable zwischen 0 und 1 handelt und deshalb nur eingeschränkt interpretierbar ist.

Tabelle 87: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_gebaeu-dealter	1.949	0.394	< 0.001	7.02
Tagespikett	Anteil_plus80	-14.25	7.37	5.27	0.00
	log1p_gebaeu-dealter	2.14	0.49	< 0.001	8.49
Ausserhalb	log1p_gebaeu-dealter	1.99	0.44	< 0.001	7.30

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 92 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 88: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für dringende medizinische Unterstützungen in Wohn- und Mischzonen.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	5.34	1.22	0.99
Tagespikett	Poisson	3.15	1.46	0.95
Ausserhalb	Negativ-Binomial	2.88	1.22	0.99

Die Validierung mit den unabhängigen Validierungsdaten zeigt, dass in allen Modellen die Rangordnung insgesamt gut abgebildet wird, was sich im hohen Bestimmtheitsmass ausdrückt. Weiter weisen alle Kalibrierungs-Slopes Werte über 1 auf, was auf eine tendenzielle Unterschätzung einzelner Gemeinden hindeutet.

Die Modelle sind für die Darstellung von räumlichen Unterschieden geeignet. Für präzise Vorhersagen sind diese jedoch ungeeignet.

Modelldiagnostik und Einfluss einzelner Gemeinden

Die Pearson-Residuen, Hebelwerte und die Cook's Distance basierend auf den Trainingsdaten zeigen, dass in allen drei Gemeinden einzelne auffällige Gemeinden vorhanden sind, ohne dass jedoch eine einzelne Gemeinde das jeweilige Modell vollständig dominiert.

Besonders auffällig war die Gemeinde Langenbruck, welche in allen drei zeitlichen Betrachtungen einen deutlich höheren beobachteten als vorhergesagten Wert aufwies. Dies lässt auf lokale Einflussfaktoren schliessen, die durch die verwendeten Prädiktoren nicht oder nicht vollständig erfasst werden konnten. Ebenfalls ist die Gemeinde Allschwil auffällig, was aber aufgrund der Gemeindegrösse und der Einwohnerzahl plausibel ist. In der Summe sind diese hohen Einflüsse in diesen Modellen daher nicht zwingend als Modellschwäche, sondern als teilweiser Ausdruck realer struktureller Unterschiede zu interpretieren.

In der Diagnose werden ausserdem die aus den Validierungsdaten abgeleiteten Tendenzen der Unterschätzung einzelner Gemeinden bestätigt, was besonders im Tagespikett ausgeprägt ist. Dieses reagiert insgesamt sensibler auf einzelne Beobachtungen als die anderen beiden Modelle. Eine Verzerrung durch einzelne Gemeinden ist aber nicht angezeigt. Es zeigt eher, dass die Modelle die räumliche Grundstruktur belastbar abbilden, lokale Besonderheiten aber nur bedingt erfasst werden können.

3.2.2.9 Verkehrsunfall Strasse

Räumliche Aggregationsebene:

Gesamtes Gemeindegebiet:

In der Regel entstehen Verkehrsunfälle auf Strassen. Diese sind unabhängig von anderen Nutzungszonen. Da verortungsbedingt auch Positionen in anderen Flächenklassen vorkommen können und ein Fahrzeug sich im Gegensatz zu einem Gebäude bewegt, wird die Gesamtgemeinde als Betrachtungsebene verwendet. Dies erlaubt es, dass mit absoluten Strassenlängen der relevanten Strasseninfrastruktur, der Siedlungsstruktur und der Bevölkerungsgrösse als erklärende Variablen gearbeitet werden kann.

Zeitliche Aggregationsebene:

Aufgeschlüsselte Betrachtung (Tagespikett, ausserhalb Tagespikett, zeitunabhängige Betrachtung)

Datengrundlage:

Im Unterschied zu Brandereignissen besteht in dieser Ereignisklasse ein besonders enger Bezug zum Verkehrsnetz. Da diese Mobilität im ganzen Kanton grossflächig vorkommt, besteht auch ein stark geringerer Nullenanteil und es kommt in keiner Gemeinde zu strukturellen Nullen. Aufgrund dessen wurde auch der Zero-Inflated Ansatz nicht weiterverfolgt. Wichtig ist ebenfalls festzuhalten, dass es sich nur um Verkehrsunfälle handelt, bei welchen die Feuerwehr beigezogen werden muss. Dieses Modell ist kein Ersatz für spezifische Modelle der Polizei.

Tabelle 89: Einsatzzahl und Nullanteil in den Trainings- (T) und den Validierungsdaten (V) für alle zeitlichen Betrachtungen für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden

	Tagespikett Zeit		Ausserhalb Tagespikett		Gesamt	
	T	V	T	V	T	V
Anzahl Ereignisse	192	91	171	62	363	153
Nullanteil	20 %	12 %	25 %	32 %	10 %	8 %

Gewähltes Modellierungsverfahren:

Es wurden mehrere Modelldispositive geprüft. Neben dem bisher angewendeten Ansatz mit einem Offset wurde mangels sinnvollen Offset Kandidaten auch eine Variante ohne Offset verwendet. Hier wurde die Exposition direkt über die Prädikatoren abgebildet. Bei der vertieften Prüfung wurde festgestellt, dass insgesamt bei diesem Modell die überzeugendste Ausgabe herauskommt. Dies lässt sich damit erklären, dass die Offset-Kandidaten wie die Länge der Verkehrsinfrastruktur oder die Einwohner nicht nur eine normierende Exposition bilden, sondern als eigenständiger Treiber der Eintretenswahrscheinlichkeit wirken.

Aufgrund der Dispersion konnte festgestellt werden, dass für die Gesamtbetrachtung und das ausserhalb des Tagespikett ein Negativ-Binomial-Modell geeignet ist und für das Modell der Tagespikettzeit ein Poisson-Modell.

Tabelle 90: Vergleich der Modellgüte (AIC) und Dispersion auf Basis der Trainingsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.

	Pearson Dispersion	AIC Poisson	AIC NegBin	ΔAIC
Tagespikett	1.10	208.6	210.5	1.9
Ausserhalb	1.22	238.5	243.5	5.0
Gesamt	1.29	300.1	291.1	9.0

Verwendete Prädikatoren und Offset:

Die Auswahl der Prädikatoren erfolgte schrittweise und orientierte sich an den explorativen Ergebnissen und fachlichen Überlegungen. Da als Prädiktor keine grossflächig vorhandenen Verkehrszählungsdaten zur Verfügung standen, musste mit frei verfügbaren Grössen eine möglichst gute Alternative gefunden werden.

Im ersten Schritt wurde analog zu anderen Einsatzklassen die logarithmierte Gemeindefläche als Offset geprüft. Diese ist aber für Verkehrsunfälle ungeeignet, da die Verkehrsfläche keine direkte Verknüpfung zum Verkehr ergibt. So hat eine grössere Gemeinde nicht automatisch ein grösseres Unfallpotenzial. Dies im Gegensatz zu ähnlich gelagerten Fahrzeugbränden, welche auch ausserhalb des Strassennetzes entstehen können.

Als zweiter Offset wurde die Gesamtstrassenlänge geprüft. Hier wurden auch Anteilsgrössen wie Anteile der Autobahn oder der Kantonsstrassen am Gesamtstrassennetz untersucht. Dabei zeigte sich, dass die Strukturen die Charakteristik zwar abbilden, die absolute Exposition jedoch nur unvollständig erfasst wird.

Aufgrund von diesen Überlegungen wurde schliesslich der Modellansatz ohne Offset gewählt, da mehrere Prädikatoren als absolute Zahlen einen starken Einfluss auf die Eintretenswahrscheinlichkeit aufweisen. Daher wurden als finale Grössen die logarithmierte Einwohnerzahl, die logarithmierte Autobahnlänge und die logarithmierte Länge der Kantonsstrasse berücksichtigt.

Die Einwohnerzahl dient dabei als Proxy für die lokale Nachfrage nach Verkehrsflächen. Die Autobahnlänge bildet den höher gelagerten Transitverkehr ab. Die Kantonsstrasse ergänzen die Betrachtung mit der überkommunalen Betrachtung.

Modellergebnisse

Die Koeffizienten des finalen Modells zeigen insgesamt ein fachlich plausibles Modell. Die Einwohnerzahl weist über alle zeitlichen Betrachtungen einen positiven Einfluss auf. Dies lässt darauf schliessen, dass mit zunehmender Bevölkerungsgrösse die lokale Mobilität aber auch der übergeordnete Ziel- und Quellenverkehr zunehmen.

Ebenfalls einen positiven Einfluss hat die Autobahnlänge. Dieser Effekt ist insbesondere während der Tagespikettzeit ausgeprägt. Für die Gesamtbetrachtung und ausserhalb der Tagespikettzeit zeigen auch die Kantonsstrassen einen signifikanten positiven Zusammenhang, während die im Tagespikett-Modell nicht einbezogen werden.

Tabelle 91: Koeffizienten und RR der gewählten Prädiktoren der Trainingsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.

Zeit	Prädiktor	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert	RR (pro Einheit)
Gesamt	log1p_einwohner	0.388	0.087	< 0.001	1.47
	log1p_m_A	0.096	0.022	< 0.001	1.10
	log1p_kt_strasse	0.316	0.147	0.031	1.37
Tagespikett	log1p_einwohner	0.543	0.070	< 0.001	1.72
	log1p_m_A	0.114	0.021	< 0.001	1.12
Ausserhalb	log1p_einwohner	0.243	0.112	0.030	1.27
	log1p_m_A	0.069	0.028	0.015	1.07
	log1p_kt_strasse	0.534	0.195	0.006	1.71

Validierung:

Die auf die Validierungsdaten angewendeten Modelle ergeben die in Tabelle 92 ersichtlichen Validierungsmetriken.

Tabelle 92: Validierungsmetriken der finalen Modelle auf Basis der Validierungsdaten für Verkehrsunfälle mit Feuerwehrrelevanz in ganzen Gemeinden.

Zeitliche Ebene	Modelltyp	RMSE (Validierung)	Kalibrierungs-Slope	Bestimmtheitsmass (R2)
Gesamt	Negativ-Binomial	2.84	1.10	0.94
Tagespikett	Poisson	1.92	0.90	0.89
Ausserhalb	Negativ-Binomial	1.86	1.25	0.98

Alle finalen Modelle zeigen eine brauchbare Modellgüte auf. Mit einer gewissen Vorsicht ist einzig das Modell ausserhalb der Tagespikettzeit zu betrachten. Dieses weist im unteren Vorhersagebereich eine gewisse Tendenz zur Überschätzung auf. Insgesamt kann aber auch hier die Modellgüte als gut bezeichnet werden.

4 Diskussion

4.1 Aufbereitung und räumliche Aggregation der Einsatzdaten

Als Basis für die Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit wird eine belastbare räumliche und inhaltliche Grundlage und daraus folgend eine vertiefte Aufbereitung der Ausgangsdaten benötigt. In der vorliegenden Arbeit war dies nicht nur ein technischer Zwischenschritt, sondern aufgrund der für die Arbeit inkonsistenten rohen Ereignisdaten und den noch zu kombinierenden weiteren räumlichen Daten ein eigener methodischer Schritt. Ansonsten wäre eine Vergleichbarkeit nicht möglich gewesen. Mit der gewählten mehrstufigen Datenaufbereitung war dies möglich. Neben den Einsatzdaten, welche Reklassifiziert und teilweise neu verortet werden mussten, war auch die Definition der Untersuchungseinheiten ein relevanter Schritt. Dies da die Güte von Resultaten stark von der gewählten räumlichen Einheit und deren gegenseitiger Abgrenzung abhängen können. Dadurch hat die Datenaufbereitung einen direkten Einfluss auf die Aussagekraft der Modelle (Fotheringham and Wong, 1991).

Als ein zentrales Element der Datenaufbereitung kann die Aufbereitung der Alarmierungsdaten zu in dieser Arbeit analysierbaren Einzelereignissen, welche inhaltlich harmonisiert sind. Dieser Schritt war methodisch unabdingbar, da die von der Einsatzleitzentrale erhaltenen Daten organisations- und prozessbedingt nicht primär für wissenschaftliche Analysen, sondern für die operative Einsatzbewältigung erfasst wurden. Ebenfalls haben sich Kategorien über den Beobachtungszeitraum von 8.3 Jahren verändert oder wurden verschieden angewendet. Durch eine direkte Übernahme der rohen Klassifikation wäre ein beachtliches Risiko bestanden, scheinbar statistisch präzise, fachlich jedoch inkonsistente Modelle zu erzeugen, da falsche Zuordnungen zu falsch zugewiesenen oder fehlenden Einsätzen und somit zu Verzerrung geführt hätte.

Gleichzeitig ist jedoch festzuhalten, dass eine manuelle nachträgliche Reklassifizierung der Einsatzdaten auch eine zusätzliche Interpretationskomponente einführt. Da jedoch der gesamte Datensatz ohne weitere Unterstützung durch den Autor mit selbst aufgestellten Klassifizierungsvorgaben reklassifiziert wurde, ist von einer klaren Verbesserung der Datenhomogenität auszugehen.

Neben der Reklassifizierung war auch die Bereinigung lagefalscher Einsatzkoordinaten ein wichtiger Schritt. Für die korrekte Zuweisung zu den späteren Untersuchungseinheiten ist die Geokodierung von zentraler Bedeutung um eine Verzerrung von räumlichen Mustern möglichst zu verhindern. Goldberg et al. (2008) zeigen, dass manuelle geographische Korrekturen von bereits gekodierten Datensätzen eine praktikable und wirksame Möglichkeit darstellen, die Datenqualität zu verbessern. Gerade weil die Modelle auf der Zuordnung als Zählraten in Flächenklassen und Gemeinden basieren, wäre die Nichtanpassung offensichtlicher Lagefehler methodisch problematischer gewesen, als dies nun der manuelle Eingriff war.

Anstelle der direkten Übernahme von kommunalen Nutzungszonen wurden funktional vergleichbare Oberklassen gebildet. Diese wurden mit der amtlichen Vermessung kombiniert zusammengeführt. Dies ist aus räumlich-statistischer Sicht relevant, da bei Analysen mit aggregierten Raumbezügen die Gefahr von MAUP besteht (Fotheringham and Wong, 1991). Durch die Wahl der räumlichen Auflösung und der konkreten Zonenzuweisung kann die Höhe von statistischen Zusammenhängen beeinflusst werden (Tuson et al., 2019). Mit der Entscheidung, dass nicht stark heterogene kommunale Detailzonen, sondern funktional begründbare Flächenklassen verwendet werden, kann dies zwar nicht vollständig verhindert werden, aber es ist eine verbesserte Vergleichbarkeit zwischen den Gemeinden zu

erwarten. Besonders relevant erscheint dabei, dass die gewählten Untersuchungseinheiten nicht rein administrativ, sondern sachlogisch nach der Nutzung und entsprechend der mutmasslichen Ereignistreiber eingeteilt wurde.

Mit der Disaggregation der Bevölkerungs- und Beschäftigtenzahlen auf Gebäude und daraus folgend auf die Flächenklassen, konnten näherungsweise die fehlenden nicht frei verfügbaren Punktdaten überbrückt werden. Die Wahl der dasymetrischen Kartierung ist genau für solche Fälle gedacht, in welchen aggregierte Bevölkerungs- und Beschäftigtendaten mit Bezug zusätzlicher Informationen Vektordaten zugewiesen werden können. (Mennis and Hultgren, 2006) Für die vorliegende Arbeit war dies insbesondere deshalb relevant, weil sowohl Einwohner als auch Beschäftigte nur als Hektarraster vorlagen und diese eine zentrale Exposition und Prädikatorengrösse für die meisten Modelle darstellen.

Trotz den beschriebenen Stärken der gewählten Datenaufbereitungsschritte, bleiben Unsicherheiten bestehen:

1. Die Reklassifizierung der Ereignisklassen wurde anhand von Zusatznotizen und Polizeimeldungen vorgenommen. Eine Interpretation ist entsprechend stark von der Ausführlichkeit und dem Vorhandensein dieser Notizen abhängig.
2. Die manuelle Lagekorrektur kann nur jene Fehler bereinigen, welche mit guten Zusatzinformationen ergänzt wurden. Stehen diese nicht zur Verfügung können nur Näherungen gemacht werden oder im Extremfall wird der Eintrag gelöscht. Hier muss jedoch relativiert werden, dass dieser Extremfall für die relevanten Klassen im Rahmen dieser Arbeit nicht von Bedeutung war.
3. Die disaggregierten Einwohner- und Beschäftigtenzahlen sind, wie es für die Altersheime erläutert wurde, nicht stringent erfasst. Jedoch ist der Fehlerbereich hier nur als sehr gering zu betrachten und hatte entsprechend für diese Arbeit keinen relevanten Einfluss.
4. Trotz der funktionalen Bildung ist eine Heterogenität in den Klassen unvermeidbar. So ist beispielsweise bei Arbeitszonen nicht klar, um was für Betriebe es sich handelt. Dies wurde mit dem Einbezug von Störfallbetrieben möglichst versucht zu glätten. Trotzdem können MAUP durch Aggregationseffekte nicht vollständig aufgehoben werden. (Fotheringham and Wong, 1991)

Diese genannten Einschränkungen sind jedoch nicht als Relativierung der Daten zu sehen, sondern zeigen, dass in dieser Arbeit ein methodisch reflektierter Mittelweg zwischen Datenverfügbarkeit und fachlicher, sowie statistischer Plausibilität gewählt wurde.

Des Weiteren wurde der Einfluss der Corona-Pandemie auf die jährliche Ereigniszahl im Untersuchungszeitraum geprüft. Diese Prüfung war notwendig, da aufgrund der Pandemie Veränderungen des Mobilitäts- Arbeits- und Freizeitverhaltens vorhanden waren, welche das Potenzial zur Beeinflussung der Ereignishäufigkeit hatten. Die Auswertung auf Basis der kantonal aggregierten Jahressummen zeigt jedoch für die meisten Einsatzzklassen keinen signifikanten Unterschied zwischen den Corona-Jahren 2020/2021 und den übrigen verfügbaren Jahresdaten. Lediglich bei den Kleinbränden konnte eine statistisch nur grenzwertig feststellbare Tendenz festgestellt werden. Entsprechend wurde auf eine Berücksichtigung der Corona-Thematik in den Modellen verzichtet. Es ist jedoch festzuhalten, dass es sich bei den geprüften Ereigniszahlen um kantonal aggregierte Zahlen handelt. Eine kleinräumigere Untersuchung war wegen der zu geringen Ereigniszahl und der nur beschränkt vorhandenen Jahreszahlen nicht möglich.

Was zum Ende dieser Arbeit festgehalten werden muss, ist, dass schlussendlich viele der gewählten Flächenklassen aber auch der Einsatzzklassen am Ende für detaillierte Modelle

gar nicht verwendbar waren. Dies ist damit zu begründen, dass bewusst wenig aggregiert wurde. Eine Aggregation bei den Ereignissen war nicht weiter möglich, da, wie es in der Modellierung ersichtlich wurde, die einzelnen Ereignisklassen sehr unterschiedlich getriebene Expositionen und Prädiktoren aufweisen. Bei den Flächenklassen ist eine weitere Aggregation aufgrund der Heterogenität wenig sinnvoll gewesen. Wenn trotzdem eine Aggregation forciert worden wäre, hätte die Gefahr bestanden, dass die Modelle nicht mehr spezifisch gewesen wären, sondern sehr allgemein hätten gehalten werden müssen. Mit dem gewählten methodischen Vorgehen konnte so sichergestellt werden, dass zumindest für die stabil berechenbaren Modelle, aussagekräftige Resultate herausgekommen sind.

4.2 Bildung von Trainings- und Validierungsgruppe

Die Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe war in dieser Arbeit notwendig, um eine Übertragbarkeit der Modelle auf unabhängige Daten zu prüfen. Durch diese Trennung zwischen der Modellkalibrierung und der Modellprüfung kann abgeschätzt werden, wie gut ein Modell auf neue, nicht zur Parameterschätzung verwendete Beobachtungen übertragen werden kann (Kuhn and Johnson, 2013).

Um sicher zu stellen, dass Flächenklassen gleicher Gemeinden nicht in verschiedenen Gruppen aufgeteilt werden, wurden die Gemeinden als Zuweisungsebene verwendet. So konnten auch vermutete übergeordnete kommunale Strukturen, wie diese in der Gemeindetopologie berücksichtigt werden, im Modell einbezogen werden. Die Zugehörigkeit der Gemeinden zu den Feuerwehrorganisationen wurde nicht berücksichtigt. Diese spielte jedoch in der Bildung der Modelle auch keine Rolle und hat keinen bekannten Einfluss bei der Entstehung von Ereignissen, sondern dient zu deren Bewältigung. Entsprechend spielen auch Anfahrtszeiten vom Feuerwehrmagazinstandort innerhalb einer Gemeinde oder in Mitgliedergemeinden eines Verbundes keine Rolle.

Die Gemeindeebene ist jedoch aus feuerwehrfachlicher Sicht gerechtfertigt, da der Betrieb einer Feuerwehr eine Gemeindeaufgabe ist und der Status als Ortsfeuerwehr zu einer Verbundfeuerwehr beziehungsweise eine Gemeinde von einer Verbundfeuerwehr zu einer anderen wechseln kann.

Da, wie in dieser Arbeit bereits mehrfach erläutert, sich der Kanton Basel-Landschaft sehr heterogen gestaltet, muss diese räumliche Struktur berücksichtigt werden. Deshalb konnte eine zufällige Aufteilung der Gemeinden in Trainings- und Validierungsgruppen nicht vorgenommen werden. Nach Roberts et al. (2017) zeigt sich, dass bei vorliegenden strukturierten Datensätzen eine nicht zufällig vorgenommene Aufteilungsstrategie gegenüber einer rein zufälligen Aufteilung meist besser geeignet ist.

Aus diesem Grund wurde eine stratifizierte Aufteilung anhand der Gemeindetopologie des Bundes vorgenommen. Dadurch sollten die wesentlich unterschiedlichen Siedlungsstrukturen im Kanton nach dem Aufteilungsschlüssel verteilt in die Trainings- und Validierungsgruppen verteilt werden. Als Aufteilungsschlüssel wurde ein Verhältnis von 70 % zu 30 % gewählt.

Von den zur Verfügung stehenden beiden Topologie Klassifizierungen, wurde sich in dieser Arbeit für die gröbere entschieden. Die feinere mit 25 Topologien wäre bei einer Gesamtzahl von 86 Gemeinden zu kleinteilig gewesen. Deshalb wurde auf die 9er-Einteilung zurückgegriffen, von welchen jedoch nicht alle im Kanton vorkommen. Da jedoch nicht alle Gemeindetypologien im Kanton vorkommen, kann eine Übertragbarkeit auf andere Regionen, in welchen diese vorkommen, nicht beurteilt werden.

Durch diese stratifizierte Aufteilung konnte sichergestellt werden, dass die Validierungsdaten nicht nur formal unabhängig sind, sondern auch hinsichtlich der Siedlungsstruktur eine

sinnvolle Vergleichsbasis boten. So konnte ein übermässiges Training auf einzelne Gemeindestrukturtypen verhindert werden und ein Modell wurde nicht wegen der unterschiedlichen Struktur verworfen.

Es ist festzuhalten, dass eine Aufteilung in Trainings- und Validierungsgruppe bei kleinen Stichproben stets mit erhöhter Unsicherheit verbunden ist, da eine Aufteilung immer zu Lasten der Datengrundlage geht (Steyerberg, 2018). Entsprechend konnte in dieser Arbeit auch keine dritte Kontrollgruppe eingeführt werden. Dies verhinderte aber natürlich ein mehrfach iteratives Vorgehen zur Optimierung der Modelle. Das bedeutet entsprechend, dass der Hold-Out-Ansatz konsequent angewendet werden musste, da nur so eine Prüfung der Modelle innerhalb des vorhandenen Datensatzes möglich war (Wenger and Olden, 2012, Roberts et al., 2017).

Eine zusätzliche Einschränkung ergibt sich aus den strukturellen Nullen einzelner Flächenklassen. Diese wurden bei der Gemeindeaufteilung nicht berücksichtigt, weil die Gruppenzuweisung unabhängig von späteren Modellen erfolgte. Für die Arbeitszonen zeigt sich so beispielsweise, dass in der Trainingsgruppe sieben Gemeinden von 61 (11 %) und bei der Validierungsgruppe 1 von 25 Gemeinden (4 %) keine Arbeitszone aufwiesen. Dadurch veränderte sich das Verhältnis der beiden Gruppe je nach Modell. Die Veränderung des Verhältnisses war jedoch nicht so gross, dass die Gruppenlogik grundsätzlich in Frage gestellt worden ist. Jedoch zeigte sich, dass die einmalig festgelegte Aufteilung zwar für die Gesamtarbeit sinnvoll war, tatsächlich die verfügbaren Datengrundlagen je nach Kombination aus Einsatz- und Flächenklasse kleiner werden konnte.

Über alles betrachtet erwies sich die gewählte Aufteilung jedoch als geeigneter Kompromiss zwischen der Unabhängigkeit der Validierung, Bildung einer ausreichend grossen Trainingsbasis und Berücksichtigung der räumlichen Heterogenität des Kantons als Untersuchungsgebiet. Eine rein zufällige Aufteilung wäre im vorliegenden Untersuchungsgebiet nicht sinnvoll gewesen. Ebenso wäre auch die Bildung einer dritten Gruppe kontraproduktiv gewesen, da dies die vorhandenen Daten für das Training noch stärker reduziert hätte.

4.3 Entwicklung und Validierung statistischer Modelle zur Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit

4.3.1 Referenzmodell als methodischer Nachweis

Mit dem als Referenzmodell verwendeten Fall der relevanten Brände in Wohn- und Mischzonen konnte gezeigt werden, dass sich das gewählte Modellierungsverfahren grundsätzlich für die Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit für zeitkritische Feuerwehreinsätze eignet. Mit dem Referenzmodell wird die Wahl des fachlich begründeten Offsets mit einer datengetriebenen Wahl der Modellfamilie aufgezeigt. Das Referenzmodell wurde für diese Arbeit bewusst an einem gut begründbaren und datenstarken Fall angewendet und dokumentiert, bevor das Vorgehen auf weitere Modelle übertragen wurde. Mit der Forschungsfrage wird dabei nicht auf ein einzelnes optimales Modell gezielt, sondern auf die Frage, ob sich ein reproduzierbares, objektives Vorgehen für unterschiedliche Kombinationen aus Einsatzklasse und Flächenklasse ableiten lässt. Dies wird durch das Referenzmodell nachgewiesen.

Die Wahl der Umwandlung der Einsatzdaten in einen Zähl Datensatz war für diese Arbeit die richtige Wahl, da keine kontinuierlichen Grössen, sondern diskrete Ereignishäufigkeiten modelliert werden sollten. Dadurch konnten generalisierte lineare Modelle mit Poisson- oder Negativ-Binomial-Verteilung angewendet werden. Aufgrund der bei Einsatzdaten häufig vorkommenden Überdispersion musste stets eine Prüfung durchgeführt werden, ob

ein Poisson-Modell ausreichend ist oder ob ein Negativ-Binomial-Ansatz notwendig ist (Hilbe, 2011).

Beim Referenzmodell wurde ersichtlich, dass die gewählte Modellierungsvariante basierend auf den Trainingsdaten eine brauchbare Übertragbarkeit auch bei der Validierungsgruppe erreichte. Dieses Resultat ist von entscheidender Bedeutung, da eine reine Beurteilung an Resultatparametern aus Modellen aus reinen Trainingsdaten in der Regel eine zu optimistische Einschätzung der Modellgüte erwirkt.

Für diese Einschätzung wurden nicht nur einzelne Kennzahlen wie die Fehlerkennzahl verwendet, sondern es wurden ebenfalls Kalibrierungswerte sowie Residuen- und Einflussdiagnostik mit einbezogen. So konnte nicht nur eine Prüfung stattfinden, ob die vorhergesagten Werte im Mittel nahe bei den beobachteten Werten liegen, sondern auch ob systematische Über- oder Unterschätzungen vorliegen oder einzelne dominierende Gemeinden vorhanden sind. Diese mehrschichtige Interpretation der Modellvalidität wird auch durch die Literatur gestützt, welche ebenfalls die Kalibrierung als wichtiges Mittel betrachtet. Dies da ein Modell eine gute Rangfolge liefern kann, ohne die beobachteten Grössen im korrekten Niveau wiederzugeben.

Ebenfalls ist beim Referenzmodell wichtig festzuhalten, dass keine relevante positive räumliche Reststruktur in den Pearson-Residuen festgestellt werden konnte. Entsprechend muss nicht von im Untersuchungsgebiet vorkommenden räumlichen Mustern ausgegangen werden. Stattdessen kann davon ausgegangen werden, dass räumlich wirksame Unterschiede bereits im Rahmen des gewählten Modells korrekt aufgenommen und modelliert wurden. Entsprechend zeigt das Referenzmodell sauber auf, dass mit der gewählten Aggregationsebene eine der Forschungsfrage entsprechende Modellierung möglich ist.

4.3.2 Übergreifende Muster der weiteren Modelle

Mit dem im Referenzmodell verwendeten Ansatz zeigt sich, dass dieser auf die unterschiedlichen Kombinationen aus Flächen- und Ereignisklasse adaptiert übertragbar ist. Jedoch ist die Modellierbarkeit stark von der jeweiligen Datenstruktur abhängig. Dies betrifft in erster Linie die Anzahl der für die Modellierung verfügbaren Ereignisse und den Anteil der Nullbeobachtungen. Ebenso wichtig ist, wie bei den Feueralarmen ersichtlich, die Verfügbarkeit von Daten, welche zur Erfassung von Treibern von wichtigen Variablen notwendig sind. Mit all diese unterschiedlichen Modellen wird ersichtlich, dass kein allgemeingültiges Modell für alle Kombinationen oder eine gesamthafte ereignisklassenunabhängige erstellbar ist.

Ein erstes übergreifendes Muster über alle Kombinationen liegt darin, dass für viele Modelle ein Negativ-Binomial-Ansatz gegenüber einem Poisson-Ansatz vorgezogen wird. Dieses Resultat ist für die meist räumlich heterogen verteilten und je nach Ereignisklasse seltenen Ereignisse wenig überraschend. Dies da in diesen Konstellationen die Varianz den Erwartungswert übersteigt und somit eine Überdispersion vorliegt (Hilbe, 2011). Gerade bei den Einsatzdaten liegen lokale Unterschiede, nicht vollständig beobachtbare Einflussfaktoren und zufällige Häufungen vor, welche zu einer Streuung führen, welche für ein Poisson-Modell nicht mehr genügen.

Ein zweites Muster ist, dass Verhältnis zwischen den Offset- und den Prädikatorenvariablen. In den meisten Modellen übernimmt die Offsetvariable als Expositionsgrösse einen erheblichen Teil der erklärbaren Struktur. Dies ist als plausibel zu betrachten, da die Offset-Variablen stets so gewählt wurden, dass sie mit der modellierten Einsatzart und deren Entstehung einen Bezug aufweisen. Dies führt dazu, dass nicht für jede Kombination die gleiche Offset-Variable verwendet werden kann. So wird beispielsweise bei Feueralarmen als Offset die Zahl der Anzahl der Brandmeldeanlagen mit dem Näherungswert modelliert, da

hier der technische Teil erklärender ist, als in einem anderen Modell, wie beispielsweise den relevanten Bränden in Wohn- und Mischzonen, bei welchen die Einwohner als auslösende eine zentrale Rolle spielen. Somit zeigt sich, dass dieser Ansatz der Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit nur funktioniert, wenn die Exposition zum zu modellierenden Einsatztyp passt.

Ein drittes Muster zeigt sich in der Validierung. So konnten die Modelle in der Regel die räumliche Grundstruktur der Ereignisse in den meisten Fällen auch in den Validierungsdaten modellieren. Gleichzeitig zeigt sich aber auch, dass bei hohen beobachteten Werten eine exakte Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Vorhersage schwierig ist. Insbesondere wenn einzelne Gemeinden aufgrund von besonderen lokalen Strukturen deutlich über dem Vorhersagewert liegen. Dieser Umstand ist für aggregierte Zählmodellen mit, wie in diesem Fall, nur sehr begrenzter Stichprobengrösse plausibel. Aus diesem Grund muss die Übertragbarkeit eines Modells immer spezifisch auf den Fall gesondert betrachtet werden. Eine gute Anpassung des Trainingsdatensatzes kann nicht als alleinstehende finale Güteaussage verwendet werden. (Wenger and Olden, 2012)

4.3.3 Grenzen der Modellierung

Mit dieser Arbeit wurde nicht nur ersichtlich, dass eine Modellierung funktioniert, sondern auch, was die Grenzen einer solchen sind. Für die verwendeten Zählmodellen und die darauf basierenden Poisson- und Negativ-Binomial-Modelle sind die immer wieder vorkommenden geringen Ereigniszahlen und die hohen Nullanteile ein Problem. Insbesondere ist das Problem bei den Nullwerten in den Zählmodellen, dass diese nicht zwingend alle aus demselben Prozess beziehungsweise nicht denselben Ursprung haben müssen (Lambert, 1992). Weiter ist auch eine nur grob erfasste Exposition - wie dies bei den genäherten potenziellen Gebäuden für Feueralarme der Fall ist - sehr problematisch. Daraus resultieren Stabilitätsprobleme der Modelle. Dies kann sich in nicht mit den beobachteten Werten konvergierenden geschätzten Vorhersagungen, grossen Standardfehlern oder wenig belastbaren Koeffizienten zeigen. Wenn dies nicht gelang, wurde auf eine Modellierung bewusst verzichtet, wodurch die Grenzen bewusst in den angewendeten Entscheidungsprozess integriert wurden.

In der Literatur wird beschrieben, dass sich die Validierung besonders bei einer begrenzten Zahl an unabhängigen Beobachtungseinheiten mit heterogenen räumlichen Strukturen anspruchsvoll gestalten kann. In solchen Fällen zeigt sich, dass der strukturierte Validierungsansatz - wie in dieser Arbeit mit der Stratifizierung gewählt und in der Diskussion bereits beschrieben - sich gegenüber einer zufälligen Aufteilung bewährt (Roberts et al., 2017).

Trotzdem ist die Zahl der insgesamt 86 Gemeinden und die weiter reduzierenden der strukturellen Nullen nicht optimal. Entsprechend sind die Resultate in der grossen Masse als belastbare Annäherung zu betrachten. Eine uneingeschränkte Übertragbarkeit ohne vertiefte Prüfung des Untersuchungsgebietes ist jedoch als kritisch zu betrachten.

Für diese Arbeit bedeutet das, dass ein Modell innerhalb des Untersuchungsgebietes des Kanton Basel-Landschaft gut funktioniert, jedoch in anders strukturierten Gebieten oder einem veränderten fachlichen Kontext die Aussagekraft abnimmt. (Wenger and Olden, 2012)

Diese genannten Grenzen sind für die Beantwortung der Forschungsfrage als Teil des Ergebnisses zu verstehen. Mit dieser Arbeit wurde ersichtlich, dass eine methodisch fundierte räumliche Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit möglich ist, jedoch nicht für alle Ereignisarten und alle räumlichen Strukturen in der gleichen Stabilität.

4.4 Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit

Die Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit ist der zentrale Bestandteil dieser Arbeit und der vierte operative Teilschritt. Im Gegensatz zu den vorgängig beschriebenen Schritten für die Aufarbeitung der Datengrundlage, der Modellentwicklung und der Modellvalidierung erfolgte mit der Bestimmung der Eintretenswahrscheinlichkeit die Überführung des Modells in eine direkt interpretierbare Grösse. Spezifisch in diesem Punkt liegt der wesentliche Unterschied der gewählten Methodik zu Hot-Spot-Analysen oder gewichteten Überlagerungsverfahren, welche zwar Einsatzschwerpunkte erfassen und dokumentieren, jedoch daraus nicht eine Eintretenswahrscheinlichkeit quantifizieren. (Yu et al., 2020, Cameron and Trivedi, 1998)

Der in dieser Arbeit gewählte Ansatz basiert darauf, dass der modellierte Erwartungswert in eine Wahrscheinlichkeit transformiert wurde. Die berechnete Wahrscheinlichkeit in dieser Arbeit widerspiegelt den Erwartungswert für mindestens ein Ereignis für die jeweilige Untersuchungseinheit innerhalb eines Jahres. Methodisch wurde dafür in dieser Arbeit bewusst die Poisson-Verteilung gewählt, welche aus den aufbereiteten Zähldaten mit zu Hilfenahme von objektiven Beschreibungsvariablen die Wahrscheinlichkeit ableitet. (Cameron and Trivedi, 1998) Bei entsprechend vorhandener Dispersion wird die Poisson-Verteilung durch ein Negativ-Binomial-Modell ersetzt.

Mit der transformierten Wahrscheinlichkeit wurden die abstrakten Grössen des Zähldatenmodells unter Berücksichtigung räumlicher Strukturen und demografischen Kennwerten zu einfach interpretierbaren Grössen (Cameron and Trivedi, 1998). Daraus kann interpretiert werden, dass ein grosser Wahrscheinlichkeitswert auf ein regelmässiges Auftreten dieser Einsatzklasse in diesem Untersuchungsgebiet hinweist. Bei der Interpretation muss man sich aber bewusst sein, dass die in den Modellen berechneten Werte Modellwerte sind. Dies wird auch in den berechneten Residuen ersichtlich. So können aufgrund von Zufallswerten oder lokaler Besonderheiten die Ereigniszahlen für einzelne Gemeinden stark zwischen den beobachteten und den vorhergesagten Ereignissen differenzieren.

Es ist weiter wichtig zu erwähnen, dass die gewählten Einteilungen künstlich gesetzt wurden. Es gibt entsprechend keine natürlichen Brüche in den Daten, welche eine Unterteilung in Eintretenswahrscheinlichkeiten unterstützen.

Gleichzeitig ist immer der Kontext bei der Interpretation der Eintretenswahrscheinlichkeit beachtet werden muss. So konnte aufgrund von wenig Einsätzen auf über 100'000 Gebäuden im Kanton keine gebäudegenaue Abschätzung der Eintretenswahrscheinlichkeit erfolgen. Stattdessen wurde die geringer aufgelöste Aggregationsebene der Gemeinde beziehungsweise Flächenklasse pro Gemeinde gewählt. Entsprechend heisst das, dass nicht jedes einzelne Gebäude innerhalb der Aggregationsebene im gleichen Masse gefährdet ist, sondern es handelt sich um eine zusammenfassende Aussage für das jeweilige Gebiet. Das Bewusstsein für diese Einschränkung ist wichtig, da die Zusammenhänge zwischen Ereignisaufkommen und erklärenden Variablen räumlich variieren können und entsprechend lokale Heterogenität durch aggregierte Modelle nur begrenzt abgebildet werden kann. (Song et al., 2017) Entsprechend können innerhalb des räumlichen Modells in den aggregierten Gebietseinheiten heterogene Strukturen vorhanden sein. (Buffington et al., 2021)

Am Referenzmodell für die relevanten Brände in Wohn- und Mischzonen zeigt sich die Bedeutung der Darstellung der Wahrscheinlichkeit. So wird ersichtlich, dass sich die berechneten Wahrscheinlichkeiten je nach betrachtetem Zeitfenster stark unterscheiden und eine ungleiche räumliche Verteilung erkennbar ist. Räumlich zeigte sich dabei, dass die Konzentration der Gemeinden mit erhöhter Wahrscheinlichkeit entlang der urban-industriellen Achse um die Stadt Basel und entlang der wichtigen Verkehrsachsen liegt. Dem gegenüber

weisen Gemeinden in Seitentälern oder auf Hügeln deutlich tiefere Werte auf. Entsprechend wird ersichtlich, dass sich die Wahrscheinlichkeit basierend auf den Siedlungsstrukturen des Kantons nachvollziehbar verteilen.

Betrachtet man die Unterschiede im zeitlichen Kontext, wird der Einfluss der Prädikatoren gut sichtbar. Während des Tages unter der Woche ist die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses nur in den oben genannten Gebieten von Relevanz. Betrachtet man jedoch die Zeit ausserhalb des Tagespiketts, steigt in allen Gebieten die Wahrscheinlichkeit an. So wechseln die meisten Gemeinden in Seitentälern ebenfalls in die nächsthöhere Klasse, da mehr Personen zu Hause sind.

Die Aussagekraft der Resultate der einzelnen Modelle hängt stark von den Grundlagedaten ab. Bei hohen Nullanteilen, geringen Ereigniszahlen und stark vereinfachten Expositionsannahmen ist die daraus berechnete Wahrscheinlichkeit entsprechend mit Vorbehalt zu interpretieren.

Weiter wurde mit den berechneten Wahrscheinlichkeiten das durchschnittlich erwartete Auftreten eines solchen Ereignisses innerhalb eines Jahres modelliert. Die exakte zeitliche Lage innerhalb des Jahres und auch nicht die Intensität eines Ereignisses sind nicht Teil des Resultates. So spielen Jahreszeitliche Einflüsse - wie beispielsweise warme Temperaturen und vermehrte Tätigkeiten der Bevölkerung draussen, rutschige Strassen oder eine höhere Blitzeinschlagswahrscheinlichkeit im Sommer – keine Rolle in den Modellen. Für eine solche noch gestaffelter betrachtete Aussage, war die Menge der Ereignisdaten zu gering. Für eine Aussage zur Intensität müssten lokale Ereignisfaktoren einbezogen werden. Eine Modellierung über aggregierte Flächenklassen oder eine Gesamtgemeinde ist dabei zu niedrig aufgelöst. Bei der Intensität spielen beispielsweise unter anderem bei einem Brand in einem Gebäude die Bauart, die Brandlast, die Grösse und das Vorhandensein von Gefahrenquellen eine wichtige Rolle. Ebenfalls ist wichtig, wann das Ereignis festgestellt wird und wann alarmiert wird. Weiter kommt dann noch die Zeit dazu, wie lange die Feuerwehr als Interventionseinheit bis zum Ereignisort braucht und wie sich der Brand bis dahin entwickelt hat. Entsprechend sind die gemachten Modelle nicht dafür geeignet und es lagen auch solche dafür notwendige Beobachtungen nicht vor. Entsprechend kann auch keine Aussage zum Schadensausmass gemacht werden. Die berechnete Eintretenswahrscheinlichkeit ist entsprechend nicht als vollständige Risikobewertung, sondern als Grundlage zu verstehen.

4.5 Methodische Limitationen und Unsicherheiten

4.5.1 Zonal-MAUP und Aggregationseffekte

Eine wesentliche Limitation dieser Arbeit kommt mit Zonal-MAUP durch die Anwendung von Aggregationen zustande. Eine Aggregation war für die vorliegende Fragestellung notwendig, da eine feinräumigere Modellierung auf Gebäude- oder Gewannebene aufgrund der gegebenen Ereigniszahlen nicht statistisch tragfähig gewesen wäre. Die Wahl der Aggregation führt zwangsläufig dazu, dass die statistischen Zusammenhänge darauf sensitiv reagieren. (Fotheringham and Wong, 1991) Entsprechend sind auch die in dieser Arbeit berechneten Wahrscheinlichkeiten nicht unabhängig von den gewählten Untersuchungseinheiten zu betrachten.

Diese Problematik wurde innerhalb der Arbeit nicht ignoriert, sondern es wurde mit der Erarbeitung von möglichst funktional zusammenhängenden Flächenklassen versucht, dem Zonal-MAUP entgegenzuwirken. Es wurden keine gegebenen statistischen Verwaltungsbezirke verwendet. Stattdessen wurden sachlogisch die heterogenen kommunalen Zonen der Raumplanung kombiniert mit den Daten der amtlichen Vermessung kombiniert und funktional zusammengefasst. So konnte betreffend möglichen Ereignisauslösern eine möglichst

annähernde Homogenität erreicht werden. Einen vollständigen Ausschluss des Zonal-MAUP kann jedoch nicht angenommen werden. Innerhalb der Arbeitszonen befinden sich unterschiedlichste Arten von Betrieben mit unterschiedlichem Gefahrenpotenzial. Auch in der Wohn- und Mischzone können wenig störende Betriebe vorhanden sein. Weiter wurde zwar mit unterschiedlichsten erhobenen Kennzahlen versucht, die Gebäudestrukturen in den Gemeinden abzubilden. Dies gelang jedoch für kein Modell, da diese als Prädiktoren keinen Einfluss hatten. Ob bei einer hochaufgelösten Modellierung diese Parameter wie die Gebäudedichte einen Einfluss hätten, müsste geprüft werden. Diese Limitation zeigen, dass Zusammenhänge zwischen dem Ereignisaufkommen und erklärenden Variablen räumlich variieren können und durch globale Modelle nur begrenzt erfasst werden können. (Song et al., 2017)

Für die Aussagekraft der Arbeit bedeutet dies, dass die Modelle als Annäherung zu betrachten sind und sich die Eintretenswahrscheinlichkeit auf die gewählte Aggregationsebene versteht. Die Modelle erlauben eine belastbare relative Differenzierung zwischen den Gemeinden und Flächenklassen und eine Nennung der Haupteinflüsse. Innerhalb der trotzdem noch zu einem bestimmten Mass heterogenen Untersuchungsgebiete findet jedoch eine Glättung statt. Mit dieser Glättung erfolgt stets ein Informationsverlust, welcher lokale Besonderheiten nur eingeschränkt sichtbar hält. (Wakefield, 2007)

4.5.2 Unsicherheit der Expositions- und Prädiktorvariablen

Als weitere Limitation für ein paar Modelle ist die näherungsweise Erhebung von gewissen Expositions- und Prädiktorvariablen, welche nicht direkt beobachtet werden konnten. Namentlich betrifft dies die genäherte Nutzfläche und die rekonstruierten Baujahre, welche in dieser Arbeit erhoben und anschliessend gemittelt wurden. Ebenfalls besteht mit den disaggregierten Einwohner- und Beschäftigtenzahlen eine gewisse Limitation, welche aber aufgrund der verwendeten Untersuchungseinheiten als aus Sicht des Autors nicht relevant betrachtet werden müssen. Trotzdem führen solche Näherungen zu Unsicherheiten in den Modellen und folgend in der Interpretation, welche aber bei fehlenden Beobachtungen nicht vermeidbar sind, wenn die Variablen von Bedeutung sind. (Wakefield, 2007)

Die Wahl der dasymetrischen Kartierung für die Verteilung der Bevölkerungs- und Beschäftigtenzahlen stellt hier einen methodisch sinnvollen Ansatz dar. Die Unsicherheit wird jedoch nicht aufgehoben. Mit der zu Hilfenahme von geeigneten Hilfsdaten kann mit dieser Methode gegenüber rein flächengewichteten Verfahren eine realistischere räumliche Verteilung erreicht werden. Dabei ist die Qualität der Zuweisung an die Qualität der Hilfsdaten gekoppelt. (Mennis and Hultgren, 2006) Für diese Arbeit waren diese Hilfsdaten für die Verteilung der Einwohner und Beschäftigten auf die Gebäude unter anderem das vorhandene Attribut, ob Wohnflächen bestehen, die Nutzung von Minimalflächen und die Anwendung von Zonenfaktoren. Besonders deutlich wird dies in den Altersheimen oder auch in grösseren Industriegebieten. In diesen Industriegebieten waren die Beschäftigtenzahlen an das Hauptgebäude gebunden. Mit der gewählten Aggregation konnte dieser Effekt jedoch umgangen werden.

Weiter wurden einzelne Variablen bewusst vereinfacht. Dies trifft insbesondere auf die Störfallbetriebe zu. Diese wurden mit Hilfe einer Dummy-Variablen in die Modelle einbezogen, anstatt, dass sie mit absoluten Zahlen modelliert wurden. Dies wurde gemacht, da die Störfallbetriebe räumlich konzentriert in der Hauptsache in einem Gebiet verteilen, dass von zwei Gemeinden geteilt wird. Es gibt zwar auch in diversen anderen Gemeinden solche Betriebe, jedoch führte die Verwendung von absoluten Zahlen zu stark instabilen Schätzungen. Durch die Vereinfachung gingen jedoch Informationen zur inneren Struktur der einzelnen Arbeitszonen verloren. Das ähnliche Bild des Verlustes über Informationen

der inneren Struktur zeigt sich auch bei der Anwendung von Mittelwerten oder Median für andere Variablen. Buffington et al. (2021) zeigen für Wohnungsbrände, dass die Modellierung in aggregierten Untersuchungsgebieten durch die Anwendung von soziodemografischen und räumlichen Informationen verbessert werden. Jedoch heisst das, dass nicht oder zu grob berücksichtigte Prädiktoren einen Teil der verbleibenden Unsicherheit erklären können.

Über alles betrachtet ist wichtig, dass bewusst die verwendeten Expositions- und Prädikatorenvaren nicht als exakte Messgrössen, sondern als begründete Annäherungen betrachtet werden. Für diese Arbeit ist dies vertretbar, da nicht auf Einzelgebäude zugeschnittene Erklärungen modelliert wurden, sondern eine auf Basis von verfügbaren Daten eine flächige Aussage. Trotzdem bleibt ein Teil der Unsicherheiten der Modelle nicht aufgrund des gewählten statistischen Verfahrens, sondern aufgrund der vorgegangenen Datenaufbereitung, stehen. (Wakefield, 2007)

4.5.3 Zeitliche Vereinfachung der Exposition

Die erstellten Modelle basieren auf zeitlich vereinfachten Daten für die verwendeten Variablen der Exposition und der Prädiktoren. Als führendes Beispiel können hier die Zahl der Einwohner und der Beschäftigten genommen werden. Grundsätzlich unterscheiden sich in den meisten Gebieten die Tages- und Nachtbevölkerung in einer Gemeinde wesentlich (Ahola et al., 2007). In den verwendeten Modellen wurde dieser Umstand jedoch nicht berücksichtigt. So sind zwar für den Kanton Basel-Landschaft die berufliche Mobilität zwischen den Bezirken bekannt, basieren aber auf Daten vor 2020 und eine Aussage auf Gemeindeebene ist nicht verlässlich darstellbar. Deshalb wurde für diese Arbeit auf Basis der Bezirkskennzahlen die vereinfachende Annahme aufgestellt, dass verhältnismässig der Unterschied, zwischen den An- und den Abwesenden Personen, unter den Gemeinden sich in einem ähnlichen Bereich befindet. Somit werden die tatsächlich anwesenden Personen nicht direkt, sondern nur näherungsweise im Verhältnis unter den Gemeinden abgebildet. Dieser Umstand bringt entsprechend eine nicht quantifizierbare Unsicherheiten in die Modelle, welche mit differenzierteren Anwesenheitsmodellen bessere Resultate bringen würde. (Smith et al., 2014, Ahola et al., 2007)

Ebenso wurde auch die Bevölkerungsentwicklung nicht berücksichtigt, welche zwischen 3.8 bis 9.2 % im Untersuchungszeitraum für einzelne Bezirke liegt. Genauso wurde auch für die Grundlagedaten ein eingefrorener Stand angewendet. Es wurde für die Modelle der Wert am Ende des Untersuchungszeitraums verwendet. Dieser methodische Entscheid wurde bewusst getroffen, um einen umsetzbaren Modellrahmen zu erhalten. Eine höher aufgelöste Modellierung konnte aufgrund der begrenzt vorhandenen Anzahl an Ereignissen nicht umgesetzt werden. Entsprechend sind die Resultate als zeitliche Glättung zu verstehen, ohne dass die Entwicklung der Siedlungsstruktur oder die demografische Entwicklung zu berücksichtigt wird.

4.5.4 Seltene Ereignisse und Nullen

Eine wesentliche Limitation war die Seltenheit von gewissen Ereignisarten und auf der anderen Seite die hohen Nullenanteile. In mehreren Kombinationen aus Einsatzklasse, Flächenklasse und zeitlicher Beobachtung war die Zahl der beobachteten Ereignisse gering. Gleichzeitig wies ein grosser Teil der Untersuchungseinheiten keine Ereignisse auf. Dies ist für Einsatzdaten mit unterschiedlicher Häufigkeit wenig überraschend, stellt aber für die Modellierung eine erhebliche Herausforderung dar. Ein wichtiger Ansatz bei der Bewältigung der Herausforderung ist die Tatsache, dass zwischen zufälligen und strukturellen Nullen unterschieden werden kann. (Lambert, 1992) In dieser Arbeit wurde diesem Umstand

entsprechend begegnet, in dem strukturelle Nullen nicht einfach als gewöhnliche Nullenbeobachtung interpretiert wurden, sondern aus den jeweiligen Modellen ausgeschlossen wurden. Trotzdem bleiben hohe Nullenanteile eine Herausforderung. Dies führte bei seltenen Ereignissen zu instabilen Koeffizienten, grossen Standardfehlern oder wenig robusten Vorhersagen. (Hilbe, 2011)

In der vorliegenden Arbeit konnte daher für viele Kombinationen kein stabiles Modell gefunden werden. In solchen Fällen wurde geprüft, ob durch zeitliche, räumliche oder thematische Aggregation ein tragfähiges Modell erstellbar war. Bei der Beurteilung war der wichtigste Faktor, dass die Aggregation fachlich begründbar war. War dies nicht möglich, wurde bewusst auf die Modellerstellung für diese Kombination verzichtet. Mit diesem Vorgehen wurden die Grenzen der Daten klar dokumentiert.

Vom gewählten Vorgehen her - mit dem das Modelle nur berechnet wurden, wenn genügend Einsätze für eine bestimmte Kombination vorlagen – wurde eine namhafte Zahl an Ereignissen nie berücksichtigt. Dies wurde in dieser Arbeit damit gerechtfertigt, dass eine Aggregation nicht sinnvoll war. Dies da jeweils andere Einflussvariablen auf die Kombination hatten und eine Aggregation diese Einflüsse übermässig geglättet hätte. So wurde entschieden, dass die Ausrichtung auf Modelle von Qualität gerichtet wurde, anstatt auf die Quantität von Modellen. Spezifisch betrachtet handelt es sich aber in vielen Fällen um Ereignisse, welche Ortsgebunden sind und für welche im Untersuchungsgebiet räumlich nur wenig Variation besteht. Ebenfalls handelt es sich hier nicht selten um Ereignisse, bei welchen der Grundeinsatz von der lokalen Feuerwehr getätigt wird, aufgrund der Komplexität aber in der Regel weitere Spezialmittel aufgeboden werden müssen. Ein Beispiel sind hier Bahnunfälle, für welche die Berufsfeuerwehr der Stadt Basel beziehungsweise der Lösch- und Rettungszug der schweizerischen Bundes Bahn für die Ereignisbewältigung zur Verfügung stehen. Wenn man die räumlichen Limitationen nennen möchte, ist dies der Rhein - als einzig schiffbares Fliessgewässer - welcher rund 9 km an der nördlichen Kantonsgrenze verläuft. Aber auch hier wird der Betrieb des Löschbootes durch die Berufsfeuerwehr der Stadt Basel übernommen und die Rheinrettung wird spezifisch von der Milizfeuerwehr Birsfelden gewährleistet. Die ausserdem auch der kantonale Standort für Ölwehreinsätze auf Gewässern ist.

Insgesamt ergibt sich daraus, dass die Aussagekraft der Modelle nicht für jede Kombination gleich gut ist. Modelle mit genügend Ereignissen aber auch mit fachlich plausiblen Kombinationen sowie einem moderaten Nullenanteil erlauben belastbarere Aussagen, als wenn dies nicht gegeben ist. Hingegen sind Modelle für seltene Ereignisse oder spezifische Kombinationen aus Flächenklasse und zeitlicher Betrachtung deutlich stärker von Zufall, Nullenüberschüssen und einzelnen dominierenden Gemeinden geprägt.

4.5.5 Blinde Flecken der Modelle

Eine Limitation aufgrund des gewählten Verfahrens ist, dass die Modelle auf Basis von historischen Daten erstellt wurden. Dementsprechend können die Modelle nur jene Muster abbilden, die im Untersuchungszeitraum im Untersuchungsgebiet vorkamen.

1. Seltenes/unerwartetes Ereignis: Es ist möglich, dass innerhalb des Untersuchungszeitraumes im Untersuchungsgebiet gewisse Ereignisse gar nicht oder nur in sehr geringer Anzahl vorgekommen sind. Dementsprechend kann kein räumliches Muster abgeleitet werden. Beispiele für solche Ereignisse sind: Anschläge, Explosionen von Infrastrukturelementen wie Gasleitungen oder sehr seltene technische Störfälle. Entsprechend aber auch Erdbeben. Solche Ereignisse können im Einsatzleitsystem

je nach konkreter Auswirkung klassifiziert werden. Der eigentliche Auslöser des Ereignisses wäre aber nicht erkennbar.

2. Nicht dringliche Ereignisse: Für diese Arbeit standen auch die nicht dringlichen Ereignisse zur Verfügung. Diese wurden jedoch nur so weit einbezogen, dass sie bei der manuellen Reklassifizierung beurteilt wurden, ob diese in eine dringliche Einsatzklasse überführt werden müssten. Durch diese manuelle Beurteilung und Einordnung konnte die Unsicherheit zu einem gewissen Masse reduziert werden. Trotzdem ist auch dieser Arbeit noch eine Unsicherheit angelastet, da beispielsweise bei einem Ereignis Wasserschaden für die Betroffenen trotzdem eine Gefahr besteht. So könnten Infrastrukturschäden oder auch elektrische Gefahren vorhanden sein.

Diese beiden Punkte zeigen, dass nicht alle für die Feuerwehr möglicherweise zu bewältigenden Ereignissen mit den Zählmodellen auf dieser Aggregationsebene modellierbar sind. Dies da aufgrund der Ereignishäufigkeit belastbare statistische Grundlagen für die räumliche Modellierung fehlen. Dabei sind diese Ereignisse jedoch nicht als irrelevant zu betrachten, sondern einfach mit den vorhandenen Daten nicht abbildbar sind.

Insbesondere betroffen davon sind Ereignisse mit sehr geringer Eintretenswahrscheinlichkeit aber potenziell hohem Schadensausmass. Solche Ereignisse folgen jedoch nicht zwingend denselben räumlichen Mustern wie gängigere Ereignisse und können stark von konkreten lokalen räumlichen und demografischen Gegebenheiten abhängen.

5 Fazit und Ausblick

5.1 Fazit

Mit dieser Arbeit wurde untersucht, wie eine methodisch fundierte und objektivierbare räumliche Modellierung der Eintretenswahrscheinlichkeit zeitkritischer Feuerwehreinsätze im Kanton Basel-Landschaft umgesetzt werden kann. Auf der Basis der vorliegenden Resultate kann die Forschungsfrage grundsätzlich positiv beantwortet werden. Es konnte gezeigt werden, dass mit einer systematischen Aufbereitung von historischen Einsatzdaten, der Bildung funktional zusammenhängender Untersuchungseinheiten, der Verwendung statistischer Zählmodellen und der abschliessenden Transformation in jährliche Eintretenswahrscheinlichkeitswerte ein nachvollziehbarer und reproduzierbarer Modellierungsansatz aufgebaut werden kann. Gleichzeitig wurde die in der Einleitung aufgezeigte Forschungslücke für die Schweiz insofern bearbeitet, als das für den Kanton Basel-Landschaft ein erster Ansatz zur räumlichen Modellierung entwickelt wurde.

Limitierend bei der Beantwortung der Forschungsfrage ist jedoch zu beachten, dass keine allgemeingültige Modellierung für jede Einsatzklasse in Kombination zur Flächenklasse und der zeitlichen Beobachtung erstellt werden konnte. Viel mehr hat sich in dieser Arbeit gezeigt, dass eine methodisch fundierte Modellierung dann besonders tragfähig ist, wenn folgende drei Bedingungen erfüllt sind:

1. Es muss eine fachlich begründbare und möglichst direkt beobachtbare Expositionsgrosse vorhanden sein.
2. Die Zahl der beobachteten Ereignisse muss ausreichend hoch sein.
3. Der Anteil der Nullbeobachtungen darf nicht zu hoch sein.

Diese drei Punkte beeinflussen die Modellstabilität in vertieftem Masse. Dies deckt sich mit der Literatur in welcher für Zählmodellen beschrieben wird, dass die Aussagekraft der Modelle stark von der Datenlage, dem Aggregationsgrad und der Qualität der Variablen für

die Exposition und die Prädiktoren abhängt. (Hilbe, 2011, Buffington et al., 2021)
Somit bedeutet das für die Beantwortung der Forschungsfrage, dass die Umsetzung möglich ist, die Stabilität und die Qualität aber stark abhängig von den genannten Punkten ist.

Weiter konnten auch die vier operativen Teilschritte in der Arbeit umgesetzt werden. Die historischen Einsatzdaten und die ergänzenden räumlichen Datengrundlagen wurden zunächst so aufbereitet, dass eine konsistente Modellierung überhaupt möglich wurde. Darauf aufbauend erfolgte die gemeindeweise Aufteilung in eine Trainings- und eine Validierungsgruppe im Verhältnis 70 % zu 30 %. Durch dies konnte eine unabhängige Prüfung der Modellgüte nach dem Hold-Out-Ansatz durchgeführt werden. Für geeignete Kombinationen aus Ereignisklassen und Untersuchungsgebieten wurden anschliessend Modelle mit dem Poisson- und dem Negativ-Binomial-Ansatz entwickelt und mit den Validierungsdaten geprüft. Zum Abschluss wurden die berechneten Erwartungswerte aus den Modellen in jährliche Eintretenswahrscheinlichkeiten transformiert.

Für die Interpretation der Resultate ist es wesentlich, dass die berechneten Eintretenswahrscheinlichkeiten sich nicht auf einzelne Gebäude oder Gewanne beziehen, sondern für die gewählte Untersuchungseinheit gelten. Entsprechend kann aus den berechneten Eintretenswahrscheinlichkeiten keine objektscharfe Aussage getroffen werden, sondern es handelt sich um eine relative räumliche Differenzierung auf Gemeinde- oder Flächenklassenebene. Diese Abstraktion war die Voraussetzung dafür, dass mit den begrenzt verfügbaren Daten überhaupt tragfähige Modelle entwickelt werden konnten. Dies bildet gleichzeitig auch die Grenze der gewählten Methodik ab, bei welcher mit seltenen Ereignissen keine stabilen Modelle erstellt werden konnten.

5.2 Ausblick

Aus dieser Arbeit heraus ergeben sich mehrere Anknüpfungspunkte für weiterführende Untersuchungen:

- Die in dieser Arbeit verwendeten Variablen wurden bewusst zweckmässig statisch verwendet. Für eine verfeinerte detailliertere Untersuchung könnte vertieft mit dynamischen Variablen gearbeitet werden. So könnte der Einfluss der Tages- und Nachtbevölkerung oder auch saisonale Effekte wie das Wetter und die daraus erfolgenden menschlichen Gewohnheiten abgeleitet beobachtet werden. Dafür müsste jedoch eine weitere Ereigniszahl zur Verfügung stehen.
- Die Flächenklassen wurden in dieser Arbeit funktional auf einem trotzdem möglichst hohen Aggregationsniveau gewählt. Darauf basierend lassen sich zwei Richtungen ableiten. Zum einen wäre zu prüfen, ob eine noch höhere Aggregation der Flächenklassen trotzdem noch aussagekräftige Ergebnisse produzieren würde. So könnte die Zahl der nicht verwendeten Einsatzdaten reduziert werden, da in dieser Arbeit diese nicht verwendet werden konnten, wenn die Kombination aus der Flächenklasse und Ereignissen keine stabilen Modelle zu lies.
Zum anderen wäre die andere Richtung auch untersuchungswert. Dabei wären die heterogenen Einflüsse innerhalb von einzelnen Flächenklasse von Bedeutung. So könnten die inneren Unterschiede in der Nutzung, Gebäudestruktur und daraus folgend das unterschiedliche Gefährdungspotenzial aufgezeigt werden. Hier würde eine erhöhte Anzahl an Ereignissen aber ebenfalls vermutlich notwendig sein.
Ebenfalls müsste hier die verwendete Datenbasis für die Einflussvariablen dadurch erweitert werden, dass nicht nur freizugänglichen Daten verwendet werden, sondern auch geschlossen vorhandene, wenn diese in ausreichender Qualität flächendeckend vorhanden sind. Ein Beispiel wären hier die exakt zu den Wohnungen und

Gebäuden zugewiesenen Einwohnerinnen und Einwohner. Diese Daten würden im Einwohnerregister zur Verfügung stehen, sind aber datenschutztechnisch als sensibel zu betrachten. Dies würde mutmasslich eine in der Forschung beschriebene mögliche Verbesserung der Modelle durch soziodemografische Informationen bewirken. (Buffington et al., 2021)

- Die erzeugten Modelle wurden spezifisch für den Kanton Basel-Landschaft erstellt und auch mit Daten von diesem validiert. Entsprechen kann eine direkte Übertragung auf andere Kantone oder grössere Räume nicht ohne Weiteres angenommen werden. Eine Erweiterung auf andere Kantone könnte aufzeigen, welche in den Modellen verwendeten Bestandteile robust übertragbar sind und welche von den regionalen spezifischen Gegebenheiten abhängen.
- Ebenfalls könnten einzelne Ereignisklassen vertiefter untersucht werden, was aber nur noch eine am Rande direkte Verbindung zu dieser Arbeit hätte. Aus Sicht des Autors würden sich hier die Brandereignisse in Gebäuden für eine vertiefte Analyse anbieten. Dafür müssten natürlich baulich strukturelle Daten inklusive vorhandenen Brandschutzmassnahmen, die exakte Brandursache und der Brandstoff, genauso wie die Zeit von der Entstehung bis zur Alarmierung und danach folgend die Zeit bis zur Erstintervention miteinbezogen werden.
- Aus Feuerwehr perspektivischer Sicht können die Daten für die Weiterentwicklung des Feuerwehrwesens verwendet werden. Dabei können institutionell vorhandene oder zu entwickelnde Konzepte mit dieser Arbeit unterstützt oder modifiziert werden. Gerade vor der zunehmenden Herausforderung der personellen Verfügbarkeit während Teilen der Tagespikettzeit und der historisch gewachsenen Feuerwehrstrukturen kann eine datenbasierte räumliche Einordnung der Einsatzwahrscheinlichkeiten einen Beitrag zur fachlichen Diskussion über Standorte, Mittelzuteilung und daraus folgend eine Risikoabwägung leisten. Trotzdem bleibt festzuhalten, dass die Ergebnisse eine lokale Ortskenntnis und die daraus individuell ableitbare Kenntnis von Chancen und Gefahren nicht ersetzen.

Entsprechend lässt sich zusammenfassend sagen, dass mit der vorliegenden Arbeit kein Endpunkt erreicht, sondern ein Fundament gelegt wurde. Darauf aufbauend sind sowohl aus wissenschaftlicher Sicht Vertiefungen als auch aus feuerwehrtechnischer Sicht anwendungsorientierte Weiterentwicklungen möglich.

6 Literaturverzeichnis

- AHOLA, T., VIRRANTAU, K., KRISP, J. M. & HUNTER, G. J. 2007. A spatio-temporal population model to support risk assessment and damage analysis for decision-making. *International Journal of Geographical Information Science* 21, 935-953.
- ALEXANDER, E. 1993. Density measures: A review and analysis. *Journal of Architectural and Planning Research*, 10, 181-202.
- ALLISON, P. D. 2008. Convergence Failures in Logistic Regression. *Statistics and Data Analysis*.
- AMT FÜR DATEN UND STATISTIK BL. 2015. *Fläche in Hektaren nach Nutzungskategorie und Höhenlage nach Gemeinde 2014/15* [Online]. Amt für Daten und Statistik BL. Available: https://statistik.bl.ch/web_portal/2_5 [Accessed 26.04. 2026].
- AMT FÜR DATEN UND STATISTIK BL. 2024. *Kennziffern der Alters- und Pflegeheime seit 2009* [Online]. Amt für Daten und Statistik BL. Available: https://statistik.bl.ch/web_portal/14_4 [Accessed 29.06. 2025].
- AMT FÜR DATEN UND STATISTIK BL. 2025a. *Kantonales Gebäude- und Wohnungsregister (kGWR)* [Online]. Available: <https://www.baselland.ch/politik-und-behorden/direktionen/finanz-und-kirchendirektion/daten-statistik/fachstelle-register/kantonales-gebaeude-und-wohnungsregister-kgwr> [Accessed 29.06. 2025].
- AMT FÜR DATEN UND STATISTIK BL. 2025b. *Wohnbevölkerung nach Nationalität und Konfession per 31. Dezember 2024* [Online]. Kanton Basel-Landschaft. Available: https://statistik.bl.ch/web_portal/1_1_1_1 [Accessed 02.05. 2025].
- AMT FÜR RAUMPLANUNG 2018. Zuordnung der Lärm-Empfindlichkeitsstufen, Vollzug Art. 43 und 44 der Lärmschutz-Verordnung. In: AMT FÜR RAUMPLANUNG (ed.). Liestal: Amt für Raumplanung.
- AMT FÜR RAUMPLANUNG 2019. Kantonale Randbedingungen Siedlung. In: ORTSPLANUNG (ed.). Liestal: Amt für Raumplanung.
- ARIMA, S., CALCULI, C. & POLLICE, A. 2025. A zero-inflated Poisson spatial model with misreporting for wildfire occurrences in southern Italian municipalities. *Environmetrics*.
- ASTRA 2021. Merkblatt zur Verwendung von Blaulicht und Wechselklanghorn. In: EIDGENOSSENSCHAFT, S. (ed.). Bern: Schweizerische Eidgenossenschaft.
- Gesetz über die Feuerwehr (FWG). (SGS 760), Kanton Basel-Landschaft 1. Januar 2023, https://bl.clex.ch/app/de/texts_of_law/760
- Raumplanungs- und Baugesetz (RBG). (SGS 400), Kanton Basel-Landschaft https://bl.clex.ch/app/de/texts_of_law/400
- BELSLEY, D., KUH, E. & WELSCH, R. 1980. *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*, Wiley-Interscience.
- BISPO, R., VIEIRA, F., BACHIR, N., ESPADINHA-CRUZ, P., LOPES, J. P., PENHA, A., MARQUES, F. & GRILO, A. 2023. Spatial modelling and mapping of urban fire occurrence in Portugal. *Fire Safety Journal*, 138.
- BUFFINGTON, T., SCOTT, J. G. & EZEKOYE, O. A. 2021. Combining spatial and sociodemographic regression techniques to predict residential fire counts at the census tract level. *Computers, Environment and Urban Systems*, 88.
- BUNDESAMT FÜR GESUNDHEIT 2022. Coronavirus: Bundesrat hebt Massnahmen auf – einzig Maskenpflicht im öffentlichen Verkehr und in Gesundheitseinrichtungen sowie Isolation bleiben noch bis Ende März. Bern: News Service Bund, Das Portal der Schweizer Regierung.

- BUNDESAMT FÜR STATISTIK. 2022. *Merkmalskatalog 4.2 Eidg. Gebäude- und Wohnungsregister (GWR)* [Online]. Bundesamt für Statistik,. Available: <https://www.housing-stat.ch/de/help/42.html> [Accessed 29.06. 2025].
- BUNDESAMT FÜR STATISTIK. 2025a. *Alters- und Hinterlassenenversicherung* [Online]. Bundesamt für Statistik. Available: <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/soziale-sicherheit/sozialversicherungen/ahv.html> [Accessed 29.06. 2025].
- BUNDESAMT FÜR STATISTIK. 2025b. *Durchschnittliche Haushaltsgrösse, in Personen 2023* [Online]. Available: https://statatlas.bfs.admin.ch/?lang=de#bbox=2585524,1272819,59956,34337&c=indicator&i=ch_01_07.durchschnittlichehau&s=2023&selcodgeo=13&view=map164 [Accessed 29.06. 2025].
- BUNDESAMT FÜR STATISTIK. 2025c. *Flächenverbrauch, Durchschnittliche Wohnfläche pro Bewohner* [Online]. Bundesamt für Statistik,. Available: <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/bau-wohnungswesen/wohnungen/wohnverhaeltnisse/flaechenverbrauch.html> [Accessed 29.06. 2025].
- BURNHAM, K. P. & ANDERSON, D. R. 2004. Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research*, 33.
- CAMERON, C. & TRIVEDI, P. 1998. *Regression Analysis of Count Data*, New York, Cambridge University Press.
- CETIN, M., ISIK PEKKAN, Ö., OZENEN KAVLAK, M., ATMACA, I., NASERY, S., DERAKHSHANDEH, M. & CABUK, S. N. 2022. GIS-based forest fire risk determination for Milas district, Turkey. *Natural Hazards*, 119, 2299-2320.
- CHANEY, S. & RATCLIFFE, J. 2013. *GIS and Crime Mapping*, Hoboken, John Wiley & Sons.
- COOK, R. D. & WEISBERG, S. 1982. *Residuals and Influence in Regression*, New York, Chapman and Hall.
- CRESSIE, N. A. C. 1993. *tatistics for spatial data*, New York, John Wiley & Sons.
- CVETKOVIC, V., DRAGASEVIC, A., PROTIC, D., JANKOVIC, B., NIKOLIC, N. & MILOSEVIC, P. 2022. Fire safety behavior model for residential buildings: Implications for disaster risk reduction. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 76.
- DORMANN, C., ELITH, J. B., ACHER, S., BUCHMANN, C., CARL, G., CARRÉ, G., GARCIA MARQUEZ, J., GRUBER, B., LAFOURCADE, B., LEITAO, P., MÜNKEMÜLLER, T., MCCLEAN, C., OSBORNE, P., REINEKING, B., SCHRÖDER, B., SKIDMORE, A., ZURELL, D. & LAUTENBACH, S. 2012. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, 36, 27-46.
- DORMANN, C. F., MCPHERSON, J. M., ARAÚJO, M. B., BIVAND, R., BOLLIGER, J., CARL, G., DAVIES, R. G., HIRZEL, A., JETZ, W., KISSLING, W. D., KÜHN, I., OHLEMÜLLER, R., PERES-NETO, P. R., REINEKING, B., SCHRÖDER, B., SCHURR, F. M. & WILSON, R. 2007. Methods to Account for Spatial Autocorrelation in the Analysis of Species Distributional Data: A Review. *Ecography*, 30, 609-628.
- DOUARD, R. 2024. Statistik der Bevölkerung und der Haushalte (STATPOP) ab 2010. In: STATISTIK, B. F. (ed.). Neuchâtel: Bundesamt für Statistik.

- EBRAHIMI, H., SATTARI, F., LEFSRUD, L. & MACCIOTTA, R. 2022. Human vulnerability modeling and risk analysis of railway transportation of hazardous materials. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 80.
- ERNST, M. 2004. Permutation Methods: A Basis for Exact Inference. *Statistical Science*, 19, 676-685.
- Kommandoakten des Feuerwehr-Inspektorats beider Basel.
<https://bgv.ch/feuerwehr/kommandoakten>
- Feuerwehr Konzeption 2030. Feuerwehr Koordination Schweiz 06.05.2022,
<https://www.feukos.ch/de/unterlagen/?category=166>
- FORSYTH, A. 2003. Measuring Density: Working Definitions for Residential Density and Building Intensity. *Design Brief*, 8.
- FOTHERINGHAM, A. S. & WONG, D. W. S. 1991. The Modifiable Areal Unit Problem in Multivariate Statistical Analysis. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 23, 1025-1044.
- FOX, J. 2016. *Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models*, Thousand Oaks, SAGE Publications.
- FRECKMANN, P. 2018. Hot-Spot-Analyse zur Unterstützung der Datenklassifizierung – ein Versuch zur Minimierung der Subjektivität in thematischen Karten am Beispiel des Projekts AlpES. 38. *Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF und PFGK18 Tagung in München*. München: DGPF.
- GANTEAUME, A., CAMIA, A., JAPPIOT, M., SAN-MIGUEL-AYANZ, J., LONG-FOURNEL, M. & LAMPIN, C. 2012. A Review of the Main Driving Factors of Forest Fire Ignition Over Europe. *Environmental Management*, 51, 651-662.
- GIEZENDANNER, R. 2022. Bauzonenstatistik Schweiz 2022. In: RAUMENTWICKLUNG, B. F. (ed.). Bern: Bundesamt für Raumentwicklung.
- GOLDBERG, D. W., WILSON, J. P., KNOBLOCK, C. A., RITZ, B. & COCKBURN, M. G. 2008. An effective and efficient approach for manually improving geocoded data. *International Journal of Health Geographics*, 7.
- GUAN, W., LIU, Q. & DONG, C. 2022. Risk assessment method for industrial accident consequences and human vulnerability in urban areas. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 76.
- HASTIE, T., TIBSHIRANI, R. & FRIEDMAN, J. 2009. *The Elements of Statistical Learning*, Berlin, Springer Series in Statistics.
- HEINZE, G. & SCHEMPER, M. 2002. A solution to the problem of separation in logistic regression. *Statistics in Medicine*, 21, 2409-2419.
- HILBE, J. 2014. *Modeling Count Data*, New York, Cambridge University Press.
- HILBE, J. M. 2011. *Negativ Binomial Regression*, Cambridge, Cambridge University Press.
- KING, G. & ZENG, L. 2001. Logistic Regression in Rare Events Data. *Political Analysis*, 9, 137-163.
- KKVA 2011. RICHTLINIE: Detaillierungsgrad in der amtlichen Vermessung
- Informationsebene Bodenbedeckung. In: VERMESSUNGSÄMTER, K. D. K. (ed.). Bern.
- KOHLER, F. & VON SIEBENTHAL, D. 2024. *Aktualisierung 2020 der nichtinstitutionellen Raumgliederungen*, Neuchâtel, Bundesamt für Statistik.
- KOHLER, K., HAURI, A., SCHARTE, B., THIEL, J. & WENGER, A. 2020. Chronologie des nationalen und internationalen Krisenmanagements in der ersten Phase der Coronavirus-Pandemie. *Bulletin zur schweizerischen Sicherheitspolitik*. Zürich: ETH Zürich.
- KRAUSE, P., BOYLE, D. P. & BÄSE, F. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences* 5, 89-97.

- KROMREY, H. 2002. *Empirische Sozialforschung: Modelle und Methoden der standardisierten Datenerhebung und Datenauswertung*, Opladen, Verlag Leske + Budrich.
- KUHN, M. & JOHNSON, K. 2013. *Applied Predictive Modeling*, New York, Springer New York.
- LAMBERT, D. 1992. Zero-Inflated Poisson Regression, With an Application to Defects in Manufacturing. *Technometrics*, 34, 1-14.
- LANGFORD, M. & UNWIN, D. 1994. Generating and mapping population density surfaces within a geographical information system. *The Cartographic Journal*, 31, 21-26.
- LEE, S.-I. 2004. A Generalized Significance Testing Method for Global Measures of Spatial Association: An Extension of the Mantel Test. 36.
- MCCLEARY, G. F. 1969. *The dasymetric method in thematic cartography*. Doctor of Philosophy, The university of Wisconsin.
- MCCULLAGH, P. & NELDER, J. A. 1989. *Generalized Linear Models*, London, Chapman & Hall/CRC.
- MENNIS, J. & HULTGREN, T. 2006. Intelligent Dasymetric Mapping and Its Application to Areal Interpolation. *Cartography and Geographic Information Science* 33, 179-194.
- MORAN, P. A. P. 1950. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37, 17-23.
- MÜLLER, A., LIEB, C. & SCHOCH, T. 2016. Räumliche Entwicklung der Arbeitsplätze in der Schweiz. In: (ARE), B. F. R. (ed.). Bern: Bundesamt für Raumentwicklung (ARE).
- NAUJOKS, F., SCHWEIGKOFER, U., LENZ, W., BLAU, J., BRUNE, I., LISCHKE, V., ADLER, H., SCHINDELIN, I., ROUCHI, H., CHOBOTSKY, H. & GOTTSCHALK, R. 2023. Veränderungen der rettungsdienstlichen Einsatzzahlen in einer Metropolregion während der ersten COVID-19-Pandemie-bedingten Kontaktbeschränkungsphase. *Notfall + Rettungsmedizin*, 26, 30-38.
- OROZCO, C. D. V., TONINI, M., KANEVSKI, M. & CONEDERA, M. 2011. Point Pattern Analysis of Forest Fire Occurrence in Canton Ticino (Switzerland). *International Conference on Fire Behaviour and Risk*. Alghero, Italy: Proterina.
- PAYNE, E. 2017. An empirical approach to determine a threshold for assessing overdispersion in Poisson and negative binomial models for count data. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 47, 1722-1738.
- PEDUZZI, P., CONCATO, J., KEMPER, E., HOLFORD, T. R. & FEINSTEIN, A. R. 1996. A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis. *Journal of Clinical Epidemiology*, 49, 1373-1379.
- ROBERTS, D. R., BAHN, V., CIUTI, S., BOYCE, M. S., ELITH, J., GUILLERA-ARROTTA, G., HAUENSTEIN, S., LAHOZ-MONFORT, J. J., SCHRÖDER, B., THUILLER, W., WARTON, D. I., WINTLE, B. A., HARTIG, F. & DORMANN, C. F. 2017. Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure. *Ecography*, 40, 913-929.
- RÜHLI, L. 2012. Gemeindeautonomie zwischen Illusion und Realität. *Kantonsmonitoring*. Avenier Suisse.
- SARI, F. 2024. Assessment of the effects of different variable weights on wildfire susceptibility. *European Journal of Forest Research* 143, 651-670.
- SMITH, A., MARTIN, D. & COCKINGS, S. 2014. Spatio-Temporal Population Modelling for Enhanced Assessment of Urban Exposure to Flood Risk. *Applied Spatial Analysis and Policy* 9, 145-163.

- SONG, C., KWAN, M.-P. & ZHU, J. 2017. Modeling Fire Occurrence at the City Scale: A Comparison between Geographically Weighted Regression and Global Linear Regression *International Journal of Environmental Research an Public Health*, 14.
- STEVENS, R. J. & POPPE, K. K. 2020. Validation of clinical prediction models: what does the “calibration slope” really measure? *Journal of Clinical Epidemiology*, 118, 93-99.
- STEYERBERG, E. W. 2018. Validation in prediction research: the waste by data splitting. *Journal of Clinical Epidemiology*, 103, 131-133.
- SU, Z., HU, H., TIGABU, M., WANG, G., ZENG, A. & GUO, F. 2019. Geographically Weighted Negative Binomial Regression Model Predicts Wildfire Occurrence in the Great Xing'an Mountains Better Than Negative Binomial Model *Forests*, 10, 377.
- SUBRAMANIAM, C. 2004. Human factors influencing fire safety measures. *Disaster Prevention and Management*, 13, 110-116.
- SWISSTOPO, B. F. L. 2017. Die amtliche Vermessung der Schweiz: eine Basis für Sicherheit und Wohlstand. In: SWISSTOPO, B. F. L. (ed.). Bern: Bundesamt für Landestopografie swisstopo.
- TOBLER, W. R. 1970. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234-240.
- TROSI, L. 2023. *Attraktivitätssteigerung der Feuerwehr WOLF eine qualitative Untersuchung*. Master of Science FHNW in Angewandter Psychologie, Fachhochschule Nordwestschweiz.
- TUSON, M., YAP, M., KOK, M. R., MURRAY, K., TURLACH, B. & D., W. 2019. Incorporating geography into a new generalized theoretical and statistical framework addressing the modifiable areal unit problem. *International Journal of Health Geographics* 18.
- UNWIN, D. J. 1996. GIS, Spatial Analysis and Spatial Statistics. *Progress in Human Geography*, 20, 540-551.
- VAN CALSTER, B., NIEBOER, D., VERGOUWE, Y., DE COCK, B., PENCINA, M. & STEYERBERG, E. 2016. A calibration hierarchy for risk models was defined: from utopia to empirical data. *Journal of Clinical Epidemiology*, 74, 167-176.
- VER HOEF, J. M. & BOVENG, P. L. 2007. Quasi-Poisson vs. negative binomial regression: How should we model overdispersed count data? *Ecology*, 88, 2766-2772.
- VESER, A., SIEBER, F., GROß, S. & PRÜCKNER, S. 2015. The demographic impact on the demand for emergency medical services in the urban and rural regions of Bavaria, 2012–2032. *Journal of Public Health*, 23, 181-188.
- WAKEFIELD, J. 2007. Disease mapping and spatial regression with count data. *Biostatistics*, 8, 158-183.
- WEICHERT, V., ROSGA, C., NOHL, A., ZEIGER, S., OHMANN, T., BEN-ABDALLAH, H., STEINHAUSEN, E. S. & DUDDA, M. 2023. Polytraumaversorgung in der Luftrettung in Zeiten der COVID-19-Pandemie: Auswirkungen und Entwicklung der Fallzahlen. *Notfall + Rettungsmedizin*, 26, 284-291.
- WENGER, S. J. & OLDEN, J. 2012. Assessing transferability of ecological models: an underappreciated aspect of statistical validation. *Methods in Ecology and Evolution*, 3, 260-267.
- WEST, R. 2021. Best practice in statistics: The use of log transformation. *Annals of Clinical Biochemistry: International Journal of Laboratory Medicine*, 59.
- WU, J. 2007. Scale and scaling: A cross-disciplinary perspective. *Key Topics in Landscape Ecology*. Cambridge: Cambridge University Press.

- YAO, J., ZHANG, X. & MURRAY, A. T. 2019. Location optimization of urban fire stations: Access and service coverage. *Computers, Environment and Urban Systems*, 73, 184-190.
- YU, W., GUAN, M. & CHEN, Y. 2020. Fire stations siting with multiple objectives and geospatial big data. *Earth Science Informatics*, 14, 141-160.
- ZHANG, S., SONG, Y., DONG, Q., YANG, H. & SHI, L. 2025. Developing an indicator system for urban fire risk assessment. *Fire Safety Journal*, 158.

7 Anhänge

7.1 Residuen Werte Beispielberechnung

7.1.1 Tagespikettzeit

7.1.1.1 Trainingsdaten

gemeinde	y	offset_log	loglp_netto	loglp_gebgr	loglp_besch	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_dist
Aesch (BL)	9	9.264	4.819	3.408	7.347	8.408	0.592	0.204	0.202	0.065	0.001
Allschwil	17	10.016	5.344	3.968	7.878	16.706	0.294	0.072	0.072	0.348	0.001
Anwil	1	6.243	2.874	1.589	4.419	0.480	0.520	0.751	0.655	0.022	0.003
Arboldswil	0	6.311	2.991	1.459	4.575	0.393	-0.393	-0.627	-0.886	0.020	0.002
Augst	0	6.991	2.791	1.569	5.513	1.705	-1.705	-1.306	-1.847	0.098	0.051
Biel-Benken	2	8.158	4.383	2.839	6.413	2.196	-0.196	-0.132	-0.134	0.061	0.000
Birsfelden	13	9.219	4.227	2.996	7.611	15.050	-2.050	-0.528	-0.541	0.480	0.124
Blauen	0	6.468	3.235	1.686	4.883	0.440	-0.440	-0.664	-0.938	0.021	0.002
Böckten	0	6.669	2.907	1.668	4.997	0.937	-0.937	-0.968	-1.369	0.040	0.010
Bottingen	3	8.879	4.772	3.270	7.097	4.866	-1.866	-0.846	-0.911	0.085	0.018
Brislach	1	7.487	3.742	2.219	5.220	1.062	-0.062	-0.060	-0.061	0.037	0.000
Burg im Leimental	0	5.478	2.361	0.916	3.912	0.210	-0.210	-0.458	-0.647	0.012	0.001
Buus	0	6.856	3.109	1.775	4.836	0.858	-0.858	-0.927	-1.310	0.025	0.006
Diegten	1	7.287	3.453	2.067	5.366	1.251	-0.251	-0.224	-0.233	0.022	0.000
Diepfingen	1	6.643	2.803	1.411	4.466	0.677	0.323	0.392	0.366	0.023	0.001
Dittingen	0	6.512	3.035	1.609	5.215	0.664	-0.664	-0.815	-1.153	0.023	0.004
Duggingen	3	7.290	3.535	2.079	5.553	1.193	1.807	1.654	1.385	0.025	0.018
Ettingen	4	8.613	4.315	2.955	6.458	4.441	-0.441	-0.209	-0.213	0.060	0.001
Füllinsdorf	10	8.416	4.228	2.809	6.648	3.865	6.135	3.120	2.596	0.031	0.081
Giebenach	0	6.991	3.040	1.668	4.860	0.991	-0.991	-0.995	-1.408	0.026	0.007
Häfeltingen	0	5.164	2.067	0.875	3.045	0.171	-0.171	-0.413	-0.585	0.019	0.001
Hersberg	0	5.953	2.398	1.099	3.714	0.357	-0.357	-0.597	-0.845	0.021	0.002
Hölstein	1	7.852	3.875	2.380	6.161	2.073	-1.073	-0.745	-0.829	0.052	0.008
Ittingen	1	7.777	3.718	2.272	5.768	1.913	-0.913	-0.660	-0.727	0.032	0.004
Känerkinden	0	6.199	2.907	1.361	3.871	0.279	-0.279	-0.528	-0.747	0.018	0.001
Kilchberg (BL)	0	5.039	2.001	0.833	2.773	0.145	-0.145	-0.381	-0.538	0.020	0.001
Lampenberg	0	6.292	2.918	1.411	4.419	0.389	-0.389	-0.624	-0.882	0.018	0.002
Langenbruck	0	6.646	3.170	1.668	5.481	0.717	-0.717	-0.847	-1.197	0.039	0.008
Laufelfingen	0	7.116	3.418	1.872	5.416	0.927	-0.927	-0.963	-1.362	0.044	0.011
Laufen	6	8.646	4.541	3.135	7.854	6.467	-0.467	-0.184	-0.186	0.161	0.002
Lauwil	0	5.616	2.163	0.956	3.219	0.267	-0.267	-0.516	-0.730	0.027	0.002
Liedertswil	0	4.869	1.629	0.531	3.434	0.209	-0.209	-0.457	-0.646	0.027	0.002
Liestal	18	9.650	5.338	3.914	8.859	15.947	2.053	0.514	0.504	0.381	0.066
Lupsingen	2	7.307	3.589	2.116	5.142	0.991	1.009	1.014	0.889	0.027	0.007
Münchenstein	8	9.383	5.043	3.624	8.237	11.539	-3.539	-1.042	-1.103	0.160	0.062
Niederdorf	0	7.403	3.600	1.974	5.187	0.939	-0.939	-0.969	-1.371	0.063	0.017
Nussdorf	1	5.583	2.272	0.956	4.407	0.337	0.663	1.142	0.921	0.020	0.007
Oberdorf (BL)	1	7.768	3.816	2.342	5.743	1.726	-0.726	-0.553	-0.601	0.033	0.003
Oberwil (BL)	5	9.336	5.116	3.619	7.562	7.549	-2.549	-0.928	-0.989	0.139	0.041
Oltingen	2	6.064	2.380	1.308	4.595	0.711	1.289	1.529	1.249	0.081	0.056
Ormingen	0	7.700	3.718	2.389	5.493	1.806	-1.806	-1.344	-1.900	0.047	0.024
Pfeffingen	5	7.726	3.996	2.451	5.638	1.331	3.669	3.181	2.429	0.046	0.127
Pratteln	24	9.683	5.036	3.714	8.125	16.586	7.414	1.821	1.705	0.185	0.231
Ramlinsburg	3	6.572	3.035	1.548	5.017	0.614	2.386	3.044	2.178	0.027	0.066
Reigoldswil	2	7.239	3.561	2.079	5.572	1.095	0.905	0.865	0.775	0.028	0.005
Reinach (BL)	14	9.896	5.402	4.047	8.119	16.013	-2.013	-0.503	-0.514	0.309	0.041
Rickenbach (BL)	1	6.227	2.588	1.335	4.369	0.564	0.436	0.580	0.523	0.029	0.003
Rothenfluh	0	6.597	2.970	1.740	5.037	0.862	-0.862	-0.928	-1.313	0.038	0.009
Rümlingen	1	5.787	2.140	0.875	3.178	0.297	0.703	1.288	1.010	0.024	0.011
Rünenberg	1	6.590	3.199	1.723	4.860	0.543	0.457	0.619	0.554	0.017	0.002
Seltisberg	0	7.138	3.532	2.028	5.069	0.815	-0.815	-0.903	-1.277	0.026	0.006
Sissach	3	8.785	4.634	3.307	7.358	6.356	-3.356	-1.331	-1.486	0.056	0.028
Tecknau	1	6.631	2.734	1.386	4.407	0.713	0.287	0.340	0.320	0.026	0.001
Tenniken	1	6.741	3.020	1.629	4.691	0.718	0.282	0.333	0.314	0.020	0.001
Thürmen	0	7.255	3.091	1.705	4.419	1.047	-1.047	-1.023	-1.447	0.039	0.011
Wahlen	1	7.299	3.487	2.054	5.215	1.117	-0.117	-0.111	-0.113	0.024	0.000
Wintersingen	2	6.282	2.785	1.526	4.779	0.616	1.384	1.763	1.393	0.026	0.021
Zeglingen	0	6.034	2.660	1.308	3.970	0.347	-0.347	-0.589	-0.833	0.016	0.001
Ziefen	3	7.325	3.481	2.104	5.147	1.190	1.810	1.659	1.388	0.028	0.020
Zunzgen	2	7.882	3.696	2.342	5.489	2.135	-0.135	-0.092	-0.093	0.046	0.000
Zwingen	3	7.917	3.965	2.501	6.180	2.189	0.811	0.548	0.518	0.034	0.003

7.1.1.2 Validierungsdaten

gemeinde	y	offset_log	log1p_netto	log1p_gebgr	log1p_besch	pred	resid_raw	resid_pearson
Arisdorf	0	7.355	3.622	2.175	5.283	1.106	-1.106	-1.052
Arlesheim	6	9.120	5.025	3.472	7.939	6.964	-0.964	-0.365
Bennwil	3	6.340	2.747	1.411	4.382	0.531	2.469	3.390
Binningen	20	9.680	5.402	3.945	8.259	12.231	7.769	2.222
Bretzwil	2	6.425	2.970	1.548	4.394	0.467	1.533	2.245
Bubendorf	2	8.359	4.272	2.809	6.118	2.788	-0.788	-0.472
Buckten	2	6.490	2.965	1.504	4.754	0.549	1.451	1.960
Eptingen	0	5.958	2.460	1.163	4.533	0.471	-0.471	-0.686
Frenkendorf	4	8.781	4.461	2.976	6.873	4.942	-0.942	-0.424
Gelterkinden	2	8.697	4.621	3.215	7.130	4.960	-2.960	-1.329
Grellingen	2	7.555	3.716	2.208	5.568	1.335	0.665	0.575
Hemmiken	1	5.384	2.175	1.099	3.526	0.271	0.729	1.402
Lausen	3	8.560	4.382	2.918	6.765	4.071	-1.071	-0.531
Liesberg	3	6.832	3.490	1.917	5.037	0.565	2.435	3.241
Maisprach	1	6.750	3.082	1.758	4.836	0.792	0.208	0.234
Muttenz	8	9.783	5.413	3.938	8.323	13.523	-5.523	-1.502
Nenzlingen	0	6.077	2.565	1.253	3.892	0.387	-0.387	-0.622
Roggenburg	0	5.323	2.380	1.030	4.078	0.209	-0.209	-0.457
Röschenz	1	7.494	3.782	2.313	5.513	1.233	-0.233	-0.210
Schönenbuch	1	7.250	3.346	1.946	5.247	1.207	-0.207	-0.188
Therwil	4	9.196	4.857	3.512	7.300	8.093	-4.093	-1.439
Titterten	1	5.953	2.603	1.224	4.477	0.388	0.612	0.982
Waldenburg	1	6.957	3.281	1.825	5.165	0.856	0.144	0.156
Wenslingen	0	6.494	3.190	1.740	5.056	0.548	-0.548	-0.740
Wittinsburg	0	6.056	2.653	1.411	4.585	0.502	-0.502	-0.709

7.1.2 Ausserhalb der Tagespikettzeit

7.1.2.1 Trainingsdaten

gemeinde	y	offset_log	loglp_netto	loglp_gebgr	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_dist
Aesch (BL)	18	9.264	4.819	3.408	17.168	0.832	0.201	0.199	0.059	0.001
Allschwil	35	10.016	5.344	3.968	37.221	-2.221	-0.364	-0.368	0.219	0.016
Anwil	1	6.243	2.874	1.589	0.915	0.085	0.089	0.088	0.020	0.000
Arboldswil	0	6.311	2.991	1.459	0.833	-0.833	-0.913	-1.291	0.021	0.006
Augst	2	6.991	2.791	1.569	2.012	-0.012	-0.009	-0.009	0.061	0.000
Biel-Benken	4	8.158	4.383	2.839	5.221	-1.221	-0.534	-0.557	0.073	0.008
Birsfelden	19	9.219	4.227	2.996	18.484	0.516	0.120	0.120	0.285	0.003
Blauen	1	6.468	3.235	1.686	0.964	0.036	0.037	0.036	0.023	0.000
Böckten	1	6.669	2.907	1.668	1.442	-0.442	-0.368	-0.389	0.038	0.002
Bottmingen	7	8.879	4.772	3.270	11.013	-4.013	-1.209	-1.297	0.096	0.057
Brislach	5	7.487	3.742	2.219	2.712	2.288	1.389	1.242	0.039	0.028
Burg im Leimental	0	5.478	2.361	0.916	0.384	-0.384	-0.620	-0.877	0.011	0.001
Buus	1	6.856	3.109	1.775	1.635	-0.635	-0.496	-0.535	0.024	0.002
Diegten	4	7.287	3.453	2.067	2.429	1.571	1.008	0.921	0.022	0.008
Diepflingen	4	6.643	2.803	1.411	1.273	2.727	2.418	1.925	0.023	0.047
Dittingen	0	6.512	3.035	1.609	1.092	-1.092	-1.045	-1.478	0.016	0.006
Duggingen	0	7.290	3.535	2.079	2.327	-2.327	-1.526	-2.157	0.024	0.019
Ettingen	9	8.613	4.315	2.955	9.280	-0.280	-0.092	-0.093	0.036	0.000
Füllinsdorf	6	8.416	4.228	2.809	7.334	-1.334	-0.493	-0.509	0.029	0.003
Giebenach	0	6.991	3.040	1.668	1.825	-1.825	-1.351	-1.910	0.026	0.017
Häfelfingen	0	5.164	2.067	0.875	0.331	-0.331	-0.575	-0.814	0.016	0.002
Hersberg	0	5.953	2.398	1.099	0.679	-0.679	-0.824	-1.165	0.020	0.005
Hölstein	5	7.852	3.875	2.380	3.975	1.025	0.514	0.494	0.042	0.004
Itingen	2	7.777	3.718	2.272	3.808	-1.808	-0.927	-1.020	0.031	0.009
Känerkinden	0	6.199	2.907	1.361	0.739	-0.739	-0.859	-1.215	0.021	0.005
Kilchberg (BL)	0	5.039	2.001	0.833	0.297	-0.297	-0.545	-0.770	0.017	0.002
Lampenberg	2	6.292	2.918	1.411	0.832	1.168	1.281	1.083	0.019	0.011
Langenbruck	2	6.646	3.170	1.668	1.188	0.812	0.746	0.678	0.022	0.004
Läufelfingen	3	7.116	3.418	1.872	1.845	1.155	0.850	0.779	0.038	0.010
Laufen	15	8.646	4.541	3.135	9.302	5.698	1.868	1.714	0.029	0.036
Lauwil	1	5.616	2.163	0.956	0.515	0.485	0.677	0.598	0.023	0.004
Liedertswil	0	4.869	1.629	0.531	0.262	-0.262	-0.512	-0.724	0.021	0.002
Liestal	30	9.650	5.338	3.914	25.027	4.973	0.994	0.964	0.152	0.069
Lupsingen	3	7.307	3.589	2.116	2.340	0.660	0.432	0.413	0.026	0.002
Münchenstein	15	9.383	5.043	3.624	19.253	-4.253	-0.969	-1.009	0.082	0.031
Niederdorf	1	7.403	3.600	1.974	2.332	-1.332	-0.872	-0.985	0.078	0.023
Nussdorf	2	5.583	2.272	0.956	0.464	1.536	2.254	1.665	0.014	0.024
Oberdorf (BL)	0	7.768	3.816	2.342	3.708	-3.708	-1.926	-2.723	0.034	0.044
Oberwil (BL)	22	9.336	5.116	3.619	17.436	4.564	1.093	1.050	0.161	0.091
Oltigen	0	6.064	2.380	1.308	0.880	-0.880	-0.938	-1.326	0.063	0.021
Ormalingen	1	7.700	3.718	2.389	3.803	-2.803	-1.437	-1.713	0.031	0.023
Pfeffingen	4	7.726	3.996	2.451	3.390	0.610	0.331	0.322	0.053	0.002
Pratteln	31	9.683	5.036	3.714	27.658	3.342	0.635	0.623	0.175	0.035
Ramlinsburg	3	6.572	3.035	1.548	1.114	1.886	1.787	1.474	0.021	0.023
Reigoldswil	3	7.239	3.561	2.079	2.174	0.826	0.560	0.530	0.026	0.003
Reinach (BL)	26	9.896	5.402	4.047	33.432	-7.432	-1.285	-1.338	0.229	0.212
Rickenbach (BL)	0	6.227	2.588	1.335	0.919	-0.919	-0.959	-1.356	0.027	0.009
Rothenfluh	2	6.597	2.970	1.740	1.349	0.651	0.560	0.522	0.036	0.004
Rümlingen	1	5.787	2.140	0.875	0.588	0.412	0.537	0.487	0.022	0.002
Rünenberg	1	6.590	3.199	1.723	1.142	-0.142	-0.133	-0.136	0.018	0.000
Seltisberg	0	7.138	3.532	2.028	1.938	-1.938	-1.392	-1.969	0.028	0.019
Sissach	14	8.785	4.634	3.307	11.244	2.756	0.822	0.791	0.056	0.014
Tecknau	2	6.631	2.734	1.386	1.294	0.706	0.621	0.574	0.026	0.003
Tenniken	0	6.741	3.020	1.629	1.403	-1.403	-1.185	-1.675	0.020	0.010
Thürnen	1	7.255	3.091	1.705	2.355	-1.355	-0.883	-0.999	0.032	0.009
Wahlen	2	7.299	3.487	2.054	2.384	-0.384	-0.249	-0.256	0.023	0.000
Wintersingen	2	6.282	2.785	1.526	0.967	1.033	1.051	0.917	0.025	0.010
Zeglingen	0	6.034	2.660	1.308	0.711	-0.711	-0.843	-1.192	0.015	0.004
Ziefen	5	7.325	3.481	2.104	2.538	2.462	1.545	1.363	0.022	0.019
Zunzgen	7	7.882	3.696	2.342	4.491	2.509	1.184	1.093	0.033	0.016
Zwingen	5	7.917	3.965	2.501	4.331	0.669	0.322	0.314	0.032	0.001

7.1.2.2 Validierungsdaten

gemeinde	y	offset_log	log1p_netto	log1p_gebgr	pred	resid_raw	resid_pearson
Arisdorf	1	7.35544939	3.6216707	2.17475172	2.49836999	-1.49836999	-0.94796148
Arlesheim	19	9.11959476	5.0245382	3.47196645	13.5567	5.44330002	1.47837728
Bennwil	1	6.33965359	2.74727091	1.41098697	0.97464856	0.02535144	0.02567903
Binningen	28	9.67971881	5.40222683	3.94545778	25.2277677	2.77223228	0.55193788
Bretzwil	2	6.42503109	2.97041447	1.54756251	1.00286977	0.99713023	0.99570253
Bubendorf	7	8.35871315	4.27249075	2.8094027	6.7286841	0.2713159	0.10459482
Buckten	1	6.48996452	2.96527307	1.5040774	1.04388708	-0.04388708	-0.04295463
Eptingen	0	5.9576492	2.45958884	1.16315081	0.68321619	-0.68321619	-0.82656893
Frenkendorf	8	8.78126369	4.46129982	2.97552957	10.1110685	-2.11106851	-0.66390173
Gelterkinden	13	8.69746264	4.62104354	3.2148678	9.7858974	3.2141026	1.02744695
Grellingen	6	7.55506792	3.71600812	2.20827441	2.93153599	3.06846401	1.79214613
Hemmiken	0	5.38449506	2.17475172	1.09861229	0.44470054	-0.44470054	-0.66685871
Lausen	3	8.55969697	4.38202663	2.91777073	8.21747627	-5.21747627	-1.82008325
Liesberg	4	6.83206143	3.49042852	1.91692261	1.36421146	2.63578854	2.25667864
Maisprach	3	6.74957984	3.08190997	1.75785792	1.47865342	1.52134658	1.25110848
Muttenz	18	9.78261851	5.41343017	3.93769075	27.6191292	-9.61912921	-1.83033577
Nenzlingen	0	6.07695393	2.56494936	1.25276297	0.76171631	-0.76171631	-0.8727636
Roggenburg	0	5.32349767	2.37954613	1.02961942	0.35010246	-0.35010246	-0.59169457
Röschenz	0	7.49365127	3.78191432	2.31253542	2.8257521	-2.8257521	-1.68099735
Schönenbuch	3	7.24957036	3.34638915	1.94591015	2.31807093	0.68192907	0.44789462
Therwil	25	9.19632258	4.85748411	3.51154544	16.7453806	8.25461939	2.0172027
Titterten	0	5.95298356	2.60268969	1.22377543	0.6443333	-0.6443333	-0.80270374
Waldenburg	1	6.95711671	3.28091122	1.82454929	1.66904164	-0.66904164	-0.51786858
Wenslingen	1	6.49360254	3.19047635	1.74046617	1.05457451	-0.05457451	-0.05314363
Wittinsburg	0	6.05631552	2.65324196	1.41098697	0.78055572	-0.78055572	-0.88349064

7.1.3 Gesamtsumme

7.1.3.1 Trainingsdaten

gemeinde	y	offset_log	loglp_netto	loglp_gebgr	loglp_besch	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Aesch (BL)	27	9.264	4.819	3.408	7.347	25.017	1.983	0.377	0.371	0.067	0.003
Allschwil	52	10.016	5.344	3.968	7.878	49.713	2.287	0.294	0.292	0.340	0.017
Anwil	2	6.243	2.874	1.589	4.419	1.296	0.704	0.616	0.570	0.023	0.002
Arboldswil	0	6.311	2.991	1.459	4.575	1.255	-1.255	-1.117	-1.582	0.022	0.007
Augst	2	6.991	2.791	1.569	5.513	4.001	-2.001	-0.992	-1.101	0.094	0.028
Biel-Benken	6	8.158	4.383	2.839	6.413	7.284	-1.284	-0.469	-0.484	0.069	0.004
Birsfelden	32	9.219	4.227	2.996	7.611	35.988	-3.988	-0.618	-0.632	0.430	0.127
Blauen	1	6.468	3.235	1.686	4.883	1.432	-0.432	-0.360	-0.381	0.024	0.001
Böckten	1	6.669	2.907	1.668	4.997	2.353	-1.353	-0.878	-0.994	0.040	0.008
Bottmingen	10	8.879	4.772	3.270	7.097	15.613	-5.613	-1.375	-1.479	0.092	0.053
Brislach	6	7.487	3.742	2.219	5.220	3.527	2.473	1.307	1.185	0.042	0.020
Burg im Leimental	0	5.478	2.361	0.916	3.912	0.615	-0.615	-0.783	-1.109	0.012	0.002
Buus	1	6.856	3.109	1.775	4.836	2.389	-1.389	-0.894	-1.014	0.026	0.005
Diegten	5	7.287	3.453	2.067	5.366	3.609	1.391	0.726	0.685	0.023	0.003
Diepfingen	5	6.643	2.803	1.411	4.466	1.942	3.058	2.185	1.817	0.024	0.029
Dittingen	0	6.512	3.035	1.609	5.215	1.888	-1.888	-1.368	-1.939	0.024	0.012
Duggingen	3	7.290	3.535	2.079	5.553	3.589	-0.589	-0.309	-0.318	0.026	0.001
Ettlingen	13	8.613	4.315	2.955	6.458	12.862	0.138	0.037	0.037	0.064	0.000
Füllinsdorf	16	8.416	4.228	2.809	6.648	11.341	4.659	1.351	1.268	0.031	0.015
Giebenach	0	6.991	3.040	1.668	4.860	2.798	-2.798	-1.663	-2.358	0.027	0.020
Häfeldingen	0	5.164	2.067	0.875	3.045	0.438	-0.438	-0.661	-0.935	0.019	0.002
Hersberg	0	5.953	2.398	1.099	3.714	0.971	-0.971	-0.983	-1.392	0.021	0.005
Hölstein	6	7.852	3.875	2.380	6.161	6.366	-0.366	-0.143	-0.145	0.053	0.000
Itingen	3	7.777	3.718	2.272	5.768	5.752	-2.752	-1.133	-1.251	0.031	0.011
Känerkinden	0	6.199	2.907	1.361	3.871	0.944	-0.944	-0.969	-1.372	0.021	0.005
Kilchberg (BL)	0	5.039	2.001	0.833	2.773	0.371	-0.371	-0.608	-0.861	0.020	0.002
Lampenberg	2	6.292	2.918	1.411	4.419	1.228	0.722	0.695	0.636	0.019	0.002
Langenbruck	2	6.646	3.170	1.668	5.481	2.134	-0.134	-0.091	-0.092	0.042	0.000
Läufelfingen	3	7.116	3.418	1.872	5.416	2.951	0.049	0.028	0.028	0.048	0.000
Laufen	21	8.646	4.541	3.135	7.854	17.742	3.258	0.745	0.723	0.166	0.033
Lauwil	1	5.616	2.163	0.956	3.219	0.689	0.311	0.374	0.350	0.027	0.001
Liedertswil	0	4.869	1.629	0.531	3.434	0.460	-0.460	-0.677	-0.958	0.024	0.003
Liestal	48	9.650	5.338	3.914	8.859	45.204	2.796	0.380	0.376	0.364	0.033
Lupsingen	5	7.307	3.589	2.116	5.142	3.140	1.860	1.043	0.958	0.029	0.008
Münchenstein	23	9.383	5.043	3.624	8.237	33.006	-10.006	-1.629	-1.736	0.161	0.152
Niederdorf	1	7.403	3.600	1.974	5.187	3.290	-2.290	-1.254	-1.475	0.076	0.035
Nussdorf	3	5.583	2.272	0.956	4.407	0.862	2.138	2.297	1.785	0.020	0.028
Oberdorf (BL)	1	7.768	3.816	2.342	5.743	5.365	-4.365	-1.863	-2.300	0.034	0.031
Oberwil (BL)	27	9.336	5.116	3.619	7.562	24.281	2.719	0.525	0.515	0.153	0.015
Ollingen	2	6.064	2.380	1.308	4.595	1.541	0.459	0.369	0.352	0.071	0.003
Ormalingen	1	7.700	3.718	2.389	5.493	5.135	-4.135	-1.805	-2.219	0.051	0.046
Pfeffingen	9	7.726	3.996	2.451	5.638	4.479	4.521	2.116	1.853	0.053	0.066
Pratteln	55	9.683	5.036	3.714	8.125	44.846	10.154	1.388	1.332	0.176	0.125
Ramlinsburg	6	6.572	3.035	1.548	5.017	1.849	4.151	3.040	2.398	0.028	0.069
Reigoldswil	5	7.239	3.561	2.079	5.572	3.356	1.644	0.891	0.829	0.028	0.006
Reinach (BL)	40	9.896	5.402	4.047	8.119	46.440	-6.440	-0.862	-0.887	0.298	0.112
Rickenbach (BL)	1	6.227	2.588	1.335	4.369	1.444	-0.444	-0.369	-0.391	0.029	0.001
Rothenfluh	2	6.597	2.970	1.740	5.037	2.161	-0.161	-0.109	-0.111	0.038	0.000
Rümlingen	2	5.787	2.140	0.875	3.178	0.799	1.201	1.342	1.124	0.025	0.012
Rünenberg	2	6.590	3.199	1.723	4.860	1.679	0.321	0.247	0.239	0.018	0.000
Seltisberg	0	7.138	3.532	2.028	5.069	2.633	-2.633	-1.613	-2.288	0.028	0.020
Sissach	17	8.785	4.634	3.307	7.358	17.433	-0.433	-0.100	-0.100	0.060	0.000
Tecknau	3	6.631	2.734	1.386	4.407	1.977	1.023	0.724	0.672	0.026	0.004
Tenniken	1	6.741	3.020	1.629	4.691	2.077	-1.077	-0.744	-0.829	0.021	0.003
Thürnen	1	7.255	3.091	1.705	4.419	3.116	-2.116	-1.191	-1.393	0.041	0.016
Wahlen	3	7.299	3.487	2.054	5.215	3.382	-0.382	-0.206	-0.210	0.025	0.000
Wintersingen	4	6.282	2.785	1.526	4.779	1.572	2.428	1.930	1.610	0.026	0.026
Zeglingen	0	6.034	2.660	1.308	3.970	0.989	-0.989	-0.992	-1.405	0.017	0.004
Ziefen	8	7.325	3.481	2.104	5.147	3.486	4.514	2.399	2.044	0.030	0.045
Zunzgen	9	7.882	3.696	2.342	5.489	6.159	2.841	1.130	1.054	0.049	0.017
Zwingen	8	7.917	3.965	2.501	6.180	6.645	1.355	0.518	0.502	0.034	0.002

7.1.3.2 Validierungsdaten

gemeinde	y	offset_log	loglp_netto	loglp_gebgr	loglp_besch	pred	resid_raw	resid_pearson
Arisdorf	1	7.355	3.622	2.175	5.283	3.420	-2.420	-1.299
Arlesheim	25	9.120	5.025	3.472	7.939	22.276	2.724	0.551
Bennwil	4	6.340	2.747	1.411	4.382	1.465	2.535	2.087
Binningen	48	9.680	5.402	3.945	8.259	37.523	10.477	1.586
Bretzwil	4	6.425	2.970	1.548	4.394	1.404	2.596	2.185
Bubendorf	9	8.359	4.272	2.809	6.118	8.849	0.151	0.050
Buckten	3	6.490	2.965	1.504	4.754	1.643	1.357	1.055
Eptingen	0	5.958	2.460	1.163	4.533	1.206	-1.206	-1.095
Frenkendorf	12	8.781	4.461	2.976	6.873	15.338	-3.338	-0.825
Gelterkinden	15	8.697	4.621	3.215	7.130	14.590	0.410	0.104
Grellingen	8	7.555	3.716	2.208	5.568	4.252	3.748	1.801
Hemmiken	1	5.384	2.175	1.099	3.526	0.625	0.375	0.473
Lausen	6	8.560	4.382	2.918	6.765	12.437	-6.437	-1.778
Liesberg	7	6.832	3.490	1.917	5.037	1.906	5.094	3.674
Maisprach	4	6.750	3.082	1.758	4.836	2.181	1.819	1.225
Muttenz	26	9.783	5.413	3.938	8.323	41.860	-15.860	-2.256
Nenzlingen	0	6.077	2.565	1.253	3.892	1.069	-1.069	-1.032
Roggenburg	0	5.323	2.380	1.030	4.078	0.569	-0.569	-0.753
Röschenz	1	7.494	3.782	2.313	5.513	3.877	-2.877	-1.449
Schönenbuch	4	7.250	3.346	1.946	5.247	3.501	0.499	0.264
Therwil	29	9.196	4.857	3.512	7.300	23.246	5.754	1.138
Titterten	1	5.953	2.603	1.224	4.477	1.074	-0.074	-0.071
Waldenburg	2	6.957	3.281	1.825	5.165	2.572	-0.572	-0.355
Wenslingen	1	6.494	3.190	1.740	5.056	1.636	-0.636	-0.496
Wittinsburg	0	6.056	2.653	1.411	4.585	1.265	-1.265	-1.122

7.2 Anteile der Flächenklassen an der Gesamtzahl an der Anzahl der jeweiligen Einsatzklasse

		Arbeitszonen		Aussenhöfe		Bahn		Wohn- und Mischz.		Landwirtschaftsz.		Tourismus		Wald		ZOEN		Gewässer		Strasse		Total	
		Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Anteil	Anzahl	Verwendet
ABC	Gesamt	247	50.10%	2	0.41%	20	4.06%	167	33.87%	0	0.00%	3	0.61%	1	0.20%	28	5.68%	10	2.03%	15	3.04%	493	83.87%
	Tagespikett	131	49.81%	0	0.00%	10	3.80%	80	30.42%	0	0.00%	1	0.38%	1	0.38%	22	8.37%	7	2.66%	11	4.18%	263	80.23%
	Ausserhalb	116	50.22%	2	0.87%	10	4.33%	87	37.66%	1	0.43%	2	0.87%	0	0.00%	6	2.60%	3	1.30%	4	1.73%	231	87.88%
Brand	Gesamt	67	13.70%	25	5.11%	5	1.02%	242	49.49%	22	4.50%	3	0.61%	52	10.63%	42	8.59%	2	0.41%	29	5.93%	489	100.00%
	Tagespikett	20	11.24%	10	5.62%	2	1.12%	76	42.70%	12	6.74%	0	0.00%	22	12.36%	21	11.80%	1	0.56%	14	7.87%	178	100.00%
	Ausserhalb	47	15.11%	15	4.82%	3	0.96%	166	53.38%	10	3.22%	3	0.96%	30	9.65%	21	6.75%	1	0.32%	15	4.82%	311	100.00%
Brand Fz	Gesamt	43	12.99%	6	1.81%	5	1.51%	111	33.53%	12	3.63%	2	0.60%	3	0.91%	21	6.34%	0	0.00%	128	38.67%	331	100.00%
	Tagespikett	20	12.42%	4	2.48%	2	1.24%	46	28.57%	4	2.48%	1	0.62%	1	0.62%	10	6.21%	0	0.00%	73	45.34%	161	100.00%
	Ausserhalb	23	13.53%	2	1.18%	3	1.76%	65	38.24%	8	4.71%	1	0.59%	2	1.18%	11	6.47%	0	0.00%	55	32.35%	170	100.00%
Brand klein	Gesamt	61	8.02%	18	2.37%	40	5.26%	405	53.22%	33	4.34%	9	1.18%	29	3.81%	86	11.30%	0	0.00%	80	10.51%	761	53.22%
	Tagespikett	23	9.09%	6	2.37%	11	4.35%	135	53.36%	14	5.53%	5	1.98%	10	3.95%	24	9.49%	0	0.00%	25	9.88%	253	53.36%
	Ausserhalb	38	7.48%	12	2.36%	29	5.71%	270	53.15%	19	3.74%	4	0.79%	19	3.74%	62	12.20%	0	0.00%	55	10.83%	508	53.15%
Brand Relevant	Gesamt	171	16.91%	23	2.27%	2	0.20%	718	71.02%	13	1.29%	11	1.09%	1	0.10%	61	6.03%	0	0.00%	11	1.09%	1011	87.93%
	Tagespikett	78	21.37%	10	2.74%	1	0.27%	244	66.85%	2	0.55%	2	0.55%	1	0.27%	25	6.85%	0	0.00%	2	0.55%	365	88.22%
	Ausserhalb	93	14.40%	13	2.01%	1	0.15%	474	73.37%	11	1.70%	9	1.39%	0	0.00%	36	5.57%	0	0.00%	9	1.39%	646	87.77%
Brand Vegetation	Gesamt	22	8.66%	8	3.15%	0	0.00%	101	39.76%	39	15.35%	3	1.18%	44	17.32%	9	3.54%	1	0.39%	27	10.63%	254	72.43%
	Tagespikett	7	7.61%	3	3.26%	0	0.00%	37	40.22%	12	13.04%	1	1.09%	15	16.30%	5	5.43%	0	0.00%	12	13.04%	92	69.56%
	Ausserhalb	15	9.26%	5	3.09%	0	0.00%	64	39.51%	27	16.67%	2	1.23%	29	17.90%	4	2.47%	1	0.62%	15	9.26%	162	74.08%
Feucalarm	Gesamt	2877	53.18%	5	0.09%	25	0.46%	1265	23.38%	26	0.48%	83	1.53%	6	0.11%	1025	18.95%	3	0.06%	95	1.76%	5410	95.51%
	Tagespikett	1476	56.23%	2	0.08%	13	0.50%	568	21.64%	8	0.30%	32	1.22%	4	0.15%	468	17.83%	2	0.08%	52	1.98%	2625	95.70%
	Ausserhalb	1401	50.31%	3	0.11%	12	0.43%	697	25.03%	18	0.65%	51	1.83%	2	0.07%	557	20.00%	1	0.04%	43	1.54%	2785	95.34%
Med Ustü	Gesamt	11	2.52%	3	0.69%	4	0.92%	376	86.24%	9	2.06%	2	0.46%	11	2.52%	15	3.44%	0	0.00%	5	1.15%	436	86.24%
	Tagespikett	4	2.03%	2	1.02%	1	0.51%	171	86.80%	1	0.51%	0	0.00%	6	3.05%	10	5.08%	0	0.00%	2	1.02%	197	86.80%
	Ausserhalb	7	2.93%	1	0.42%	3	1.26%	205	85.77%	8	3.35%	2	0.84%	5	2.09%	5	2.09%	0	0.00%	3	1.26%	239	85.77%
Rettung	Gesamt	12	11.32%	4	3.77%	0	0.00%	57	53.77%	0	0.00%	1	0.94%	2	1.89%	4	3.77%	22	20.75%	4	3.77%	106	0.00%
	Tagespikett	9	15.52%	3	5.17%	0	0.00%	29	50.00%	0	0.00%	1	1.72%	1	1.72%	2	3.45%	11	18.97%	2	3.45%	58	0.00%
	Ausserhalb	3	6.25%	1	2.08%	0	0.00%	28	58.33%	0	0.00%	0	0.00%	1	2.08%	2	4.17%	11	22.92%	2	4.17%	48	0.00%
Tiere dringlich	Gesamt	2	7.69%	5	19.23%	0	0.00%	10	38.46%	3	11.54%	1	3.85%	1	3.85%	3	11.54%	1	3.85%	0	0.00%	26	0.00%
	Tagespikett	1	8.33%	4	33.33%	0	0.00%	3	25.00%	0	0.00%	1	8.33%	0	0.00%	2	16.67%	1	8.33%	0	0.00%	12	0.00%
	Ausserhalb	1	7.14%	1	7.14%	0	0.00%	7	50.00%	3	21.43%	0	0.00%	1	7.14%	1	7.14%	0	0.00%	0	0.00%	14	0.00%
Unfall Arbeit	Gesamt	17	38.64%	1	2.27%	0	0.00%	21	47.73%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	5	11.36%	0	0.00%	0	0.00%	44	0.00%
	Tagespikett	12	34.29%	0	0.00%	0	0.00%	19	54.29%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	4	11.43%	0	0.00%	0	0.00%	35	0.00%
	Ausserhalb	5	55.56%	1	11.11%	0	0.00%	2	22.22%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	11.11%	0	0.00%	0	0.00%	9	0.00%
VU Luft	Gesamt	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	50.00%	1	50.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	0.00%
	Tagespikett	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	100.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	0.00%
	Ausserhalb	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	100.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	0.00%
VU Schiene	Gesamt	3	12.50%	0	0.00%	8	33.33%	5	20.83%	0	0.00%	0	0.00%	1	4.17%	2	8.33%	0	0.00%	5	20.83%	24	0.00%
	Tagespikett	1	5.26%	0	0.00%	7	36.84%	5	26.32%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	10.53%	0	0.00%	4	21.05%	19	0.00%
	Ausserhalb	2	40.00%	0	0.00%	1	20.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	20.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	20.00%	5	0.00%
VU Strasse	Gesamt	37	7.20%	11	2.14%	10	1.95%	181	35.21%	15	2.92%	8	1.56%	13	2.53%	17	3.31%	5	0.97%	217	42.22%	514	100.00%
	Tagespikett	20	7.12%	4	1.42%	3	1.07%	104	37.01%	9	3.20%	4	1.42%	6	2.14%	10	3.56%	4	1.42%	117	41.64%	281	100.00%
	Ausserhalb	17	7.30%	7	3.00%	7	3.00%	77	33.05%	6	2.58%	4	1.72%	7	3.00%	7	3.00%	1	0.43%	100	42.92%	233	100.00%
VU Wasser	Gesamt	1	33.33%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	66.67%	0	0.00%	3	0.00%
	Tagespikett	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	100.00%	0	0.00%	1	0.00%
	Ausserhalb	1	50.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	50.00%	0	0.00%	2	0.00%

7.3 Übersichtstabelle über die Aggregierung

	Arbeitszonen					Wohn- und Mischzonen					Landwirtschaftszonen					Wald					ZOEN				
	T_Anz	T_Null	V_Anz	V_Null		T_Anz	T_Null	V_Anz	V_Null		T_Anz	T_Null	V_Anz	V_Null		T_Anz	T_Null	V_Anz	V_Null%		T_Anz	T_Null	V_Anz	V_Null	
ABC_Summe	171	75.41%	76	68.00%	Modell	98	70.49%	69	56.00%	Modell	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	1	96.00%	KM	18	88.52%	10	76.00%	KM
ABC_TaPi	92	81.97%	39	76.00%	Modell	54	75.41%	26	72.00%	Modell	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	1	96.00%	KM	15	90.16%	7	84.00%	KM
ABC_ausserhalb	79	80.33%	37	76.00%	Modell	44	77.05%	43	60.00%	Modell	1	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	3	96.72%	3	88.00%	KM
Brand_Summe	52	70.49%	15	80.00%	AG	175	37.70%	67	40.00%	AG	12	83.61%	10	76.00%	AG	39	59.02%	13	80.00%	AG	30	70.49%	12	76.00%	AG
Brand_TaPi	16	85.25%	4	92.00%	AG	55	67.21%	21	52.00%	AG	8	88.52%	4	88.00%	AG	20	67.21%	2	92.00%	AG	15	85.25%	6	80.00%	AG
Brand_ausserhalb	36	77.05%	11	80.00%	AG	120	44.26%	46	60.00%	AG	4	95.08%	6	84.00%	AG	19	80.33%	11	80.00%	AG	15	80.33%	6	88.00%	AG
BrandFz_Summe	31	78.69%	12	84.00%	AG	88	52.46%	23	60.00%	AG	9	86.89%	3	88.00%	AG	2	96.72%	1	96.00%	AG	12	85.25%	9	76.00%	AG
BrandFz_TaPi	17	88.52%	3	96.00%	AG	35	72.13%	11	68.00%	AG	4	93.44%	0	100.00%	AG	0	100.00%	1	96.00%	AG	8	90.16%	2	92.00%	AG
BrandFz_ausserhalb	14	83.61%	9	84.00%	AG	53	59.02%	12	76.00%	AG	5	91.80%	3	88.00%	AG	2	96.72%	0	100.00%	AG	4	93.44%	7	80.00%	AG
BrandKlein_Summe	49	68.85%	12	76.00%	Modell	293	32.79%	112	28.00%	Modell	21	77.05%	12	80.00%	KM	14	83.61%	15	68.00%	KM	61	70.49%	25	60.00%	KM
BrandKlein_TaPi	19	80.33%	4	84.00%	KM	92	57.38%	43	40.00%	Modell	9	90.16%	5	84.00%	KM	3	95.08%	7	84.00%	KM	19	86.89%	5	80.00%	KM
BrandKlein_ausserhalb	30	73.77%	8	84.00%	KM	201	39.34%	69	52.00%	Modell	12	83.61%	7	88.00%	KM	11	85.25%	8	68.00%	KM	42	72.13%	20	64.00%	KM
BrandRelevant_Summe	127	59.02%	44	64.00%	Modell	507	18.03%	211	16.00%	Modell	9	88.52%	4	84.00%	KM	0	100.00%	1	96.00%	KM	44	72.13%	17	68.00%	KM
BrandRelevant_TaPi	51	73.77%	27	68.00%	Modell	177	37.70%	67	24.00%	Modell	2	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	1	96.00%	KM	19	83.61%	6	80.00%	KM
BrandRelevant_ausserhalb	76	65.57%	17	72.00%	Modell	330	26.23%	144	28.00%	Modell	7	88.52%	4	84.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	25	77.05%	11	72.00%	KM
BrandVegetation_Summe	18	81.97%	4	88.00%	KM	74	54.10%	27	40.00%	AZ	25	68.85%	14	56.00%	AZ+Wald	24	73.77%	20	64.00%	AZ+LW	5	91.80%	4	96.00%	KM
BrandVegetation_TaPi	6	90.16%	1	96.00%	KM	27	70.49%	10	68.00%	AZ	9	86.89%	3	88.00%	AZ+Wald	10	86.89%	5	84.00%	AZ+LW	3	95.08%	2	96.00%	KM
BrandVegetation_ausserhalb	12	90.16%	3	92.00%	KM	47	67.21%	17	56.00%	AZ	16	77.05%	11	64.00%	AZ+Wald	14	83.61%	15	68.00%	AZ+LW	2	96.72%	2	96.00%	KM
Feueralarm_Summe	2060	49.18%	817	40.00%	Modell	828	63.93%	437	48.00%	Modell	26	95.08%	0	100.00%	KM	0	100.00%	6	96.00%	KM	754	55.74%	271	56.00%	KM
Feueralarm_TaPi	1053	50.82%	423	44.00%	Modell	378	67.21%	190	52.00%	Modell	8	96.72%	0	100.00%	KM	0	100.00%	4	96.00%	KM	332	59.02%	136	64.00%	KM
Feueralarm_ausserhalb	1007	50.82%	394	44.00%	Modell	450	63.93%	247	52.00%	Modell	18	95.08%	0	100.00%	KM	0	100.00%	2	96.00%	KM	422	62.30%	135	60.00%	KM
MedUstüDr_Summe	8	90.16%	3	92.00%	KM	249	29.51%	127	40.00%	Modell	5	93.44%	4	84.00%	KM	7	91.80%	4	92.00%	KM	8	91.80%	7	84.00%	KM
MedUstüDr_TaPi	2	96.72%	2	96.00%	KM	109	47.54%	62	56.00%	Modell	0	100.00%	1	96.00%	KM	4	95.08%	2	92.00%	KM	3	95.08%	7	84.00%	KM
MedUstüDr_ausserhalb	6	91.80%	1	96.00%	KM	140	45.90%	65	44.00%	Modell	5	93.44%	3	88.00%	KM	3	95.08%	2	96.00%	KM	5	93.44%	0	100.00%	KM
Rettung_Summe	9	91.80%	3	92.00%	KM	40	67.21%	17	64.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	1	96.00%	KM	4	95.08%	0	100.00%	KM
Rettung_TaPi	7	93.44%	2	92.00%	KM	19	85.25%	10	68.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	2	96.72%	0	100.00%	KM
Rettung_ausserhalb	2	96.72%	1	96.00%	KM	21	80.33%	7	84.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	1	96.00%	KM	2	96.72%	0	100.00%	KM
TiereDringlich_Summe	1	98.36%	1	96.00%	KM	5	91.80%	5	88.00%	KM	2	96.72%	1	96.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	3	95.08%	0	100.00%	KM
TiereDringlich_TaPi	0	100.00%	1	96.00%	KM	3	95.08%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	2	96.72%	0	100.00%	KM
TiereDringlich_ausserhalb	1	98.36%	0	100.00%	KM	2	96.72%	5	88.00%	KM	2	96.72%	1	96.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM
UnfallArbeit_Summe	13	93.44%	4	88.00%	KM	16	83.61%	5	84.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	4	84.00%	KM
UnfallArbeit_TaPi	9	95.08%	3	92.00%	KM	15	85.25%	4	84.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	4	84.00%	KM
UnfallArbeit_ausserhalb	4	96.72%	1	96.00%	KM	1	98.36%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM
VULuft_Summe	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VULuft_TaPi	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VULuft_ausserhalb	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VUSchiene_Summe	2	96.72%	1	96.00%	KM	4	93.44%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	2	92.00%	KM
VUSchiene_TaPi	1	98.36%	0	100.00%	KM	4	93.44%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	2	92.00%	KM
VUSchiene_ausserhalb	1	98.36%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	1	98.36%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VUStrasse_Summe	25	80.33%	12	76.00%	AG	126	37.70%	55	32.00%	AG	12	80.33%	3	88.00%	AG	9	86.89%	4	92.00%	AG	13	81.97%	4	88.00%	AG
VUStrasse_TaPi	12	85.25%	8	76.00%	AG	67	54.10%	37	40.00%	AG	7	88.52%	2	92.00%	AG	4	93.44%	2	92.00%	AG	7	90.16%	3	88.00%	AG
VUStrasse_ausserhalb	13	85.25%	4	88.00%	AG	59	49.18%	18	56.00%	AG	5	91.80%	1	96.00%	AG	5	93.44%	2	96.00%	AG	6	90.16%	1	96.00%	AG
VUWasser_ausserhalb	0	100.00%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VUWasser_Summe	0	100.00%	1	96.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM
VUWasser_TaPi	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM	0	100.00%	0	100.00%	KM

Legende:
Modell = gerechnetes Modell ohne Aggregierung AZ = Aggregierung Zeit AG = Aggregierung auf Gemeindeebene KM = Kein Modell

7.4 Modelldiagnostik

7.4.1 Brand Relevant

7.4.1.1 Arbeitszonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	4	7	5
Tagespikett	2	7	4
Ausserhalb	3	9	2

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Wintersingen	1	0.124	0.876	2.486	1.556	0.009	0.027
Birsfelden	13	6.885	6.115	2.330	2.072	0.060	0.185
Ziefen	3	0.862	2.138	2.302	1.790	0.022	0.062
Aesch (BL)	13	7.023	5.977	2.255	2.014	0.056	0.160
Laufen	4	9.420	-5.420	-1.766	-1.997	0.090	0.169

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Pratteln	28	32.418	-4.418	-0.776	-0.795	0.472	0.509
Birsfelden	13	6.885	6.115	2.330	2.072	0.060	0.185
Laufen	4	9.420	-5.420	-1.766	-1.997	0.090	0.169
Aesch (BL)	13	7.023	5.977	2.255	2.014	0.056	0.160
Dittingen	0	1.679	-1.679	-1.296	-1.833	0.085	0.085

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tecknau	1	0.078	0.922	3.311	1.808	0.014	0.078
Ziefen	2	0.276	1.724	3.282	2.115	0.023	0.130
Laufen	0	3.508	-3.508	-1.873	-2.649	0.098	0.210
Oberdorf (BL)	1	0.189	0.811	1.865	1.308	0.013	0.022
Ittingen	2	0.607	1.393	1.788	1.408	0.023	0.039

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Laufen	0	3.508	-3.508	-1.873	-2.649	0.098	0.210
Pratteln	13	14.715	-1.715	-0.447	-0.456	0.506	0.208
Ziefen	2	0.276	1.724	3.282	2.115	0.023	0.130
Tecknau	1	0.078	0.922	3.311	1.808	0.014	0.078
Münchenstein	2	3.987	-1.987	-0.995	-1.102	0.104	0.064

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	10	4.317	5.683	2.735	2.331	0.057	0.478
Aesch (BL)	9	3.977	5.023	2.519	2.158	0.052	0.370
Wintersingen	1	0.136	0.864	2.343	1.504	0.002	0.010
Diepflingen	1	0.204	0.796	1.763	1.260	0.003	0.008
Sissach	4	1.869	2.131	1.558	1.351	0.025	0.063

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	10	4.317	5.683	2.735	2.331	0.057	0.478
Aesch (BL)	9	3.977	5.023	2.519	2.158	0.052	0.370
Laufen	4	6.076	-2.076	-0.842	-0.898	0.080	0.067
Sissach	4	1.869	2.131	1.558	1.351	0.025	0.063
Füllinsdorf	1	2.847	-1.847	-1.094	-1.265	0.037	0.048

7.4.2 ABC

7.4.2.1 Arbeitszonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	1	13	4
Tagespikett	2	12	3
Ausserhalb	2	13	4

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	34	8.044	25.956	3.642	2.189	0.104	0.573
Ettingen	1	0.178	0.822	1.844	1.209	0.053	0.068
Oberwil (BL)	2	0.545	1.455	1.690	1.201	0.171	0.237
Zunzgen	1	0.311	0.689	1.125	0.852	0.105	0.055
Aesch (BL)	1	9.293	-8.293	-1.018	-1.695	0.089	0.037

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	34	8.044	25.956	3.642	2.189	0.104	0.573
Oberwil (BL)	2	0.545	1.455	1.690	1.201	0.171	0.237
Pratteln	89	53.493	35.507	0.805	0.676	0.225	0.081
Ettingen	1	0.178	0.822	1.844	1.209	0.053	0.068
Zunzgen	1	0.311	0.689	1.125	0.852	0.105	0.055

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	14	3.661	10.339	2.851	1.818	0.125	0.440
Ettingen	1	0.143	0.857	2.157	1.330	0.056	0.098
Oberwil (BL)	2	0.505	1.495	1.804	1.253	0.205	0.353
Aesch (BL)	0	4.698	-4.698	-1.042	-2.034	0.092	0.041
Reinach (BL)	1	6.084	-5.084	-0.895	-1.363	0.146	0.053

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	14	3.661	10.339	2.851	1.818	0.125	0.440
Oberwil (BL)	2	0.505	1.495	1.804	1.253	0.205	0.353
Ettingen	1	0.143	0.857	2.157	1.330	0.056	0.098
Pratteln	49	32.564	16.436	0.587	0.511	0.258	0.054
Reinach (BL)	1	6.084	-5.084	-0.895	-1.363	0.146	0.053

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	20	4.577	15.423	3.058	1.820	0.099	0.378
Zwingen	1	0.097	0.903	2.773	1.506	0.104	0.331
Zunzgen	1	0.296	0.704	1.139	0.838	0.132	0.076
Pratteln	40	19.355	20.645	1.042	0.811	0.232	0.142
Sissach	0	1.990	-1.990	-0.817	-1.481	0.078	0.020

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	20	4.577	15.423	3.058	1.820	0.099	0.378
Zwingen	1	0.097	0.903	2.773	1.506	0.104	0.331
Pratteln	40	19.355	20.645	1.042	0.811	0.232	0.142
Zunzgen	1	0.296	0.704	1.139	0.838	0.132	0.076
Allschwil	1	5.965	-4.965	-0.772	-1.193	0.184	0.055

7.4.2.2 Wohn- und Mischzonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	4	7	6
Tagespikett	2	6	6
Ausserhalb	3	7	4

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Augst	3	0.093	2.907	9.398	3.595	0.016	0.485
Birsfelden	11	2.868	8.132	3.447	2.298	0.051	0.226
Rümlingen	1	0.015	0.985	7.961	2.472	0.006	0.129
Reinach (BL)	8	16.878	-8.878	-0.845	-1.043	0.192	0.070
Laufen	1	2.462	-1.462	-0.693	-0.833	0.243	0.068

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Augst	3	0.093	2.907	9.398	3.595	0.016	0.485
Rümlingen	1	0.015	0.985	7.961	2.472	0.006	0.129
Birsfelden	11	2.868	8.132	3.447	2.298	0.051	0.226
Itingen	2	0.476	1.524	2.054	1.454	0.032	0.047
Füllinsdorf	3	1.414	1.586	1.103	0.914	0.036	0.016

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Augst	2	0.040	1.960	9.827	3.368	0.010	0.515
Itingen	2	0.221	1.779	3.733	2.215	0.028	0.205
Pratteln	10	5.244	4.756	1.632	1.382	0.124	0.215
Oberwil (BL)	1	4.073	-3.073	-1.251	-1.585	0.081	0.075
Birsfelden	3	1.483	1.517	1.149	0.986	0.037	0.026

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Augst	2	0.040	1.960	9.827	3.368	0.010	0.515
Pratteln	10	5.244	4.756	1.632	1.382	0.124	0.215
Itingen	2	0.221	1.779	3.733	2.215	0.028	0.205
Reinach (BL)	5	9.297	-4.297	-0.973	-1.121	0.218	0.168
Allschwil	13	9.845	3.155	0.684	0.635	0.260	0.111

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	8	1.350	6.650	4.360	2.520	0.048	0.507
Rümlingen	1	0.009	0.991	10.509	2.650	0.006	0.309
Augst	1	0.049	0.951	4.255	1.932	0.013	0.119
Reinach (BL)	3	7.727	-4.727	-0.750	-0.964	0.173	0.071
Füllinsdorf	2	0.697	1.303	1.331	1.019	0.035	0.033

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Rümlingen	1	0.009	0.991	10.509	2.650	0.006	0.309
Birsfelden	8	1.350	6.650	4.360	2.520	0.048	0.507
Augst	1	0.049	0.951	4.255	1.932	0.013	0.119
Füllinsdorf	2	0.697	1.303	1.331	1.019	0.035	0.033
Zwingen	1	0.353	0.647	0.997	0.784	0.033	0.018

7.4.3 Brand (Gesamtgemeinde)

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	3	7	3
Tagespikett	3	7	4
Ausserhalb	3	7	4

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Hersberg	3	0.440	2.560	3.832	2.488	0.011	0.040
Füllinsdorf	17	6.448	10.552	3.765	3.005	0.027	0.100
Biel-Benken	8	3.687	4.313	2.118	1.797	0.034	0.040
Lupsingen	4	1.614	2.386	1.829	1.520	0.014	0.012
Duggingen	7	3.427	3.573	1.827	1.574	0.023	0.020

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	13	16.083	-3.083	-0.619	-0.648	0.616	0.400
Füllinsdorf	17	6.448	10.552	3.765	3.005	0.027	0.100
Liestal	27	34.637	-7.637	-0.880	-0.936	0.265	0.095
Allschwil	33	26.801	6.199	0.867	0.822	0.177	0.049
Reinach (BL)	18	21.814	-3.814	-0.619	-0.647	0.255	0.044

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Hersberg	2	0.250	1.750	3.473	2.150	0.015	0.048
Thürnen	3	0.637	2.363	2.899	2.056	0.025	0.056
Kilchberg (BL)	1	0.151	0.849	2.176	1.428	0.019	0.024
Pfeffingen	4	1.589	2.411	1.817	1.491	0.024	0.021
Pratteln	16	9.281	6.719	1.728	1.505	0.135	0.134

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	4	5.485	-1.485	-0.541	-0.577	0.800	1.470
Reinach (BL)	3	7.299	-4.299	-1.301	-1.538	0.206	0.139
Pratteln	16	9.281	6.719	1.728	1.505	0.135	0.134
Aesch (BL)	8	4.946	3.054	1.189	1.065	0.215	0.123
Thürnen	3	0.637	2.363	2.899	2.056	0.025	0.056

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Füllinsdorf	14	4.045	9.955	3.692	2.571	0.034	0.123
Biel-Benken	7	2.444	4.556	2.393	1.814	0.044	0.069
Diegten	7	2.766	4.234	2.048	1.603	0.034	0.038
Lupsingen	3	0.938	2.062	1.955	1.488	0.017	0.017
Hersberg	1	0.224	0.776	1.604	1.154	0.012	0.008

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	9	12.506	-3.506	-0.532	-0.582	0.615	0.294
Füllinsdorf	14	4.045	9.955	3.692	2.571	0.034	0.123
Münchenstein	6	16.033	-10.033	-1.228	-1.578	0.164	0.089
Biel-Benken	7	2.444	4.556	2.393	1.814	0.044	0.069
Liestal	14	23.278	-9.278	-0.813	-0.940	0.210	0.056

7.4.4 Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinde)

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	3	6	3
Tagespikett	4	7	2
Ausserhalb	2	7	3

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Hersberg	5	0.385	4.615	6.546	3.018	0.021	0.310
Tenniken	17	2.744	14.256	4.923	2.625	0.053	0.477
Tecknau	3	0.491	2.509	3.064	1.835	0.019	0.063
Böckten	3	0.982	2.018	1.546	1.126	0.024	0.020
Sissach	14	6.156	7.844	1.334	1.016	0.067	0.046

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	17	2.744	14.256	4.923	2.625	0.053	0.477
Hersberg	5	0.385	4.615	6.546	3.018	0.021	0.310
Pfeffingen	2	10.568	-8.568	-0.882	-1.352	0.201	0.082
Tecknau	3	0.491	2.509	3.064	1.835	0.019	0.063
Sissach	14	6.156	7.844	1.334	1.016	0.067	0.046

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	7	1.142	5.858	4.502	2.643	0.049	0.370
Tecknau	2	0.219	1.781	3.639	2.066	0.014	0.064
Böckten	2	0.416	1.584	2.267	1.532	0.018	0.033
Hersberg	1	0.161	0.839	2.027	1.314	0.013	0.019
Rümlingen	1	0.172	0.828	1.931	1.274	0.014	0.018

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	7	1.142	5.858	4.502	2.643	0.049	0.370
Birsfelden	7	3.997	3.003	0.916	0.777	0.173	0.070
Tecknau	2	0.219	1.781	3.639	2.066	0.014	0.064
Sissach	7	2.988	4.012	1.543	1.201	0.069	0.063
Pfeffingen	2	4.288	-2.288	-0.659	-0.793	0.246	0.062

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Hersberg	4	0.200	3.800	8.021	3.367	0.016	0.348
Tenniken	10	1.340	8.660	5.552	2.914	0.051	0.587
Hölstein	4	1.558	2.442	1.401	1.070	0.028	0.019
Tecknau	1	0.274	0.726	1.283	0.944	0.016	0.009
Pfeffingen	0	4.633	-4.633	-1.102	-2.099	0.225	0.151

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	10	1.340	8.660	5.552	2.914	0.051	0.587
Hersberg	4	0.200	3.800	8.021	3.367	0.016	0.348
Pfeffingen	0	4.633	-4.633	-1.102	-2.099	0.225	0.151
Liestal	3	10.714	-7.714	-0.860	-1.206	0.151	0.052
Pratteln	19	10.483	8.517	0.969	0.796	0.106	0.041

7.4.5 Brand klein (Wohn- und Mischzonen)

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	1	7	3
Tagespikett	3	6	5
Ausserhalb	3	7	4

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	25	8.486	16.514	3.807	2.748	0.052	0.422
Blauen	3	0.965	2.035	1.941	1.501	0.028	0.057
Zwingen	8	3.761	4.239	1.762	1.452	0.026	0.042
Lauwil	1	0.213	0.787	1.679	1.198	0.012	0.018
Aesch (BL)	4	15.747	-11.747	-1.640	-2.238	0.069	0.106

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	25	8.486	16.514	3.807	2.748	0.052	0.422
Aesch (BL)	4	15.747	-11.747	-1.640	-2.238	0.069	0.106
Münchenstein	10	20.737	-10.737	-1.183	-1.433	0.082	0.068
Blauen	3	0.965	2.035	1.941	1.501	0.028	0.057
Zwingen	8	3.761	4.239	1.762	1.452	0.026	0.042

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Laufen	8	2.790	5.210	3.119	2.537	0.034	0.175
Zwingen	4	1.172	2.828	2.612	2.041	0.027	0.096
Biel-Benken	5	1.968	3.032	2.161	1.805	0.035	0.089
Tecknau	1	0.198	0.802	1.800	1.277	0.014	0.023
Pfeffingen	3	1.124	1.876	1.769	1.462	0.031	0.051

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Laufen	8	2.790	5.210	3.119	2.537	0.034	0.175
Allschwil	13	10.649	2.351	0.721	0.696	0.233	0.103
Zwingen	4	1.172	2.828	2.612	2.041	0.027	0.096
Biel-Benken	5	1.968	3.032	2.161	1.805	0.035	0.089
Pratteln	4	6.864	-2.864	-1.093	-1.186	0.109	0.082

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	21	5.738	15.262	4.218	2.815	0.053	0.522
Blauen	3	0.696	2.304	2.570	1.805	0.029	0.101
Lauwil	1	0.157	0.843	2.095	1.370	0.013	0.029
Dittingen	2	0.575	1.425	1.771	1.330	0.024	0.039
Aesch (BL)	2	10.637	-8.637	-1.442	-2.072	0.068	0.082

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	21	5.738	15.262	4.218	2.815	0.053	0.522
Blauen	3	0.696	2.304	2.570	1.805	0.029	0.101
Aesch (BL)	2	10.637	-8.637	-1.442	-2.072	0.068	0.082
Münchenstein	5	13.969	-8.969	-1.183	-1.533	0.081	0.068
Dittingen	2	0.575	1.425	1.771	1.330	0.024	0.039

7.4.6 Brand Vegetation

7.4.6.1 Wohn- und Mischzonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	3	6	3
Tagespikett	1	9	4
Ausserhalb	3	6	4

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Arboldswil	2	0.321	1.679	2.961	1.989	0.024	0.110
Blauen	2	0.425	1.575	2.415	1.745	0.029	0.088
Hersberg	1	0.153	0.847	2.162	1.434	0.014	0.035
Füllinsdorf	4	1.635	2.365	1.849	1.558	0.024	0.043
Biel-Benken	4	1.881	2.119	1.545	1.341	0.032	0.041

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Arboldswil	2	0.321	1.679	2.961	1.989	0.024	0.110
Blauen	2	0.425	1.575	2.415	1.745	0.029	0.088
Reinach (BL)	9	6.974	2.026	0.767	0.734	0.190	0.085
Füllinsdorf	4	1.635	2.365	1.849	1.558	0.024	0.043
Biel-Benken	4	1.881	2.119	1.545	1.341	0.032	0.041

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Rothenfluh	1	0.164	0.836	2.060	1.392	0.006	0.026
Arboldswil	1	0.186	0.814	1.888	1.318	0.007	0.025
Dittingen	1	0.188	0.812	1.870	1.310	0.007	0.025
Langenbruck	1	0.220	0.780	1.660	1.210	0.008	0.023
Allschwil	4	1.865	2.135	1.563	1.354	0.069	0.195

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Allschwil	4	1.865	2.135	1.563	1.354	0.069	0.195
Reinach (BL)	0	1.963	-1.963	-1.401	-1.981	0.073	0.166
Pratteln	3	1.344	1.656	1.428	1.227	0.050	0.112
Münchenstein	0	1.399	-1.399	-1.183	-1.673	0.052	0.081
Biel-Benken	2	0.751	1.249	1.442	1.192	0.028	0.061

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Blauen	2	0.221	1.779	3.788	2.293	0.027	0.205
Hersberg	1	0.076	0.924	3.349	1.817	0.013	0.075
Arboldswil	1	0.164	0.836	2.060	1.392	0.022	0.050
Füllinsdorf	3	1.005	1.995	1.991	1.604	0.025	0.052
Tenniken	1	0.184	0.816	1.904	1.325	0.018	0.035

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Reinach (BL)	9	4.871	4.129	1.871	1.671	0.198	0.538
Blauen	2	0.221	1.779	3.788	2.293	0.027	0.205
Allschwil	3	4.792	-1.792	-0.819	-0.880	0.217	0.119
Hersberg	1	0.076	0.924	3.349	1.817	0.013	0.075
Füllinsdorf	3	1.005	1.995	1.991	1.604	0.025	0.052

7.4.6.2 Landwirtschaftszonen und Wald

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	4	6	3
Tagespikett	3	2	5
Ausserhalb	5	6	6

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	1	0.010	0.990	9.736	2.620	0.001	0.035
Diepflingen	2	0.154	1.846	4.581	2.369	0.007	0.075
Itingen	2	0.425	1.575	2.255	1.546	0.010	0.027
Dittingen	3	0.853	2.147	2.040	1.483	0.034	0.076
Reinach (BL)	3	1.001	1.999	1.720	1.302	0.088	0.156

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Reinach (BL)	3	1.001	1.999	1.720	1.302	0.088	0.156
Dittingen	3	0.853	2.147	2.040	1.483	0.034	0.076
Diepflingen	2	0.154	1.846	4.581	2.369	0.007	0.075
Liestal	2	4.214	-2.214	-0.686	-0.818	0.169	0.058
Langenbruck	5	2.253	2.747	1.369	1.101	0.051	0.053

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Birsfelden	1	0.002	0.998	20.271	3.083	0.000	0.068
Diepflingen	2	0.074	1.926	6.938	2.760	0.005	0.233
Itingen	1	0.149	0.851	2.100	1.313	0.009	0.042
Zeglingen	2	0.500	1.500	1.836	1.275	0.026	0.091
Füllinsdorf	1	0.194	0.806	1.724	1.156	0.012	0.036

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Diepflingen	2	0.074	1.926	6.938	2.760	0.005	0.233
Langenbruck	3	1.009	1.991	1.532	1.131	0.041	0.105
Zeglingen	2	0.500	1.500	1.836	1.275	0.026	0.091
Bislach	2	0.583	1.417	1.574	1.139	0.029	0.075
Birsfelden	1	0.002	0.998	20.271	3.083	0.000	0.068

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Dittingen	3	0.508	2.492	3.495	2.381	0.034	0.222
Reigoldswil	3	0.845	2.155	2.343	1.814	0.032	0.094
Münchenstein	2	0.476	1.524	2.210	1.642	0.042	0.110
Ramlinsburg	1	0.159	0.841	2.109	1.413	0.011	0.024
Tecknau	1	0.161	0.839	2.092	1.406	0.010	0.022

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Liestal	0	2.433	-2.433	-1.560	-2.206	0.257	0.567
Dittingen	3	0.508	2.492	3.495	2.381	0.034	0.222
Reinach (BL)	2	0.577	1.423	1.875	1.459	0.073	0.149
Münchenstein	2	0.476	1.524	2.210	1.642	0.042	0.110
Reigoldswil	3	0.845	2.155	2.343	1.814	0.032	0.094

7.4.7 Feueralarm

7.4.7.1 Arbeitszonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	2	2	1
Tagespikett	2	2	2
Ausserhalb	3	0	3

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Liedertswil	8	1.111	6.889	4.656	2.447	0.068	0.846
Zeglingen	14	4.439	9.561	2.056	1.393	0.031	0.070
Oberwil (BL)	105	46.605	58.395	1.325	0.995	0.038	0.036
Tenniken	14	6.658	7.342	1.090	0.851	0.033	0.021
Augst	0	15.912	-15.912	-1.034	-2.488	0.039	0.023

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Liedertswil	8	1.111	6.889	4.656	2.447	0.068	0.846
Diegten	0	1.767	-1.767	-0.834	-1.462	0.153	0.074
Giebenach	0	1.767	-1.767	-0.834	-1.462	0.153	0.074
Zeglingen	14	4.439	9.561	2.056	1.393	0.031	0.070
Oberwil (BL)	105	46.605	58.395	1.325	0.995	0.038	0.036

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Zeglingen	5	1.183	3.817	2.790	1.845	0.089	0.279
Liedertswil	2	0.331	1.669	2.690	1.699	0.038	0.099
Dittingen	5	1.636	3.364	1.957	1.420	0.085	0.129
Ormalingen	16	6.369	9.631	1.875	1.389	0.054	0.071
Biel-Benken	5	2.172	2.828	1.333	1.049	0.071	0.049

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Zeglingen	5	1.183	3.817	2.790	1.845	0.089	0.279
Dittingen	5	1.636	3.364	1.957	1.420	0.085	0.129
Liedertswil	2	0.331	1.669	2.690	1.699	0.038	0.099
Ormalingen	16	6.369	9.631	1.875	1.389	0.054	0.071
Ettingen	0	6.604	-6.604	-1.246	-2.424	0.106	0.069

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Liedertswil	6	1.030	4.970	3.465	1.974	0.015	0.188
Zeglingen	9	2.060	6.940	2.795	1.712	0.020	0.164
Tenniken	11	3.090	7.910	2.253	1.469	0.023	0.121
Oberwil (BL)	59	21.631	37.369	1.716	1.202	0.029	0.090
Augst	0	7.210	-7.210	-0.951	-2.072	0.027	0.025

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Liedertswil	6	1.030	4.970	3.465	1.974	0.015	0.188
Zeglingen	9	2.060	6.940	2.795	1.712	0.020	0.164
Tenniken	11	3.090	7.910	2.253	1.469	0.023	0.121
Oberwil (BL)	59	21.631	37.369	1.716	1.202	0.029	0.090
Birsfelden	73	38.112	34.888	0.918	0.733	0.030	0.026

7.4.7.2 Wohn- und Mischzonen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	1	2	2
Tagespikett	0	2	2
Ausserhalb	1	2	2

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Ettingen	14	2.948	11.052	4.006	2.403	0.039	0.224
Langenbruck	26	11.176	14.824	1.677	1.261	0.358	0.813
Bottingen	0	7.138	-7.138	-1.216	-2.423	0.055	0.030
Duggingen	6	3.037	2.963	1.049	0.857	0.130	0.063
Augst	0	2.503	-2.503	-1.034	-1.781	0.176	0.093

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	26	11.176	14.824	1.677	1.261	0.358	0.813
Ettingen	14	2.948	11.052	4.006	2.403	0.039	0.224
Augst	0	2.503	-2.503	-1.034	-1.781	0.176	0.093
Zwingen	2	7.922	-5.922	-0.918	-1.294	0.190	0.081
Duggingen	6	3.037	2.963	1.049	0.857	0.130	0.063

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Föllinsdorf	11	4.851	6.149	1.975	1.566	0.053	0.076
Langenbruck	9	4.090	4.910	1.789	1.439	0.433	1.439
Aesch (BL)	16	8.084	7.916	1.706	1.392	0.070	0.079
Ettingen	3	1.104	1.896	1.628	1.287	0.024	0.023
Zwingen	0	2.822	-2.822	-1.336	-2.109	0.210	0.200

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	9	4.090	4.910	1.789	1.439	0.433	1.439
Zwingen	0	2.822	-2.822	-1.336	-2.109	0.210	0.200
Mönchenstein	37	74.589	-37.589	-1.076	-1.329	0.192	0.114
Birsfelden	44	62.084	-18.084	-0.618	-0.688	0.320	0.088
Aesch (BL)	16	8.084	7.916	1.706	1.392	0.070	0.079

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Ettingen	11	1.866	9.134	4.770	2.710	0.033	0.271
Langenbruck	17	8.308	8.692	1.310	1.037	0.370	0.534
Bottingen	0	4.309	-4.309	-1.155	-2.129	0.051	0.025
Augst	0	1.789	-1.789	-0.964	-1.592	0.162	0.071
Niederdorf	3	1.473	1.527	0.947	0.783	0.057	0.019

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	17	8.308	8.692	1.310	1.037	0.370	0.534
Ettingen	11	1.866	9.134	4.770	2.710	0.033	0.271
Birsfelden	33	75.299	-42.299	-0.771	-0.992	0.226	0.075
Augst	0	1.789	-1.789	-0.964	-1.592	0.162	0.071
Zwingen	2	6.262	-4.262	-0.827	-1.100	0.193	0.067

7.4.7.3 Zonen für öffentliche Nutzungen

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	2	0	2
Tagespikett	2	0	2
Ausserhalb	2	0	2

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Niederdorf	36	4.614	31.386	4.419	2.038	0.027	0.565
Füllinsdorf	53	9.228	43.772	3.155	1.642	0.029	0.303
Pfeffingen	18	6.921	11.079	1.056	0.755	0.028	0.033
Seltisberg	12	4.614	7.386	1.040	0.746	0.027	0.031
Aesch (BL)	43	18.456	24.544	0.895	0.664	0.029	0.025

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Niederdorf	36	4.614	31.386	4.419	2.038	0.027	0.565
Füllinsdorf	53	9.228	43.772	3.155	1.642	0.029	0.303
Pfeffingen	18	6.921	11.079	1.056	0.755	0.028	0.033
Seltisberg	12	4.614	7.386	1.040	0.746	0.027	0.031
Aesch (BL)	43	18.456	24.544	0.895	0.664	0.029	0.025

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Füllinsdorf	26	3.787	22.213	4.343	2.136	0.030	0.599
Niederdorf	11	1.893	9.107	3.328	1.793	0.026	0.305
Reinach (BL)	44	17.987	26.013	1.138	0.829	0.034	0.047
Pfeffingen	6	2.840	3.160	0.805	0.629	0.029	0.020
Liestal	102	51.120	50.880	0.792	0.622	0.035	0.023

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Füllinsdorf	26	3.787	22.213	4.343	2.136	0.030	0.599
Niederdorf	11	1.893	9.107	3.328	1.793	0.026	0.305
Reinach (BL)	44	17.987	26.013	1.138	0.829	0.034	0.047
Liestal	102	51.120	50.880	0.792	0.622	0.035	0.023
Pfeffingen	6	2.840	3.160	0.805	0.629	0.029	0.020

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Niederdorf	25	2.847	22.153	5.159	2.291	0.027	0.758
Füllinsdorf	27	5.695	21.305	2.582	1.463	0.029	0.207
Pfeffingen	12	4.271	7.729	1.232	0.860	0.028	0.046
Seltisberg	8	2.847	5.153	1.200	0.843	0.027	0.041
Aesch (BL)	28	11.390	16.610	1.028	0.749	0.031	0.034

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Niederdorf	25	2.847	22.153	5.159	2.291	0.027	0.758
Füllinsdorf	27	5.695	21.305	2.582	1.463	0.029	0.207
Pfeffingen	12	4.271	7.729	1.232	0.860	0.028	0.046
Seltisberg	8	2.847	5.153	1.200	0.843	0.027	0.041
Aesch (BL)	28	11.390	16.610	1.028	0.749	0.031	0.034

7.4.8 Medizinische Unterstützung dringlich (Wohn- und Mischzonen)

Zusammenfassung

	Aufälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	4	7	3
Tagespikett	3	9	5
Ausserhalb	7	9	7

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	8	1.588	6.412	4.859	3.317	0.026	0.323
Dittingen	3	0.851	2.149	2.271	1.734	0.006	0.015
Kilchberg (BL)	1	0.156	0.844	2.123	1.408	0.001	0.003
Allschwil	54	33.433	20.567	2.045	1.774	0.095	0.242
Reigoldswil	5	2.014	2.986	1.987	1.632	0.015	0.030

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Ollingen	1	3.066	-2.066	-1.084	-1.290	0.343	0.466
Langenbruck	8	1.588	6.412	4.859	3.317	0.026	0.323
Allschwil	54	33.433	20.567	2.045	1.774	0.095	0.242
Laufen	10	5.544	4.456	1.637	1.428	0.039	0.056
Münchenstein	16	21.325	-5.325	-0.762	-0.818	0.119	0.045

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	4	0.927	3.073	3.191	2.356	0.036	0.133
Allschwil	26	14.956	11.044	2.856	2.582	0.155	0.591
Häfeldingen	1	0.108	0.892	2.720	1.635	0.001	0.003
Anwil	1	0.243	0.757	1.533	1.146	0.013	0.011
Aesch (BL)	8	4.730	3.270	1.504	1.367	0.065	0.056

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Allschwil	26	14.956	11.044	2.856	2.582	0.155	0.591
Langenbruck	4	0.927	3.073	3.191	2.356	0.036	0.133
Wintersingen	0	1.376	-1.376	-1.173	-1.659	0.168	0.111
Reinach (BL)	9	7.108	1.892	0.709	0.681	0.278	0.090
Birsfelden	6	7.588	-1.588	-0.577	-0.599	0.337	0.085

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Langenbruck	4	0.917	3.083	3.221	2.371	0.017	0.089
Kilchberg (BL)	1	0.089	0.911	3.053	1.737	0.001	0.004
Laufen	8	3.153	4.847	2.730	2.281	0.036	0.145
Reigoldswil	4	1.154	2.846	2.650	2.062	0.009	0.032
Dittingen	2	0.486	1.514	2.170	1.621	0.003	0.008

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Ollingen	0	1.813	-1.813	-1.346	-1.904	0.283	0.500
Allschwil	28	19.171	8.829	2.016	1.885	0.155	0.443
Münchenstein	6	12.272	-6.272	-1.790	-1.989	0.152	0.340
Laufen	8	3.153	4.847	2.730	2.281	0.036	0.145
Birsfelden	15	12.680	2.320	0.652	0.633	0.263	0.103

7.4.9 Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)

Zusammenfassung

	Auffälligkeiten		
Modell	Pearson	Leverage	Cook's
Gesamt	2	7	4
Tagespikett	3	7	8
Ausserhalb	3	7	8

Gesamt Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	20	6.258	13.742	4.366	3.170	0.130	0.820
Langenbruck	10	4.643	5.357	2.077	1.717	0.091	0.118
Zunzgen	1	8.248	-7.248	-1.898	-2.659	0.079	0.084
Seltisberg	0	3.294	-3.294	-1.588	-2.397	0.025	0.016
Läufelfingen	8	4.283	3.717	1.518	1.308	0.035	0.021

Gesamt Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	20	6.258	13.742	4.366	3.170	0.130	0.820
Augst	2	6.804	-4.804	-1.441	-1.804	0.213	0.178
Langenbruck	10	4.643	5.357	2.077	1.717	0.091	0.118
Zunzgen	1	8.248	-7.248	-1.898	-2.659	0.079	0.084
Allschwil	19	13.401	5.599	1.020	0.927	0.153	0.056

Tagespikett Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	10	3.488	6.512	3.487	2.836	0.128	0.513
Füllinsdorf	11	5.816	5.184	2.150	1.911	0.055	0.071
Birsfelden	10	5.204	4.796	2.103	1.863	0.052	0.064
Zunzgen	1	4.942	-3.942	-1.773	-2.165	0.096	0.092
Laufen	11	7.226	3.774	1.404	1.303	0.044	0.024

Tagespikett Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	10	3.488	6.512	3.487	2.836	0.128	0.513
Diegten	3	6.461	-3.461	-1.361	-1.523	0.332	0.344
Itingen	4	7.507	-3.507	-1.280	-1.406	0.233	0.162
Reinach (BL)	10	14.513	-4.513	-1.185	-1.256	0.211	0.119
Augst	1	3.298	-2.298	-1.265	-1.486	0.167	0.096

Ausserhalb Pearson Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	10	2.722	7.278	4.412	3.387	0.116	0.721
Allschwil	13	5.459	7.541	3.227	2.734	0.146	0.521
Langenbruck	8	3.333	4.667	2.557	2.162	0.103	0.209
Ramlinsburg	3	1.009	1.991	1.981	1.598	0.019	0.019
Läufelfingen	5	2.256	2.744	1.827	1.572	0.035	0.032

Ausserhalb Cook's Distance Top 5 der Trainingsdaten

Gemeinde	y	pred	resid_raw	resid_pearson	resid_deviance	leverage	cooks_Distanz
Tenniken	10	2.722	7.278	4.412	3.387	0.116	0.721
Allschwil	13	5.459	7.541	3.227	2.734	0.146	0.521
Langenbruck	8	3.333	4.667	2.557	2.162	0.103	0.209
Diegten	9	7.075	1.925	0.724	0.694	0.382	0.131
Augst	1	3.162	-2.162	-1.216	-1.422	0.180	0.099

7.5 Errechnete Eintretenswahrscheinlichkeit

7.5.1 Brand Relevant

7.5.1.1 Arbeitszonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.569	0.289	0.379
Allschwil	0.695	0.412	0.437
Anwil	0.000	0.000	0.000
Arboldswil	0.003	0.001	0.004
Arisdorf	0.046	0.015	0.039
Arlesheim	0.532	0.262	0.354
Augst	0.128	0.044	0.100
Bennwil	0.262	0.084	0.254
Biel-Benken	0.056	0.019	0.043
Binningen	0.004	0.001	0.006
Birsfelden	0.562	0.269	0.404
Blauen	0.008	0.002	0.012
Böckten	0.098	0.033	0.078
Bottmingen	0.070	0.024	0.054
Bretzwil	0.020	0.005	0.024
Bristlach	0.074	0.023	0.067
Bubendorf	0.340	0.152	0.216
Buckten	0.067	0.021	0.059
Burg im Leimental	0.000	0.000	0.000
Buus	0.013	0.003	0.016
Diegten	0.033	0.010	0.031
Diepflingen	0.025	0.007	0.024
Dittingen	0.182	0.056	0.179
Duggingen	0.166	0.058	0.130
Eptingen	0.059	0.019	0.051
Ettingen	0.118	0.042	0.090
Frenkendorf	0.292	0.117	0.209
Füllinsdorf	0.406	0.174	0.289
Gelterkinden	0.253	0.098	0.184
Giebenach	0.022	0.006	0.021
Grellingen	0.061	0.018	0.057
Häfelfingen	0.002	0.000	0.004
Hemmiken	0.000	0.000	0.000
Hersberg	0.000	0.000	0.000
Hölstein	0.118	0.041	0.090
Itingen	0.185	0.070	0.131
Känerkinden	0.000	0.000	0.000
Kilchberg (BL)	0.000	0.000	0.000
Lampenberg	0.001	0.000	0.001
Langenbruck	0.008	0.002	0.009
Läufelfingen	0.111	0.035	0.098
Laufen	0.677	0.344	0.518
Lausen	0.347	0.142	0.253
Lauwil	0.002	0.000	0.002
Liedertswil	0.011	0.003	0.011
Liesberg	0.267	0.101	0.205
Liestal	0.742	0.424	0.533
Lupsingen	0.002	0.000	0.004
Maisprach	0.008	0.002	0.008
Münchenstein	0.665	0.380	0.423
Muttenz	0.957	0.743	0.798
Nenzlingen	0.006	0.002	0.006
Niederdorf	0.126	0.042	0.104

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.000	0.000
Oberdorf (BL)	0.066	0.022	0.052
Oberwil (BL)	0.277	0.113	0.191
Oltingen	0.010	0.002	0.011
Ormalingen	0.133	0.046	0.104
Pfeffingen	0.044	0.012	0.047
Pratteln	0.980	0.829	0.841
Ramlinsburg	0.000	0.000	0.000
Reigoldswil	0.099	0.029	0.101
Reinach (BL)	0.569	0.307	0.346
Rickenbach (BL)	0.004	0.001	0.005
Roggenburg	0.004	0.001	0.007
Röschenz	0.006	0.002	0.007
Rothenfluh	0.006	0.001	0.008
Rümlingen	0.049	0.014	0.047
Rünenberg	0.009	0.002	0.011
Schönenbuch	0.029	0.009	0.024
Seltisberg	0.054	0.013	0.069
Sissach	0.302	0.128	0.201
Tecknau	0.033	0.009	0.033
Tenniken	0.039	0.013	0.031
Therwil	0.301	0.124	0.208
Thürnen	0.088	0.027	0.081
Titterten	0.006	0.002	0.007
Wahlen	0.035	0.007	0.064
Waldenburg	0.021	0.006	0.018
Wenslingen	0.009	0.002	0.011
Wintersingen	0.015	0.004	0.016
Wittinsburg	0.013	0.004	0.014
Zeglingen	0.029	0.008	0.033
Ziefen	0.098	0.033	0.081
Zunzgen	0.046	0.015	0.040
Zwingen	0.265	0.100	0.203

7.5.1.2 Wohn- und Mischzonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.950	0.635	0.873
Allschwil	0.997	0.865	0.989
Anwil	0.144	0.056	0.104
Arboldswil	0.140	0.046	0.095
Arisdorf	0.337	0.124	0.259
Arlesheim	0.931	0.566	0.803
Augst	0.381	0.185	0.215
Bennwil	0.161	0.062	0.110
Biel-Benken	0.583	0.232	0.466
Binningen	0.989	0.770	0.952
Birsfelden	0.987	0.836	0.891
Blauen	0.158	0.051	0.109
Böckten	0.246	0.106	0.159
Bottmingen	0.846	0.442	0.733
Bretzwil	0.155	0.054	0.113
Brislach	0.345	0.120	0.278
Bubendorf	0.654	0.284	0.554
Buckten	0.179	0.064	0.118
Burg im Leimental	0.071	0.025	0.045
Buus	0.249	0.098	0.178
Diegten	0.351	0.139	0.253
Diepflingen	0.208	0.078	0.142
Dittingen	0.203	0.077	0.123
Duggingen	0.350	0.133	0.244
Eptingen	0.135	0.055	0.079
Ettingen	0.786	0.413	0.672
Frenkendorf	0.841	0.447	0.703
Füllinsdorf	0.744	0.371	0.585
Gelterkinden	0.826	0.449	0.691
Giebenach	0.285	0.112	0.197
Grellingen	0.400	0.148	0.297
Häfelfingen	0.051	0.020	0.039
Hemmiken	0.072	0.032	0.052
Hersberg	0.110	0.042	0.078
Hölstein	0.534	0.220	0.379
Itingen	0.499	0.205	0.367
Känerkinden	0.107	0.033	0.085
Kilchberg (BL)	0.044	0.017	0.035
Lampenberg	0.137	0.046	0.095
Langenbruck	0.226	0.082	0.133
Läufelfingen	0.298	0.105	0.199
Laufen	0.881	0.540	0.672
Lausen	0.775	0.386	0.627
Lauwil	0.079	0.032	0.060
Liedertswil	0.054	0.025	0.031
Liesberg	0.204	0.066	0.151
Liestal	0.996	0.852	0.950
Lupsingen	0.314	0.112	0.245
Maisprach	0.230	0.091	0.163
Münchenstein	0.981	0.750	0.901
Muttenz	0.993	0.803	0.964
Nenzlingen	0.120	0.045	0.087
Niederdorf	0.326	0.107	0.244

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nussdorf	0.098	0.040	0.054
Oberdorf (BL)	0.475	0.187	0.359
Oberwil (BL)	0.946	0.596	0.877
Ottingen	0.169	0.082	0.100
Ormalingen	0.460	0.195	0.366
Pfeffingen	0.416	0.148	0.334
Pratteln	0.995	0.863	0.964
Ramlinsburg	0.199	0.071	0.125
Reigoldswil	0.332	0.123	0.230
Reinach (BL)	0.996	0.854	0.982
Rickenbach (BL)	0.159	0.065	0.104
Roggenburg	0.066	0.025	0.041
Röschenz	0.372	0.138	0.288
Rothenfluh	0.228	0.098	0.149
Rümlingen	0.091	0.035	0.068
Rünenberg	0.182	0.063	0.128
Schönenbuch	0.343	0.135	0.243
Seltisberg	0.271	0.093	0.207
Sissach	0.877	0.534	0.741
Tecknau	0.211	0.082	0.144
Tenniken	0.221	0.083	0.155
Therwil	0.939	0.621	0.866
Thürnen	0.312	0.118	0.246
Titterten	0.121	0.045	0.074
Wahlen	0.334	0.125	0.249
Waldenburg	0.266	0.098	0.181
Wenslingen	0.178	0.064	0.119
Wintersingen	0.172	0.071	0.110
Wittinsburg	0.141	0.058	0.089
Zeglingen	0.112	0.041	0.082
Ziefen	0.342	0.133	0.263
Zunzgen	0.522	0.226	0.417
Zwingen	0.550	0.231	0.405

7.5.2 ABC

7.5.2.1 Arbeitszonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.672	0.431	0.417
Allschwil	0.851	0.678	0.511
Anwil	0.000	0.000	0.000
Arboldswil	0.000	0.000	0.000
Arisdorf	0.007	0.005	0.002
Arlesheim	0.627	0.387	0.386
Augst	0.022	0.017	0.005
Bennwil	0.037	0.023	0.013
Biel-Benken	0.010	0.008	0.002
Binningen	0.003	0.001	0.006
Birsfelden	0.619	0.356	0.423
Blauen	0.001	0.000	0.000
Böckten	0.016	0.012	0.004
Bottmingen	0.012	0.010	0.003
Bretzwil	0.002	0.001	0.001
Brislach	0.010	0.007	0.003
Bubendorf	0.410	0.227	0.236
Buckten	0.010	0.007	0.003
Burg im Leimental	0.000	0.000	0.000
Buus	0.001	0.001	0.001
Diegten	0.024	0.007	0.026
Diepfingen	0.003	0.002	0.001
Dittingen	0.024	0.015	0.008
Duggingen	0.029	0.023	0.007
Eptingen	0.009	0.006	0.002
Ettingen	0.021	0.017	0.005
Frenkendorf	0.307	0.142	0.211
Füllinsdorf	0.437	0.221	0.297
Gelterkinden	0.053	0.046	0.011
Giebenach	0.003	0.002	0.001
Grellingen	0.008	0.005	0.003
Häfelfingen	0.000	0.000	0.000
Hemmiken	0.000	0.000	0.000
Hersberg	0.000	0.000	0.000
Hölstein	0.021	0.017	0.005
Ittingen	0.191	0.084	0.131
Känerkinden	0.000	0.000	0.000
Kilchberg (BL)	0.000	0.000	0.000
Lampenberg	0.000	0.000	0.000
Langenbruck	0.001	0.000	0.000
Läufelfingen	0.016	0.011	0.005
Laufen	0.721	0.431	0.532
Lausen	0.078	0.069	0.016
Lauwil	0.001	0.000	0.000
Liedertswil	0.001	0.001	0.000
Liesberg	0.258	0.108	0.198
Liestal	0.836	0.602	0.579
Lupsingen	0.000	0.000	0.000
Maisprach	0.001	0.001	0.000
Münchenstein	0.813	0.618	0.488
Muttenz	0.991	0.930	0.854
Nenzlingen	0.001	0.001	0.000
Niederdorf	0.020	0.015	0.005

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.000	0.000
Oberdorf (BL)	0.011	0.009	0.003
Oberwil (BL)	0.063	0.059	0.012
Oltingen	0.001	0.000	0.000
Ormalingen	0.023	0.018	0.005
Pfeffingen	0.005	0.003	0.002
Pratteln	0.998	0.980	0.902
Ramlinsburg	0.000	0.000	0.000
Reigoldswil	0.012	0.007	0.004
Reinach (BL)	0.723	0.518	0.402
Rickenbach (BL)	0.001	0.000	0.000
Roggensburg	0.000	0.000	0.000
Röschenz	0.001	0.000	0.000
Rothenfluh	0.001	0.000	0.000
Rümlingen	0.006	0.004	0.002
Rünenberg	0.001	0.000	0.000
Schönenbuch	0.004	0.003	0.001
Seltisberg	0.005	0.002	0.003
Sissach	0.346	0.177	0.212
Tecknau	0.004	0.002	0.001
Tenniken	0.006	0.005	0.002
Therwil	0.330	0.161	0.215
Thürnen	0.012	0.008	0.004
Titterten	0.001	0.000	0.000
Wahlen	0.002	0.001	0.002
Waldenburg	0.016	0.005	0.016
Wenslingen	0.001	0.000	0.000
Wintersingen	0.002	0.001	0.001
Wittinsburg	0.002	0.001	0.001
Zeglingen	0.003	0.002	0.001
Ziefen	0.084	0.030	0.073
Zunzgen	0.037	0.012	0.035
Zwingen	0.052	0.042	0.012

7.5.2.2 *Wohn- und Mischzonen*

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.475	0.287	0.264
Allschwil	0.877	0.693	0.619
Anwil	0.006	0.003	0.003
Arboldswil	0.007	0.003	0.004
Arisdorf	0.035	0.016	0.019
Arlesheim	0.512	0.304	0.284
Augst	0.011	0.005	0.006
Bennwil	0.006	0.002	0.003
Biel-Benken	0.147	0.073	0.076
Binningen	0.817	0.596	0.540
Birsfelden	0.291	0.163	0.150
Blauen	0.011	0.005	0.006
Böckten	0.009	0.004	0.005
Bottmingen	0.357	0.200	0.191
Bretzwil	0.008	0.003	0.004
Brislach	0.044	0.020	0.023
Bubendorf	0.153	0.078	0.080
Buckten	0.009	0.004	0.005
Burg im Leimental	0.002	0.001	0.001
Buus	0.013	0.006	0.007
Diegten	0.028	0.013	0.015
Diepfingen	0.008	0.003	0.004
Dittingen	0.010	0.004	0.005
Duggingen	0.031	0.014	0.016
Eptingen	0.003	0.001	0.002
Ettingen	0.195	0.103	0.102
Frenkendorf	0.255	0.138	0.133
Füllinsdorf	0.156	0.079	0.080
Gelterkinden	0.278	0.149	0.145
Giebenach	0.014	0.006	0.008
Grellingen	0.046	0.021	0.024
Häfelfingen	0.001	0.000	0.001
Hemmiken	0.001	0.001	0.001
Hersberg	0.003	0.001	0.002
Hölstein	0.070	0.033	0.036
Ittingen	0.056	0.026	0.029
Känerkinden	0.006	0.003	0.003
Kilchberg (BL)	0.001	0.000	0.000
Lampenberg	0.007	0.003	0.004
Langenbruck	0.012	0.005	0.007
Läufelfingen	0.023	0.010	0.012
Laufen	0.256	0.132	0.130
Lausen	0.201	0.105	0.104
Lauwil	0.002	0.001	0.001
Liedertswil	0.000	0.000	0.000
Liesberg	0.020	0.008	0.011
Liestal	0.796	0.562	0.508
Lupsingen	0.032	0.015	0.017
Maisprach	0.012	0.005	0.006
Münchenstein	0.602	0.378	0.345
Muttenz	0.847	0.637	0.574
Nenzlingen	0.004	0.002	0.002
Niederdorf	0.036	0.016	0.019

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.001	0.001
Oberdorf (BL)	0.011	0.029	0.032
Oberwil (BL)	0.063	0.387	0.355
Oltingen	0.001	0.001	0.002
Ormalingen	0.023	0.024	0.027
Pfeffingen	0.005	0.033	0.037
Pratteln	0.998	0.467	0.416
Ramlinsburg	0.000	0.004	0.005
Reigoldswil	0.012	0.013	0.016
Reinach (BL)	0.723	0.672	0.604
Rickenbach (BL)	0.001	0.002	0.002
Roggensburg	0.000	0.001	0.001
Röschenz	0.001	0.021	0.025
Rothenthal	0.001	0.004	0.005
Rümlingen	0.006	0.001	0.001
Rünenberg	0.001	0.005	0.006
Schönenbuch	0.004	0.011	0.013
Seltisberg	0.005	0.012	0.014
Sissach	0.346	0.162	0.157
Tecknau	0.004	0.003	0.004
Tenniken	0.006	0.005	0.006
Therwil	0.330	0.281	0.260
Thürnen	0.012	0.008	0.010
Titterten	0.001	0.001	0.002
Wahlen	0.002	0.013	0.015
Waldenburg	0.016	0.008	0.009
Wenslingen	0.001	0.004	0.006
Wintersingen	0.002	0.002	0.003
Wittinsburg	0.002	0.002	0.002
Zeglingen	0.003	0.002	0.002
Ziefen	0.084	0.013	0.016
Zunzgen	0.037	0.028	0.031
Zwingen	0.052	0.038	0.042

7.5.3 Brand (Gesamtgemeinden)

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.841	0.475	0.708
Allschwil	0.960	0.631	0.908
Anwil	0.134	0.064	0.072
Arboldswil	0.124	0.059	0.066
Arisdorf	0.466	0.234	0.296
Arlesheim	0.776	0.392	0.647
Augst	0.181	0.065	0.122
Bennwil	0.272	0.149	0.141
Biel-Benken	0.358	0.142	0.254
Binningen	0.759	0.250	0.766
Birsfelden	0.855	0.417	0.777
Blauen	0.240	0.123	0.129
Böckten	0.116	0.052	0.064
Bottmingen	0.482	0.150	0.433
Bretzwil	0.257	0.131	0.140
Brislach	0.437	0.225	0.268
Bubendorf	0.694	0.381	0.505
Buckten	0.094	0.042	0.052
Burg im Leimental	0.074	0.037	0.037
Buus	0.355	0.179	0.209
Diegten	0.448	0.224	0.282
Diepflingen	0.077	0.032	0.044
Dittingen	0.259	0.135	0.139
Duggingen	0.337	0.163	0.203
Eptingen	0.335	0.179	0.184
Etingen	0.539	0.252	0.387
Frenkendorf	0.550	0.248	0.407
Füllinsdorf	0.539	0.251	0.385
Gelterkinden	0.715	0.374	0.549
Giebenach	0.084	0.033	0.051
Grellingen	0.230	0.097	0.145
Häfelfingen	0.095	0.049	0.047
Hemmiken	0.085	0.042	0.043
Hersberg	0.051	0.024	0.027
Hölstein	0.402	0.190	0.258
Itingen	0.271	0.115	0.174
Känerkinden	0.058	0.025	0.032
Kilchberg (BL)	0.034	0.017	0.016
Lampenberg	0.137	0.067	0.073
Langenbruck	0.505	0.280	0.305
Läufelfingen	0.380	0.193	0.227
Laufen	0.838	0.533	0.651
Lausen	0.576	0.269	0.425
Lauwil	0.176	0.095	0.088
Liedertswil	0.039	0.021	0.018
Liesberg	0.492	0.273	0.294
Liestal	0.984	0.770	0.939
Lupsingen	0.176	0.075	0.106
Maisprach	0.214	0.101	0.122
Münchenstein	0.912	0.493	0.854
Muttenz	0.996	0.836	0.979
Nenzlingen	0.115	0.057	0.060
Niederdorf	0.285	0.131	0.173

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.045	0.022	0.023
Oberdorf (BL)	0.381	0.179	0.243
Oberwil (BL)	0.818	0.413	0.712
Oltingen	0.219	0.112	0.116
Ormalingen	0.419	0.207	0.263
Pfeffingen	0.307	0.136	0.195
Pratteln	0.995	0.873	0.965
Ramlinsburg	0.093	0.042	0.052
Reigoldswil	0.431	0.223	0.263
Reinach (BL)	0.927	0.503	0.886
Rickenbach (BL)	0.106	0.049	0.057
Roggensburg	0.152	0.081	0.074
Röschenz	0.456	0.236	0.284
Rothenfluh	0.363	0.192	0.206
Rümlingen	0.080	0.038	0.041
Rünenberg	0.192	0.093	0.105
Schönenbuch	0.111	0.039	0.075
Seltisberg	0.203	0.093	0.118
Sissach	0.732	0.377	0.577
Tecknau	0.112	0.050	0.063
Tenniken	0.200	0.095	0.112
Therwil	0.746	0.367	0.615
Thürnen	0.143	0.062	0.084
Titterten	0.114	0.056	0.058
Wahlen	0.308	0.154	0.178
Waldenburg	0.337	0.170	0.196
Wenslingen	0.212	0.105	0.116
Wintersingen	0.229	0.116	0.124
Wittinsburg	0.103	0.050	0.054
Zeglingen	0.247	0.131	0.130
Ziefen	0.390	0.195	0.237
Zunzgen	0.422	0.198	0.276
Zwingen	0.427	0.192	0.287

7.5.4 Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinden)

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.650	0.397	0.432
Allschwil	0.861	0.624	0.653
Anwil	0.092	0.041	0.051
Arboldswil	0.061	0.028	0.035
Arisdorf	0.318	0.162	0.193
Arlesheim	0.892	0.630	0.653
Augst	0.102	0.045	0.053
Bennwil	0.246	0.112	0.134
Biel-Benken	0.288	0.145	0.166
Binningen	0.868	0.601	0.615
Birsfelden	0.663	0.381	0.394
Blauen	0.300	0.138	0.164
Böckten	0.111	0.049	0.058
Bottmingen	0.400	0.209	0.228
Bretzwil	0.198	0.092	0.112
Brislach	0.646	0.356	0.394
Bubendorf	0.493	0.278	0.318
Buckten	0.054	0.024	0.030
Burg im Leimental	0.110	0.045	0.054
Buus	0.242	0.117	0.143
Diegten	0.304	0.153	0.183
Diepflingen	0.098	0.041	0.049
Dittingen	0.357	0.166	0.192
Duggingen	0.215	0.104	0.125
Eptingen	0.127	0.060	0.078
Etingen	0.557	0.313	0.345
Frenkendorf	0.928	0.664	0.674
Füllinsdorf	0.376	0.196	0.221
Gelterkinden	0.639	0.383	0.423
Giebenach	0.079	0.034	0.041
Grellingen	0.140	0.067	0.080
Häfelfingen	0.047	0.020	0.027
Hemmiken	0.044	0.019	0.025
Hersberg	0.045	0.019	0.024
Hölstein	0.289	0.146	0.171
Itingen	0.358	0.172	0.191
Känerkinden	0.052	0.022	0.027
Kilchberg (BL)	0.017	0.007	0.010
Lampenberg	0.093	0.042	0.052
Langenbruck	0.222	0.112	0.141
Läufelfingen	0.282	0.138	0.165
Laufen	0.750	0.475	0.517
Lausen	0.573	0.322	0.351
Lauwil	0.194	0.084	0.103
Liedertswil	0.022	0.009	0.012
Liesberg	0.419	0.212	0.250
Liestal	0.897	0.681	0.724
Lupsingen	0.170	0.078	0.092
Maisprach	0.176	0.081	0.098
Münchenstein	0.636	0.390	0.424
Muttenz	0.953	0.780	0.810
Nenzlingen	0.107	0.046	0.057
Niederdorf	0.226	0.108	0.127

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.043	0.018	0.022
Oberdorf (BL)	0.345	0.175	0.202
Oberwil (BL)	0.749	0.484	0.517
Oltingen	0.091	0.042	0.055
Ormalingen	0.426	0.219	0.250
Pfeffingen	0.719	0.402	0.426
Pratteln	0.910	0.686	0.716
Ramlinsburg	0.078	0.035	0.042
Reigoldswil	0.268	0.134	0.162
Reinach (BL)	0.880	0.638	0.660
Rickenbach (BL)	0.086	0.038	0.046
Roggensburg	0.107	0.047	0.059
Röschenz	0.311	0.159	0.191
Rothenfluh	0.183	0.088	0.111
Rümlingen	0.047	0.020	0.026
Rünenberg	0.128	0.059	0.073
Schönenbuch	0.129	0.056	0.064
Seltisberg	0.135	0.063	0.076
Sissach	0.522	0.301	0.339
Tecknau	0.057	0.026	0.032
Tenniken	0.281	0.128	0.149
Therwil	0.773	0.501	0.533
Thürnen	0.161	0.073	0.084
Titterten	0.113	0.049	0.060
Wahlen	0.219	0.105	0.125
Waldenburg	0.358	0.175	0.205
Wenslingen	0.174	0.079	0.097
Wintersingen	0.127	0.059	0.074
Wittinsburg	0.058	0.026	0.033
Zeglingen	0.118	0.055	0.070
Ziefen	0.223	0.111	0.135
Zunzgen	0.666	0.374	0.406
Zwingen	0.491	0.252	0.278

7.5.5 Brand klein (Wohn- und Mischzonen)

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.849	0.431	0.721
Allschwil	0.988	0.721	0.946
Anwil	0.070	0.023	0.051
Arboldswil	0.081	0.027	0.059
Arisdorf	0.222	0.077	0.162
Arlesheim	0.888	0.480	0.773
Augst	0.087	0.029	0.062
Bennwil	0.064	0.021	0.046
Biel-Benken	0.534	0.210	0.411
Binningen	0.983	0.696	0.933
Birsfelden	0.639	0.262	0.498
Blauen	0.109	0.037	0.080
Böckten	0.086	0.029	0.062
Bottmingen	0.784	0.370	0.648
Bretzwil	0.083	0.028	0.060
Brislach	0.259	0.091	0.190
Bubendorf	0.524	0.204	0.401
Buckten	0.084	0.028	0.062
Burg im Leimental	0.030	0.010	0.022
Buus	0.113	0.038	0.082
Diegten	0.185	0.063	0.135
Diepflingen	0.076	0.025	0.055
Dittingen	0.091	0.031	0.067
Duggingen	0.200	0.069	0.146
Eptingen	0.040	0.014	0.029
Ettingen	0.578	0.231	0.447
Frenkendorf	0.659	0.278	0.520
Füllinsdorf	0.517	0.200	0.394
Gelterkinden	0.705	0.309	0.566
Giebenach	0.111	0.037	0.080
Grellingen	0.260	0.090	0.190
Häfelfingen	0.019	0.006	0.014
Hemmiken	0.023	0.008	0.017
Hersberg	0.038	0.013	0.028
Hölstein	0.330	0.118	0.244
Itingen	0.282	0.098	0.206
Känerkinden	0.071	0.024	0.052
Kilchberg (BL)	0.017	0.006	0.012
Lampenberg	0.074	0.025	0.054
Langenbruck	0.110	0.037	0.080
Läufelfingen	0.168	0.057	0.122
Laufen	0.667	0.285	0.530
Lausen	0.595	0.241	0.462
Lauwil	0.025	0.009	0.019
Liedertswil	0.010	0.003	0.007
Liesberg	0.161	0.055	0.118
Liestal	0.976	0.668	0.919
Lupsingen	0.212	0.073	0.155
Maisprach	0.105	0.035	0.077
Münchenstein	0.917	0.522	0.813
Muttenz	0.986	0.714	0.942
Nenzlingen	0.047	0.016	0.035
Niederdorf	0.221	0.076	0.162

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nussdorf	0.028	0.010	0.021
Oberdorf (BL)	0.305	0.108	0.225
Oberwil (BL)	0.928	0.542	0.830
Oltingen	0.039	0.013	0.028
Ormalingen	0.274	0.096	0.201
Pfeffingen	0.350	0.126	0.260
Pratteln	0.939	0.561	0.847
Ramlinsburg	0.094	0.032	0.068
Reigoldswil	0.201	0.069	0.147
Reinach (BL)	0.988	0.726	0.948
Rickenbach (BL)	0.051	0.017	0.038
Roggensburg	0.028	0.010	0.021
Röschenz	0.269	0.094	0.198
Rothenfluh	0.089	0.030	0.064
Rümlingen	0.026	0.009	0.019
Rünenberg	0.111	0.038	0.081
Schönenbuch	0.165	0.056	0.120
Seltisberg	0.189	0.065	0.138
Sissach	0.722	0.322	0.583
Tecknau	0.071	0.024	0.051
Tenniken	0.099	0.033	0.072
Therwil	0.852	0.435	0.725
Thürnen	0.130	0.043	0.094
Titterten	0.047	0.016	0.034
Wahlen	0.192	0.066	0.140
Waldenburg	0.139	0.047	0.101
Wenslingen	0.106	0.036	0.077
Wintersingen	0.065	0.022	0.047
Wittinsburg	0.051	0.017	0.038
Zeglingen	0.051	0.017	0.038
Ziefen	0.193	0.066	0.141
Zunzgen	0.287	0.100	0.210
Zwingen	0.363	0.131	0.270

7.5.6 Brand Vegetation

7.5.6.1 Wohn- und Mischzonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.343	0.125	0.242
Allschwil	0.557	0.201	0.437
Anwil	0.031	0.018	0.016
Arboldswil	0.038	0.022	0.020
Arisdorf	0.084	0.040	0.048
Arlesheim	0.406	0.158	0.288
Augst	0.032	0.016	0.018
Bennwil	0.028	0.016	0.015
Biel-Benken	0.202	0.086	0.127
Binningen	0.563	0.216	0.433
Birsfelden	0.194	0.067	0.132
Blauen	0.050	0.028	0.026
Böckten	0.034	0.018	0.018
Bottmingen	0.317	0.123	0.216
Bretzwil	0.037	0.021	0.019
Bristlach	0.098	0.046	0.057
Bubendorf	0.186	0.076	0.118
Buckten	0.037	0.021	0.020
Burg im Leimental	0.017	0.012	0.008
Buus	0.044	0.023	0.024
Diegten	0.069	0.033	0.039
Diepflingen	0.032	0.018	0.017
Dittingen	0.040	0.022	0.021
Duggingen	0.076	0.037	0.043
Eptingen	0.019	0.012	0.010
Ettingen	0.196	0.076	0.128
Frenkendorf	0.238	0.091	0.158
Füllinsdorf	0.178	0.072	0.114
Gelterkinden	0.264	0.104	0.175
Giebenach	0.043	0.022	0.024
Grellingen	0.097	0.045	0.056
Häfeltingen	0.011	0.008	0.005
Hemmiken	0.012	0.008	0.006
Hersberg	0.018	0.011	0.009
Hölstein	0.118	0.052	0.071
Itingen	0.099	0.044	0.059
Känerkinden	0.034	0.020	0.017
Kilchberg (BL)	0.010	0.007	0.004
Lampenberg	0.035	0.020	0.018
Langenbruck	0.048	0.026	0.025
Laufelfingen	0.067	0.034	0.038
Laufen	0.244	0.096	0.161
Lausen	0.213	0.084	0.138
Lauwil	0.013	0.009	0.006
Liedertswil	0.006	0.005	0.003
Liesberg	0.069	0.037	0.037
Liestal	0.534	0.202	0.407
Lupsingen	0.081	0.039	0.046
Maisprach	0.042	0.023	0.023
Münchenstein	0.416	0.155	0.302
Muttenz	0.577	0.219	0.448
Nenzlingen	0.022	0.013	0.011
Niederdorf	0.087	0.041	0.050

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.015	0.010	0.007
Oberdorf (BL)	0.109	0.049	0.065
Oberwil (BL)	0.444	0.169	0.324
Oltingen	0.017	0.010	0.008
Ormalingen	0.094	0.042	0.056
Pfeffingen	0.131	0.059	0.078
Pratteln	0.423	0.149	0.314
Ramlinsburg	0.041	0.023	0.022
Reigoldswil	0.078	0.038	0.044
Reinach (BL)	0.567	0.210	0.443
Rickenbach (BL)	0.023	0.013	0.012
Roggenburg	0.016	0.011	0.008
Röschenz	0.101	0.047	0.058
Rothenfluh	0.035	0.020	0.019
Rümlingen	0.013	0.009	0.007
Rünenberg	0.048	0.027	0.026
Schönenbuch	0.062	0.030	0.035
Seltisberg	0.075	0.037	0.042
Sissach	0.265	0.102	0.177
Tecknau	0.030	0.016	0.016
Tenniken	0.041	0.022	0.022
Therwil	0.343	0.127	0.241
Thürnen	0.048	0.023	0.027
Titterten	0.023	0.014	0.011
Wahlen	0.072	0.035	0.041
Waldenburg	0.056	0.029	0.031
Wenslingen	0.047	0.026	0.024
Wintersingen	0.028	0.016	0.014
Wittinsburg	0.023	0.014	0.012
Zeglingen	0.024	0.015	0.012
Ziefen	0.071	0.034	0.040
Zunzgen	0.096	0.042	0.058
Zwingen	0.129	0.056	0.078

7.5.6.2 Landwirtschaftszone + Wald

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.143	-	-
Allschwil	0.182	-	-
Anwil	0.053	-	-
Arboldswil	0.048	-	-
Arisdorf	0.170	-	-
Arlesheim	0.130	-	-
Augst	0.012	-	-
Bennwil	0.090	-	-
Biel-Benken	0.071	-	-
Binningen	0.046	-	-
Birsfelden	0.001	-	-
Blauen	0.104	-	-
Böckten	0.031	-	-
Bottmingen	0.033	-	-
Bretzwil	0.108	-	-
Brislach	0.166	-	-
Bubendorf	0.217	-	-
Buckten	0.026	-	-
Burg im Leimental	0.033	-	-
Buus	0.140	-	-
Diegten	0.161	-	-
Diepflingen	0.018	-	-
Dittingen	0.097	-	-
Duggingen	0.095	-	-
Eptingen	0.150	-	-
Ettingen	0.135	-	-
Frenkendorf	0.088	-	-
Füllinsdorf	0.076	-	-
Gelterkinden	0.207	-	-
Giebenach	0.018	-	-
Grellingen	0.053	-	-
Häfelfingen	0.045	-	-
Hemmiken	0.038	-	-
Hersberg	0.020	-	-
Hölstein	0.112	-	-
Itingen	0.050	-	-
Känerkinden	0.018	-	-
Kilchberg (BL)	0.016	-	-
Lampenberg	0.055	-	-
Langenbruck	0.237	-	-
Läufelfingen	0.135	-	-
Laufen	0.225	-	-
Lausen	0.106	-	-
Lauwil	0.090	-	-
Liedertswil	0.020	-	-
Liesberg	0.187	-	-
Liestal	0.397	-	-
Lupsingen	0.051	-	-
Maisprach	0.077	-	-
Münchenstein	0.094	-	-
Muttenz	0.315	-	-
Nenzlingen	0.048	-	-
Niederdorf	0.072	-	-

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.020	-	-
Oberdorf (BL)	0.118	-	-
Oberwil (BL)	0.157	-	-
Oltingen	0.097	-	-
Ormalingen	0.128	-	-
Pfeffingen	0.090	-	-
Pratteln	0.175	-	-
Ramlinsburg	0.032	-	-
Reigoldswil	0.158	-	-
Reinach (BL)	0.113	-	-
Rickenbach (BL)	0.039	-	-
Roggenburg	0.077	-	-
Röschenz	0.184	-	-
Rothenfluh	0.163	-	-
Rümlingen	0.028	-	-
Rünenberg	0.074	-	-
Schönenbuch	0.016	-	-
Seltisberg	0.056	-	-
Sissach	0.181	-	-
Tecknau	0.032	-	-
Tenniken	0.071	-	-
Therwil	0.165	-	-
Thürnen	0.035	-	-
Titterten	0.048	-	-
Wahlen	0.092	-	-
Waldenburg	0.135	-	-
Wenslingen	0.086	-	-
Wintersingen	0.097	-	-
Wittinsburg	0.041	-	-
Zeglingen	0.106	-	-
Ziefen	0.134	-	-
Zunzgen	0.130	-	-
Zwingen	0.071	-	-

7.5.7 Feuersalarm

7.5.7.1 Arbeitszonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	1.000	1.000	0.998
Allschwil	1.000	1.000	1.000
Anwil	0.000	0.000	0.000
Arboldswil	0.000	0.000	0.000
Arisdorf	0.489	0.220	0.390
Arlesheim	0.997	0.965	0.972
Augst	0.852	0.557	0.579
Bennwil	0.200	0.066	0.219
Biel-Benken	0.464	0.229	0.390
Binningen	0.209	0.045	0.116
Birsfelden	1.000	0.998	0.990
Blauen	0.000	0.000	0.000
Böckten	0.847	0.528	0.743
Bottrnigen	0.721	0.419	0.524
Bretzwil	0.241	0.068	0.116
Brislach	0.798	0.432	0.524
Bubendorf	0.985	0.903	0.975
Buckten	0.618	0.294	0.390
Burg im Leimental	0.000	0.000	0.000
Buus	0.000	0.000	0.000
Diegten	0.191	0.065	0.219
Diepflingen	0.416	0.159	0.310
Dittingen	0.457	0.178	0.219
Duggingen	0.840	0.533	0.671
Eptingen	0.744	0.403	0.461
Ettingen	0.846	0.547	0.773
Frenkendorf	0.976	0.832	0.916
Füllinsdorf	0.998	0.952	0.985
Gelterkinden	0.980	0.844	0.843
Giebenach	0.191	0.062	0.219
Grellingen	0.967	0.698	0.524
Häfelfingen	0.000	0.000	0.000
Hemmiken	0.000	0.000	0.000
Hersberg	0.000	0.000	0.000
Hölstein	0.840	0.541	0.671
Ittingen	0.960	0.781	0.892
Känerkinden	0.000	0.000	0.000
Kilchberg (BL)	0.000	0.000	0.000
Lampenberg	0.000	0.000	0.000
Langenbruck	0.000	0.000	0.000
Läufelfingen	0.896	0.562	0.628
Laufen	1.000	0.994	0.969
Lausen	0.985	0.870	0.904
Lauwil	0.140	0.035	0.116
Liedertswil	0.125	0.039	0.116
Liesberg	0.903	0.637	0.799
Liestal	1.000	1.000	1.000
Lupsingen	0.000	0.000	0.000
Maisprach	0.208	0.063	0.219
Münchenstein	1.000	1.000	1.000
Muttenz	1.000	1.000	1.000
Nenzlingen	0.705	0.317	0.219
Niederdorf	0.802	0.468	0.579

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.000	0.000
Oberdorf (BL)	0.937	0.695	0.628
Oberwil (BL)	0.996	0.944	0.925
Oltingen	0.000	0.000	0.000
Ormalingen	0.844	0.534	0.709
Pfeffingen	0.000	0.000	0.000
Pratteln	1.000	1.000	1.000
Ramlinsburg	0.000	0.000	0.000
Reigoldswil	0.236	0.079	0.116
Reinach (BL)	1.000	1.000	1.000
Rickenbach (BL)	0.000	0.000	0.000
Roggensburg	0.000	0.000	0.000
Röschenz	0.482	0.164	0.219
Rothenfluh	0.000	0.000	0.000
Rümlingen	0.776	0.388	0.461
Rünenberg	0.000	0.000	0.000
Schönenbuch	0.789	0.445	0.579
Seltisberg	0.000	0.000	0.000
Sissach	1.000	0.994	0.985
Tecknau	0.505	0.193	0.310
Tenniken	0.550	0.275	0.310
Therwil	0.994	0.931	0.892
Thürnen	0.541	0.234	0.310
Titterten	0.000	0.000	0.000
Wahlen	0.000	0.000	0.000
Waldenburg	0.875	0.549	0.390
Wenslingen	0.000	0.000	0.000
Wintersingen	0.000	0.000	0.000
Wittinsburg	0.072	0.020	0.116
Zeglingen	0.413	0.132	0.219
Ziefen	0.862	0.540	0.628
Zunzgen	0.548	0.248	0.461
Zwingen	0.982	0.826	0.925

7.5.7.2 Wohn- und Mischzonen

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.919	0.621	0.752
Allschwil	1.000	0.991	0.996
Anwil	0.058	0.020	0.057
Arboldswil	0.000	0.000	0.000
Arisdorf	0.138	0.052	0.111
Arlesheim	1.000	0.959	0.989
Augst	0.259	0.105	0.193
Bennwil	0.000	0.000	0.000
Biel-Benken	0.548	0.252	0.434
Binningen	1.000	0.994	0.998
Birsfelden	1.000	0.999	1.000
Blauen	0.000	0.000	0.000
Böckten	0.000	0.000	0.000
Bottmingen	0.575	0.277	0.404
Bretzwil	0.000	0.000	0.000
Brislach	0.000	0.000	0.000
Bubendorf	0.000	0.000	0.000
Buckten	0.000	0.000	0.000
Burg im Leimental	0.000	0.000	0.000
Buus	0.000	0.000	0.000
Diegten	0.092	0.033	0.079
Diepflingen	0.067	0.023	0.070
Dittingen	0.000	0.000	0.000
Duggingen	0.305	0.120	0.268
Eptingen	0.242	0.094	0.213
Ettingen	0.298	0.124	0.201
Frenkendorf	0.976	0.756	0.892
Füllinsdorf	0.788	0.441	0.624
Gelterkinden	0.911	0.601	0.764
Giebenach	0.000	0.000	0.000
Grellingen	0.526	0.237	0.429
Häfelfingen	0.000	0.000	0.000
Hemmiken	0.000	0.000	0.000
Hersberg	0.000	0.000	0.000
Hölstein	0.440	0.190	0.346
Itingen	0.000	0.000	0.000
Känerkinden	0.000	0.000	0.000
Kilchberg (BL)	0.000	0.000	0.000
Lampenberg	0.000	0.000	0.000
Langenbruck	0.738	0.388	0.631
Läufelfingen	0.000	0.000	0.000
Laufen	0.964	0.714	0.876
Lausen	0.719	0.377	0.560
Lauwil	0.000	0.000	0.000
Liedertswil	0.000	0.000	0.000
Liesberg	0.000	0.000	0.000
Liestal	1.000	1.000	1.000
Lupsingen	0.000	0.000	0.000
Maisprach	0.083	0.030	0.075
Münchenstein	1.000	1.000	1.000
Muttenz	1.000	1.000	1.000
Nenzlingen	0.000	0.000	0.000
Niederdorf	0.217	0.086	0.162

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.000	0.000
Oberdorf (BL)	0.571	0.269	0.443
Oberwil (BL)	0.834	0.499	0.632
Oltingen	0.000	0.000	0.000
Ormalingen	0.139	0.052	0.109
Pfeffingen	0.000	0.000	0.000
Pratteln	1.000	0.996	0.999
Ramlinsburg	0.000	0.000	0.000
Reigoldswil	0.000	0.000	0.000
Reinach (BL)	1.000	0.988	0.996
Rickenbach (BL)	0.000	0.000	0.000
Roggenburg	0.000	0.000	0.000
Röschenz	0.000	0.000	0.000
Rothenfluh	0.000	0.000	0.000
Rümlingen	0.000	0.000	0.000
Rünenberg	0.197	0.074	0.173
Schönenbuch	0.101	0.037	0.085
Seltisberg	0.113	0.042	0.095
Sissach	0.999	0.941	0.988
Tecknau	0.000	0.000	0.000
Tenniken	0.000	0.000	0.000
Therwil	0.377	0.165	0.241
Thürnen	0.000	0.000	0.000
Titterten	0.000	0.000	0.000
Wahlen	0.000	0.000	0.000
Waldenburg	0.893	0.567	0.776
Wenslingen	0.191	0.074	0.153
Wintersingen	0.000	0.000	0.000
Wittinsburg	0.000	0.000	0.000
Zeglingen	0.115	0.042	0.102
Ziefen	0.000	0.000	0.000
Zunzgen	0.000	0.000	0.000
Zwingen	0.614	0.287	0.528

7.5.7.3 Zonen für öffentliche Nutzung

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.891	0.597	0.745
Allschwil	0.993	0.871	0.954
Anwil	0.000	0.000	0.000
Arboldswil	0.000	0.000	0.000
Arisdorf	0.242	0.107	0.157
Arlenheim	0.991	0.855	0.945
Augst	0.670	0.365	0.495
Bennwil	0.000	0.000	0.000
Biel-Benken	0.564	0.289	0.401
Binningen	0.984	0.818	0.923
Birsfelden	0.952	0.713	0.847
Blauen	0.242	0.107	0.157
Böckten	0.000	0.000	0.000
Bottmingen	0.917	0.640	0.785
Bretzwil	0.000	0.000	0.000
Brislach	0.425	0.203	0.289
Bubendorf	0.749	0.433	0.574
Buckten	0.242	0.107	0.157
Burg im Leimental	0.000	0.000	0.000
Buus	0.242	0.107	0.157
Diegten	0.670	0.365	0.495
Diepflingen	0.242	0.107	0.157
Dittingen	0.242	0.107	0.157
Duggingen	0.242	0.107	0.157
Eptingen	0.000	0.000	0.000
Ettingen	0.810	0.494	0.641
Frenkendorf	0.856	0.549	0.698
Füllinsdorf	0.670	0.365	0.495
Gelterkinden	0.973	0.772	0.892
Giebenach	0.000	0.000	0.000
Grellingen	0.564	0.289	0.401
Häfelfingen	0.000	0.000	0.000
Hemmiken	0.000	0.000	0.000
Hersberg	0.000	0.000	0.000
Hölstein	0.242	0.107	0.157
Itingen	0.000	0.000	0.000
Känerkinden	0.000	0.000	0.000
Kilchberg (BL)	0.000	0.000	0.000
Lampenberg	0.000	0.000	0.000
Langenbruck	0.000	0.000	0.000
Läufelfingen	0.242	0.107	0.157
Laufen	0.891	0.597	0.745
Lausen	0.810	0.494	0.641
Lauwil	0.000	0.000	0.000
Liedertswil	0.000	0.000	0.000
Liesberg	0.242	0.107	0.157
Liestal	1.000	0.998	1.000
Lupsingen	0.000	0.000	0.000
Maisprach	0.000	0.000	0.000
Münchenstein	1.000	0.976	0.996
Muttenz	0.995	0.884	0.961
Nenzlingen	0.000	0.000	0.000
Niederdorf	0.425	0.203	0.289

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.000	0.000	0.000
Oberdorf (BL)	0.749	0.433	0.574
Oberwil (BL)	0.973	0.772	0.892
Oltingen	0.000	0.000	0.000
Ormalingen	0.564	0.289	0.401
Pfeffingen	0.564	0.289	0.401
Pratteln	1.000	0.958	0.992
Ramlinsburg	0.000	0.000	0.000
Reigoldswil	0.564	0.289	0.401
Reinach (BL)	0.995	0.884	0.961
Rickenbach (BL)	0.000	0.000	0.000
Roggenburg	0.000	0.000	0.000
Röschenz	0.000	0.000	0.000
Rothenfluh	0.000	0.000	0.000
Rümlingen	0.242	0.107	0.157
Rünenberg	0.000	0.000	0.000
Schönenbuch	0.000	0.000	0.000
Seltisberg	0.425	0.203	0.289
Sissach	0.937	0.679	0.819
Tecknau	0.000	0.000	0.000
Tenniken	0.242	0.107	0.157
Therwil	0.917	0.640	0.785
Thürnen	0.564	0.289	0.401
Titterten	0.000	0.000	0.000
Wahlen	0.242	0.107	0.157
Waldenburg	0.242	0.107	0.157
Wenslingen	0.000	0.000	0.000
Wintersingen	0.000	0.000	0.000
Wittinsburg	0.000	0.000	0.000
Zeglingen	0.000	0.000	0.000
Ziefen	0.000	0.000	0.000
Zunzgen	0.425	0.203	0.289
Zwingen	0.425	0.203	0.289

7.5.8 Medizinische Unterstützung dringlich (Wohn- und Mischzonen)

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.750	0.433	0.546
Allschwil	0.982	0.834	0.900
Anwil	0.046	0.029	0.026
Arboldswil	0.056	0.025	0.032
Arisdorf	0.155	0.076	0.091
Arlenheim	0.750	0.326	0.547
Augst	0.219	0.112	0.133
Bennwil	0.074	0.044	0.043
Biel-Benken	0.271	0.115	0.164
Binningen	0.926	0.626	0.774
Birsfelden	0.928	0.598	0.782
Blauen	0.062	0.031	0.036
Böckten	0.093	0.060	0.054
Bottmingen	0.568	0.262	0.380
Bretzwil	0.084	0.032	0.049
Brislach	0.114	0.072	0.066
Bubendorf	0.297	0.146	0.181
Buckten	0.083	0.048	0.048
Burg im Leimental	0.036	0.012	0.021
Buus	0.105	0.051	0.061
Diegten	0.109	0.057	0.063
Diepflingen	0.036	0.025	0.020
Dittingen	0.097	0.040	0.057
Duggingen	0.104	0.068	0.060
Eptingen	0.077	0.045	0.045
Ettingen	0.468	0.222	0.301
Frenkendorf	0.575	0.358	0.386
Füllinsdorf	0.460	0.188	0.296
Gelterkinden	0.571	0.310	0.383
Giebenach	0.082	0.053	0.047
Grellingen	0.200	0.154	0.119
Häfelfingen	0.027	0.013	0.016
Hemmiken	0.047	0.025	0.027
Hersberg	0.024	0.013	0.014
Hölstein	0.234	0.126	0.140
Itingen	0.187	0.131	0.110
Känerkinden	0.046	0.030	0.026
Kilchberg (BL)	0.019	0.012	0.011
Lampenberg	0.069	0.030	0.040
Langenbruck	0.174	0.105	0.104
Läufelfingen	0.179	0.092	0.106
Laufen	0.486	0.265	0.315
Lausen	0.430	0.267	0.273
Lauwil	0.035	0.021	0.020
Liedertswil	0.012	0.003	0.007
Liesberg	0.144	0.072	0.085
Liestal	0.905	0.697	0.740
Lupsingen	0.124	0.049	0.072
Maisprach	0.078	0.043	0.045
Münchenstein	0.923	0.724	0.771
Muttenz	0.944	0.668	0.808
Nenzlingen	0.039	0.021	0.022
Niederdorf	0.227	0.124	0.137

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.020	0.014	0.011
Oberdorf (BL)	0.293	0.162	0.179
Oberwil (BL)	0.748	0.407	0.544
Oltingen	0.308	0.179	0.196
Ormalingen	0.181	0.079	0.107
Pfeffingen	0.171	0.066	0.100
Pratteln	0.920	0.714	0.763
Ramllinsburg	0.047	0.026	0.027
Reigoldswil	0.215	0.085	0.129
Reinach (BL)	0.926	0.574	0.774
Rickenbach (BL)	0.053	0.033	0.031
Roggenburg	0.032	0.011	0.018
Röschenz	0.138	0.082	0.080
Rothenfluh	0.119	0.076	0.070
Rümlingen	0.043	0.026	0.025
Rünenberg	0.086	0.031	0.050
Schönenbuch	0.115	0.044	0.067
Seltisberg	0.120	0.040	0.070
Sissach	0.576	0.329	0.387
Tecknau	0.098	0.051	0.057
Tenniken	0.091	0.052	0.053
Therwil	0.655	0.326	0.453
Thürnen	0.126	0.068	0.073
Titterten	0.049	0.025	0.028
Wahlen	0.126	0.084	0.073
Waldenburg	0.285	0.181	0.177
Wenslingen	0.136	0.046	0.081
Wintersingen	0.216	0.152	0.133
Wittinsburg	0.035	0.021	0.020
Zeglingen	0.072	0.032	0.042
Ziefen	0.193	0.103	0.115
Zunzgen	0.214	0.095	0.127
Zwingen	0.169	0.121	0.099

7.5.9 Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Aesch (BL)	0.907	0.715	0.621
Allschwil	0.769	0.505	0.506
Anwil	0.221	0.090	0.151
Arboldswil	0.257	0.094	0.190
Arisdorf	0.687	0.397	0.437
Arlesheim	0.660	0.524	0.323
Augst	0.470	0.303	0.236
Bennwil	0.211	0.101	0.127
Biel-Benken	0.445	0.229	0.274
Binningen	0.583	0.441	0.287
Birsfelden	0.768	0.693	0.361
Blauen	0.202	0.102	0.117
Böckten	0.226	0.113	0.133
Bottmingen	0.513	0.313	0.289
Bretzwil	0.251	0.106	0.167
Brislach	0.273	0.162	0.141
Bubendorf	0.538	0.256	0.369
Buckten	0.252	0.104	0.170
Burg im Leimental	0.122	0.064	0.068
Buus	0.316	0.130	0.218
Diegten	0.673	0.386	0.425
Diepflingen	0.196	0.110	0.104
Dittingen	0.332	0.211	0.160
Duggingen	0.592	0.326	0.365
Eptingen	0.560	0.241	0.398
Ettingen	0.496	0.284	0.291
Frenkendorf	0.451	0.413	0.171
Füllinsdorf	0.785	0.560	0.472
Gelterkinden	0.553	0.298	0.350
Giebenach	0.437	0.267	0.227
Grellingen	0.622	0.351	0.386
Häfelfingen	0.173	0.060	0.132
Hemmiken	0.174	0.062	0.130
Hersberg	0.313	0.164	0.174
Hölstein	0.428	0.200	0.281
Itingen	0.580	0.445	0.269
Känerkinden	0.191	0.089	0.117
Kilchberg (BL)	0.143	0.050	0.108
Lampenberg	0.228	0.092	0.156
Langenbruck	0.365	0.123	0.294
Läufelfingen	0.332	0.146	0.220
Laufen	0.816	0.606	0.497
Lausen	0.784	0.603	0.441
Lauwil	0.148	0.068	0.091
Liedertswil	0.127	0.046	0.094
Liesberg	0.529	0.308	0.298
Liestal	0.970	0.815	0.777
Lupsingen	0.306	0.151	0.184
Maisprach	0.268	0.119	0.172
Münchenstein	0.932	0.752	0.668
Muttenz	0.972	0.860	0.744
Nenzlingen	0.350	0.188	0.192
Niederdorf	0.342	0.165	0.211

Gemeinde	Modellierte Wahrscheinlichkeit		
	Gesamt	Tagespikettzeit	Ausserhalb
Nusshof	0.145	0.064	0.092
Oberdorf (BL)	0.396	0.196	0.246
Oberwil (BL)	0.637	0.389	0.389
Oltingen	0.266	0.088	0.211
Ormalingen	0.362	0.189	0.213
Pfeffingen	0.440	0.383	0.170
Pratteln	0.951	0.835	0.664
Ramlinsburg	0.234	0.105	0.148
Reigoldswil	0.378	0.156	0.266
Reinach (BL)	0.941	0.837	0.626
Rickenbach (BL)	0.210	0.092	0.135
Roggenburg	0.157	0.061	0.110
Röschenz	0.403	0.169	0.282
Rothenfluh	0.310	0.111	0.236
Rümlingen	0.202	0.080	0.141
Rünenberg	0.268	0.109	0.184
Schönenbuch	0.253	0.149	0.131
Seltisberg	0.321	0.142	0.210
Sissach	0.888	0.639	0.627
Tecknau	0.280	0.110	0.197
Tenniken	0.415	0.275	0.198
Therwil	0.587	0.367	0.340
Thürnen	0.275	0.148	0.153
Titterten	0.176	0.081	0.109
Wahlen	0.343	0.155	0.223
Waldenburg	0.270	0.132	0.162
Wenslingen	0.239	0.104	0.156
Wintersingen	0.255	0.095	0.186
Wittinsburg	0.215	0.081	0.155
Zeglingen	0.248	0.088	0.188
Ziefen	0.390	0.158	0.279
Zunzgen	0.576	0.446	0.265
Zwingen	0.585	0.440	0.279

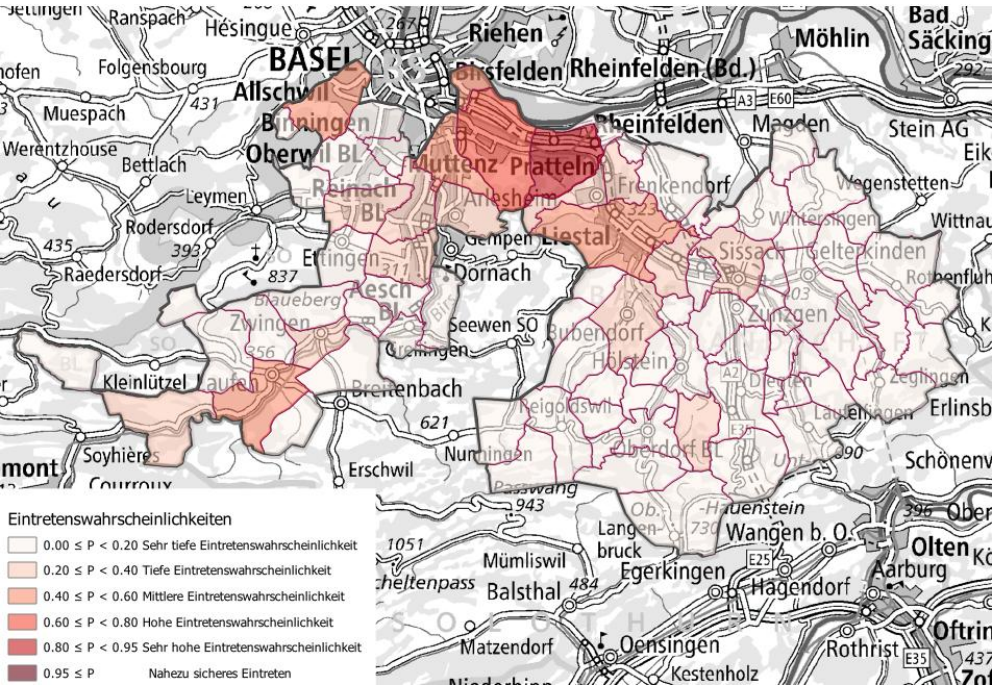
7.6 Eintretenswahrscheinlichkeit Grafik

Quelle Kartendaten: swisstopo

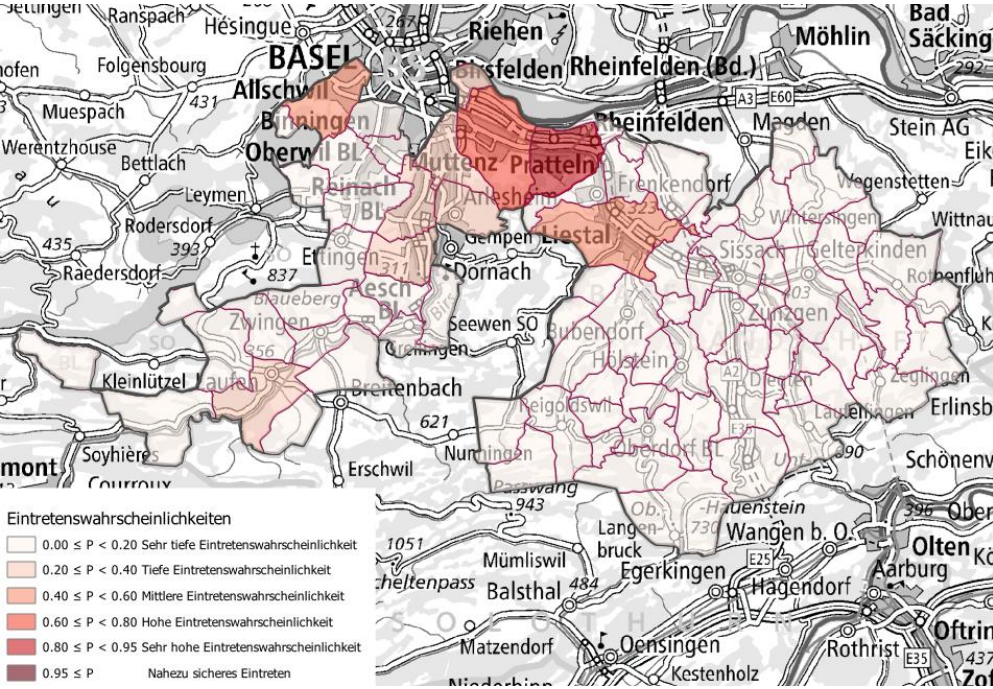
7.6.1 Brand relevant

7.6.1.1 Arbeitszonen

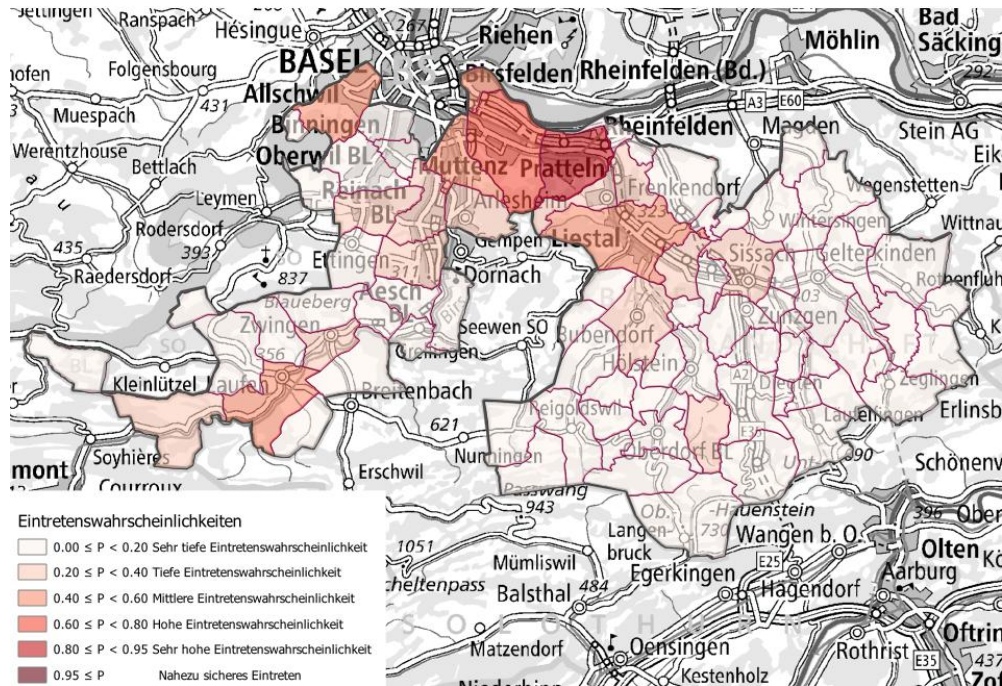
Gesamt



Tagespikettzeit

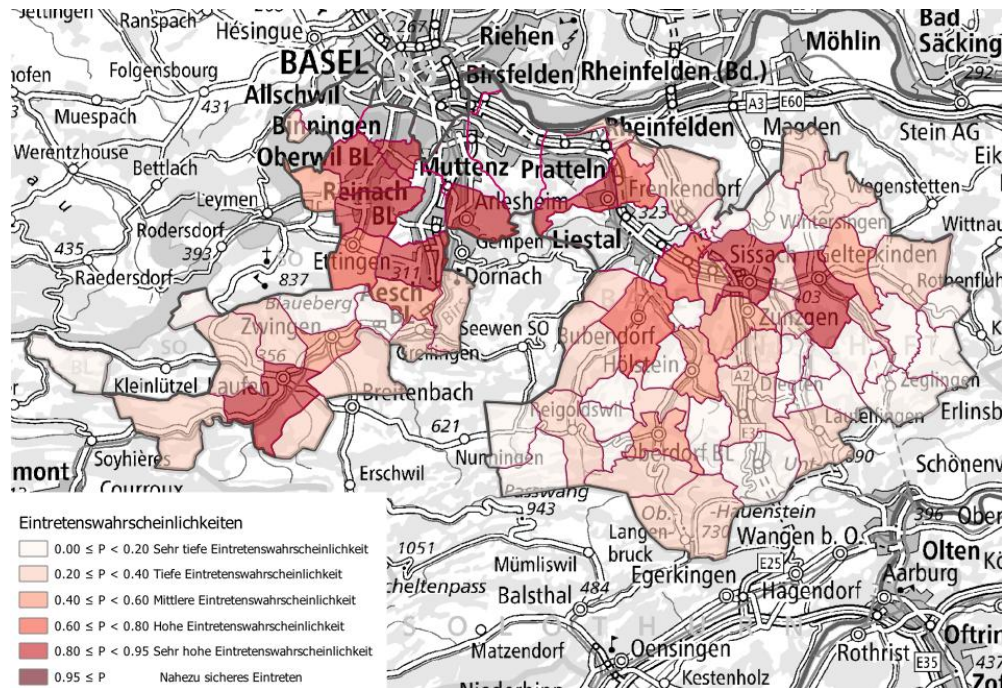


Ausserhalb der Tagespikettzeit

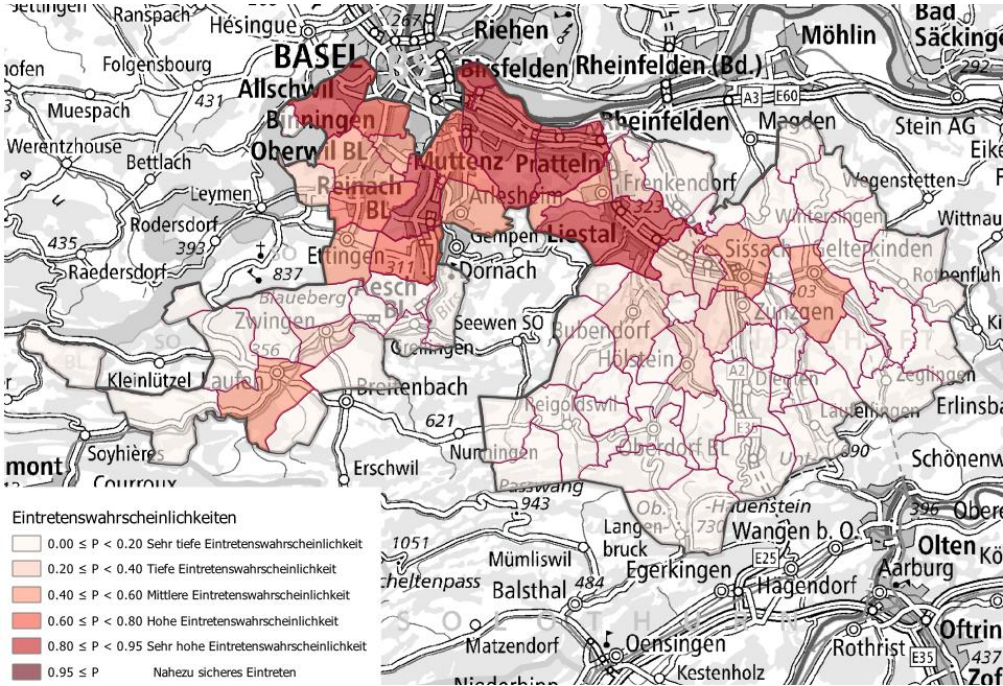


7.6.1.2 Wohn- und Mischzonen

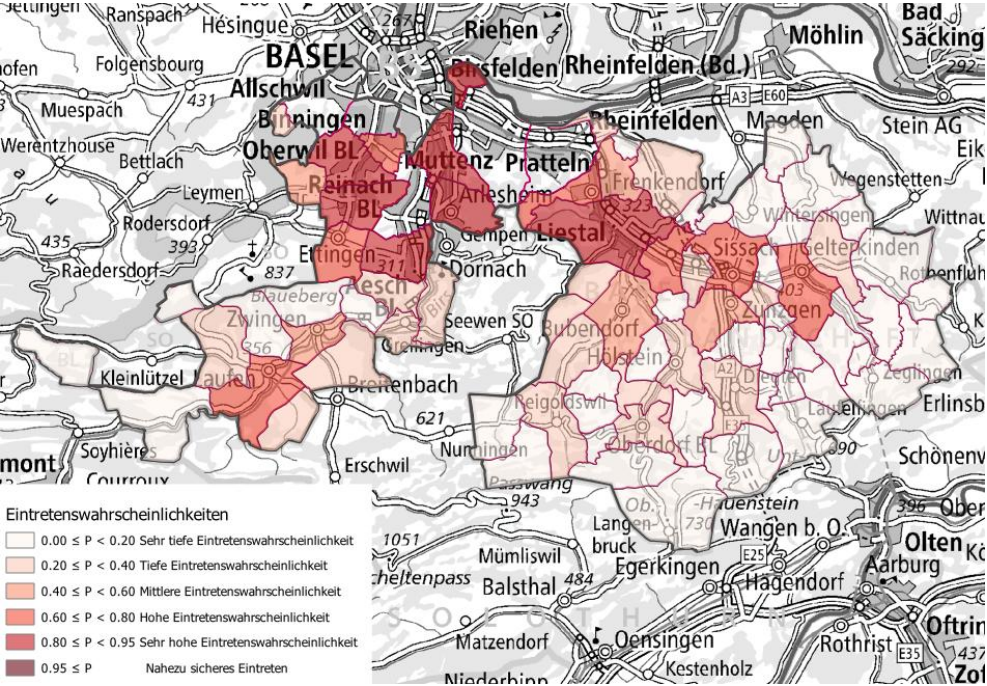
Gesamt



Tagespikettzeit



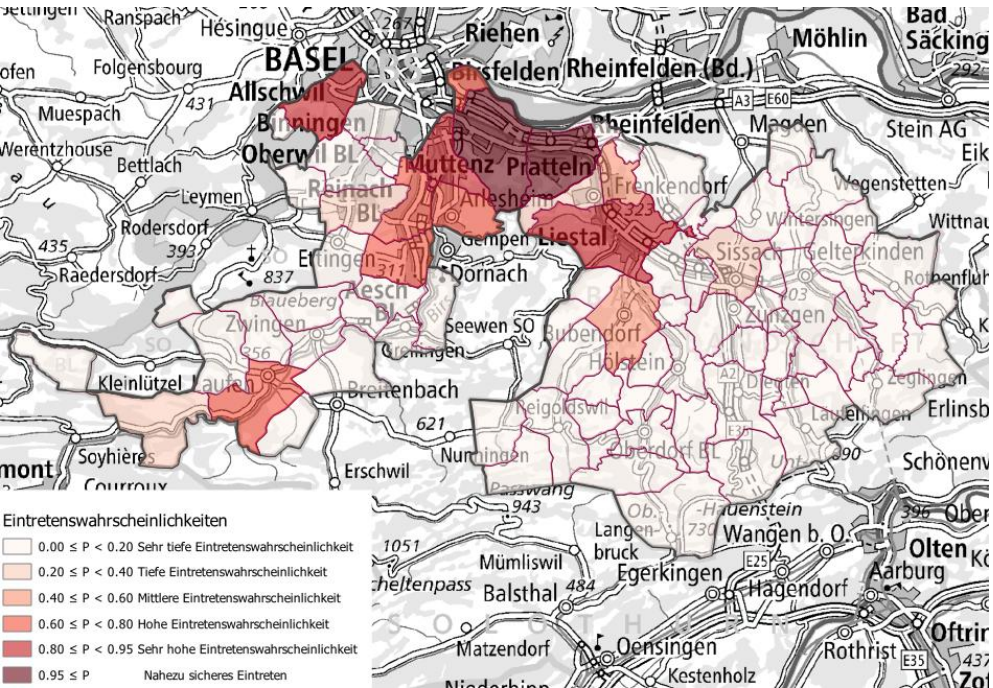
Ausserhalb der Tagespikettzeit



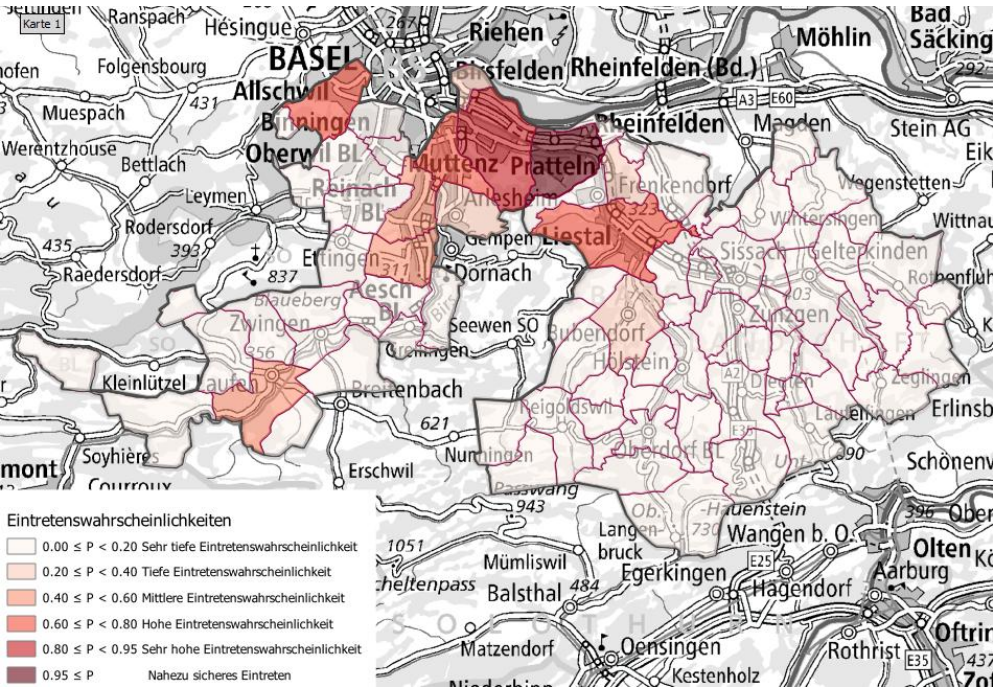
7.6.2 ABC

7.6.2.1 Arbeitszonen

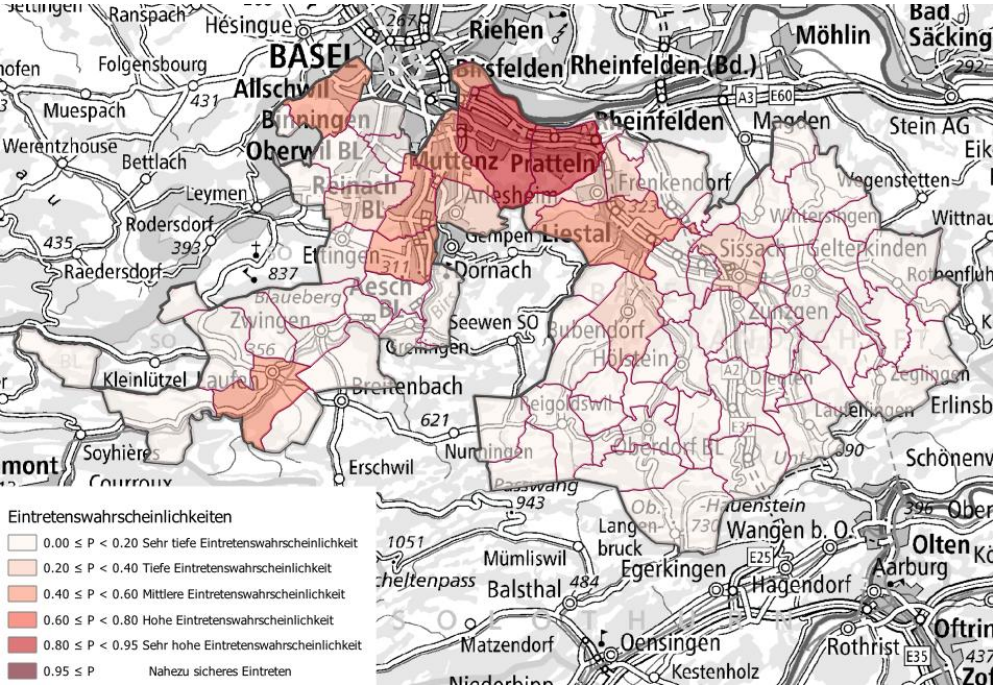
Gesamt



Tagespikettzeit

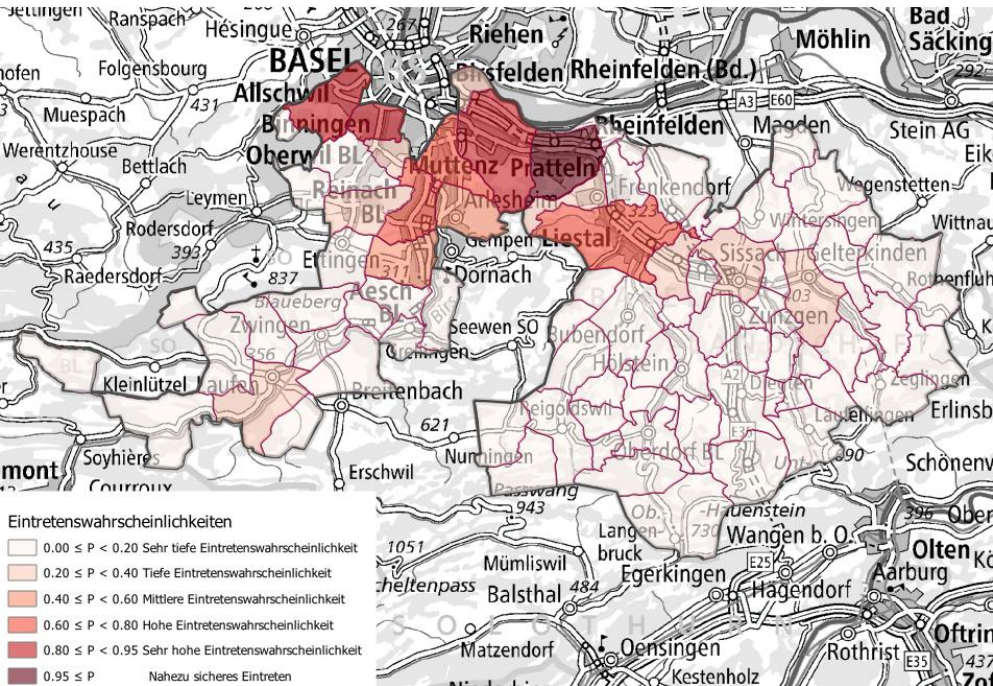


Ausserhalb der Tagespikettzeit

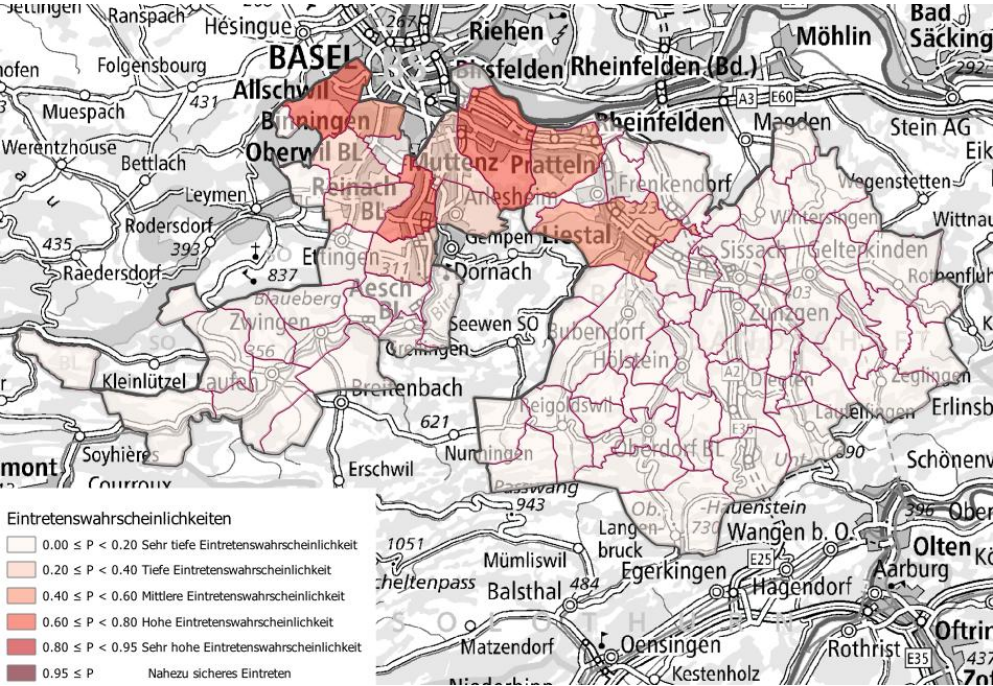


7.6.2.2 Wohn- und Mischzonen

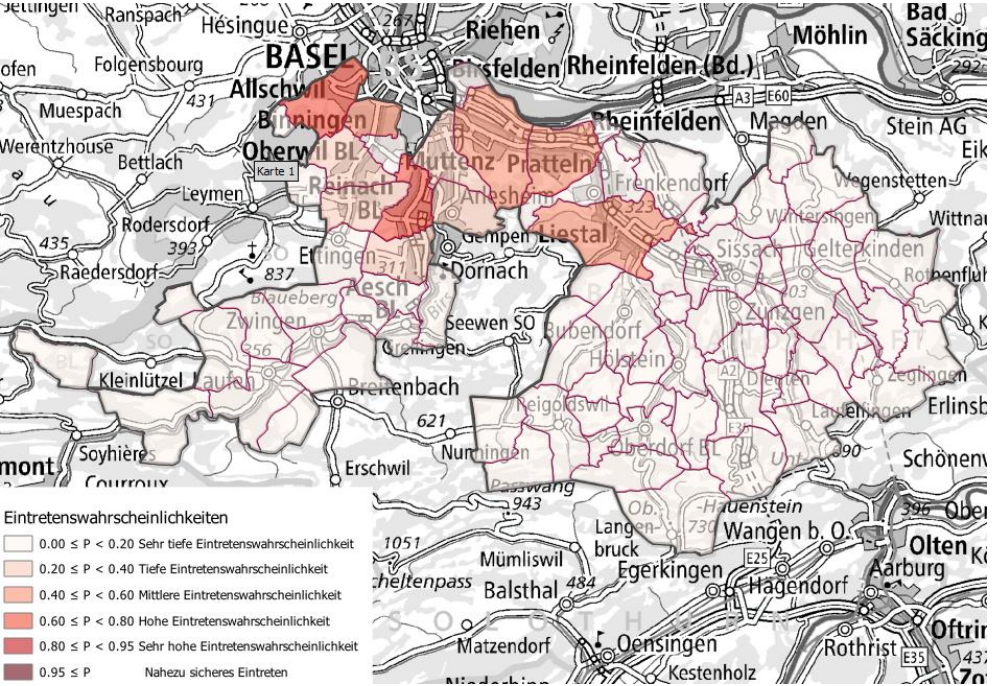
Gesamt



Tagespikettzeit

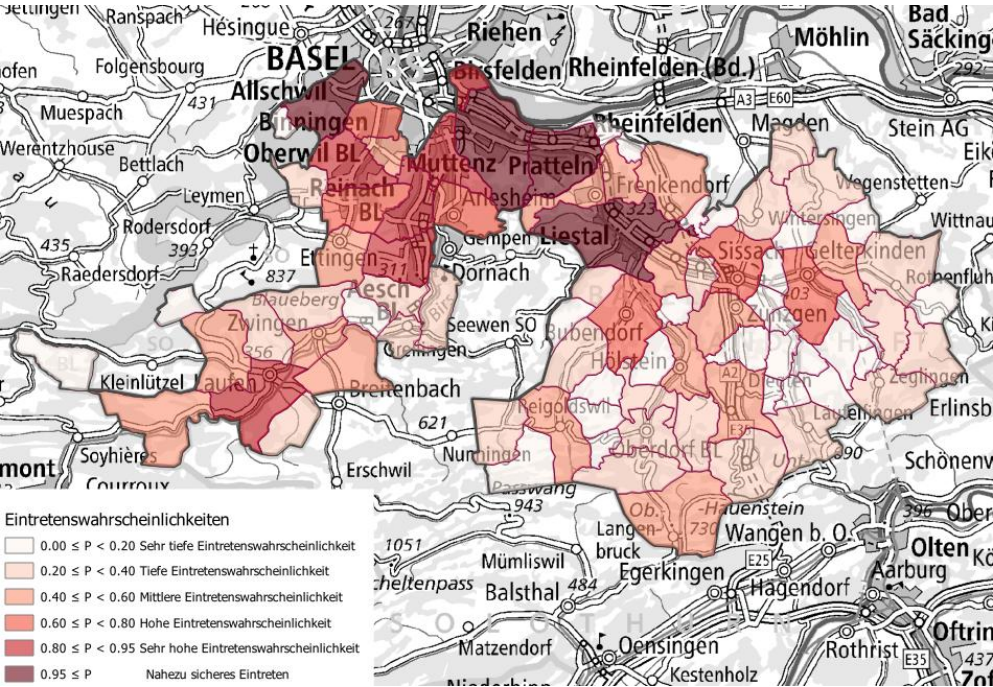


Ausserhalb der Tagespikettzeit

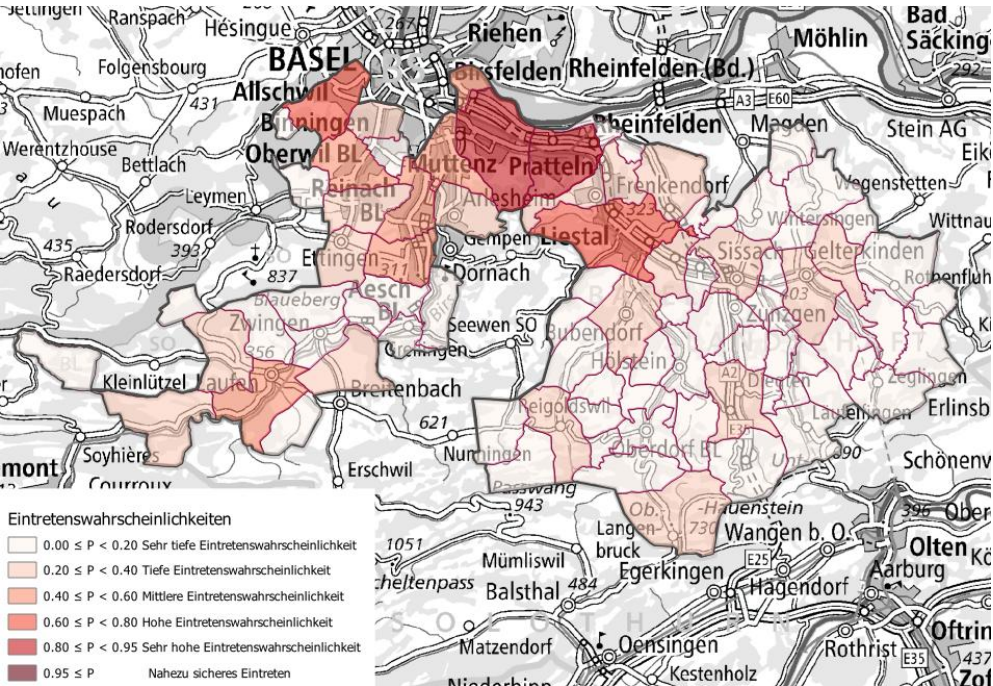


7.6.3 Brand (Gesamtgemeinde)

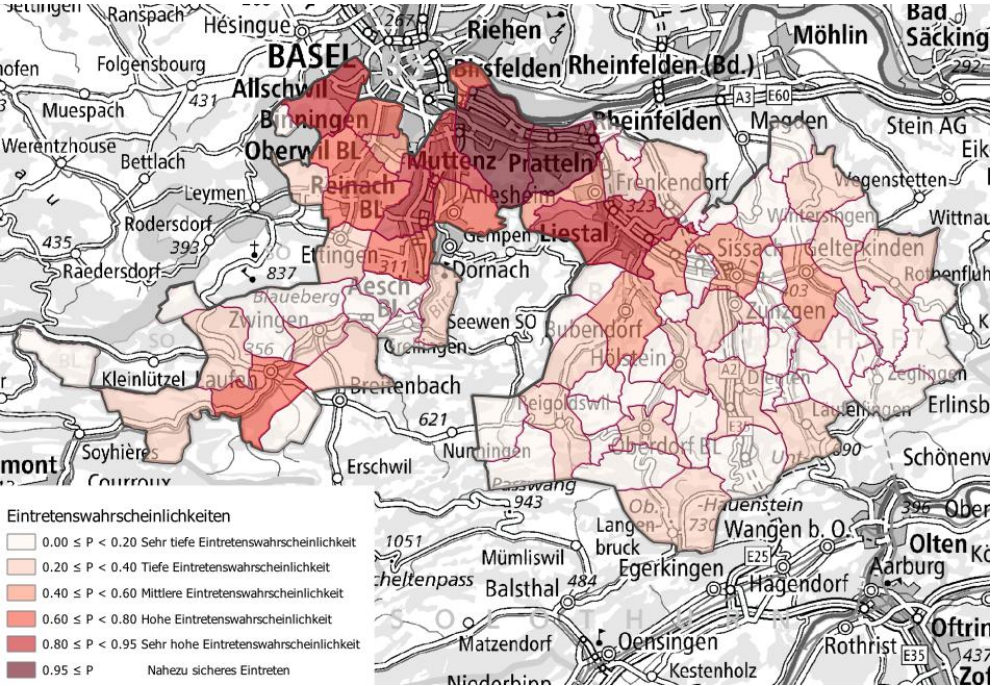
Gesamt



Tagespikettzeit

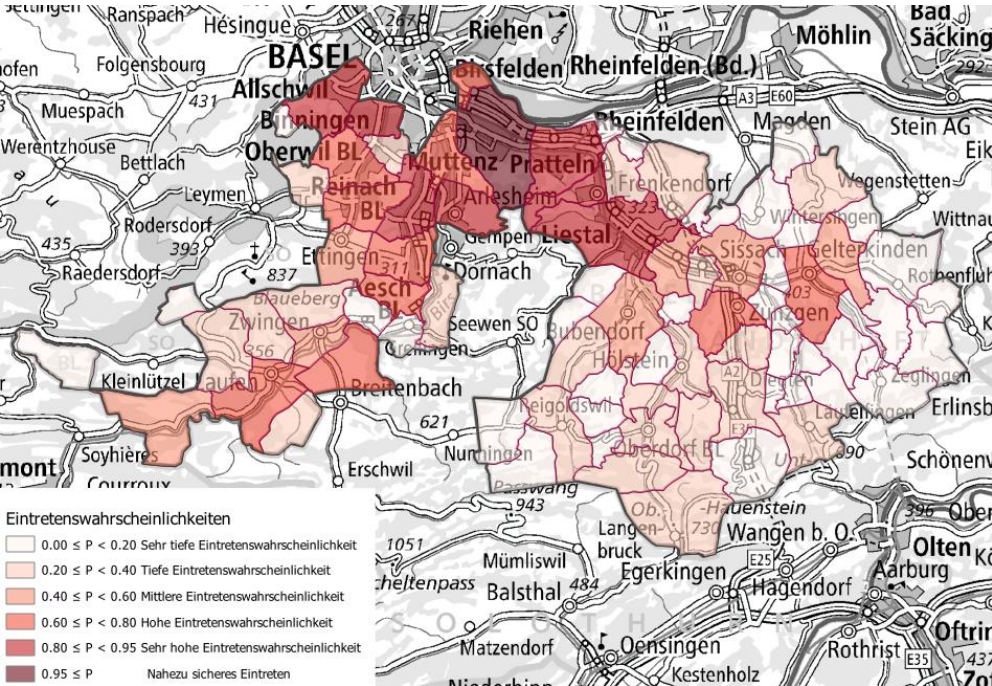


Ausserhalb der Tagespikettzeit

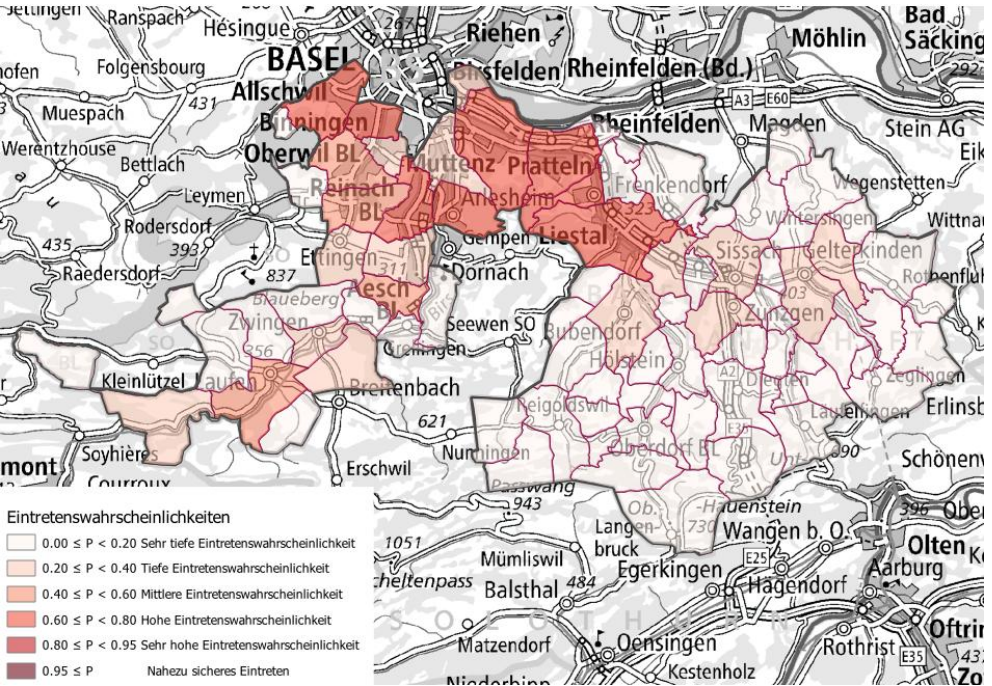


7.6.4 Brand Fahrzeuge (Gesamtgemeinde)

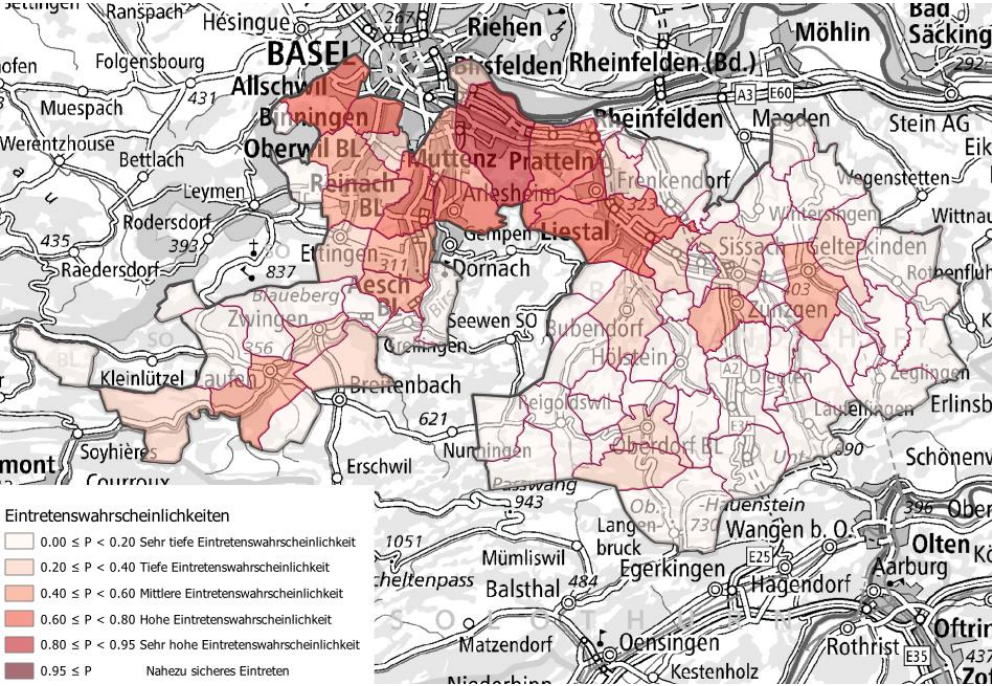
Gesamt



Tagespikettzeit

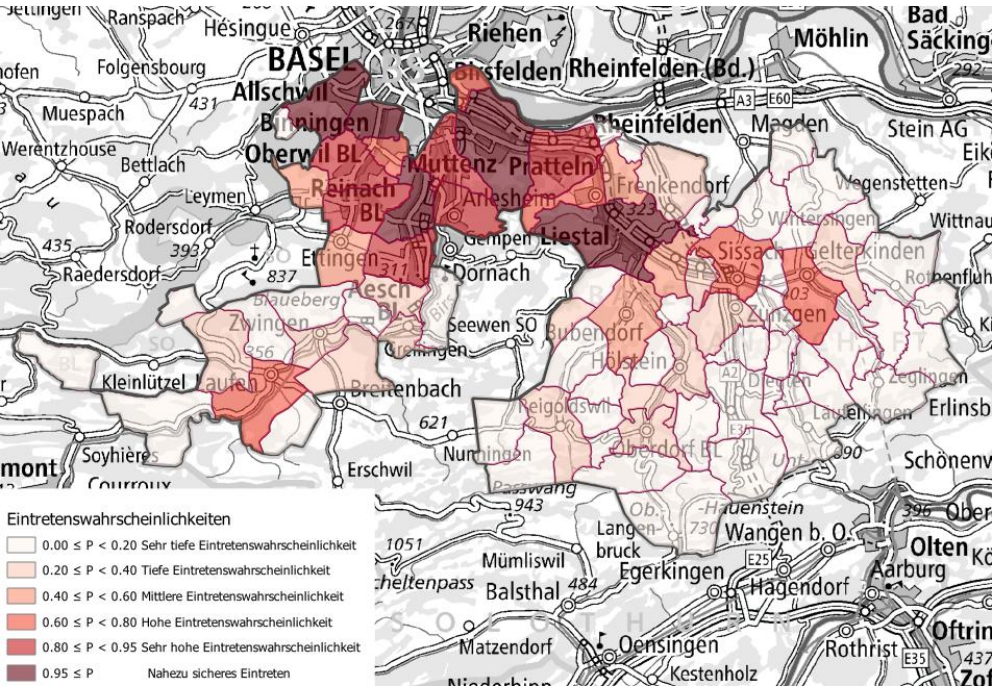


Ausserhalb der Tagespikettzeit

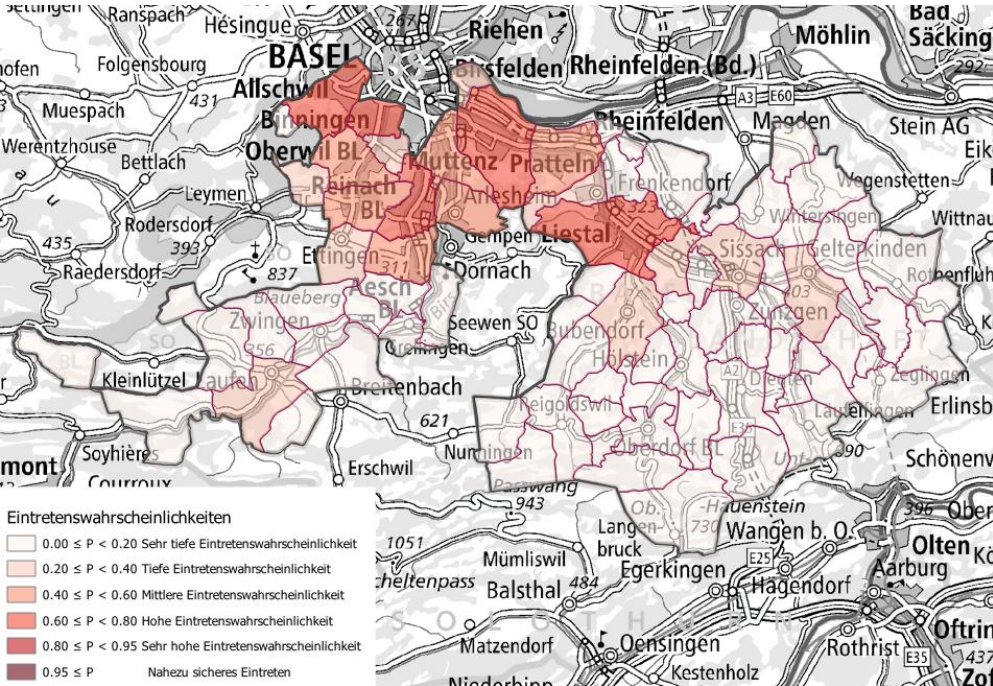


7.6.5 Brand klein (Wohn- und Mischzonen)

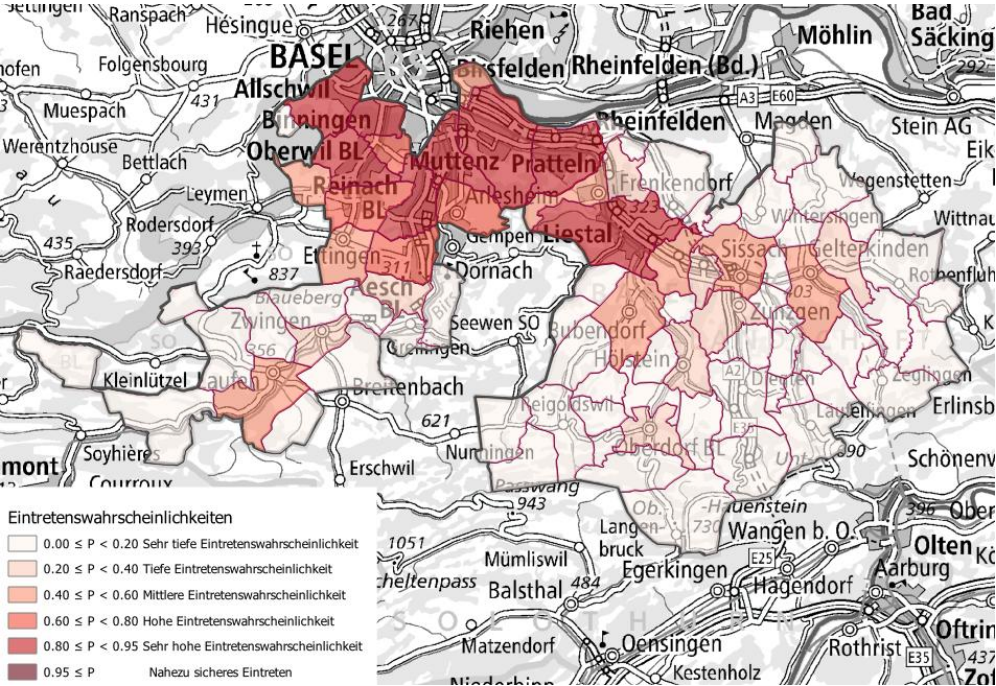
Gesamt



Tagespikettzeit



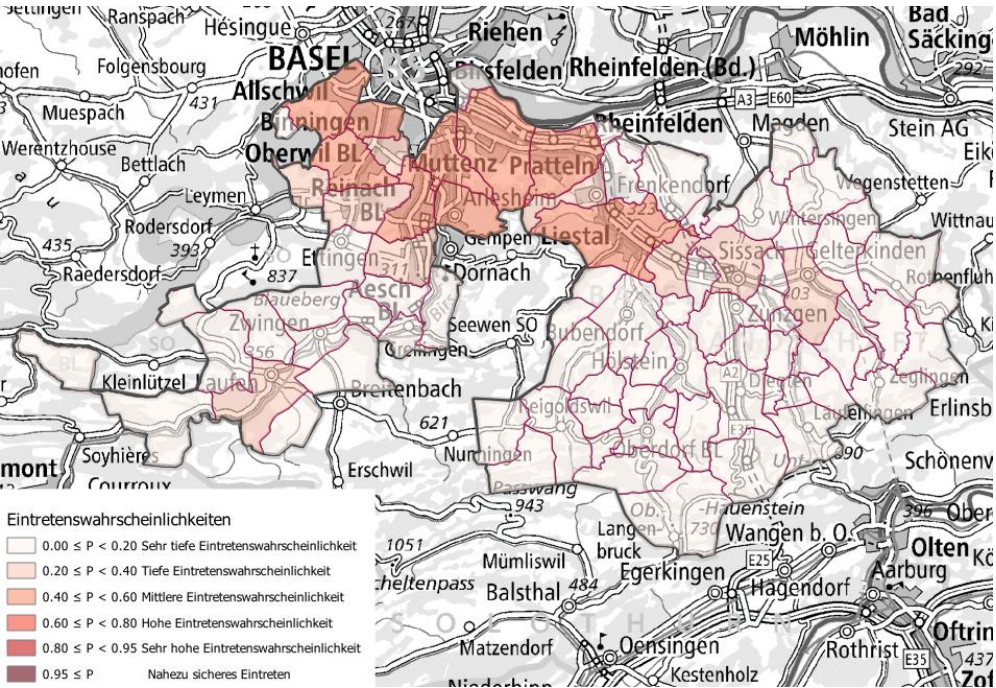
Ausserhalb der Tagespikettzeit



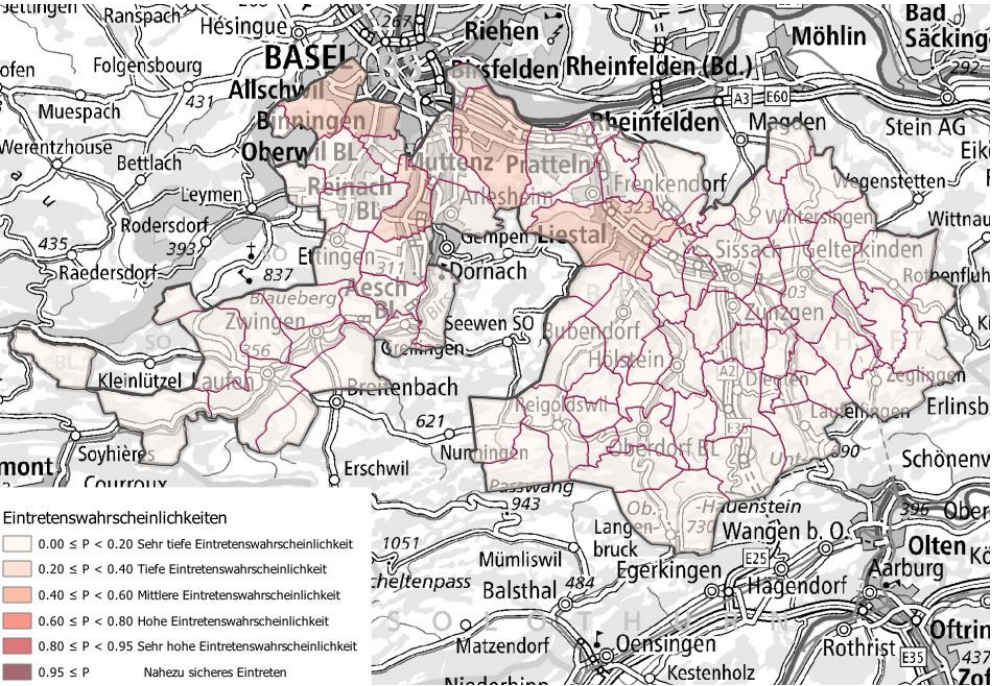
7.6.6 Brand Vegetation

7.6.6.1 Wohn- und Mischzonen

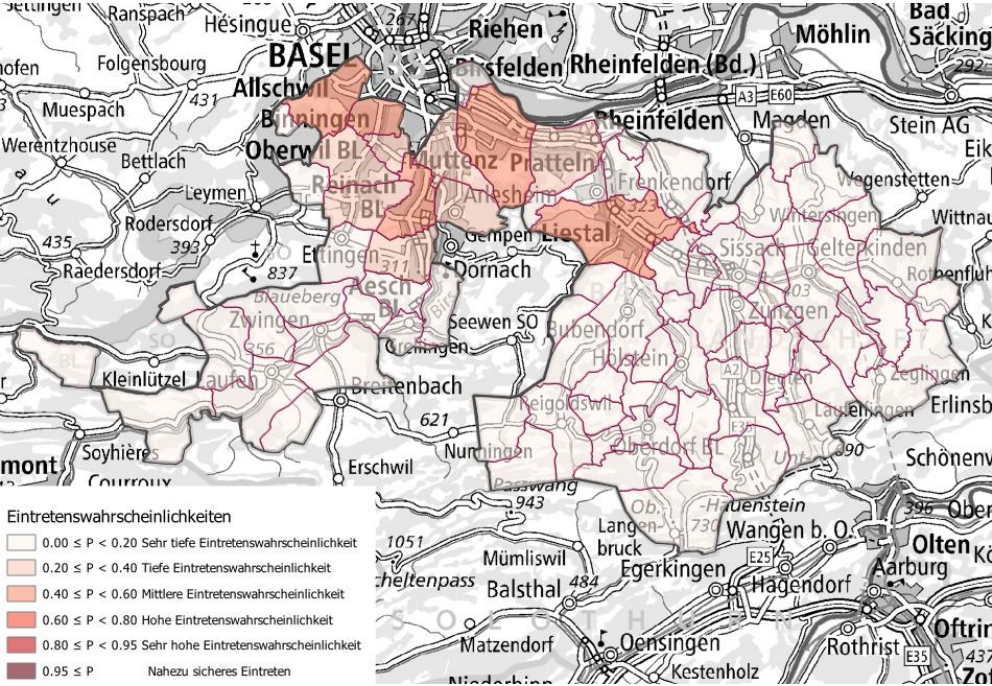
Gesamt



Tagespikettzeit

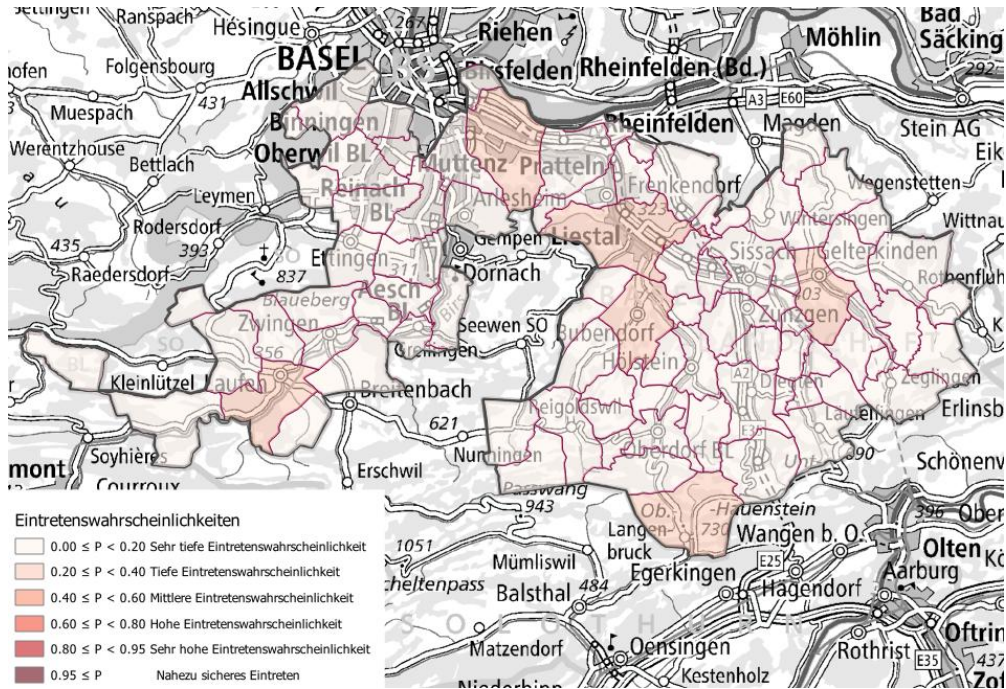


Ausserhalb der Tagespikettzeit



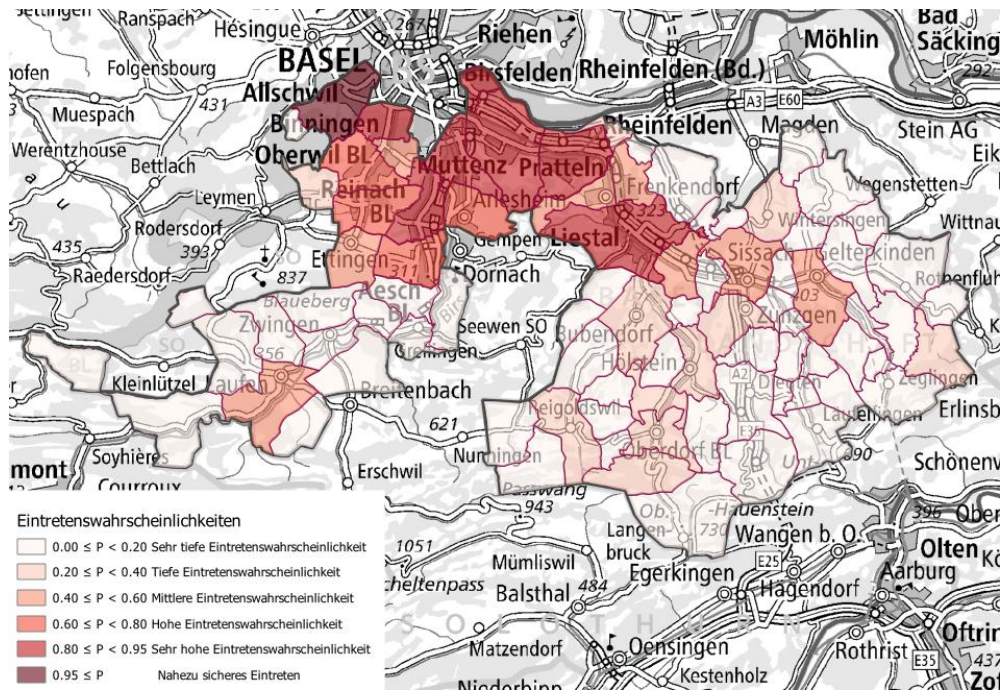
7.6.6.2 Landwirtschaftszonen + Wald

Gesamt

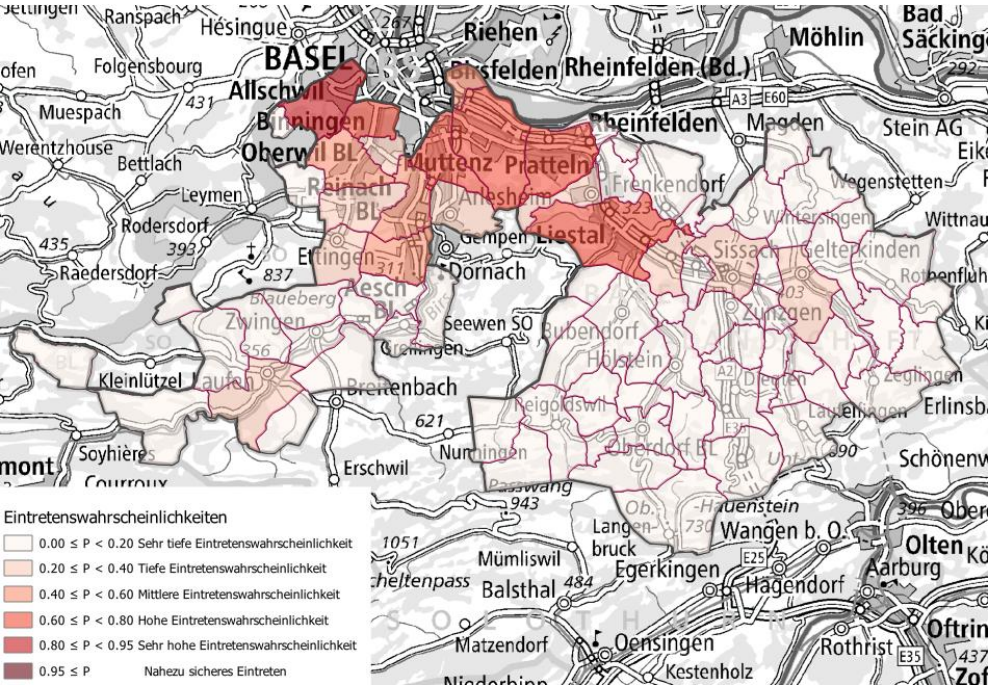


7.6.7 Medizinische Unterstützung (Wohn- und Mischzonen)

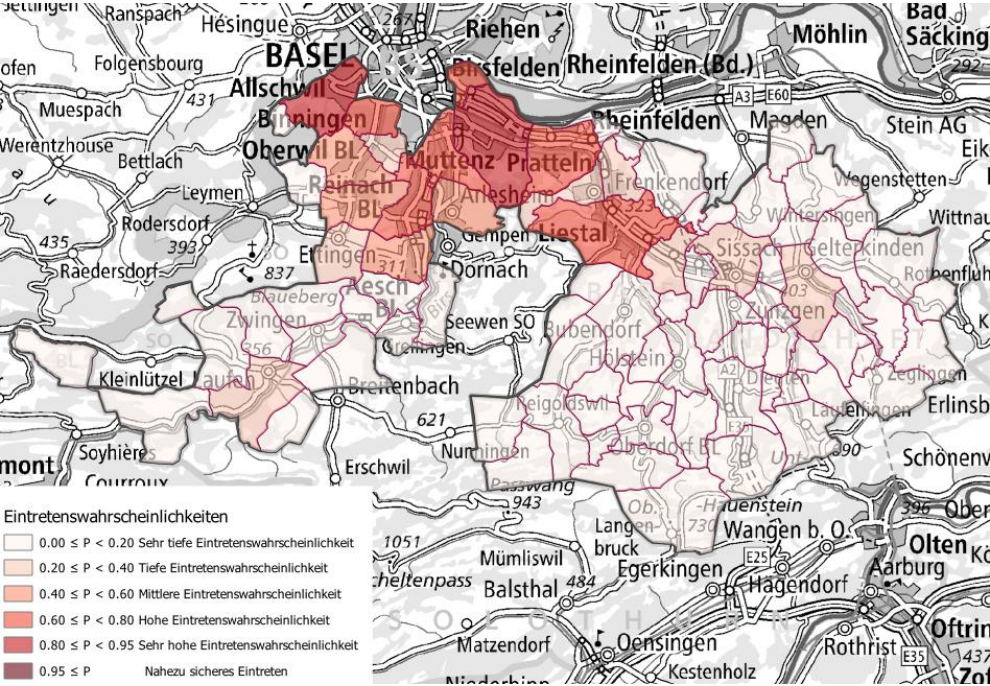
Gesamt



Tagespikettzeit

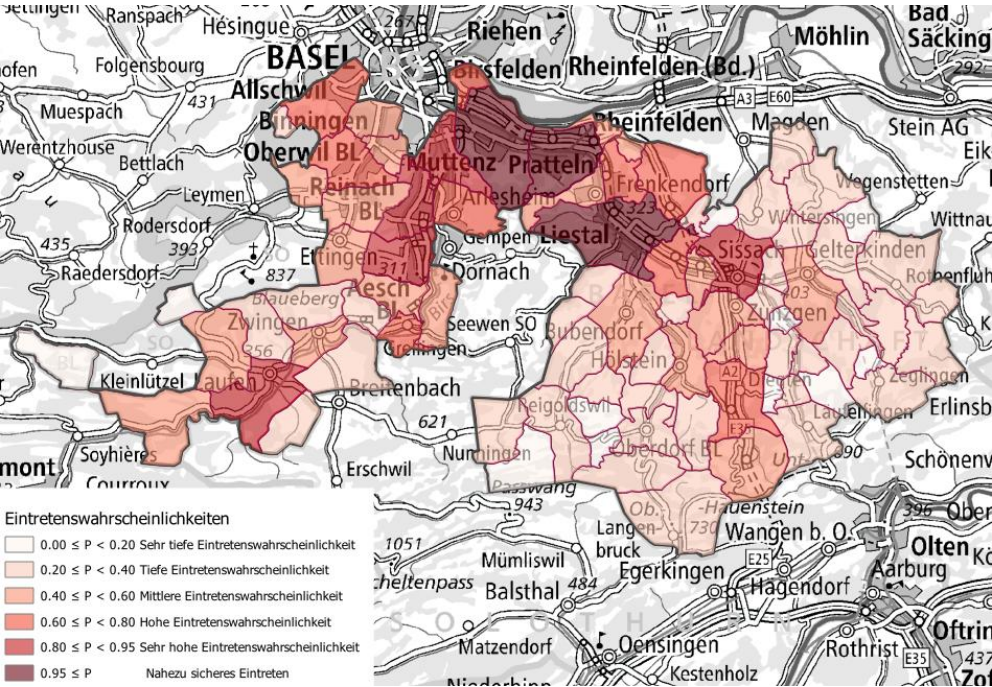


Ausserhalb der Tagespikettzeit

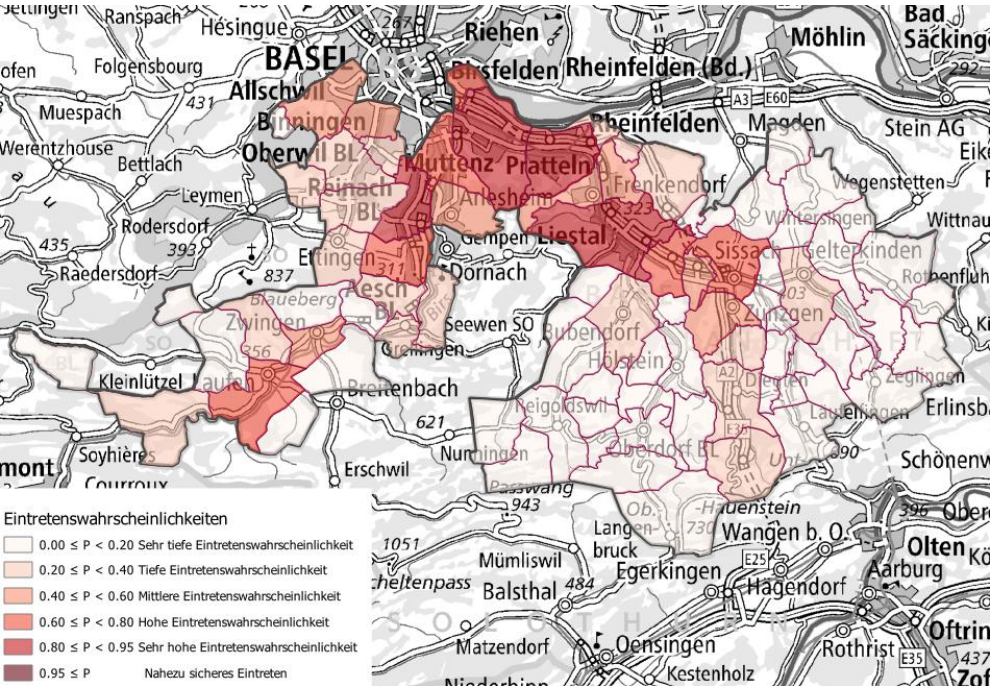


7.6.8 Verkehrsunfall Strasse (Gesamtgemeinde)

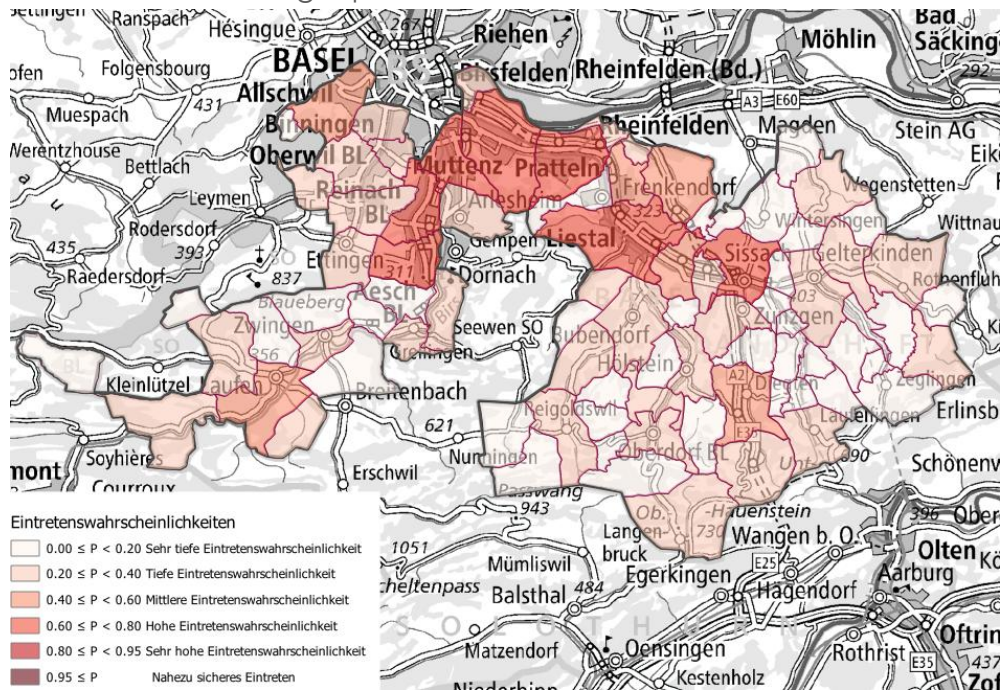
Gesamt



Tagespikettzeit



Ausserhalb der Tagespikettzeit



7.7 Zusammenfassung der Resultate aller Modelle

Ereignis	Modell	Modellwahl	Offset	Prädikatoren
ABC Arbeitszonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Arbeitszonen})$	$\log_1 p(\text{Beschäftigte})$, Störfall-Dummy
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Arbeitszonen})$	$\log_1 p(\text{Beschäftigte})$, Störfall-Dummy
	Ausserhalb der Tagespi- kettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Arbeitszonen})$	$\log_1 p(\text{Beschäftigte})$, Störfall-Dummy
ABC Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Wohn- und Mischzonen})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$, $\log_1 p(\text{Beschäftigte})$
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Wohn- und Mischzonen})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$
	Ausserhalb der Tagespi- kettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Nettofläche Wohn- und Mischzonen})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$
Brand Gesamtgemeinde	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Gemeindefläche})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$, ratio_natur, ratio_ar- beit
	Tagespikettzeit	Poisson	$\log(\text{Gemeindefläche})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$, ratio_natur, ratio_ar- beit

	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	log(Gemeindefläche)	log1p(Einwohner), ratio_natur, ratio_arbeit
Brand Fahrzeuge Gesamtgemeinde	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	log(Gemeindefläche)	log1p(Einwohner), log1p(Kantonsstrassenlänge)
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	log(Gemeindefläche)	log1p(Einwohner), log1p(Kantonsstrassenlänge)
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	log(Gemeindefläche)	log1p(Einwohner), log1p(Kantonsstrassenlänge)
Brand klein Arbeitszonen	Gesamtbetrachtung	Poisson	log(Nettofläche Arbeitszonen)	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Offset-Modell
	Tagespikettzeit	nicht modelliert	-	-
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	nicht modelliert	-	-
Brand klein Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	log(Einwohner)	log1p(Nettofläche Wohn- und Mischzonen)
	Tagespikettzeit	Poisson	log(Einwohner)	log1p(Nettofläche Wohn- und Mischzonen)
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	log(Einwohner)	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Offset-Modell
Brand relevant Arbeitszonen	Gesamtbetrachtung	Poisson	log(Nettofläche Arbeitszonen)	log1p(Beschäftigte)
	Tagespikettzeit	Poisson	log(Nettofläche Arbeitszonen)	log1p(Beschäftigte)
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Poisson	log(Nettofläche Arbeitszonen)	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Offset-Modell

Brand relevant Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Einwohner})$	$\log_1 p(\text{Nettofläche}), \log_1 p(\text{Beschäftigte})$
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Einwohner})$	$\log_1 p(\text{Nettofläche}), \log_1 p(\text{Beschäftigte})$
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Einwohner})$	$\log_1 p(\text{Nettofläche})$
Brand Vegetation Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Poisson	$\log(\text{vegetationsrelevante Fläche})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$
	Tagespikettzeit	Poisson	$\log(\text{vegetationsrelevante Fläche})$	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Off-set-Modell
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Poisson	$\log(\text{vegetationsrelevante Fläche})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$
Brand Vegetation Landwirtschaftszonen und Wald	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Landwirtschaftsfläche} + \text{Waldfläche})$	$\log_1 p(\text{Einwohner})$
Feueralarm Arbeitszonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	$\log_1 p(\text{Gebäudealter})$
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	$\log_1 p(\text{Gebäudealter}), \log_1 p(\text{Beschäftigte})$
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Off-set-Modell
Feueralarm Zonen für öffentliche Nutzung	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	kein zusätzlicher Prädiktor, reines Off-set-Modell
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	kein zusätzlicher Prädiktor reines Off-set-Modell

	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	kein zusätzlicher Prädiktor reines Offset-Modell
Feueralarm Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	Median Gebäudealter, Einwohnerzahl
	Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	Median Gebäudealter, Einwohnerzahl
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	$\log(\text{Anzahl potenzieller Gebäude mit BMA})$	Median Gebäudealter, Einwohnerzahl
Medizinische Unterstützung dringlich Wohn- und Mischzonen	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	$\log(\text{Einwohner})$	$\log_{1p}(\text{Gebäudealter})$
	Tagespikettzeit	Poisson	$\log(\text{Einwohner})$	Anteil 80+, $\log_{1p}(\text{Gebäudealter})$
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Poisson*	$\log(\text{Einwohner})$	$\log_{1p}(\text{Gebäudealter})$
Verkehrsunfall Strasse Gesamtgemeinde	Gesamtbetrachtung	Negativ-Binomial	kein Offset, Modell ohne Offset	$\log_{1p}(\text{Einwohner})$, $\log_{1p}(\text{Autobahnlänge})$, $\log_{1p}(\text{Kantonsstrassenlänge})$
	Tagespikettzeit	Poisson	kein Offset, Modell ohne Offset	$\log_{1p}(\text{Einwohner})$, $\log_{1p}(\text{Autobahnlänge})$
	Ausserhalb der Tagespikettzeit	Negativ-Binomial	kein Offset, Modell ohne Offset	$\log_{1p}(\text{Einwohner})$, $\log_{1p}(\text{Autobahnlänge})$, $\log_{1p}(\text{Kantonsstrassenlänge})$