

**Lokale Temperaturanalyse und Entwicklung eines Frostrisikomodelles im  
Raum Feldbach unter Berücksichtigung von Kaltluftseen und dessen  
Gefahrenpotentiale für den steirischen Obstbau.**

**Masterarbeit**

zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Science

der Studienrichtung Geo-Spatial-Technologies

an der Karl-Franzens-Universität Graz

vorgelegt von

**Manuel Strohmaier, MSc**

am Institut für: Geographie und Raumforschung

BegutachterIn: Schöner, Wolfgang, Univ.-Prof. Dr.rer.nat.

Graz, 2018

## Zusammenfassung

Im Zuge der hier vorliegenden Arbeit wurde eine lokale Temperaturanalyse im Raum Feldbach in Hinsicht auf Spätfrostgefährdungspotentiale für den steirischen Obstbau durchgeführt. Es wurde eine umfassende räumliche Analyse der Temperatur- und Inversionsmuster auf Basis von Einzelstationen sowie auf interpolierten flächenhaften Gitterdaten durchgeführt. Zusätzlich wurde ein räumlich-verteilter hochauflösender Frostrisikoindex entwickelt, um Gunst- bzw. Ungunstlagen im Untersuchungsgebiet zu identifizieren. Der Frostrisikoindex wurde auf Basis der Einzelstationen für einen Grenzwert von  $-3^{\circ}\text{C}$  errechnet und anhand einer statistischen Interpolationsmethode auf das Untersuchungsgebiet flächenhaft, auf eine 10m Auflösung verteilt. Hierzu wurden unterschiedliche statistische Interpolationsverfahren verglichen, wobei die genauesten Ergebnisse anhand einer Regressionsanalyse, unter Verwendung eines generalisierten linearen Modelles, mit anschließendem Kriging der Residuen erzielt werden konnten. Als unabhängige Variablen (Prädiktoren) der Regressionsanalyse dienen zuvor erhobene Inversionsmuster, Winddaten und vor allem topographische Variablen, welche aus dem digitalen Höhenmodell gerechnet wurden, wie zum Beispiel der Topographic Wetness Index, Topographic Dissection Index oder Effective Air Flow Heights und einige weitere, gut mit dem Frostrisiko korrelierenden Variablen. Validiert wurden die Ergebnisse der räumlich-verteilter Frostrisikobewertung anhand einer 10-fach Kreuzvalidierung und zeigen mit einem  $R^2$  von 0,7 eine durchaus zufriedenstellende Prognosegüte des Frostrisikos. Das Miteinbeziehen der topographischen Prädiktoren in die Regressionsanalyse zeigt damit im Vergleich zu einem einfachen Kriging eine Verbesserung des Bestimmtheitsmaßes von 0,55 auf 0,7 und bestätigt sich auch in qualitativer Hinsicht. Verbesserungen und Adaption für weitere Untersuchungsgebiete könnten in weiteren Arbeiten besonders durch die Integration von Satellitendaten und dessen LST's und weiteren topographischen Variablen erzielt werden. Auch eine Verknüpfung der am WegenerNET parametrisierten topographischen Variablen und dem Frostrisikoindex mit Prognosedaten von Wettermodellen, kann zur Verbesserung von Frostrisikoprognosen angedacht werden. Bezogen auf die Wintermonate weist die Gesamtheit der Stationen eine mittlere Inversionshäufigkeit von 60% der Tage auf. Die höchste Inversionsstärke im März/April ist zwischen 03:00 und 05:00 Uhr gegeben sowie das höchste Frostrisiko um 05:00. Mesoskalig befinden sich die Gebiete mit dem höchsten Frostrisiko im westlichen Bereich des Raabtales mitsamt dessen Seitentälern, wobei das geringste Risiko südlich des Gleichenberger Kogels gegeben ist. Als Datengrundlage dienen stündliche Daten im Zeitraum 2007 bis 2017 von rund 150 Wetterstationen und Gitterdatensätze des WegenerNET im Raum Feldbach.

## Abstract

In the course of this masterthesis, a local temperature analysis in the Feldbach area was carried out with regard to late frost risk potentials for Styrian orchards. A comprehensive spatial analysis of the temperature and inversion patterns on the basis of individual stations as well as on interpolated areal grid data was realized. In addition, a spatially distributed high-resolution frost risk index was developed to identify favorable and unfavorable locations in the study area. The frost risk index was calculated on the basis of the individual stations for a limit of  $-3^{\circ}\text{C}$  and spatially distributed over a 10m resolution using a statistical interpolation method. Different statistical interpolation methods were compared, whereby the most accurate results could be obtained by regression analysis, using a generalized linear model followed by kriging of the residuals. As predictors of the regression analysis, previously collected inversion patterns, wind data and all topographical variables which were calculated from the digital elevation model, such as the Topographic Wetness Index, Topographic Dissection Index or Effective Air Flow Heights and others, which are highly correlated with the Frost risk, are used. The results of the spatially distributed frost risk assessment were validated by means of a 10-fold cross-validation and show with a  $R^2$  of 0.7 a quite satisfactory prognosis quality of the Frost risk. The inclusion of the topographical predictors in the regression analysis shows an improvement of the coefficient of determination from 0.55 to 0.7 compared to a simple kriging and is also confirmed in visual, qualitative terms. Improvements and adaptation for further research areas could be achieved in further work, especially through the integration of satellite data (LST's) and other topographical variables. A link between the topographical variables parameterized at the WegenerNET and the frost risk index with forecast data from weather models can also be considered for the improvement of frost risk forecasts. In relation to the winter months, the total number of stations has a mean inversion frequency of 60% of the days. The highest inversion strength in March/April is between 03:00 and 05:00 and the highest risk of frost at 05:00. On Meso-gamma scale, areas with the highest risk of frost are located in the western part of the Raab Valley and its side valleys, with the lowest risk south of the Gleichenberger Kogel. Hourly data in the period 2007 to 2017 from approximately 150 weather stations and grid data sets from the WegenerNET in the Feldbach area serve as data basis.

# Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	10
1.1	Problemstellung und Ziele der Arbeit .....	10
1.2	Grundlagen zu Bodeninversionen und Frostrisiko .....	12
1.2.1	Der Aufbau der Atmosphäre und ihre Grenzschicht.....	12
1.2.2	Kaltluftsee (Cold Air Pools, CAPs).....	14
1.2.3	Lokalklimatische Faktoren von CAPs.....	15
1.2.4	Frost-(risiko) und Spätfrostgefährdung.....	18
1.3	Methoden zur Bestimmung der räumlichen Temperaturverteilung .....	18
1.3.1	Messtechnische Erfassung .....	20
1.3.2	Physikalisch basierte Modellierung.....	22
1.3.3	Räumliche Interpolation von Stationsdaten ((geo)statistische Modellierung) .	24
1.3.4	Numerische Modellierung.....	29
1.3.5	Zusammenschau.....	32
1.4	Methoden zur Bestimmung des Frostrisikos.....	33
1.5	Gewählter Ansatz zur Erfassung von lokaler Temperaturverteilung und Frostrisiko	34
1.5.1	Analyse der Einzelstationen .....	34
1.5.1.1	Inversionsanalyse.....	35
1.5.1.2	Frostrisikoanalyse .....	35
1.5.2	Räumlich verteilte Analyse.....	36
1.5.2.1	Temperatur bzw. Inversionsanalyse anhand der Wegener Gitterdaten ....	36
1.5.2.2	Erstellung eines räumlich-verteilten hochauflösenden Frostrisikoindexes	37
1.5.3	Validierungsansatz .....	43
2	Untersuchungsgebiet und Datengrundlage .....	45
3	Ergebnisse .....	48
3.1	Statistische Analyse der Einzelstationen .....	48
3.1.1	Inversionshäufigkeit an den Einzelstationen .....	48
3.1.2	Entstehungszeitpunkt der Inversionen .....	54

3.1.3	Tageszeitliche Inversionsstärke und Frostrisiko.....	56
3.1.4	Frostrisiko an den Einzelstationen .....	58
3.2	Räumlich verteilte statistische Analyse .....	60
3.2.1	Flächenhafte Temperatur- und Inversionsmuster im wegnerNET .....	60
3.2.2	Geostatistische Interpolationsmethode .....	66
3.2.2.1	Eignungsanalyse der Interpolationsparameter .....	66
3.2.2.2	Analyse unterschiedlicher Kriging Methoden.....	70
3.2.2.3	Validierung und Ergebnisse .....	71
4	Diskussion.....	81
4.1	Temperatur- und Inversionsmuster .....	81
4.2	Frostrisiko .....	82
5	Schlussfolgerung und Ausblick .....	84
6	Literaturverzeichnis.....	87
7	Anhang .....	94

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Räumliche Dimensionen des Klimabegriffs. Quelle: (Gebhardt et al. 2007).....	14
Abbildung 2: Vertikalgliederung der Troposphäre. Quelle: (Gebhardt et al. 2007). .....	14
Abbildung 3: Typische Inversionswetterlage im Winter mit auffälligem Kaltluftsee im Lungauer Becken. Quelle: (Strohmaier 2017). .....	15
Abbildung 4: Windprofil und Temperatur als Funktion der Höhe bei Nacht (a) und bei Tag (b). Quelle: (Whiteman 2000). .....	16
Abbildung 5: Messnetz der WegenerNet Region Feldbach, Steiermark, Österreich. Quelle: (Kirchengast et al. 2014b). .....	47
Abbildung 6: Vergleich der relativen Verteilung der Stationen zur relativen Verteilung der DEM Zellen. Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: DEM (GIS-Steiermark 2018), Stationsdaten (WegenerNet 2018). .....	47
Abbildung 7: Relative Häufigkeit der Stationen nach Lageklasse. 1: Hangbasis, 2: Kuppe, 3: Tal, 4: unterer Hang, 5: mittlerer Hang, 6: oberer Hang Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: (WegenerNet 2018). .....	47
Abbildung 8: Relativer Anteil der Tage mit starker Inversion für alle Stationen unter 310m Seehöhe in %. Der Text über der Signatur definiert die Stationsnummer. Quelle: Eigene Darstellung. ....	51
Abbildung 9: Lineare Regression zwischen Seehöhendifferenz und des Korrelationskoeffizienten der Station 122 zu allen anderen. Der starke lineare Zusammenhang zwischen Zunahme der Seehöhendifferenz und Abnahme der Korrelation zeigt eine starke Abhängigkeit der Temperatur zur Seehöhe. Quelle: Eigene Darstellung. ....	53
Abbildung 10: Die Zunahme der Lufttemperatur mit der Seehöhe deutet auf häufige Inversionswetterlagen hin. Quelle: Eigene Darstellung. ....	53
Abbildung 11: Wahrscheinlicher Zeitpunkt der Inversionsbildung bzw. Auflösung für den Zeitraum März/April für Station 135. Quelle: Eigene Darstellung. ....	55
Abbildung 12: Wahrscheinlicher Zeitpunkt der Inversionsbildung bzw. Auflösung für den Zeitraum März/April für Station 57. Quelle: Eigene Darstellung. ....	55
Abbildung 13: Wahrscheinlichkeit des Risikos für Temperaturen unter $-3^{\circ}\text{C}$ im Zeitraum März/April gemittelt über alle Talstationen. Quelle: Eigene Darstellung. ....	57
Abbildung 14: Mittlerer atmosphärischer Temperaturgradient aller Talstationen. Quelle: Eigene Darstellung. ....	57
Abbildung 15: Frostrisikoindex der Einzelstationen für den Grenzwert $-3^{\circ}\text{C}$ . Quelle: Eigene Darstellung. ....	58

Abbildung 16: Zusammenhang zwischen Seehöhe und Frostrisiko bei einem Grenzwert von -3°C. Der Ausreißer im linken Bereich des Diagrammes zeigt Station 122, der im rechten mit dem Index 5 die Station 7. ....	59
Abbildung 17: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 00:00 bis 24:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle. Eigene Darstellung. ....	62
Abbildung 18: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 04:00 bis 10:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle. Eigene Darstellung. ....	62
Abbildung 19: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 11:00 bis 16:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle. Eigene Darstellung. ....	63
Abbildung 20: Mittlere monatliche Anzahl von Inversionstagen bezogen auf die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung. ....	63
Abbildung 21: Mittlere monatliche Anzahl von starken Inversionstagen bezogen auf die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung. ....	64
Abbildung 22: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung. ....	64
Abbildung 23: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung. ....	65
Abbildung 24: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit starker Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung. ....	65
Abbildung 25: Zusammenhang zwischen minimaler Tagestemperatur und dem Frostrisiko für den Grenzwert -2°C. Der auffällige Beobachtungspunkt im linken oberen Eck stellt Station 7 dar. Quelle: Eigene Darstellung. ....	66
Abbildung 26: Zusammenhang von starken Inversionstagen und Frostrisiko für den Grenzwert -3°C in der Periode November bis März. Erhöht sich die Anzahl der Inversionstage so steigt auch das Frostrisiko. Quelle: Eigene Darstellung. ....	67
Abbildung 27: Zusammenhang von starken Inversionstagen und Frostrisiko für den Grenzwert -3°C in der Periode März/April. Quelle: Eigene Darstellung. ....	67
Abbildung 28: Die Stichproben stammen hier direkt aus den Beobachtungsdaten der 14 Stationen. Quelle: Eigene Darstellung. ....	68
Abbildung 29: Hier wurden die Stichproben aus dem interpolierten Gitterdatensatz des wegner.net extrahiert. Quelle: Eigene Darstellung. ....	68
Abbildung 30: Korrelationsmatrix der unabhängigen Variablen: Seehöhe [elev], Einzugsgebiet (ca), Saga Topographic Wetness Index (stwi), Hang (slo), LS Faktor (ls_f), Topographic	

Wetness Index mit Einzugsgebiet (twica), Topographic Wetness Index (twi), Wind Effekt (w\_e, Effective Air Flow Height (eff\_a), Sky View Faktor (svf), Direkte Sonneneinstrahlung (dir\_i), Diffuse Sonneneinstrahlung (diff\_i), Sonnenscheindauer (dur\_i), Analytical Hillshading (ah), Taltiefe (vd), Morphometrische Eigenschaften (morph). Die abhängige Variable des Frostrisikos ist mit „fr“ gekennzeichnet. Quelle: Eigene Darstellung. .... 69

Abbildung 31: Semivariogramm der GLM Residuen. Deutlich zu erkennen ist der Ausreißer im linken, oberen Eck des Diagrammes. Quelle: Eigene Darstellung. .... 71

Abbildung 32: Frostrisikokarte der wegenerNET Region. Quelle: Eigene Darstellung. .... 75

Abbildung 33: Zusammenhang von minimaler Lufttemperatur (°C) und Frostrisiko für das Spätfrostereignis am 29.04.2016. Quelle: Eigene Darstellung. .... 75

Abbildung 34: Zusammenhang von minimaler Lufttemperatur (°C) und Frostrisiko für das Spätfrostereignis am 21.04.2017. Quelle: Eigene Darstellung. .... 75

Abbildung 35: Räumliche Darstellung der Kriging Qualität anhand der Varianz. Quelle: Eigene Darstellung. .... 76

Abbildung 36: Tal bei Edelbach bei Feldbach. Quelle: Eigene Darstellung. .... 77

Abbildung 37: Täler südlich des Gleichenberger Kogels. Quelle: Eigene Darstellung. .... 78

Abbildung 38: Mühldorfer-Steinbruch am Steinberg. Alle geeigneten Variablen wurden in das Kriging miteinbezogen. Quelle: Eigene Darstellung. .... 79

Abbildung 39: Hier wurde lediglich die Seehöhe als Prädiktor herangezogen. Quelle: Eigene Darstellung. .... 79

Abbildung 40: Im Modell wurde auf eine ausreichend hohe räumliche Auflösung geachtet. Quelle: Eigene Darstellung. .... 80

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Korrelationskoeffizient (R) und atmosphärischer Temperaturgradient ( $\Gamma$ ) der sechs Stationen mit dem geringsten R. Quelle: Eigene Darstellung.....	52
Tabelle 2: Temperaturmittel für die Stationsgruppen Tal, Hang, Berg und dessen mittlerer atmosphärischer Temperaturgradient für Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion. Bei keiner Inversion liegt $\Gamma$ mit $-0,58\text{K}/100\text{m}$ ziemlich nahe am atmosphärischen Temperaturgradienten der Standardatmosphäre mit $-0,65/100\text{m}$ . Quelle: Eigene Darstellung. ....	52
Tabelle 3: Korrelationskoeffizient (R) der Stationen untereinander in den Stationsgruppen Tal, Hang und Berg für Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion. Quelle: Eigene Darstellung. ....	52
Tabelle 4: Relativer Anteil der Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion per Station in %. Der fettgedruckte Wert gibt den Maximalwert der jeweiligen Spalte an. Die Tabelle zeigt ausschließlich die 3 Stationen mit den meisten bzw. mit den wenigsten Inversionstagen. Die vollständige Tabelle ist dem Anhang (Tabelle 8) zu entnehmen. Quelle: Eigene Darstellung.....	53
Tabelle 5: Drei Stationen mit dem höchsten bzw. niedrigsten Frostrisiko. Die vollständige Tabelle ist dem Anhang (Tabelle 9) zu entnehmen. Quelle: Eigene Darstellung.....	59
Tabelle 6: Vergleich der unterschiedlichen Kriging Methoden anhand einer 10-fach Kreuzvalidierung. STD-K steht für die Standardabweichung aller zehn K-Werte. Quelle: Eigene Darstellung.....	70
Tabelle 7: Statistische Gütekennzahlen der RK Interpolation. Quelle: Eigene Darstellung....	73
Tabelle 8: Relativer Anteil der Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion per Station in %. Der fettgedruckte Wert gibt den Maximalwert der jeweiligen Spalte an. Quelle: Eigene Darstellung. ....	94
Tabelle 9: Stationen mit Frostrisiko und Seehöhe. Quelle: Eigene Darstellung .....	94
Tabelle 10: Stationen mit Frostrisiko (Fr) und Seehöhe (Elev). Quelle: Eigene Darstellung....	95

## Akronyme und Begriffsdefinitionen

CAP	<i>Cold Air Pool</i> , Kaltluftsee
DEM	<i>Digital Elevation Model</i> , <i>Digitales Höhenmodell</i>
GAM	Generalized Additive Model
GLM	Generalized Linear Model
IWD	<i>Inverse Distance Weighting</i> , Inverse Distanzwichtung
MAE	<i>Mean Absolute Error</i> , Mittlerer absoluter Fehler
MSE	<i>Mean squared error</i> , Mittlere quadratische Abweichung
nDSM	<i>Normalised Digital Surface Model</i> , Normalisiertes digitales Oberflächenmodell
OK	Ordinary Kriging
PCA	<i>Principal Component Analysis</i> , Hauptkomponentenanalyse
R	Korrelationskoeffizient
R <sup>2</sup>	Bestimmtheitsmaß
RCM	<i>Regional Climate Model</i> , regionales Klimamodell
RF	Random Forest
RMSE	root-mean-square error
SSR	<i>Residual sum of squares</i> , Residuenquadratsumme
SST	<i>Total sum of squares</i> , Gesamte Abweichungsquadratsumme
ÖKS15	Österreichische Klima Szenarien
WRF	Weather Research and Forecasting Model

## Abkürzungsverzeichnis

$\Gamma$	Atmosphärischer Temperaturgradient pro 100m	K
$T$	Lufttemperatur, Tagesmittel der Lufttemperatur	°C
$T_c$	Grenztemperatur bezüglich Frost	°C
$T_{max}$	Tagesmaximum der Lufttemperatur	°C
$T_{min}$	Tagesminimum der Lufttemperatur	°C
$FR$	Frostrisikoindex	

# 1 Einleitung

## 1.1 Problemstellung und Ziele der Arbeit

Spätfrostschäden beschäftigen die Landwirtschaft in Österreich, insbesondere der Steiermark, seit jeher und stellen daher einen relevanten Forschungsbereich dar. Obwohl es auch in der Vergangenheit wie 1978 und 1985 markante Spätfrostereignisse gab, nach welchen die meisten, noch heute bestehenden Frostberechnungsanlagen errichtet wurden, kommt es Klimawandel bedingt immer häufiger zu problematischen Spätfrösten mit enormem Zerstörungspotential, wie 2012, 2016 oder auch 2017 bestätigten. Dieser Trend wird durch den Klimawandel begünstigt und könnte sich im Laufe der nächsten Jahrzehnte verstärken, da durch höhere Wintertemperaturen die Pflanzen immer früher auszutreiben beginnen und daher für Spätfröste gefährdeter sind. Konträr zum Trend der generellen Erwärmung der Jahresmitteltemperaturen gibt es kaum ein Indiz, dass Spätfröste weniger werden, sondern könnten sich durch häufigere meridionale Zirkulationsmuster in den Frühlingsmonaten sogar häufen (Kretschmer et al. 2018). Dies stellt einen weiteren Faktor dar, welcher es zukünftig nötig macht, Spätfrostereignisse besser abzuschätzen, um folglich geeignete Schutzmaßnahmen treffen zu können. Damit Schutzmaßnahmen aber sinnvoll gesetzt werden können, bedarf es einer genauen Analyse der Risikofaktoren und deren räumlicher Verteilung, die einen wichtigen Parameter zur richtigen Standortwahl eines Betriebes darstellt. Denn keine gegenwärtige Methode zur Abwehr witterungsbedingter Gefahren kann die Nachteile eines ungeeigneten Standortes aufheben (Steinbauer und Rühmer 2018). Daher stellen räumlich hochauflösende Frostrisikoanalysen einen Grundpfeiler im Klimarisikomanagement zur Spätfrostbekämpfung dar. Deshalb sollen im Zuge dieser Arbeit Methoden entwickelt werden, die zur Analyse charakteristischer Temperaturmuster und zur Bewertung des Frostrisikos in typischen Obst und Weinbaugebieten, dienen. Die Forschungsfrage definiert sich daher wie folgt:

*„Welche typischen räumlichen Temperaturmuster in ihrer horizontalen, sowie vertikalen Auflösung, charakterisieren südsteirische Obst- und Weinbaugebiete und wo ist das Frostrisiko am höchsten?“*

Zur Beantwortung dieser Fragestellung wird daher im Untersuchungsgebiet des wegenerNET, welches rund 150 Wetterstationen der letzten 10 Jahre in halbstündlicher Auflösung beinhaltet, eine statistische Analyse des horizontalen Temperaturmusters, des vertikalen Temperaturmusters in besonderer Hinsicht auf Inversionen bzw. Kaltluftseen und

die Entwicklung eines räumlich verteilten Frostrisikoindex angestrebt. Da in der Steiermark Spätfrostschäden vor allem durch Strahlungsfröste verursacht werden (Lazar und Podesser 2018), stehen bei der Analyse autochthone Wetterverhältnisse, die zum Beispiel zu ausgeprägten Inversionen führen können, sowie durch das Relief beeinflusste Klimafaktoren im Vordergrund. Diese Arbeit hat zum einen das Ziel, die Temperaturmuster im wegernerNET darzustellen und zum anderen, eine durch gründliche Literaturrecherche und dem Studium von gegenwärtigen Methoden adäquate Methode, zur räumlich-hochauflösenden Identifikation von Frostrisikogebieten, zu entwickeln.

Kapitel 1 beschäftigt sich mit der Problemstellung und den Zielen der Arbeit, sowie den theoretischen, meteorologischen Rahmenbedingungen, welche vor allem bei autochthonen Wetterverhältnissen bezüglich Kaltluftseen (CAP's), Inversionen und Lokalwindsystemen wichtig sind. Zudem wird eine kurze Einführung zu Spätfrost in Zusammenhang mit dem Obst- und Weinbau geboten. Auch gegenwärtige Methoden zur Beantwortung der Fragestellung werden vorgestellt (Literaturrecherche) und die in der Arbeit verwendeten Methoden zur Erstellung des räumlich-verteilten Frostrisikoindex, aufgezeigt. In Kapitel 2 wird das Untersuchungsgebiet samt Datensatz und dessen Möglichkeiten veranschaulicht und diskutiert. Kapitel 3 präsentiert die Ergebnisse der Auswertung der Temperatur- und Inversionsmuster bzw. des Frostrisikos im Untersuchungsgebiet, für alle Einzelstationen, sowie auf räumlicher Ebene. Dieses Kapitel beinhaltet zudem die Validierung des erstellten Frostrisikomodelles. Die Ergebnisdiskussion findet in Kapitel 4 statt, bevor in Kapitel 5 letztendlich alle Ergebnisse nochmals zusammenfassend resümiert werden und ein Ausblick mit weiteren Forschungsfragen und Verbesserungsvorschlägen geboten wird.

## **1.2 Grundlagen zu Bodeninversionen und Frostrisiko**

In diesem einführenden Kapitel sollen die theoretischen, meteorologischen Grundlagen zur Genese und Formation von Kaltluftseen bzw. dessen atmosphärischen Rahmenbedingungen näher erläutert werden. Das Kapitel beschäftigt sich, neben den allgemeinen Grundlagen zum Aufbau der Atmosphäre und dessen CAP relevanten Grenzschichten, mit den lokalklimatischen Faktoren wie Topographie, Strahlungsbilanzen und lokalen Windsystemen, welche für die Ausbildung von Kaltluftseen Relevanz besitzen. Diese theoretische Grundlage soll keine ausufernde Erläuterung aller atmosphärischen Prozesse darstellen, sondern lediglich auf die für Kaltluftseen relevanten Parameter und Faktoren eingehen.

### **1.2.1 Der Aufbau der Atmosphäre und ihre Grenzschicht**

Aus klimatologischer Sicht werden die Stockwerke bzw. Schichten der Atmosphäre über den vertikalen Temperaturverlauf mit zunehmender Seehöhe definiert (Kraus 2004). Von oben nach unten gereiht, besteht die Atmosphäre aus den Stockwerken der Exosphäre, Thermosphäre, Mesosphäre, Stratosphäre und Troposphäre, wobei letztere die relevante Schicht für Wetterprozesse darstellt. Mit einer vertikalen Mächtigkeit von 6 bis 8 km über den Polen und 16 bis 17 km über dem Äquator ist sie gekennzeichnet durch eine mit der Seehöhe abnehmenden Temperatur, starke Durchmischung und Wolken- und Niederschlagsbildung (Kraus 2004). Die darüber liegenden Schichten spielen für lokalklimatisch relevante Wetterprozesse eher eine laterale Rolle. Die Troposphäre wiederum kann weiter in eine laminare Unterschicht, bodennahe Grenzschicht (Geiger-Schicht), bodennahe Hindernisschicht (Prandtl-Schicht), planetarische Grenzschicht (Reibungsschicht) und die freie Atmosphäre eingeteilt werden (vgl. Abbildung 2). Die laminare Unterschicht bewegt sich in einer Größenordnung von wenigen Millimetern bis einigen Zentimetern und beschreibt zum Beispiel Prozesse wie sie in niedriger Vegetation (Kleingräser) vorkommen. Die Geiger-Schicht, welche sich bis auf 2m und somit unterhalb der standardisierten meteorologischen Messhöhe erstreckt, ist stark durch die Nähe zum Untergrund und kleinräumigen klimatologischen Prozessen (Mikroklima) geprägt (Könneker 2018). Die darüber liegenden Prandtl- und Ekman-Schicht nehmen in Bezug auf Lokalwindsysteme und CAP's eine besondere Stellung ein. Die Prandtl-Schicht ist gekennzeichnet durch einen deutlichen Einfluss der Oberflächenrauigkeit und thermischen Schichtung auf die Windrichtung und einem logarithmischen Windprofil (Gebhardt 2018). An der Obergrenze der Prandtl-Schicht ist der Betrag der Windgeschwindigkeit bereits bei 70 bis 80% der reibungsfreien Strömung. Der geostrophische Wind wird jedoch erst am Oberrand der Ekman-Schicht, also am Übergang zur freien Atmosphäre, erreicht. Innerhalb der Ekman-Schicht findet, durch die Abnahme des Oberflächeneinflusses, eine Drehung des

Bodenwindes, welcher meist in einer Richtung von  $30^\circ$  zu den Isobaren weht, hin zum geostrophischen, Isobaren parallelen Wind statt. Zudem unterliegen der Wind und die atmosphärische Schichtung innerhalb der planetarischen Grenzschicht einem Tagesgang. In der Nacht, bedingt durch die Ausstrahlung und dessen negativer Energiebilanz, kommt es dabei zu einer thermisch stabilen Schichtung und folglich zur Ausbildung einer Bodeninversion, die im Laufe der Nacht stärker wird. Am Tag erfolgt dann durch die Sonneneinstrahlung eine allmähliche Anhebung der Bodeninversion bis hin zu dessen Auflösung von unten her (Oberth 2010). Diese Bodeninversionen, welche vor allem bei ausstrahlungsstarken Wetterlagen in topographisch begünstigtem Gelände auftreten, stellen bei Spätfrösten neben advektiv herbeigeführten Frösten eine besondere Gefahr dar und stehen deshalb im Fokus dieser Forschungsarbeit.

Hinsichtlich der horizontalen Ausdehnung atmosphärischer Prozesse lässt sich eine Definition anhand der Temperatur oder Schichtung nicht bewerkstelligen und deshalb finden sich in der Literatur unterschiedliche Einteilungen, welche zum Teil nach typischen klimatologischen Mustern und Prozessen (vgl. Gebhardt et al. 2007) oder durch rein räumliche und zeitliche Skalen definiert werden (vgl. Geiger et al. 1995). Grundlegend kann zwischen Makroklima, Mesoklima und Mikroklima unterschieden werden (vgl. Abbildung 1), wobei bei Gebhardt et al. (2007) der Begriff lokal in die Kategorie Mikroklima fällt und bei Geiger et al. (1995) eine eigene Kategorie für das Lokalklima eingeführt wurde, welche auch einer größeren räumlichen Dimension entspricht. Der Bereich, welcher für die Entwicklung von Kaltluftseen von Relevanz ist, erstreckt sich vom oberen mikroklimatischen bis hin zum mittleren mesoklimatischen Bereich. Obwohl auch das Makroklima und dessen allgemeine Zirkulation mitsamt den Wetterlagen überhaupt erst der Grundstein zur Bildung von Inversionen führen, spielt dieser Faktor aber bei der Beantwortung der Forschungsfrage weniger eine Rolle.

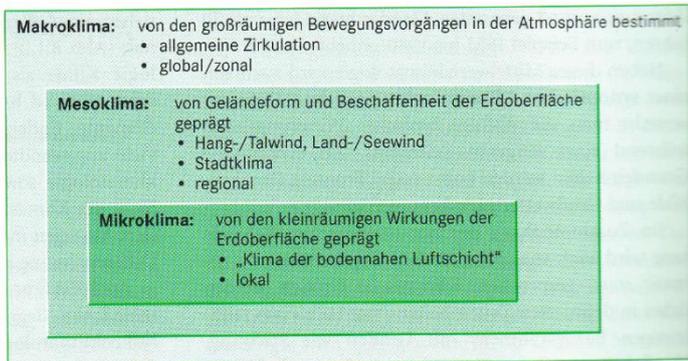


Abbildung 1: Räumliche Dimensionen des Klimabegriffs. Quelle: (Gebhardt et al. 2007).

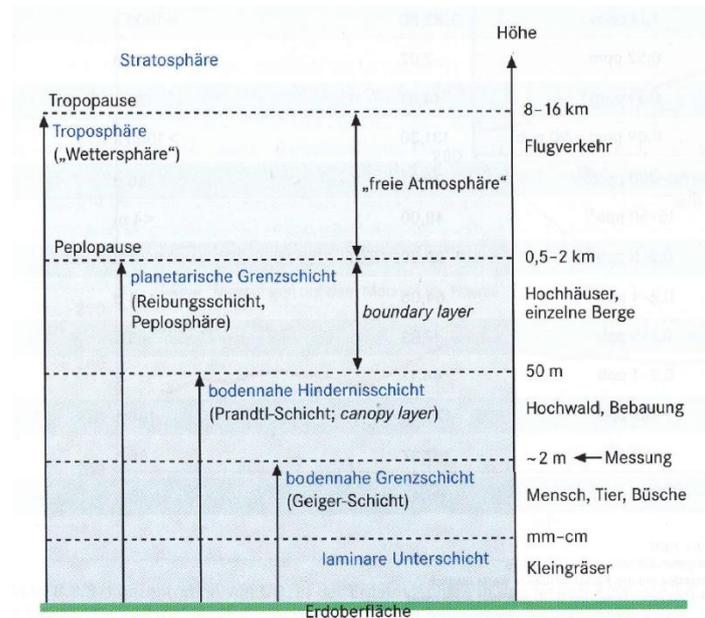


Abbildung 2: Vertikalgliederung der Troposphäre. Quelle: (Gebhardt et al. 2007).

### 1.2.2 Kaltluftsee (Cold Air Pools, CAPs)

Neben advektiven Frösten besteht bei stabilen ausstrahlungsintensiven Wetterlagen für Obstkulturen auch eine Gefahr von Strahlungsfrösten und dessen Begleiterscheinung, der Kaltluftseen. Bei einem Kaltluftsee kommt es zu einer Ansammlung von kälterer und deshalb dichter Luft in einem Tal oder Senke, wobei die Kaltluft direkt durch Ausstrahlung entstehen kann, oder durch benachbarte Hänge herbeigeführt wird (Könneker 2018). Die Frostgefahr in solchen Gebieten ist damit deutlich erhöht. Kühlt die Luftsäule über der Erdoberfläche in der Nacht durch eine negative Strahlungsbilanz aus, so sinkt die dichtere, kühlere Luft in tiefere Gebiete ab und wird durch die relative wärmere Luft überlagert, was zu der Ausbildung einer Inversion führt (Gubser 2006). Bei stabilen Hochdruckwetterlagen kommt es daher zu einer Abkoppelung des Kaltluftsees zur darüber liegenden Atmosphäre, bis die vertikale Durchmischung stark genug ist und den CAP auflöst. Faktoren, welche sich als fördernd für die Ausbildung von CAP's herausstellten, sind u.a. eine stabile Hochdruckwetterlage mit kalter, trockener Luftmasse, wenig Bewölkung, schwach ausgeprägte Höhenwinde, Schneedecke, große Seehöhe, hoher Sky-View-Faktor (Dorninger 2016). Von der zeitlichen Dauer des CAP's abhängig, kann in tageszyklische und persistente Kaltluftseen unterteilt werden (Lareau et al. 2013). Kürzer andauernde, tageszyklische CAP's entstehen in der Nacht und lösen sich am Folgetag auf. Sie entstehen meist durch Ausstrahlung und bilden häufig eine Bodeninversion aus, die im Laufe der Nacht an Mächtigkeit gewinnt. Persistente CAP's sind komplexer und entstehen durch verschiedene

atmosphärische Prozesse, wie differentiellen Temperaturadvektionen, radiative-, turbulente- und Wolkenbildungs-Prozesse (Lareau et al. 2013).

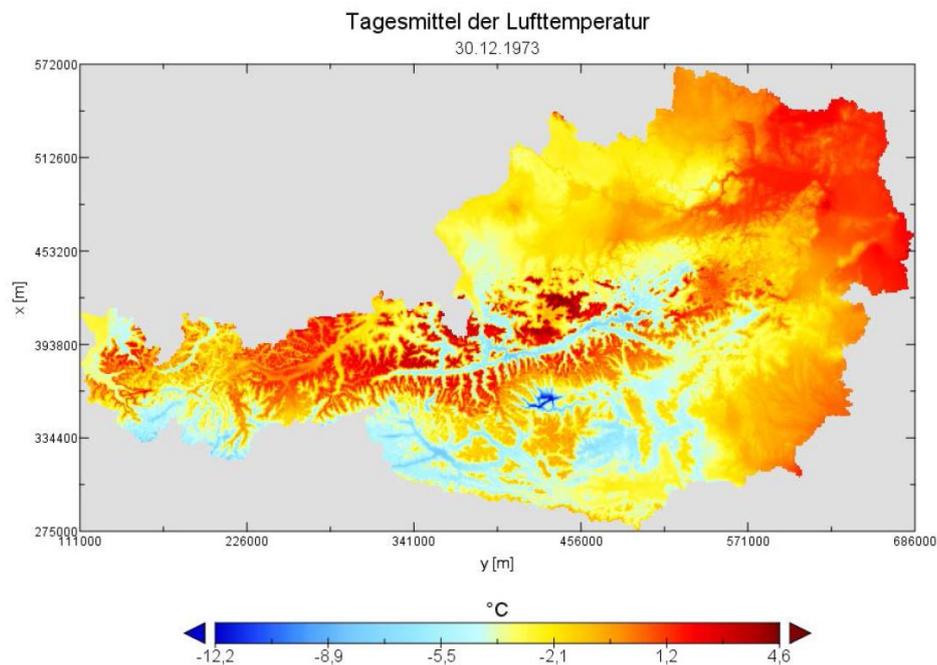


Abbildung 3: Typische Inversionswetterlage im Winter mit auffälligem Kaltluftsee im Lungauer Becken. Quelle: (Strohmaier 2017).

### 1.2.3 Lokalklimatische Faktoren von CAPs

Die Genese und Formation von Kaltluftseen findet hauptsächlich auf mikro- bis mesoklimatischer Ebene statt und wird durch Topographie, negativer Strahlungsbilanz, Lokalwindsystemen und vertikalem Durchmischungsvermögen beeinflusst. Diese genannten Faktoren sind nicht geschlossen zu betrachten sondern stehen in Wechselwirkung miteinander. So hängen Lokalwindsysteme und Durchmischungsvermögen von der Topographie und Strahlungsbilanz ab und das Durchmischungsvermögen wiederum von der (Groß-)Wetterlage. Auf laterale Einflussfaktoren wie Luftdruck, Luftfeuchtigkeit und Großwetterlage soll in diesem Kapitel nicht genauer eingegangen werden.

Einflüsse der Topographie auf CAP's ergeben sich zum einen aus größerskaligen Effekten von Lokalwindsystemen und Strahlungsbilanzen und zum anderen aus kleinere skaligen Effekten von Kaltluftabflüssen nahe der Erdoberfläche. Gibt es in der Literatur nicht immer Einigkeit über die Differenzierung von Hangabwinden und Kaltluftabflüssen (vgl. Oberth 2010), so wird in dieser Arbeit der Begriff Hangabwind vom Begriff Kaltluftabfluss unterschieden. Der Kaltluftabfluss wird demnach vom Hangabwind in seiner Mächtigkeit

unterschieden und beschreibt kleinräumige, pulsierende Luftbewegungen in direkter Bodennähe mit maximalen Geschwindigkeiten unter  $1\text{ms}^{-1}$ , wobei der Hangabwind durch eine deutlich stärkere Mächtigkeit (5 - 40m, abhängig von der Länge und Neigung des Hanges (vgl. Whiteman 2000) und höherer Windgeschwindigkeit ( $1 - 5\text{ms}^{-1}$ , Whiteman 2000) definiert wird, wobei die maximalen Windgeschwindigkeiten aufgrund des abbremsenden Faktors der Bodenrauigkeit in 1 bis 4m auftreten (vgl. Abbildung 4) und mit weiterer Seehöhe aufgrund von Überlagerungen von talachsenparallelen Winden wieder abnehmen (Oberth 2010). In der englischsprachigen Literatur werden für den Kaltluftabfluss meist die Begriffe „Cold-air-drainage“, „Drainage wind“ oder „Gravity wind“ verwendet. Diese Winde, welche durch Differenzen der Energiebilanz bzw. der Temperatur zwischen Hang beeinflusster Atmosphäre und unbeeinflusster Atmosphäre hervorgerufen werden, reagieren empfindlich gegenüber räumlichen Schwankungen der Energiebilanz und kleinskaligen Eigenschaften der Erdoberfläche und werden durch mechanische Hindernisse wie Gebüsch, Bäume, Wälle, Mulden, Gebäude beeinflusst (Whiteman 2000). Die Mächtigkeit ist von der Kaltluftproduktion pro Flächeneinheit abhängig, welche neben der Länge und Neigung des Hanges vor allem durch die Oberflächenbeschaffenheit und dessen Energiebilanz bestimmt wird (Oberth 2010). Diese mikroklimatischen Winde gehen folglich über in das lokalklimatische Talwindssystem und weiter in das Regionalwindssystem und werden maßgeblich von der oberflächlichen Energiebilanz und lateral vom Luftdruck beeinflusst.

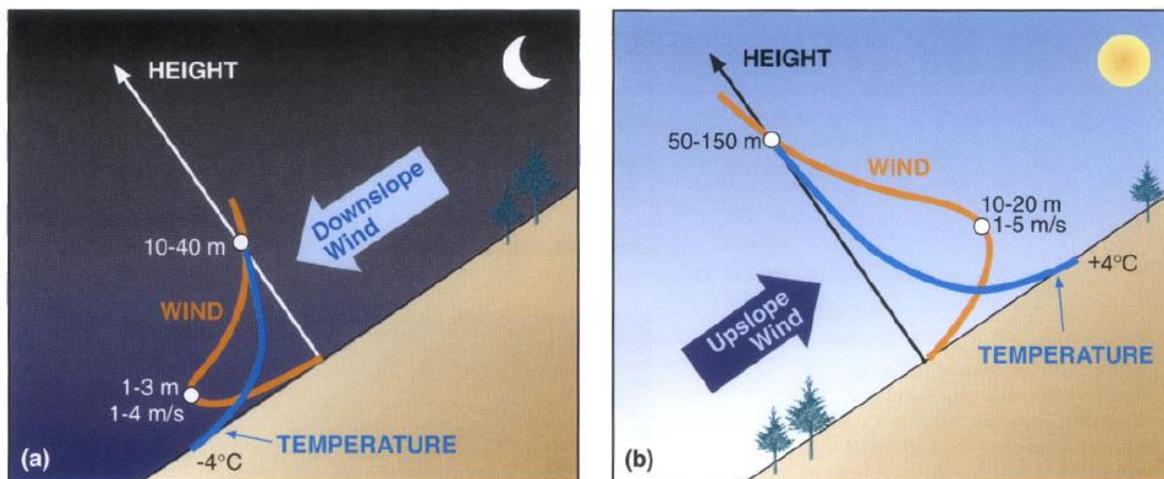


Abbildung 4: Windprofil und Temperatur als Funktion der Höhe bei Nacht (a) und bei Tag (b). Quelle: (Whiteman 2000).

Welchen Einfluss Kaltluftabflüsse auf die Bildung und Stärke von Kaltluftseen haben, dafür gibt es in der Literatur unterschiedliche Meinungen. Während ältere Studien den Kaltluftabflüssen eine höhere Priorität beimessen, gibt es in jüngerer Literatur des Öfteren die Meinung, CAP's würden *in situ* entstehen und Kaltluftabflüsse eine geringere Rolle

spielen. So sehen Geiger et al. (1995) einen wesentlichen Zusammenhang zwischen CAP's und Kaltluftabflüssen, wobei aber auch andere wichtige Faktoren genannt werden, wie zum Beispiel die verminderte vertikale Durchmischung in abgeschirmtem Gelände, das Wärmeangebot der Hänge in tiefen und engen Tälern und die absolute Sonnenscheindauer, wiewohl diese Faktoren je nach Geländeform unterschiedlich stark wirken. Geiger et al. (1995) teilen dabei in flache Senken, welche ihre niedrigen Nachttemperaturen hauptsächlich von Kaltluftabflüssen erhalten, tiefere Senken, bei welchen die niedrige Temperatur durch stärkere Abschirmung und folglich verminderter vertikaler Durchmischung entstehen, und sehr engen, tiefen Senken ein, welche durch ihre nahen Seitenhänge relativ wärmer, sind. Obwohl einige Studien zeigten, dass für kleinere Täler vor allem Abschirmungseffekte und die schwächere Durchmischung als Auskühlungsfaktor ausschlaggebend sind, ist die nächtliche Auskühlung in sehr engen und tiefen Senken wie in gewissen Dolinen stark vom Grad der Exposition zum Himmel (Sky-View-Faktor) abhängig (Kiefer und Zhong 2015; Dorninger 2016). Letztere spielen aber in dieser Untersuchung weniger eine Rolle, da sich in der Realität kaum Kulturen in solchen Lagen befinden. Auch Kiefer und Zhong (2015: 1) erwähnen, dass CAP's in größeren Tälern eher von Kaltluftabflüssen und Hangabwinden erzeugt werden als in kleineren Tälern, wo die Kaltluftseen meist *in situ* durch Ausstrahlungseffekte entstehen.

Dem gegenüber stehen einige relativ junge Studien die behaupten, dass Kaltluftseen, egal in welcher Geländeform, hauptsächlich durch Abschirmung *in situ* entstehen und weniger durch Kaltluftabflüsse (Wilson und Fovell 2016: 2). Bei einer Untersuchung im Lake Thunderbird Micronet in Oklahoma von Bodine et al. (2009) stellte sich sogar heraus, dass katabatische Winde die Entstehung von CAP's sogar unterdrücken können. In dieser Studie wurde der Einfluss von Kaltluftabflüssen auf CAP's sogar ausgeschlossen und festgestellt, dass die Kaltluftseen alleine aufgrund von einer negativen Strahlungsbilanz und der Unterdrückung von vertikaler Durchmischung *in situ* entstehen. Clements et al. (2003) wiesen aber darauf hin, dass Kaltluftabflüsse bei Feldstudien oft unzureichend gemessen werden. Obwohl es in der Literatur Kontroversen gibt, zeigen gegenwärtige Studien, dass die Temperaturen von Kaltluftseen durch Kaltluftabflüsse nicht weiter vermindert werden. Dieses Erkenntnis ist bei der Modellierung von großer Relevanz, da diese seichten, sehr variablen Kaltluftabflüsse schwierig zu modellieren sind (Wilson und Fovell 2016).

#### **1.2.4 Frost-(risiko) und Spätfrostgefährdung**

Unter Frost versteht man den atmosphärischen Zustand der Luft wenn die Lufttemperatur unter den Gefrierpunkt des Wassers sinkt. Generell kann von der Genese her zwischen advektivem Frost und Strahlungsfrost unterschieden werden, wobei auch eine Kombination beider eintreten kann. Der Advektivfrost entsteht durch das Heranführen polarer Luftmassen, bedingt durch großräumige Zirkulationsmuster (Lexikon der Geographie 2001). Beim Strahlungsfrost hingegen fehlt diese horizontale Komponente und der Frost entsteht *in situ* durch Ausstrahlung, meist in klaren Nächten bei stabilen Hochdrucklagen. Advektiver Frost kann zudem zusätzlich durch Ausstrahlung besonders in schneebedeckten Flächen verstärkt werden (Jung 2018). Für Obstkulturen und frostempfindliche Pflanzenarten stellen vor allem Spätfröste ein erhebliches Gefahrenpotential dar und sind daher Untersuchungsthema zahlreicher Studien (vgl. Lee et al. 2016; Sallis et al. 2009; Chevalier et al. 2012 etc.). In der Steiermark sind Spätfrostereignisse zum Großteil von Strahlungsfrösten geprägt (Lazar und Podesser 2018). Bezüglich der Kulturen sind Obst- und Weinbaukulturen ähnlich gefährdet, wobei das Potential zur Gefährdung bei früh austreibenden Sorten höher ist als bei späten. Neben den vorbeugenden Maßnahmen wie Abstimmung von Obstart, Sorte und Lage werden häufig weitere Maßnahmen, wie Frostberegnung, Bewindung oder Beheizung, eingesetzt. In der Naturgefahrenforschung definiert sich der Begriff „Risiko“ als Produkt von Eintrittswahrscheinlichkeit und den negativen Folgen (Kron 2018). Die negativen Folgen werden weiters von Gefahrenpotential, Schadenanfälligkeit und Versicherungsdurchdringung beeinflusst (Kron 2018). In der Arbeit wird das gesamte Untersuchungsgebiet als Obstbau- oder potentielles Obstbaugebiet gesehen, daher wird, um die Arbeit konsistent zu gestalten, der Begriff Frostrisiko auch für Stationen bzw. Bereiche verwendet, in denen kein gegenwärtiges Risiko für Kulturpflanzen besteht.

### **1.3 Methoden zur Bestimmung der räumlichen**

#### **Temperaturverteilung**

Wie bereits überblicksmäßig ausgeführt wurde, gibt es unterschiedliche Methoden und Ansätze die für die Modellierung von Kaltluftseen in Frage kommen, welche für ein besseres Verständnis im folgenden Abschnitt genauer erläutert werden. In der Literatur reicht die Spanne von einfachen statistischen Ansätzen (vgl. Kapitel 1.3) bis hin zu komplexen numerischen Modellierungen (vgl. Kapitel 1.3.4), die es in Hinsicht auf die Verwendbarkeit zur Beantwortung der Forschungsfrage abzuschätzen gilt.

Um Frostgefährdungsgebiete zu identifizieren finden sich in der Literatur zahlreiche Ansätze mit unterschiedlichen Ausgangslagen (Datengrundlage, Auflösung, Größe des Untersuchungsgebietes etc.), welche hier kurz dargestellt werden. Generell kann unterschieden werden, ob nun Kaltluftseen alleine aufgrund der Topographie und dessen physikalischer Dynamik numerisch errechnet werden, statistisch aus vorhandenen Stationsdaten oder Satellitenmessungen gewonnen werden (Analyse von Stations-Satellitendaten und dessen Zeitreihen), auf eine Fläche anhand von Stationsdaten interpoliert werden, oder über numerische Modellierung anhand von Wettermodellen und Reanalysedaten extrahiert werden. All diese Methoden besitzen ihre eigenen Vor- und Nachteile, weshalb sich zur Beantwortung der Forschungsfrage im Vorhinein keine klare Wahl treffen lässt und die zu wählende Methodik im weiteren Verlauf der Arbeit abgeschätzt werden muss.

Der Vorteil von numerisch-physikalischen Modellen ist, dass lediglich ein digitales Geländemodell benötigt wird und mit KLAM\_21 ein solides Modell mit benutzerfreundlicher Handhabung zu Verfügung steht. Zudem werden im Modell neben der Orographie auch Flächennutzung sowie Gebäude, Dämme und Wälle berücksichtigt, was eine sehr detaillierte Analyse ermöglicht. Auch die vertikale Mächtigkeit und das allgemeine Verhalten von Kaltluftseen kann modelliert werden. Der allgemeine Nachteil bei Methoden, welche keine Sensormessungen verwenden, ist das Fehlen der Temperaturinformation. Es kann daher keine Aussage darüber getroffen werden wie tief die Temperatur des Kaltluftsees bei gegebener Temperatur(-prognose) sinkt. Zudem ist dem Autor neben dem proprietären KLAM\_21 kein frei verfügbares geeignetes Modell bekannt. Stehen genügend Stations- oder Satellitenmessungen in ausreichender Abdeckung bzw. Auflösung zu Verfügung, können potentielle Kaltluftseen durch Analyse von Messzeitreihen identifiziert werden. Dies bedingt vor allem bei der Verwendung von Stationsdaten eine ausreichend gute Abdeckung bzw. Auflösung in Raum und Zeit. Der Große Nachteil dieser Methode ist, dass nur Kaltluftseen detektiert werden können, in welchem sich auch Wetterstationen befinden. Auch Mächtigkeit und Ausdehnung sind daher nur schwer abschätzbar. Ist die Stationsdichte im Untersuchungsgebiet zu lückenhaft und befinden sich potentielle Kaltluftseen in Gebieten wo keine Wetterstationen vorhanden sind, muss eine räumliche Interpolation durchgeführt werden. In der Literatur stehen hierfür einige geeignete Interpolationsmethoden zu Verfügung, welche in Kapitel 1.3.3 näher veranschaulicht werden. Um aber Kaltluftseen anhand solcher Methoden zu erkennen, bedarf es ausgeklügelter Interpolationsmethoden, welche in der Lage sind, Orographie (Seehöhe, Neigung, Exposition etc.), Landnutzung, Vegetation sowie Kaltluftdrainage in ihre Kalkulation miteinfließen zu lassen. Ein alleiniges

„Inverse distance weighting“ unter Berücksichtigung des atmosphärischen Temperaturgradienten wäre hier durch das Fehlen des orographischen Einflusses auf das Verhalten der Kaltluftdynamik zum Beispiel unzureichend. Eine geeignete Methode wäre die Temperaturinterpolation mit Hilfe von DEM abhängigen, geostatistischen Interpolationsmethoden (siehe Kapitel 3.2.2.2), wie zum Beispiel einem Regression Kriging durchzuführen. Zudem gibt es auch Methoden, welche Satellitendaten in die Interpolation integrieren, was vor allem für größere Gebiete mit geringer Stationsdichte sinnvoll ist (vgl. Oylar et al. 2014). Eine weitere Möglichkeit, um Kaltluftseen zu modellieren könnten numerische Wettermodelle darstellen. Hierfür könnten Reanalysedaten verwendet werden, die es ermöglichen, für einen bestimmten Zeitraum Lufttemperaturen zu modellieren. Der große Vorteil des Einsatzes von Wettermodellen gegenüber den anderen genannten Methoden, wäre die größere Spannweite an Einsatzmöglichkeiten. So könnten durch Reanalysen oder auch idealisierten Ausgangszuständen verschiedene Szenarien gerechnet werden und somit die Ausprägung von Kaltluftseen je nach Wetterlage abgeschätzt werden. Zudem könnten auch Prognosedaten für frostgefährdete Gebiete erstellt werden. Das größte Problem an verfügbaren numerischen Wettermodellen ist neben meist zu grober Auflösung und zu allgemeiner Parametrisierung, die Verfügbarkeit und Komplexität der Modelle. Es müsste für den Einsatz von hochauflösenden Modellierungen zumindest Quellcode, Parametrisierung und Dateninput (z.B. Topographie) konfigurierbar sein. Die Erstellung eines eigenen Modelles kommt für die Beantwortung des Zieles durch die hohe Komplexität und den enormen Aufwand der Implementierung nicht in Frage und ist somit auch nicht als Ziel der Arbeit zu verstehen. Eine detaillierte Aufarbeitung aller genannten Methoden und dessen Durchführung, Genauigkeit sowie Anwendbarkeit werden im nächsten Abschnitt kategorisiert und diskutiert.

### **1.3.1 Messtechnische Erfassung**

Sind noch keine Messdaten vorhanden oder werden verfügbare Modellsimulationen als unzureichend befunden, wird häufig auf Messungen im Gelände zurückgegriffen und diese statistisch ausgewertet. Zur Bestimmung von räumlichen und zeitlichen Datenmustern kommen Methoden wie empirische Orthogonalfunktionen, Hauptkomponentenanalysen, Clusteranalysen und Diskriminanzanalysen zum Einsatz. Häufig werden aber direkte Messdaten auch zur Kalibration und Validierung von Modellen herangezogen oder verwendet, um gewisse Prozesse besser verstehen zu können (vgl. Clements et al. 2003). In einer Studie von Henninger und Ambeck (2007) werden mobile und stationäre Messungen eingesetzt, um die Kaltluftdynamik von einem, an eine Siedlung (~85 m ü. NN) angrenzenden, erhöhten Gebiet (330 m ü. NN) zu untersuchen. Die stationären Messungen

wurden mit Hilfe von 10 Feststationen durchgeführt, wobei genauere Informationen über das Messinstrument nicht angegeben wurden. Die mobilen Messungen setzten sich zusammen aus Temperaturmessgängen, Tracerexperimenten (optisch, chemisch) und Ballonaufstiegen. Die Ergebnisse der Messungen lieferten relativ detaillierte Daten, um eine brauchbare Analyse über das Verhalten der Kaltluft im Untersuchungsgebiet durchzuführen. Eine ähnliche Studie mit stationären Messungen, Tracerausbreitungen und vertikalen Sondierungen wurde für eine Analyse zur nächtlichen Kaltluftdynamik einer stadtklimarelevanten Luftleitbahn von Weber und Kuttler (2003) durchgeführt. Bezogen auf die direkte Untersuchung von Kaltluftseen kann auf Clements et al. (2003) verwiesen werden. Diese Feldstudie untersucht die Bildung von Kaltluftseen unter nahezu perfekten topographischen Bedingungen, bei welchen komplexe Advektionseffekte so gut wie möglich minimiert werden. Hauptziel ist ein besseres Allgemeinverständnis für die Bildung von Kaltluftseen, um diese zukünftig besser prognostizieren zu können. Die Studie wurde mittels verschiedener Messinstrumente wie Tethersonden, meteorologischen Messtürmen und einer Bodenenergiebilanzstation, anhand von 3 synoptisch und tageszeitlich unterschiedlichen Experimenten im Zeitraum von 8 bis 12 September 1999 in einer 1km großen, ovalen Doline (Peter Sinks basin, Utah) durchgeführt. Anhand der Messergebnisse konnte ein gutes Verständnis zum Verhalten der Kaltluftdynamik im Untersuchungsgebiet erlangt werden. Wie in dieser Studie sind bei direkten Messungen im Feld die Gebiete mit potentiellen Kaltluftseen meist bekannt und dienen eher zur genaueren Analyse als zur Detektion. Hier steht meist die zeitliche und räumliche Genese von Kaltluftseen, sowie in einigen Studien auch dessen Variabilität abhängig von Wetterlage oder Jahreszeit im Vordergrund (vgl. Iijima und Shinoda 2000). Mit Pagès et al. (2017) ist eine weitere Studie zu nennen, welche anhand von 40 Temperatursensoren die Genese von Kaltluftseen untersucht, mit Wetterlagen korreliert und anhand der Felddaten ein numerisches Modell validiert (vgl. Kapitel 1.3.4). Ähnlich wurde in einer vorhergegangenen Studie von Miró et al. (2010) gearbeitet, bei welcher aber noch zusätzlich ein Drainage Modell verwendet wurde. Da der Einsatz von üblichen meteorologischen Wetterstationen zu arbeits- und kostenintensiv wäre, werden bei den meisten Studien günstigere Datenlogger wie der „Micro Data Logger, IBC Incorporated“ oder HOBO U233001 Sensoren verwendet. Will man aber im Gegensatz zur sehr detaillierten Analyse von Kaltluftseen unbekannte Gebiete mit potentiellen Kaltluftseen auf einem größeren Untersuchungsgebiet identifizieren, so wird häufig auf Interpolationsverfahren von bereits bestehenden Wetterstationen zurückgegriffen, welche im nächsten Kapitel näher beschrieben werden.

### 1.3.2 Physikalisch basierte Modellierung

Um Winddynamiken abhängig von der Topographie zu untersuchen, kommen DEM basierte Methoden zum Einsatz um die Topographie und dessen physikalischen Einfluss in die Modellierung miteinfließen zu lassen. Die Spanne dieser dynamischen Methoden reicht von einfachen Methoden, welche lediglich einen Faktor für die Kaltluftakkumulation jedes DEM Pixels errechnen, bis hin zu komplexen numerischen Drainagemodellen wie KLAM\_21. Eine simple Annäherung welche von Miró et al. (2010) angewandt wurde, ist die Verwendung eines Kaltluftakkumulationsfaktors basierend auf einem DEM. Da Kaltluftseen vor allem in konkaven, flachen von höherem Relief umschlossenen Flächen auftreten, wurde versucht diese zu identifizieren. Dies geschah durch eine Analyse jedes Pixels und dessen Nachbarpixel in einem bestimmten Radius, wobei zur Definition des Faktors die Beziehung der Seehöhe eines Pixels relativ zur Seehöhe seiner Nachbarpixel, die Steigung und die Krümmung herangezogen wurden. Als Ergebnis besitzt jeder Pixel einen Wert welcher die Wahrscheinlichkeit zur Kaltluftakkumulation angibt. Obwohl diese Methode einen schnellen Überblick über potentielle Kaltluftakkumulationsgebiete bieten kann, ist dies nur eine grobe Annäherung und lässt lokale Zirkulationseffekte und Drainagedynamiken außen vor. Daher sind für komplexe orographische Gebiete genauere Methoden notwendig, welche neben der Topographie auch physikalische Prozesse miteinbeziehen.

Eine weitere Methode wäre die Detektion anhand des "Topographic Amplification Factors (TAF)". Der TAF ist ein Verhältnisfaktor, welcher den täglichen Temperaturverlauf eines Tales verglichen zu einer angrenzenden Ebene widerspiegelt. Er besagt, dass aufgrund des geringeren Luftvolumens eines Tales im Verhältnis zur Ebene, die Amplitude der Tagestemperatur im Tal höher ist (American Meteorological Society 2012). Mit dieser Technik kann bestimmt werden, welche topographischen Bereiche in Tälern anfällig für Kaltluftansammlungen sind. Sinkt der TAF talabwärts bedeutet dies, dass der horizontale Druckgradient Talabwinde bzw. Drainage verursacht. Steigt der TAF in gleiche Richtung aber an, deutet dies auf eine stabile Luftschichtung und die Möglichkeit zur Bildung eines Kaltluftsees hin (Miró et al. 2010). In der Praxis wird der TAF für  $n$  Abschnitte (Strömungsvektoren) entlang eines Tales berechnet. Für jeden dieser Abschnitte werden orthogonal zur Talachse kontinuierlich Talprofile erstellt und deren Fläche berechnet. Folglich kann der TAF für jeden Punkt entlang der Talachse errechnet werden:

$$TAF = \frac{\left[ \frac{W}{A_{xyTal}} \right]}{\left[ \frac{1}{H} \right]} \quad (1)$$

$W$  ist die Distanz bzw. Breite zwischen dem höchsten Punkt des Tales und seinem gegenüberliegenden Punkt, wobei als höchster Punkt der niedrigere beider Maximalpunkte zu wählen ist.  $A_{xyTal}$  beschreibt die Fläche des Talprofiles welches sich entlang  $W$  erstreckt.  $H$  ist die Höhe des Talprofiles, welche sich aus dem niedrigsten Punkt des Talprofiles und der Höhe  $W$  ergibt. Für eine detailliertere Erläuterung des TAF's siehe Lundquist et al. (2008). Der Nachteil der TAF Methode zeigt sich vor allem bei komplexeren Untersuchungsgebieten. Zum einen ist es nicht möglich, durch den TAF die Gesamtheit aller Täler und deren Interaktionen im Untersuchungsgebiet abzudecken und zum anderen müsste der TAF für jedes Tal manuell gerechnet werden, was bei großen Untersuchungsgebieten mit vielen Tälern einen enormen Aufwand darstellen würde. Untersucht man ein einzelnes Tal mit wenigen Seitentälern kann er TAF aber als gute Ergänzung zu anderen Methoden dienen, wie sich bei Lundquist et al. (2008) oder Miró et al. (2010) zeigt.

Eine weitaus komplexere aber auch genauere Methode ist die Modellierung anhand von numerischen Drainage- bzw. Windmodellen. KLAM\_21, welches vom Deutschen Wetterdienst (DWD) entwickelt wurde, ist ein zweidimensionales, numerisch-physikalisches Simulationsmodell zur Berechnung von Kaltluftflüssen und Kaltluftansammlungen in orographisch gegliedertem Gelände (Sievers 2005). Mit ihm ist es möglich, Winddynamiken bzw. Kaltluftbewegungen in topographisch komplexem Gelände zu modellieren. Im Grunde berechnet das Modell Tiefe und Geschwindigkeit von bodennahen Kaltluftschichten, welche sich bei stabilen Bedingungen durch nächtliche Ausstrahlung entwickeln. Das Modell berücksichtigt neben der Topographie auch Landnutzung, Vegetation und Siedlungsobjekte, wie Häuser. KLAM\_21 wurde als sehr einfache und benutzerfreundliche Software mittels Fortran 77 entwickelt und für das Betriebssystem Microsoft Windows Quickwin-Anwendung implementiert. Es wurde 2005 als Nachfolger von KLAM veröffentlicht und kam bereits in einigen Studien zur Untersuchung von Drainage und Kaltluftmodellierung zur Verwendung (vgl. Kossmann und Sievers 2007, Koßmann et al. 2009, Beier 2016, Miró et al. 2010). Der große Vorteil von KLAM\_21 liegt in der schnellen Nutzung und Benutzerfreundlichkeit. Lediglich die Grundlagedaten wie Landnutzung und Höhenmodell müssen dem Untersuchungsgebiet entsprechend vorbereitet werden.

Diese hier aufgezeigten dynamischen Methoden sind nicht ausschließlich als Einzellösung zu sehen, sondern lassen sich auch gut mit anderen Methoden kombinieren. So kann zum Beispiel ein DEM basierter Kaltluftakkumulationsfaktor oder der TAF bei geostatistischen Regressionsanalysen als zusätzlicher Prädiktor verwendet werden.

### 1.3.3 Räumliche Interpolation von Stationsdaten ((geo)statistische Modellierung)

Sind in einem potentiell CAP anfälligen Gebiet keine Messdaten verfügbar, muss durch Interpolation mittels umliegender Stationen auf die Temperatur geschlossen werden. Grundlegend stehen zur reinen Interpolation von Temperaturen einige mehr oder weniger komplexe Methoden zur Auswahl. Hauptsächlich kommen in der Klimatologie Methoden wie Inverse Distance Weighting (IWD), Spline, Kriging-exponential, Kriging-spherical, Kriging-Gaussian, Moving Window Kriging, Kogriging, Regression Kriging, oder Geographically Weighted Regression zum Einsatz. Eine sehr ausführliche Beschreibung zur Interpolation von Klimadaten findet sich bei Sluiter (2009). Egal welche dieser Methoden zum Einsatz kommt, müssen vor dem Einsatz mehrere Überlegungen aufgestellt werden. Dies betrifft das Ziel der Untersuchung, die Größe des Untersuchungsgebiets, die Topographie, die lokalklimatischen Eigenschaften und die verfügbaren Daten. Zur Detektion von Kaltluftseen reicht eine einfache IWD- oder Spline-Interpolation über die genannten Methoden nicht aus und daher müssen zusätzliche Techniken angewandt werden, welche die Topographie und dessen Kaltluft- bzw. Lokalwinddynamik miteinbeziehen. Diese Lokalwindssysteme, welche unter stabilen atmosphärischen Bedingungen in Strahlungsnächten die Bildung von Kaltluftseen maßgeblich beeinflussen, stellen nach Holden et al. (2011) den größten Unsicherheitsfaktor einer Temperaturinterpolation dar. Da die Bildung eines Kaltluftsees gleichzeitig zur Ausbildung einer Inversion (vgl. Kapitel 0) führt, ist bei der Interpolationsmethode zudem besonders auf die Methode zur Berechnung des atmosphärischen Temperaturgradienten zu achten. Eine Definition über die Standardatmosphäre, welche lediglich eine lineare Abnahme der Temperatur mit zunehmender Seehöhe annimmt, wäre für die Detektion von Kaltluftseen nicht geeignet. Daher besteht die Herausforderung in der Approximation und Berechnung des atmosphärischen Temperaturgradienten und der Abschätzung zur Ausprägung der Inversionsschicht, welche je nach Wetterlage, Topographie und Jahreszeit, unterschiedliche Eigenschaften aufweist. Stahl et al. (2006) verglich in einer Studie 12 Interpolationsmethoden welche über alle Stationen gemittelt einen MAE von  $1,33^{\circ}\text{C}$  ( $1,22^{\circ}\text{C} - 1,53^{\circ}\text{C}$ ) für  $T_{max}$  und  $1,66^{\circ}\text{C}$  ( $1,55^{\circ}\text{C} - 1,93^{\circ}\text{C}$ ) für  $T_{min}$  zeigten, wobei bedingt durch das komplexere Verhalten der Atmosphäre in der Nacht, vor allem bei Inversionswetterlagen die größten Unsicherheiten auftreten.

Da, wie bereits erwähnt, zur Detektion von CAP's weitere Methoden den Standardverfahren hinzugefügt werden müssen, erweiterte Lundquist et al. (2008) allgemeine Interpolationsmethoden um einen Datensatz, welchem Gebiete für potentielle Kaltluftansammlungen zugrunde liegen. Ähnlich wie in einer Studie von Gallant und Dowling

(2003), wurden zum einen Stationen, die anfällig für Kaltluftseen sind, statistisch ausgewiesen und zum anderen Gebiete anhand vordefinierter Eigenschaften der Orographie bzw. des DEM's festgelegt. Ersteres wurde mit Hilfe von empirischen Orthogonalfunktionen (EOF's) umgesetzt, wobei Gebieten, welche anfällig für Kaltluftseen sind, eine EOF Gewichtung von  $< -0,5$  zukam und  $> 0,5$  für Gebiete, die lediglich eine geringe Wahrscheinlichkeit zur Ausbildung von Kaltluftseen haben. Stationen mit Werten  $\geq -0,5$  und  $\leq 0,5$  wurden als „Kein Signal“ definiert. Zusätzlich zur Gewichtung der Stationen wurde aber auch die Orographie des Untersuchungsgebietes mittels DEM (10 – 100m) miteinbezogen. Da sich Kaltluftseen vor allem in konkaven und flachem Gelände ausbilden, welches relativ zu seiner Umgebung eine geringe Seehöhe besitzt, wurden jeder Gitterzelle des DEM's topographische Muster zugeordnet, um anhand dieser Charakteristika das Potential für Kaltluftseen festzulegen. Diese Bestimmung erfolgte anhand von drei Schritten. Im ersten Schritt wurde ein Standardalgorithmus angewandt um die Hangneigung zu berechnen. Im zweiten Schritt wurde ein, die Umgebung jedes Pixels beschreibender, Radius gewählt, welcher zur Identifizierung von Kämmen und Tälern diene. Als dritten Schritt wurde die Krümmung jedes Pixels im zuvor definierten Radius anhand der Formel von Liston und Elder (2006) bestimmt. Neben diesen Charakteristika ist es aber auch notwendig das Drainage- und Ansammlungsverhalten der Kaltluft im Untersuchungsgebiet zu bestimmen, für welche der TAF (vgl. Kapitel 1.3.2) zum Einsatz kam. Nach der Bestimmung der Kaltluftseegebiete wurde, darauf aufbauend, die Interpolation durchgeführt. Insgesamt zeigte sich durch das Miteinbeziehen von CAP Gebieten in die Interpolation eine Verbesserung im Vergleich zu allgemeineren Interpolationsmethoden und so konnte der RMSE für einige Stationen um  $3^{\circ}\text{C}$  und gemittelt über alle Stationen um  $1^{\circ}\text{C}$  reduziert werden. Fehler traten dort auf, wo die mikrotopographischen Eigenschaften eines Sensors von der Neigung und Krümmung eines DEM Pixels abwichen oder wo Lokalwinde durch erhöhte Durchmischung die Ausbildung von Kaltluftseen unterdrückten. Eine ähnliche Methode, welche die Orographie in die Interpolationsmethode zu integrieren versucht, findet sich bei Chung et al. (2006). Hier wird anhand von empirischen Gleichungen das Kaltluftansammlungspotential beschrieben und ein korrigierter atmosphärischer Temperaturgradient in eine inverse Distanzgewichtung implementiert. Korrigiert wird der Temperaturgradient durch die potentielle Kaltluftansammlung über ein 10m DEM für ein vordefiniertes Gebiet, welches in der Studie rund 1ha annahm. Jedem Pixel des DEM's wird ein Wert für das Kaltluftansammlungspotential zugewiesen, welcher sich über eine Formel von Jensen und Domingue (1988) berechnen lässt. Damit der Temperaturgradient angewandt werden kann, muss zusätzlich die Stärke der Inversionsschicht bekannt sein und errechnet werden. Diese wird für einen typischen Strahlungstag parametrisiert und konstant auf das

gesamte Untersuchungsgebiet festgelegt. Die Ergebnisse der Studie zeigen einen Bestimmungskoeffizienten zwischen beobachteten und modellierten Minimumtemperaturen von 0,74, wobei sich der RMSE mit 1,2°C im Vergleich zu der konventionellen Interpolationsmethode (einfaches IWD mit statischem Temperaturgradient) mit 2,6°C deutlich senken ließ.

Mit der Interpolationsmethode PRISM (Parameter-elevation Relationships on Independent Slopes Model) von Daly et al. (2008) wurde für die USA ein Gitterdatensatz für Temperatur und Niederschlag, unter der Berücksichtigung von lokalklimatischen, topographischen Eigenschaften, mit einer Auflösung von ~800m erzeugt. Für die Berücksichtigung der Topographie wurde für jeden DEM Pixel eine Seehöhe-Klima Regression vollzogen, wobei jede Station, welche zur Regression herangezogen wird, anhand ihrer physiographischen Ähnlichkeit zum Pixelpunkt gewichtet wird. Faktoren welche in die Interpolation miteinfließen sind Orographie, Küstennähe, topographische Eigenschaften, vertikale Schichtung und Seehöhe, wobei letztere drei für die Interpolation der Temperatur besonders wichtig sind. Bezogen auf die Temperatur wurde anhand eines DEM's versucht, Inversionen, Kaltluftabflüsse und Kaltluftseen in der Modellierung darzustellen. Die Hauptinterpolationsmethoden sind ein Moving Window Kriging und eine Geographically Weighted Regression (GWR). Um Inversionen darzustellen wurde die Atmosphäre vertikal in 2 Schichten, nämlich in eine Basisschicht und die Schicht der freien Atmosphäre darüber, unterteilt. Die Stärke der mittleren Inversionsschicht wurde anhand von Messungen parametrisiert und wie bei Chung et al. (2006) konstant über das gesamte Untersuchungsgebiet festgelegt. Obwohl dies nur eine sehr grobe Approximation darstellt lassen sich damit plausible Ergebnisse erzielen. Im Gegensatz zu Chung et al. (2006) wurde der Temperaturgradient nicht explizit in die Interpolation miteinbezogen, da die Lufttemperatur in Kaltluftseen über die topographische Gewichtung der Stationen modelliert wird. Ein weiterer sehr wichtiger Faktor ist der topographische Index, welcher die Seehöhe eines DEM Pixels relativ zu seinem Umgebungsgelände beschreibt und bei der Interpolation zur Stationsgewichtung herangezogen wird. Der Suchradius wurde hierfür mit 14km festgelegt. Durch das Miteinbeziehen der physiographischen Eigenschaften in die Interpolation konnten wesentliche Verbesserungen bei der Erstellung von Gitterdatensätzen erzielt werden. Hier zeigt sich vor allem eine deutliche Verbesserung bei der Interpolation der Winter Minimumtemperaturen. Der MAE von  $T_{min}$  beträgt für das gesamte Gebiet der USA für Dez-Feb 0,84°C. PRISM stellte nach dessen Veröffentlichung einen geprüften, offiziellen Datensatz für 50 Bundesstaaten der USA dar und wurde auch zur Modellierung der ersten flächendeckenden Niederschlagsdatensätze des Alpenraumes verwendet.

Oyler et al. (2014) überarbeiteten den PRISM Datensatz durch eine Qualitätssicherung der Daten, Homogenisierung und durch das Hinzufügen von fehlenden Werten des Datensatzes. Zusätzlich wurden zu den bestehenden Interpolationsmethoden des Krigings und der Geographically Weighted Regression (GWR), Oberflächentemperaturen (LST) von Satellitendaten in die Interpolation miteinbezogen. Die LST Satellitendaten stammen vom MODIS (Moderate-resolution imaging spectroradiometer) und liegen in einer Auflösung von 1km vor. Ähnlich wie bei Lundquist et al. (2008) wurde ein topographischer Index (TDI) definiert, welcher den Einfluss der Topographie auf die Kaltluftansammlung beschreibt, wobei aber der Radius statt auf konstante 14km, auf variable 3, 6, 9, 12, und 15 km gesetzt wurde. Validiert wurde die verbesserte Methode gegen den DAYMET (Thornton et al. 1997) und PRISM Datensatz. Hier zeigte sich, dass vor allem DAYMET, wo als einziger topographischer Faktor die Seehöhe herangezogen wurde, im Vergleich zu TopoWx und PRISM Schwierigkeiten hat, Temperaturminima bei Inversionswetterlagen abzubilden. DAYMET und PRISM tendieren generell dazu, Täler wärmer und Gipfel kälter einzuschätzen als TopoWx, obwohl PRISM bei Inversionwetterlagen TopoWx ähnlicher ist. Zudem zeigt sich das besonders die LST ein stärkerer Prädiktor als die Seehöhe ist, vor allem bezogen auf  $T_{min}$ . Obwohl die PRISM Methode keine LST als Prädiktor verwendet, zeigen sich durch die Methode der topographischen Stationsgewichtung bei Inversionswetterlagen zum Teil bessere Ergebnisse als bei TopoWx.

Hiebl und Frei (2015) entwickelten mit SPARTACUS einen für Österreich adaptierten Gitterdatensatz in einer räumlichen Auflösung von 1km, der bis ins Jahr 1961 zurückreicht. Unter besonderer Berücksichtigung der speziellen Topographie und dessen Eigenschaften im österreichischen Alpenraum wurde anhand von 150 Wetterstationen eine Modellierung der  $T_{max}$  und  $T_{min}$  durchgeführt. Ähnlich wie in den zuvor genannten Methoden wurde auch eine Stationsgewichtung durchgeführt, die jedoch speziell für Österreich entwickelt wurde, um lokale Wettereffekte wie Föhn, Inversionen und städtische Wärmeinseln genauer darstellen zu können. Die Methode kombiniert ein makroklimatisches Hintergrundfeld, zur Abbildung von großskaligen Temperaturunterschieden, mit einem mesoklimatischen Residuenfeld um Kaltluftseen oder Föhn darstellen zu können. Das Hintergrundfeld besteht aus den drei subjektiv definierten Subregionen Nordwest, Nordost und Süd. Das Residuenfeld wird anhand einer Stationsgewichtung erstellt, wobei die Gewichtung über nicht euklidische Distanzen und über topographische Eigenschaften stattfindet. Daher werden weiterentfernte Talstationen für Pixel im Tal stärker gewichtet als näher gelegene Stationen auf Kämmen oder Hängen. Eine genauere Beschreibung der Interpolationsmethode findet sich bei Frei (2014). Das Validierungsergebniss zeigt mit einem

MAE von 1.1°C für  $T_{min}$  und 1,0°C für  $T_{max}$  gute Ergebnisse, wobei wie anzunehmen war, die größten Unsicherheiten bei Inversionen und Föhn auftreten.

Weitere Studien und Modelle, welche sich mit der Entwicklung von statistisch,interpolierten Gitterdatensätzen befassen sind u.a. AUREHLY (analyse utilisant le relief pour l'hydrométéorologie) (Bénichou und Le Breton 1987), MISH (meteorological interpolation based on surface homogenised data basis) (Szentimrey et al. 2011), VERA (Vienna enhanced resolution analysis) (Steinacker et al. 2011) oder StartClim.

Wie bereits festgestellt werden konnte, gibt es zahlreiche Herangehensweisen und Methoden zur Erzeugung von interpolierten, meteorologischen Datensätzen, welche in ihrer Komplexität und Genauigkeit variieren. Kommen für allgemeinere Interpolationsverfahren lediglich Standardmethoden wie der Spline, das Kriging oder das IWD (vgl. Kirchengast et al. 2014b) zum Einsatz, benötigt es für genauere Modellierungen in komplexen Terrain tiefer gehende Ansätze. In den meisten Fällen wird versucht, die Topographie und dessen Wechselwirkung über statistische Zusammenhänge zu beschreiben. Dies geschieht im Allgemeinen dadurch, dass man Gebiete bzw. Pixel topographische Eigenschaften zuordnet und die zur Interpolation herangezogene Station, anhand deren topographischer Eigenschaften und Relevanz zum Pixelpunkt, gewichtet. Ist eine Station topographisch einem Pixelpunkt sehr ähnlich wird diese Station dementsprechend stark gewichtet. Die Bestimmung der topographischen Eigenschaften und das Festlegen des Gebietsradius wird in den Studien unterschiedlich gehandhabt. So basiert zum Beispiel der Ansatz von Dali 2002 darauf, anhand von Höhendifferenzen der Nachbarschaftspixel die Anfälligkeit eines CAP zu bestimmen. Darauf aufbauend kann ein topographischer Index aufgestellt werden, welcher später als Interpolationshilfe dient (vgl. Lundquist et al. 2008). Lundquist et al. (2008) hat zudem den TAF miteinbezogen, der die Kaltluftdrainage eines Tales beschreibt. Bénichou und Le Breton (1987) verwenden bei AUREHLY zum Beispiel eine PCA zur Beschreibung der vorherrschenden regionalen Topographie. Frei (2014) wiederum setzt auf eine rein deterministische Methode, welche auf Anpassung und Gewichtung beruht, indem vordefinierte Hintergrund- und Residuenfelder mit vertikalen Profilen und nicht euklidische Distanzen verwendet werden.

### 1.3.4 Numerische Modellierung

Da sich CAP's meist in topographisch komplexem Gelände ausbilden (vgl. Kapitel 1.2.3) stellt dies auch für numerische Modelle eine große Herausforderung dar. In den meisten Studien, welche CAP's anhand numerischer Modelle untersuchen, wird mit idealisierter Topographie und/oder physischen Konfigurationen gearbeitet. Nur wenige Studien haben versucht reale CAP Episoden mit realistischen Gelände- und Atmosphärenbedingungen zu simulieren (Lu und Zhong 2014). Bei numerischen Wettermodellen wird der Zustand der Atmosphäre über bestimmte Gleichungen durch das Verfahren der Numerik errechnet. Das Grundgerüst bilden Gleichungen wie die zur Impulserhaltung (Navier-Stokes Bewegungsgleichung), der Massenerhaltung (Kontinuitätsgleichung) und der Energieerhaltung (1. Hauptsatz der Thermodynamik). Prozesse die kleinräumiger als die Gitterauflösung sind, und nicht vom Gleichungssystem erfasst werden können, müssen parametrisiert werden.

Lu und Zhong (2014) verwendeten in einer Studie das numerische Wettermodell WRF (Weather Research and Forecasting Model v3.0), um in Utah's Salt Lake Valley die Genese von Kaltluftseen für eine Winterperiode zwischen 01.12.2010 und 07.02.2011 zu untersuchen. Das Ziel der Studie war zum einen die Validierung des WRF Modells zur Simulation der Bildung und Struktur eines Kaltluftsees und zum anderen die Bestimmung der optimalen Modellkonfigurationen und Parametrisierungen, um die physikalischen Prozesse der Entwicklung von Kaltluftseen besser verstehen zu können. Validiert wurde das Modell anhand der in der Feldstudie erhobenen Daten, welche neben strategisch verteilten Messsensoren (~100 Stück) auch nahe gelegene Radar Windsondendaten und Windprofile/RASS verwendeten. Das Modell wurde vierfach mit 13.5km im äußeren Gitter, 1,5 bis 4,5km im mittleren und 500m im inneren Gitter genestet. Die vertikale Auflösung besteht, ausgehend von der Erdoberfläche bis 50hpa, aus 45 Ebenen. Die Ergebnisse der Validierung zeigten, dass WRF in der Lage ist die Bildung und Struktur einer Inversion simulieren zu können. Es wurde sogar der Zeitpunkt der Genese und Auflösung der Inversion gut erkannt. Die besten Ergebnisse mit einem RMSE von 2,26°C wurden mit der NAM-MYJ-RUC<sup>1</sup> Parametrisierung erzielt.

Wilson und Fovell (2016) untersuchten die Tauglichkeit von WRF, persistente Inversionslagen in Bezug auf den „Tule Fog“<sup>2</sup> im kalifornischen Längstal zu untersuchen. Betrieben wurde das Modell in einer horizontalen Auflösung von 36 bzw. 12km und einer

---

<sup>1</sup> Die vollständige Liste aller WRF Schemata findet sich auf [http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/phys\\_references.html](http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/phys_references.html)

<sup>2</sup> Beständiger, dichter Bodennebel der im kalifornisches Längstal in der Zeit von November bis März häufig auftritt.

vertikalen Auflösung von 51 Ebenen. Der Untersuchungszeitraum erstreckte sich von 4. bis 16. Dezember. Vorläufige Ergebnisse zeigten, dass WRF mit seinen Standardeinstellungen nicht in der Lage ist, den Tule Fog ausreichend gut zu simulieren. So kommt es zu einer stetigen Überschätzung der nächtlichen Lufttemperaturen und Unterschätzung der Taupunkte bzw. der relativen Luftfeuchtigkeit. Daher wurde versucht, anhand verschiedener Konfigurationen, die Prognosegüte zu verbessern. Als wichtigste Konfiguration ist die „Diffusion“ zu nennen, welche gänzlich deaktiviert wird, da sie das Einfließen warmer, trockener Luft der umliegenden Gebirge in das Tal forciert. Weitere Optionen, welche modifiziert wurden, sind die „Coupling Strength“ und „Shifted Levels“. Nach diesen Abänderungen zeigten sich deutlich realistischere Simulationsergebnisse und so konnte der Bias verglichen mit der Standardeinstellung von -4,07K auf -1,35K verbessert werden.

Bei Kiefer und Zhong (2015) wurde ein numerisches Wettermodell zur Untersuchung von Kaltluftseen und Kaltluftströmungen unter besonderer Berücksichtigung von Wäldern eingesetzt. Das Ziel war es, abzuschätzen, inwieweit sich die Baumkronen der Wälder auf die Energiebilanz, Windsysteme, Kaltluftansammlungen und die darauf resultierende Bildung von CAP's auswirken. Verwendet wird das Modell ARPS-CANOPY, welches eine Adaptation von ARPS (Advanced Regional Prediction System) ist, einem mesoskaligen, regionalen Wettermodell, das vor allem zur Prognose und Simulation von Gewittern und Stürmen entwickelt wurde. ARPS-CANOPY stellt dabei eine Erweiterung dar, welche die Effekte der Vegetation auf die Atmosphäre in die Simulation miteinbezieht. Das Modell wurde in einer horizontalen Auflösung von 30m und einer vertikalen Auflösung von 2m (bis in eine Höhe von 52m) für ein 110km x 8km großes Gebiet betrieben. Neben einigen Limitationen des 2D Modells, wie dem außer Acht der Talabwinde und abwärts gerichteten Energiekaskaden, konnten gute Ergebnisse zur Analyse des Baumkronenfaktors erzielt werden.

Pagès et al. (2017), welche in der Vergangenheit bereits einige empirische Experimente zur Detektion von Kaltluftseen durchführten, setzten in ihrer kürzlich publizierten Studie aus dem Jahr 2017, neben Sensor und Stationsdaten, ein numerisches Wettermodell zur genaueren Untersuchung von CAP's ein. Das Ziel der Untersuchung war weniger die Detektion von Kaltluftseen, sondern die Untersuchung der Mechanismen der CAP Entstehung und Formation. Verwendet wurde wie bei Kiefer und Zhong (2015) das ARPS, jedoch ohne seine CANOPY Modifikation. Das Modell wurde 1fach genestet, mit Gitterdaten in einer 27km Auflösung des Global Forecast Models (GFS) initialisiert und mit einer horizontalen Auflösung von 1km betrieben, um topographische Effekte ausreichend darstellen zu können. Da in komplexem Gelände bei einem zu großen Verhältnis zwischen vertikaler und horizontaler Auflösung numerische Instabilitäten durch Fehlerfortpflanzung auftreten, wurde eine dynamisch, variable vertikale Auflösung entwickelt, welche durch eine

hyperbolische Tangentenfunktion von 30m am Boden bis 400m auf 14.000m Seehöhe beschrieben wird. Validiert wurde das Modell anhand von 40 Sensoren (HOBO U23-001) und einigen Messstationen für 2 Testszenarien von 11–12 Dezember 2012 und 28–30 Jänner 2013. Die Validierungsergebnisse der Lufttemperatur zeigen unterschiedliche Ergebnisse und besitzen im Mittel einen zu warmen Bias an den Talstationen. Der Bias der Talstationen beträgt für das erste Szenario (Dezember) 3,8°C bis 6,5°C und für das zweite Szenario (Jänner) 3,8°C bis 6,1°C.

Vosper et al. (2013) verwendeten zur Untersuchung von Kaltluftseen das proprietäre Met Office Unified Model. Es wurde in 3 Schritten von der horizontalen Standardauflösung von 4km in 1.5km bzw. in ein 100m Gitter genestet. Es zeigte sich, dass nur die 100m Auflösung ausreichend hoch ist um CAP's abzubilden. Die vertikale Auflösung wurde so gewählt, dass die Abstände der Ebenen bis auf 40km Seehöhe quadratisch zunehmen, was eine höhere Anzahl an Ebenen in den untersten relevanteren Bereichen der Atmosphäre bedingt. Bei der vertikalen Auflösung wurden mit 70 Ebenen, 140 Ebenen und 178 Ebenen drei Szenarien getestet, wobei letztere die besten Ergebnisse zeigte. Obwohl nur wenige Modifikationen am Standardmodell, wie die Parametrisierung der vertikalen Durchmischung und Änderungen an der Wirbeldiffusivität vorgenommen wurden, zeigten sich bei der Validierung an Felddaten zuverlässige und realistische Ergebnisse. Die höchste Sensitivität des Modells zeigt sich gegenüber der Wahl der vertikalen Auflösung, wo wie bereits erwähnt, mit 178 Ebenen deutlich bessere Ergebnisse erzielt werden als mit 70 Ebenen.

Wie festgestellt wurde, gibt es einige Studien, welche zur Untersuchung von Kaltluftseen numerische Wettermodelle einsetzen. Hier wurde besonders auf regionale, mesoskalige Wettermodelle zurückgegriffen, welche durch ihre höhere Auflösung und präzisere Parametrisierung eher in der Lage sind CAP's abzubilden als Globalmodelle. Denn bei den gegenwärtigen Auflösungen von Globalmodellen (z.B. GFS 27km, EZMWF 16-9km, 33-15km), ist es nahezu unmöglich, Kaltluftseen abzubilden. Aber auch Regionalmodelle, wie WRF oder ARPS, sind nicht immer in der Lage CAP's gut genug abzubilden und von der Komplexität des Untersuchungsgebietes und Fragestellung abhängig. Daher müssen für bestimmte Fragestellungen die Regionalmodelle dahingegen adaptiert und verfeinert werden. So wurden zum Beispiel bei Lu und Zhong (2014) unterschiedliche Konfigurationen und Parametrisierungen des WRF Modells getestet, welche CAP's am besten simulieren. Kiefer und Zhong (2015) erweiterten das ARPS Modell um ein CANOPY Modul, welches den Einfluss von Wäldern und deren Baumkronendächer auf die Bildung von Kaltluftseen miteinbeziehen soll. Pagès et al. (2017) mussten wiederum zur Fehlerreduktion Veränderungen an der vertikalen Auflösung vornehmen. In den vorgestellten Studien wurden die numerischen

Wettermodelle eher zur genauen Analyse eines CAP's in einem bestimmten vordefinierten Gebiet verwendet und weniger zur Detektion von unbekanntem CAP Gebieten. Bis auf Kiefer und Zhong (2015) wo die Validierung der Modelle in vorhergegangenen Studien durchgeführt wurde, kam es bei den anderen Studien zu ausführlichen Validierungen anhand von umfassenden Datensätzen aus dem Feld. Die Validierungsergebnisse zeigten eine variierende Modellgüte. Konnten bei Kiefer und Zhong (2015) und Wilson und Fovell (2016) nach den nötigen Modelladaptionen gute Ergebnisse erzielt werden, so kam es bei Pagès et al. (2017) vor allem in den relevanten Talstationen zu einem deutlichen Bias. Im Gegensatz dazu wurden wiederum mit dem proprietären Met Office Unified Model bei Vosper et al. (2013) sehr gute Ergebnisse erzielt.

### **1.3.5 Zusammenschau**

Wie bereits erwähnt, reicht die Palette der Modellierungsmethoden von einfachen statistischen Methoden bis hin zu komplexen numerischen Simulationen, wobei die zu wählende Methode vom Forschungsziel und Untersuchungsgebiet abhängig ist. In der Praxis kommt es aber oft zu einer Kombination mehrerer Methoden. So werden häufig Feldmessungen statistisch ausgewertet, für Interpolationsmethoden herangezogen oder zur Validierung von numerischen Modellen eingesetzt.

Aus der Recherche gegenwärtiger Literatur kann geschlossen werden, dass Beobachtungsdaten in einer ausreichenden temporalen und räumlichen Auflösung den Grundpfeiler zur Temperaturmodellierung darstellen. Bei der Interpolationsmodellierung obligat, dienen sie bei der numerischen Modellierung vor allem zur Kalibrierung und Validierung der Modelle. Ausnahmen sind hier aber Drainagemodelle (z.B. KLAM\_21), die lediglich Luftdynamiken und Potentiale für Kaltluftansammlungen simulieren und keine Information über die „tatsächliche“ Lufttemperatur modellieren. Diese Modelle haben aber wiederum den großen Vorteil, dass sie nicht von Beobachtungen abhängig sind und überall eingesetzt werden können. Besonders genaue Simulationen lassen sich dabei mit numerischen Drainagemodellen erzielen. KLAM\_21 ist zum Beispiel in der Lage, sehr lokalklimatische Besonderheiten wie Gebäude oder Gräben und dessen Einfluss auf die Kaltluftdynamik zu modellieren. Diese sehr lokalen Einflüsse können höchstens mit Feldmessungen im betroffenen Gebiet erfasst werden. Durch eine Interpolationsmodellierung alleine ist es schwierig, solche Besonderheiten zu erfassen. Hier ist es meist schon eine Herausforderung räumlich größere topographische Eigenschaften, wie die Talform, zu parametrisieren. Liegen zudem nicht genügend Stationsdaten in ausreichender Auflösung vor, wird die Modellierung von lokalklimatischen Eigenschaften wie

CAP's zunehmend schwieriger. Aber auch mesoskalige, numerische Wettermodelle haben damit ihre Probleme, Kaltluftseen ausreichend gut darzustellen. Dies liegt zum einen an der Schwierigkeit neben den allgemein komplexen Vorgängen der Atmosphäre weitere lokale Besonderheiten numerisch abzuleiten und zum anderen an der unzureichenden Parametrisierung der lokalen Topographie. So werden weder Gebäude und Wälder und deren Interaktion mit Winden, noch lokale Strahlungsbilanzen berücksichtigt. Auch das System der Lokalwinde wird nur unzureichend modelliert. Ein weiterer Nachteil von numerischen Wettermodellen ist die Tatsache, dass meist zusätzliche Adaptionen am Modell vorgenommen werden müssen, um gewisse Prozesse beschreiben zu können. Dies impliziert ein ausreichend hohes physikalisch, meteorologisches Verständnis und die Kunst mit FORTRAN zu programmieren. Der Aufwand für eine ausreichend gute Adaption darf daher nicht unterschätzt werden. Der große Vorteil von numerischen Wettermodellen wäre aber die Möglichkeit, sie direkt zur Prognose hinsichtlich eines Frühwarnsystems in Bezug auf Spätfröste einzusetzen.

#### **1.4 Methoden zur Bestimmung des Frostrisikos**

Die Bestimmung des Frostrisikos für Obstkulturen geschieht in der Literatur entweder durch die direkte Analyse von Temperaturminima für ausgewählte Wetterstationen im Untersuchungsgebiet (vgl. Webb et al. 2017), durch statistische Auswertung von vergangenen Frostereignissen (vgl. Hyojin et al. 2016), durch Analyse von Umweltfaktoren (vgl. Guillaume et al. 2015) oder durch eine Kombination mehrerer Analysen. Erstere Methode bedient sich hauptsächlich an Wetterstationsdaten und Temperaturgrenzwerten und hat den Vorteil relativ einfach auswertbar zu sein. Im Vergleich zur Auswertung anhand von Frostereignissen, bietet dieser Ansatz eine potentiell höhere Datendichte, da Frostereignisse räumlich und zeitlich schwieriger messbar sind. Obwohl Frostereignisse einen guten Indikator darstellen können, sind diese aber nur schwer quantifizierbar, was einen besonderen Nachteil dieser Methode darstellt. Da das Frostrisiko auch von Umweltparametern wie zum Beispiel dem Relief abhängig ist, werden diese häufig zur Bestimmung des Frostrisikos miteinbezogen (vgl. Hengl et al. 2010). Diese können besonders in Bereichen, in welchen keine Messdaten vorhanden sind, als Parameter dienen. Zudem spielen noch weitere Faktoren wie Kultursorte, Zuchtverfahren und vorhandene Schutzmaßnahmen eine wichtige Rolle. Soll das Frostrisiko flächenhaft für Standorte, an denen noch keine Daten dokumentiert wurden, analysiert werden, so bedient man sich meist an den in Kapitel 1.3 genannten Methoden, zur Modellieren der Temperaturmuster.

## **1.5 Gewählter Ansatz zur Erfassung von lokaler Temperaturverteilung und Frostrisiko**

Der in dieser Arbeit verwendete Datensatz (siehe Kapitel 2) erlaubt durch seine sehr hohe temporale und räumliche Auflösung eine flexible Wahl der Methoden. Im Vorhinein ausgeschlossen wird aber eine zusätzliche Messkampagne im Feld, da diese strategisch über einen längeren Zeitraum geplant werden muss und dies der zeitliche Rahmen der Arbeit nicht zulässt. Außerdem ist der Datensatz des wegnerNET in einer ausgesprochen hohen räumlichen und zeitlichen Auflösung verfügbar. Daher soll die Modellierung anhand der verfügbaren Stationsdaten vorgenommen werden. Die Grundlage der Frostrisikoanalyse soll daher eine vorläufige Temperaturanalyse darstellen, die auf Einzelstationsbasis durchgeführt, sowie flächenhaft geostatistisch modelliert wird. Die Grundlage bzw. Parameter der geostatistischen Modellierung werden aus einem digitalen Geländemodell (DEM) bezogen. Zudem sollen auch Temperaturmuster der Temperaturanalyse (z.B. Inversionsanfälligkeit) in die geostatistische Modellierung miteinfließen. Im ersten Schritt der Analyse werden daher die Einzelstationen des Messnetzes anhand der Temperaturanalyse mit anschließender Frostrisikoanalyse untersucht, im zweiten die zu Verfügung stehenden Gitterdatensätze und im dritten Schritt soll anhand dieser Erkenntnisse (Frost-, Temperaturmuster der Einzelstationen) ein Frostrisikoindex, basierend auf einem geostatistischen Verfahren, flächenhaft verteilt werden.

### **1.5.1 Analyse der Einzelstationen**

In einer ersten Analyse sollen die Stationen im Untersuchungsgebiet mittels statistischer Verfahren untersucht und verglichen werden. So sollen durch Unterschiede und Ähnlichkeiten in der Gesamtheit der Stationen repräsentative Muster gefunden werden, welche Schlüsse auf lokalklimatische Eigenschaften der Stationsstandorte zulassen und dessen potentielle Anfälligkeit für Kaltluftseen darstellen. Diese charakteristischen, klimatischen Muster der Stationen können bei einer späteren Interpolationsmodellierung von Nutzen sein (vgl. Lundquist et al. 2008; Gallant und Dowling 2003) und bieten zudem einen ersten gröberen Überblick über die Stationen der Region. Für die statistische Auswertung wird eine Korrelationsanalyse eingesetzt und als Zeitraum wurden Stundendaten für die Periode 2007-01-01 bis 2017-12-30 herangezogen. Da Inversionen einen großen Einfluss auf CAP's haben, darf dieser Parameter nicht außer Acht gelassen werden und soll für die spätere geostatistische Interpolationsanalyse dienen (siehe Kapitel 1.5.2.2). Zudem wird anhand der Lufttemperatur ein Frostrisikoindex für jede Station erstellt um letztendlich das Gefahrenpotential für Spätfrost quantifizieren zu können.

### 1.5.1.1 Inversionsanalyse

Da sich Inversionen, besonders Strahlungsinversionen, oft nach Sonnenaufgang abschwächen oder auflösen und die potentiell für Obstkulturen gefährlichsten Temperaturen in den Morgenstunden auftreten, wurden ausschließlich Tagesstunden von 04:00 bis 07:00 MEZ verwendet. Obwohl Spätfröste vor allem im April Probleme für Obstkulturen darstellen, tritt die Bildung von Inversionen und Kaltluftseen über den gesamten Winter auf. Deshalb wird für eine möglichst repräsentative Stichprobenanzahl der Zeitraum von November bis März gewählt, da hier im Mittel, Großwetterlagen bedingt, häufiger Inversionen auftreten als im April. Inversionslagen wurden anhand des atmosphärischen Temperaturgradienten zwischen Talstationen und Kammstationen errechnet. Der Temperaturgradient  $\Gamma$  errechnet sich aus einem räumlich, gleichmäßig verteilten Temperaturmittel der Talstationen im Verhältnis zum Temperaturmittel der Kammstationen. Da für die Frostgefährdung vor allem starke Inversionen von Relevanz sind, wurde zwischen schwachen und starken Inversionen differenziert. Um ausschließlich Tage mit starker Inversion zu extrahieren, wurde der atmosphärische Temperaturgradient zwischen den Tal- und Bergstationen herangezogen. Als Tage mit starker Inversion wurden all jene Tage gewertet, bei welchen  $\Gamma$  größer als der mittlere Inversionstemperaturgradient (2,1K) zwischen Berg und Tal ist ( $\Gamma > 2,1$ ). Der mittlere Temperaturgradient (Inversionstemperaturgradient) wurde hier ausschließlich für Tage mit Inversionswetterlage ( $\Gamma > 0$ ) berechnet. Zudem wurden noch Tage mit schwacher Inversion ( $\Gamma \leq 2,1 \wedge \Gamma > 0$ ) und keiner Inversion ( $\Gamma < 0$ ) definiert.

$$\Gamma_{100} = \frac{(THF_{max} - THF_{min})}{(H_{max} - H_{min}) \times 0.01}$$

Der atmosphärische Temperaturgradient pro 100m  $\Gamma_{100}$ , ergibt sich aus dem Verhältnis der Differenz der gemittelten Lufttemperatur der Kammstationen  $THF_{max}$  und Talstationen  $THF_{min}$ , und der Differenz der Seehöhendifferenz der Kamm-  $H_{max}$  und Talstationen  $H_{min}$ .

### 1.5.1.2 Frostrisikoanalyse

Obwohl eine Analyse der Inversionsverteilung einen ersten Überblick über potentiell frostgefährdete Gebiete liefert, so muss für eine ausreichende Bewertungsmöglichkeit des Gefahrenpotentials das Frostrisiko auch quantifiziert werden. Die Quantifizierungsmethode wurde unter der Verwendung von Grenzwerten der täglichen minimalen Lufttemperatur ( $T_{min}$ ) erstellt und beinhaltet eine zusätzliche Interpolationsmethode, um das Frostrisiko flächendeckend beurteilen zu können. Das Frostrisiko definiert sich über die Anzahl der Tage

mit Frost für einen bestimmten Grenzwerte ( $T_c$ ) wobei die Tage mit Frost für den gesamten Zeitraum des Datensatzes (11 Jahre) der Monate März/April aufsummiert werden und ein Index zwischen 0 und 5 gebildet wird. Der Index definiert sich aus dem prozentuellen Anteil jeder Stationssumme zur Station mit der höchsten Summe und wird anschließend durch 20 geteilt. So besitzt die Station mit den meisten Frosttagen den Wert 5 (100%) und eine Station mit keinen Frosttagen den Wert 0 (0%). Der Wert 5 steht somit für das höchste relative Gefahrenpotential und folglich für eine Ungunstlage. Dies kann durch folgende Gleichung beschrieben werden:

$$FR_{j,idx} = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (Fr_{i,j})}{\max \sum_{i=1}^n (Fr_{i,j}) \in S} \times 100 \right) \div 20 \quad (2)$$

$$Fr_{i,j} = \sum_{i=1}^{61} \begin{pmatrix} 1 \text{ if } (T_j < T_c), \\ 0 \text{ else.} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$Fr_i$  beschreibt die Summe der Tage  $i$  mit Frost im Zeitraum März/April wenn  $T_{min} < T_c$  ist, mit „Frosttag“ = 1 und „Kein Frosttag“ = 0 für jede Station  $j$  aller Stationen  $S$  für jedes Jahr  $n$ , wobei  $T_c$  den Temperaturgrenzwert für Frost beschreibt (2).  $FR_{idx}$  ist der Frostrisikoindex für jede Station  $j$  und definiert sich über das Verhältnis der Summe der Frosttage der Station  $j$  zur Station mit den meisten Frosttagen  $\max \sum_{i=1}^n (Fr_{i,j}) \in S$ . Das Frostrisiko ist relativ zur Station mit dem höchsten Frostrisiko zu sehen und darf nicht als Absolutwert bewertet werden. Für eine Standortwahl im Obstbau ist dies aber ausreichend da ja lediglich günstige Standorte relativ zum Untersuchungsgebiet identifiziert werden sollen. Der Frostrisikoindex soll im Zuge weiterer Analysen auf das gesamte Gebiet räumlich verteilt werden (siehe Kapitel 1.5.2.2). Welcher Frostrisikoindex jeder einzelnen Stationen des Untersuchungsgebietes angerechnet wird, ist dem Kapitel 3.1.4 zu entnehmen.

## 1.5.2 Räumlich verteilte Analyse

### 1.5.2.1 Temperatur bzw. Inversionsanalyse anhand der Wegener Gitterdaten

In diesem Schritt wird versucht, anhand der bereits existierenden Gitterdaten (vgl. Kirchengast et al. 2014a), Gebiete für potentielle CAP's zu identifizieren. Die Gitterdaten, welche aus den ~150 Stationen (Abbildung 5) interpoliert wurden und in einer 200x200m Auflösung vorliegen, resultieren aus einem IWD unter der Berücksichtigung des atmosphärischen Temperaturgradienten. Komplexere Methoden (TDI, TAF etc.) zur

Beschreibung zusätzlicher, topographischer Eigenschaften kamen hier nicht zum Einsatz. Die Daten werden im Wegenet.net Portal in halbstündlicher, stündlicher, täglicher, monatlicher, saisonaler und jährlicher Auflösung als netCDF Datei zur Verfügung gestellt.

Ziel war es, anhand dieses Gitterdatensatzes, inversionsanfällige Gebiete zu identifizieren, die von den Wetterstationen nicht abgedeckt werden können. Hierzu wurden unterschiedliche Faktoren, welche auf typische Inversionsgebiete hindeuten, untersucht. Da zwischen Inversionsstärke und Lufttemperatur ein typischer Zusammenhang besteht, wurde im ersten Schritt die Temperaturabweichung vom Median analysiert. Dabei wurde auf täglicher Basis, die Abweichung jedes Gitterwertes vom täglichen Median aller Pixel errechnet. Diese Tagesabweichungen wurden in weiterer Folge auf die Periode 2007 bis 2017 für die Saison Dezember bis März gemittelt. Dies wurde zum einen auf ganztägiger Basis und zum anderen nur für die Tageszeit 04:00 bis 10:00 durchgeführt, da bei letzterer, wie bereits erwähnt, die typische Tageszeit für Inversionen vorherrscht. Bei der Inversionsanalyse wurde der atmosphärische Temperaturgradient aus jeweiligem Gitterpunkt und einer gemittelten Temperatur auf 370m Seehöhe ermittelt.

Wie auch schon in der Einzelanalyse (Kapitel 3.1.1), zeigt sich auch hier die Tendenz zu häufigen Inversionswetterlagen. Die anfälligsten Gebiete für Inversionen sind im westlichen Teil des Raabtales zu finden, wobei auch hier das Tal bei Station 7 mit bis zu 12 Tagen mit starker Inversion pro Monat die stärkste Auffälligkeit aufwies. Weniger inversionsanfällig ist der östliche Teil des Raabtales sowie die Täler südlich des Gleichenberger Kogels.

#### **1.5.2.2 Erstellung eines räumlich-verteilten hochauflösenden Frostrisikoindexes**

Damit das Frostrisiko von Stationsbasis flächenhaft verteilt werden kann, benötigt es einer passenden Interpolationsmethode. Daher wird versucht ein geeignetes geostatistisches Verfahren zu finden, welches das Frostrisiko für Bereiche die nicht von Stationen abgedeckt sind, so gut wie möglich modellieren kann. Da die Interpolation auf dem Regression Kriging basieren soll, werden unterschiedliche RK Modelle verglichen und potentiell geeignete DEM-Variablen mittels Korrelationsmatrix auf Eignung untersucht.

##### 1.5.2.2.1 Interpolationsmethode

Da dieses Frostrisiko aber nur für die spezifische Station gültig ist und Bereiche, die nicht von einer Station abgedeckt werden, mit keinem Frostrisiko bewerten werden können, wird dieser Frostrisikoindex folglich einem downscaling unterzogen. Dafür stehen wieder verschiedene Interpolationsmethoden zu Verfügung (vgl. Kapitel 1.3.3), wobei aus Sicht des Autors eine Kriging Methode, wie zum Beispiel das Regression Kriging (RK), aufgrund der Anzahl gut korrelierender, unabhängiger Variablen als adäquate Methode erscheint. Die abhängige Variable ist der Frostrisikoindex  $FR_{idx}$ , wobei die unabhängigen Variablen

größtenteils aus dem DEM errechnet werden: (Topographic Dissection Index), TWI (Topographic Wetness Index), multi-resolution valley-bottom flatness (MrVBF), sky view factor, Wind Effect (Windward / Leeward Index), Effective Air Flow Heights, LS-factor, Catchment Area (Top-Down), multi-resolution ridge-top flatness (MRRTF), Vertical Distance to Channel Network. Zudem werden neben den DEM-Variablen auch  $T_{min}$ , die Anzahl der starken Inversionstage und die typischen Windverhältnisse herangezogen. Der Wind soll dahingehend miteinbezogen werden, indem zum einen der Zusammenhang zwischen Windgeschwindigkeit und dem Frostrisikoindex überprüft wird und zum anderen die mittleren, typischen Windverhältnisse in die „Effective Air Flow Heights“ und „Wind Effect (Windward / Leeward Index)“ Analysen integriert werden. Dadurch sollen windstille Gebiete, welche möglicherweise anfällig für Kaltluftansammlungen sind, identifiziert werden.

#### 1.5.2.2.2 Kriging

Kriging ist eine geostatistische Interpolationsmethode, mit der es möglich ist, anhand einer limitierten Anzahl an Stichproben, auf Werte einer Variablen verteilt über einen bestimmten Raum zu schließen. Kriging unterscheidet sich von anderen einfacheren Methoden dadurch, dass es die räumliche Korrelation der Stichproben nutzt, um Werte für Interpolationspunkte zu berechnen. Die Interpolation basiert somit auf einem räumlichen Vergleich empirischer Beobachtungen. Auf die unterschiedlichen Kriging Methoden wie Universal-, Simple oder Ordinary Kriging etc. soll hier aufgrund der Komplexität nicht weiter eingegangen werden. Im vorliegenden Fall wären als Stichproben die Stationen und als Interpolationspunkte die DEM Pixel zu sehen.

#### 1.5.2.2.3 Regression Kriging

Regression Kriging (RK) ist eine Interpolationsmethode, welche eine Regressionsanalyse einer abhängigen und mehreren unabhängigen Variablen mit einem Ordinary Kriging der Regressionsresiduen kombiniert (Hengl 2010). In der Literatur wird es häufig als sehr wirksame Methode für lokale Prognosen beschrieben, da es den lokalen Einfluss der Variablen durch eine Regressionsanalyse und dem Kriging der Residuen kombiniert (Hengl et al. 2007). Damit eine Prognose, also die Interpolation auf unbekannte Datenpunkte aber funktioniert, muss eine signifikante Korrelation der unabhängigen Variablen mit der abhängigen Variablen gewährleistet werden (Hengl et al. 2007; Meng 2014; Gonçalves 2018). Zudem muss der Zusammenhang linear sein und die Datenpunkte müssen den Untersuchungsraum ausreichend vollständig abdecken (Gonçalves 2018). Im Fall der Interpolation des Frostrisikoindex stellt der Frostrisikoindex die abhängige Variable und die DEM basierten Variablen die unabhängigen dar. Ziel ist es, dass die Variablen, welche aus dem DEM gerechnet wurden, das Frostrisiko so gut wie möglich beschreiben. RK wird in

unterschiedlichen Bereichen wie der Meteorologie, Klimatologie, Bodenkunde, Geologie oder Biologie häufig eingesetzt.

Da, wie bereits erwähnt, alle unabhängigen Variablen beim RK signifikant mit der abhängigen Variable korrelieren müssen, wurden alle Variablen zuvor auf ihren Zusammenhang überprüft. Die Ergebnisse dieser vorläufigen Analyse werden in Kapitel 3.2.2.1 präsentiert. Da der Frostrisikoindex für die Periode März/April erstellt wurde, werden nur Variablen zur Korrelationsanalyse aus der Periode März/April verwendet.

#### 1.5.2.2.4 Theoretische Übersicht von möglichen Interpolationsvariablen

In diesem Abschnitt wird eine Übersicht über alle potentiellen unabhängigen Variablen geboten, wobei die genauen Ergebnisse der Eignungsprüfung Kapitel 3.2.2.1 zu entnehmen sind. Die Abkürzung jedes Variablennamen ist durch die eckige Klammer ausgewiesen und dient zur leichteren Lesbarkeit im weiteren Verlauf.

- Seehöhe (elev)

Seehöhe aus dem digitalen Höhenmodell. Da die Lufttemperatur abhängig von der Seehöhe ist, zeigt sich eine sehr gute Korrelation mit der Lufttemperatur und folglich auch eine gute Übereinstimmung mit dem Frostrisiko.

- Einzugsgebiet (ca)

Einzugsgebiet aus welchem ein Gewässersystem seinen Abfluss bezieht. Da sich Luft bei stabilen Wetterlagen annähernd wie Wasser verhalten kann, wurde versucht diese Variable in das Kriging miteinzubeziehen. Diese Überlegung gilt auch für die übrigen hydrologischen Variablen wie dem twi, stwi und twica.

- Topographic Wetness Index (twi)

Der twi wird häufig in der Hydrologie zur Quantifizierung von hydrologischen Prozessen verwendet, oder in der Bodenkunde zur Bestimmung unterschiedlicher Bodeneigenschaften. Bei der Interpolationsmodellierung dient er häufig als unabhängige Hilfsvariable (vgl. Hengl et al. 2010; Webb et al. 2017) und soll die Eigenschaften des Kaltluftabflusses simulieren.

- Saga Topographic Wetness Index (stwi)

Der stwi ist dem twi sehr ähnlich, basiert aber auf einem modifizierten Einzugsgebiet, welches realistischere Werte liefern soll als der twi (Webb et al. 2017).

- Topographic Wetness Index mit Einzugsgebiet (twica)

Hier wurde der twi mit dem modifizierten Einzugsgebiet des stwi kombiniert, um die Eignung des twi zu steigern.

- Hang (slo)

Da sich ein Luftpaket je nach Hangneigung unterschiedlich verhält, könnte auch diese Variable als Prädiktor des Frostrisikos dienen.

- LS Faktor (ls\_f)

Berechnung von erosiven Prozessen und Materialtransport als Funktion von Hanglänge und dem Sinus der Hangneigung (Böhner und Selige 2002 S.18). Könnte auch als Variable zum Kaltlufttransport interpretierbar sein (Webb et al. 2017).

- Windeffekt - Luv-, Lee Index (w\_e)

Bestimmt ob gewisse Gebiete windgeschützt oder windexponiert sind. Dieser Faktor wird mit der Windgeschwindigkeit und der Windrichtung aus dem wegenerNET Gitterdatensatz angetrieben. Die Windrichtung sowie Geschwindigkeit könnten aber auch konstant gesetzt werden.

- Effective Air Flow Height (eff\_a)

Kann und wird wieder mit dem Gitterdatensatz zur Windgeschwindigkeit und Windrichtung kombiniert.

- Sky View Faktor (svf)

Kiefer und Zhong (2015) bzw. Dorninger (2016) wiesen schon auf die Wichtigkeit des Sky View Factors in Bezug auf die Bildung von Kaltluftseen besonders in engen Tälern und Dolinen hin.

- Direkte Sonneneinstrahlung (dir\_i), Diffuse Sonneneinstrahlung (diff\_i),  
Sonnenscheindauer (dur\_i)

Solarstrahlungsparameter für den Zeitraum März/April mit Solarkonstante  $1367 \text{ W/m}^2$  und mittleren Trübungsparametern für die geographische Breite von  $47^\circ$ .

- Analytical Hillshading (ah)

Schummerung des Reliefs unter Simulation konstanter Sonnenbestrahlung. Da das Hillshading aber eher einen kartographischen Zweck erfüllt kann dessen Eignung angezweifelt werden.

- Taltiefe (vd)

Ist dem tdi ähnlich und gibt die vertikale Distanz zu einem Gewässernetz Basislevel an.

- Morphometrische Eigenschaften (morph)

Klassifikation von morphometrischen Eigenschaften nach Kämmen, Rücken, Pässen, Rinnen, Gruben und Ebenen (vgl. Wood 1996).

- Minimale Lufttemperatur [tmin] und Inversionen [inv]

Da Inversionen häufig von niedrigen Minimumtemperaturen und einem höheren Frostrisiko begleitet werden wurde das Frostrisiko mit der Häufigkeit von starken Inversionen für jede Station auf deren Zusammenhang überprüft. Wie erwartet zeigen die Ergebnisse einen relativ eindeutigen Zusammenhang zwischen Frostrisiko und Inversionshäufigkeit

- Wind [w], Windgeschwindigkeit [w\_s], Windrichtung[w\_d]

Da Windverhältnisse auf die Genese und Auflösung von Inversionen, sowie durch Föhneffekte und Durchmischung, Auswirkungen auf die Kaltluftproduktion haben, wurde versucht den Wind in die Interpolation miteinfließen zu lassen. Leider sind Winddaten nur für 14 Stationen verfügbar und so wurde mit den interpolierten Gitterdatensätzen gearbeitet aus welchen jeder Station die Winddaten hinzugefügt wurden. Da es sich hier lediglich um Interpolationswerte handelt und Windverhältnisse durch das Relief lokal sehr unterschiedlich sein können, muss dessen Genauigkeit angezweifelt werden. Deshalb wurde in der Analyse einmal mit den Beobachtungsdaten der 14 Stationen und einmal mit den Interpolationsdaten aus den Gitterdatensätzen gearbeitet. Des Weiteren wurde versucht die Windgeschwindigkeit und Windrichtung zur Verbesserung der „Effective Air Flow Heights“ und „Wind Effect (Windward / Leeward Index)“ Analysen zu verwenden.

- Topographic Dissection Index (tdi)

Da in jüngeren Literaturbeispielen der TDI häufig als Interpolationsprädiktor zur Stationsgewichtung herangezogen wird (vgl. Holden et al. 2011, Oyler et al. 2014), wurde dieser sogenannte „topographische Gliederungsfaktor“ auch auf das Untersuchungsgebiet angewandt und evaluiert. Der TDI ist eine einfache Methode zur Parametrisierung des Geländes und kann nach Oyler et al. (2014) S.6, einen reliefbedingten Kaltluftabfluss

bestimmen. Der TDI bestimmt die Seehöhe eines Gitterpunktes relativ zu seinen Nachbarn in einem zuvor definierten Radius und reicht von 0 bis 1. Besitzt ein Gitterpunkt den TDI Wert 0 so ist er im Vergleich zu seinen Nachbarn der niedrigste Punkt. Niedrige TDI Werte weisen demnach auf Täler und Senken hin und Werte nahe 1 auf Kämme und Gipfel. Da der TDI Wert jedes Gitterpunktes immer nur das Verhältnis zu seinen Nachbarn widerspiegelt, ist er abhängig von der Wahl des Radius. Um eine möglichst gute Bandbreite des TDI's über das gesamte Untersuchungsgebiet zu erhalten, wird der TDI häufig zu einem mehrskaligen Gliederungsfaktor (MSD) zusammengefasst. Diese Mehrskaligkeit ergibt sich aus der Definition unterschiedlich großer Subgitter des Untersuchungsgebietes. Die Größe der Subgitter sind subjektiv gewählt und ist je nach Untersuchungsgebiet und dessen topographischer Eigenschaften (Anzahl der Täler, Verteilung der Seehöhe, Mittlere Talweite etc.) unterschiedlich. Werden bei (Oyler et al. 2014) 5 Subgitter definiert bzw. bei (Holden et al. 2011) 11, so wurden für das wegener.net 6 Subgitter gewählt, welche eine räumliche Auflösung von 200x200m bis 1500x1500m annehmen. Der finale TDI-Wert ergibt sich aus der Summe der TDI's jedes Subgitters und nimmt bei 5 Subgittern folglich einen Wert zwischen 0 und 5 an. Der TDI wird wie folgt berechnet (Oyler et al. 2014):

$$TDI(s_0) = \sum_{i=1}^n \frac{z(s_0) - z_{\min}(i)}{z_{\max}(i) - z_{\min}(i)}$$

wobei  $TDI(s_0)$  der finale mehrskalige TDI Wert für Gitterpunkt  $s_0$  ist,  $z(s_0)$  die Seehöhe von Gitterpunkt  $s_0$ ,  $z_{\min}(i)$  die minimale Gitterseehöhe in Subgitter( $i$ ),  $z_{\max}(i)$  die maximale Gitterseehöhe in Subgitter( $i$ ) und  $n$  die Anzahl an Subgittern.

#### 1.5.2.2.5 Analytische Selektion von geeigneten Interpolationsvariablen

In diesem Abschnitt werden alle möglichen Interpolationsvariablen einer statistischen Korrelationsanalyse unterzogen, um dem RK die bestmöglichen Variablen bereitzustellen. Dabei wurden alle Variablen, welche aus dem digitalen Höhenmodell stammen zuerst auf ein Raster gerechnet und anschließend auf die Stationspunkte extrahiert. Ein erster Überblick soll über eine Korrelationsmatrix geschaffen werden, wobei Variablen mit akzeptabler Korrelation weiter anhand einer linearen Regression veranschaulicht werden sollen. Korreliert wird die abhängige Variable, in diesem Fall der Forstrisikoindex, mit allen anderen unabhängigen Variablen. Als akzeptable Korrelation zu weiterer Untersuchung der Linearität wird ein R-Wert von  $\sim 0.5$  mit signifikanter Korrelation angenommen. Werte mit schlechter Korrelation und geringer Signifikanz werden verworfen. Da das RK einen annähernd linearen Zusammenhang zwischen abhängiger und unabhängiger Variablen verlangt, wird auf den

Pearson-Korrelationskoeffizient zurückgegriffen. Damit Scheinregressionen ausgeschlossen werden können, werden häufig Tests, wie der Durbin-Watson-Koeffizient oder der Dickey-Fuller-Test, angewandt. Da aber die Kausalität des Zusammenhanges nicht im Vordergrund steht, sondern lediglich der geostatistische Zusammenhang für die Interpolationsmethode wichtig ist, wurde darauf verzichtet, jede Variable auf ihre Kausalität zu überprüfen. Im weiteren Verlauf dieses Abschnittes soll daher eine kurze Veranschaulichung aller gut geeigneten Variablen geboten und abschließend alle Variablen anhand einer Tabelle präsentiert werden.

### **1.5.3 Validierungsansatz**

Für die Validierung der geostatistischen Interpolation der 138 Stationen wurde eine 10-fache Kreuzvalidierung und der Root mean square error (RMSE) der Residuen herangezogen. Aufgrund der Tatsache, dass prädiktive statistische Modelle fehlerbehaftet sind und unterschiedliche Güten aufweisen, ist es notwendig, passende Validierungsansätze zu verwenden. In der geostatistischen Analyse stellt die Kreuzvalidierung eine wichtige Validierungsgrundlage dar. Das Ziel der Kreuzvalidierung ist es, die modellierten Werte mit beobachteten Werten zu vergleichen. Das Hauptprinzip der Kreuzvalidierung funktioniert, indem Beobachtungspunkte aus dem Gesamtdatensatz entfernt werden, anschließend aus den verbleibenden Beobachtungspunkten auf den entfernten Datenpunkt interpoliert wird und dieser interpolierte Wert mit dem beobachteten Wert verglichen wird. Die Kreuzvalidierung kann k-fach oder auch als Leave-One-Out-Kreuzvalidierung durchgeführt werden. Bei der k-fachen Kreuzvalidierung wird die Stichprobe in k-fache Teilmengen unterteilt, wobei jede von ihnen als Teststichprobe und die verbleibenden Teilmengen als Trainingsstichproben dienen. Häufig verwendete Werte für  $k$  sind 5 oder 10 (Wollschläger 2018). Bei der Leave-One-Out-Kreuzvalidierung stellt  $k$  die gesamte Anzahl der Stichprobenelemente dar ( $k = N$ ). Weitere Gütekennzahlen, welche bei der Validierung zum Einsatz kamen sind das Bestimmtheitsmaß ( $R^2$ ), das adjustierte Bestimmtheitsmaß  $R^2_{ADJ}$ , der durchschnittliche quadratische Fehler (MSE) sowie der F-Test und p-Wert.  $R^2$  ist eine wichtige Kennzahl zur Prognosegüte von Modellen. Es beschreibt, wie viel Prozent der Varianz der Interpolationswerte erklärt bzw. prognostiziert werden können. Je näher  $R^2$  an 1 ist desto besser ist die Prognosegüte des Modells. Da  $R^2$  mit steigender Anzahl an unabhängigen Variablen allgemein zunimmt, auch wenn diese zur Prognose nur wenig aussagekräftig sind, bedient man sich dem adjustierten Bestimmtheitsmaß ( $R^2_{ADJ}$ ).  $R^2_{ADJ}$  dient dazu, eine passende Anzahl bzw. Auswahl an unabhängigen Variablen zu treffen.  $R^2_{ADJ}$  nimmt immer einen kleineren Wert als  $R^2$  an und sinkt mit der Anzahl an unabhängigen Variablen, die keinen weiteren Beitrag zur Prognosegüte liefern. Es gilt daher,

$R^2$  so hoch wie möglich zu halten, die Differenz zu  $R^2_{ADJ}$  aber möglichst gering. Der F-Test und p-Wert geben Aufschluss über die Gesamtsignifikanz eines Modelles (Kreutzmann 2018). Liegt der p-Wert unter einem zuvor definierten Signifikanzniveau ( $\alpha$ ) kann die Nullhypothese verworfen und dem Modell eine ausreichende Prognosegüte zugesprochen werden (Minitab Blog Editor 2015).

## 2 Untersuchungsgebiet und Datengrundlage

Im Frühling 2005 entstand seitens des Wegener Center for Climate and Global Change und der Universität Graz die Idee, eine Langzeit Feldkampagne anhand eines dichten Stationsnetzwerkes durchzuführen, um eine Kalibrierungs- und Evaluierungsmöglichkeit für hochaufgelöste, regionale Klimamodelle (RCM) und Fernerkundungsdaten zu schaffen. Umgesetzt wurde dieses Vorhaben durch das WegenerNet Klimamessnetz (20km x 15km) in Feldbach (Österreich), einer Region im südöstlichen Alpenvorland der Steiermark (Abbildung 5). Bei der Wahl der Untersuchungsregion wurde besonders auf ihre Klimadiversität und Repräsentativität geachtet. So ist die Region Feldbach, welche alpinklimatische wie auch mediterrane Züge aufweist, durch kalte Winter, heiße Sommer mit Starkniederschlägen, Gewittern und Hagel charakterisiert. Das Messnetz besteht aus über 150 Wetterstationen mit einer durchschnittlichen Stationsdistanz von 1,4km auf einer Fläche von 300km<sup>2</sup> (150 Gitterzellen á 2km<sup>2</sup>), wobei alle Stationen zumindest Lufttemperatur, relative Luftfeuchtigkeit und Niederschlag in 5 minütiger Auflösung messen und 24 Spezialstationen zusätzliche Parameter wie Bodentemperatur, pH-Wert etc. (Kirchengast 2018). Die Daten durchlaufen einen 5 stufigen Prozess durch das WegenerNet Processing System (WPS) (vgl. Kabas et al. 2011), welches für Datenkontrolle und Datenqualität verantwortlich ist. Aufgrund von Inhomogenitäten in den Daten (Nötige Korrektur bei 13% der Stationen für den Parameter Temperatur) durch Sensorwechsel wurde von Ebner (2017) eine Homogenisierung der Daten für die Parameter Lufttemperatur und relative Luftfeuchtigkeit durchgeführt. Alle Daten liegen in beinahe Realzeit vor und sind für die Öffentlichkeit über ein Datenportal<sup>3</sup>, bis ins Jahr 2007 zurück, frei als .csv Datei beziehbar. Zudem liegen die Daten auch als interpolierter Gitterdatensatz in einer räumlichen Auflösung von 200 x 200m für die Parameter Temperatur, relative Luftfeuchtigkeit und Wind (2007 - 2016) vor. Diese können im online Portal visualisiert und als netCDF Datei heruntergeladen werden. Bedauerlicherweise sind die netCDF Dateien nicht georeferenziert, was aber ab Version (Level2-v7) implementiert werden soll. Ob dieser Gitterdatensatz einen Mehrwert im Vergleich zu den Stationsdaten darstellt und in der Lage ist auf lokalklimatische Besonderheiten, wie Kaltluftansammlungen, einzugehen, muss aufgrund der einfachen Interpolationsmethode des IWD (Inverse Distance Weighting) hinterfragt werden (Kirchengast et al. 2014b).

Anhand der räumlichen Verteilung der Stationen hinsichtlich der Seehöhe ergibt sich eine relativ gute Abdeckung aller Höhenstufen, wobei sich im oberen Seehöhenbereich eine leicht bessere Abdeckung zeigt als im ganz unteren Talbereich (Abbildung 6). So befinden

---

<sup>3</sup> <https://wegenernet.org/portal/>

sich lediglich ~5% aller Stationen im Bereich von 250-270m Seehöhe im Vergleich zu ~12,5% bei den DEM Zellen. Bei der Häufigkeit nach Lageklasse zeigt sich aber, dass beinahe 30% und damit der größte Anteil der Stationen als „Talstationen“ bezeichnet werden (Abbildung 7). Dies zeigt, dass die Täler allgemein ausreichend gut abgedeckt sind und der weniger gut repräsentierte Bereich von 250-270m Seehöhe nur ganz tiefe Lagen betrifft. Das Mittel der Seehöhe aller DEM Zellen beträgt 327,7m im Vergleich zum Mittel von 326,8m der Stationen.

Die in Österreich einzigartige zeitliche und räumliche Auflösung, die hohe Datenqualität und Aktualität sowieso die klimatische Diversität machen das WegenerNet zu einer idealen Daten- und Evaluierungsbasis dieser Arbeit. Bedauerlicherweise waren zum Zeitpunkt der Untersuchung die Datensätze einiger Stationen fehlerhaft, da die aus dem Datenportal exportierte Datei (.csv) aufgrund eines Fehlers in der Datenprozessierung eine ungleichmäßige Anzahl an Spalten enthielt und damit ein direktes Einlesen deutlich erschwert wurde. In Version 7<sup>4</sup> (März 2017) wurden die Fehler jedoch behoben.

Ein Nachteil, welche die Daten mit sich bringen ist, dass die Messwerte lediglich in 30-minuten Werten im Datenportal zur Verfügung stehen. Da diese Daten aus 5 Minuten Werten (vgl. Kirchengast 2018) zu halbstündlichen Werten aggregiert werden, kann die minimale Lufttemperatur bzw. das höchste Frostrisiko je nach Jahreszeit zu unterschiedlichen Zeitpunkten auftreten und somit der Analyse verborgen bleiben. Wie groß diese Differenzen zwischen halbstündlichen Werten und den Minima der 5-minuten Werten sind, müsste in einer weiteren Analyse geklärt werden.

Des Weiteren ist grundsätzlich zu überlegen, inwieweit die Messstationen auf 2m Seehöhe die Temperatur in den Beständen wiedergeben können. Zum einen sind die relevanten Messhöhen je nach Kultur unterschiedlich und zum anderen beeinflusst die Kultur bzw. der Bestand die Messtemperatur selbst. Dieser Einfluss schwankt wiederum mit der Jahreszeit bzw. mit der Bestandsdichte und Belaubung (van Eimern 1964). So spielt die horizontale, sowie vertikale Distanz vom Messsensor zum Bestand eine wichtige Rolle. Das vertikale Temperaturprofil ist je nach Kultur, Jahreszeit, Tageszeit unterschiedlich und zumeist nicht isothermisch. Eine ausführliche Arbeit zu dieser Thematik findet sich in den Berichten des Deutschen Wetterdienstes zur Untersuchung über das Klima in Pflanzenbeständen von van Eimern (1964). So sind, je nachdem, welche Kultur Ziel der Untersuchung ist, unterschiedliche Messhöhen relevant. Bei Erdbeeren wäre die ideale Messhöhe zum Beispiel knapp über dem Boden und bei Nussbäumen deutlich über der Standardmesshöhe von 2m.

---

<sup>4</sup> [https://wegenernet.org/downloads/Fuchsberger-etal\\_2018\\_WPSv7-release-notes.pdf](https://wegenernet.org/downloads/Fuchsberger-etal_2018_WPSv7-release-notes.pdf)

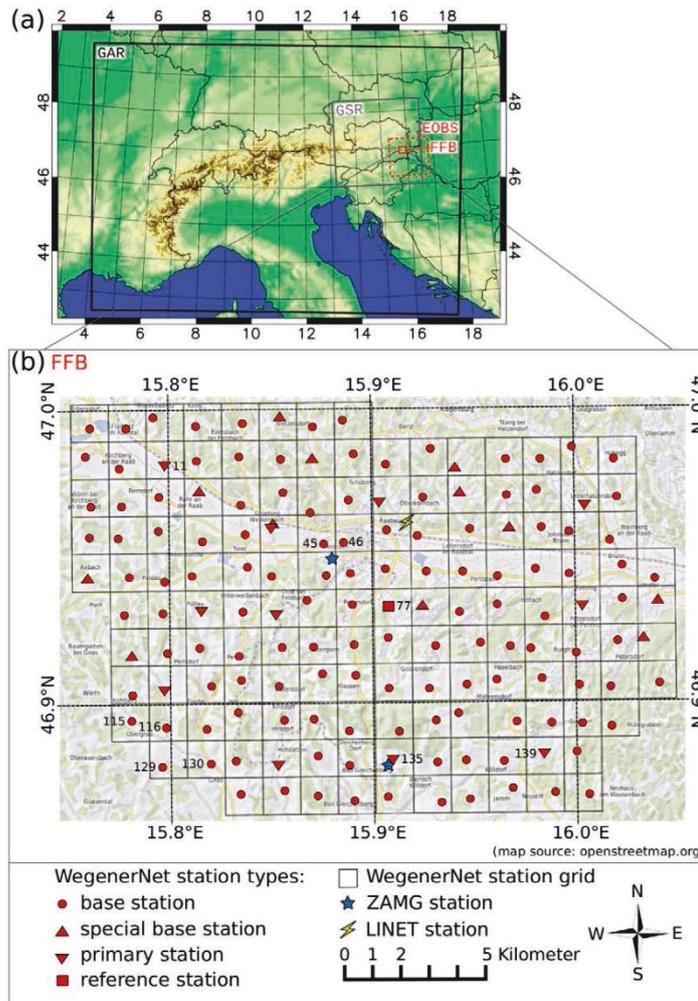


Abbildung 5: Messnetz der WegenerNet Region Feldbach, Steiermark, Österreich. Quelle: (Kirchengast et al. 2014b).

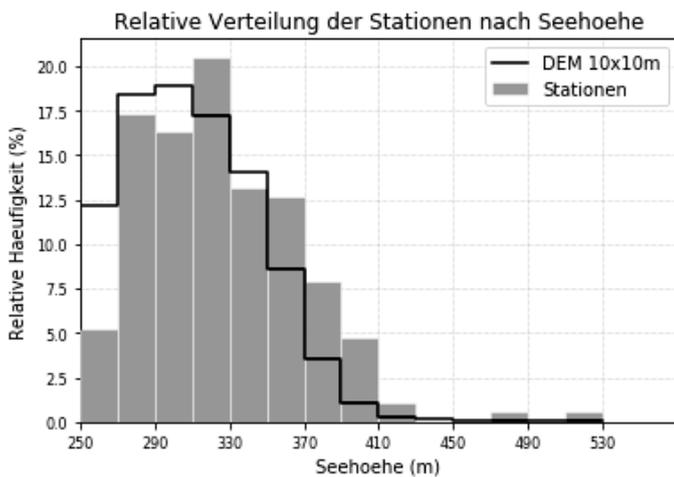


Abbildung 6: Vergleich der relativen Verteilung der Stationen zur relativen Verteilung der DEM Zellen. Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: DEM (GIS-Steiermark 2018), Stationsdaten (WegenerNet 2018).

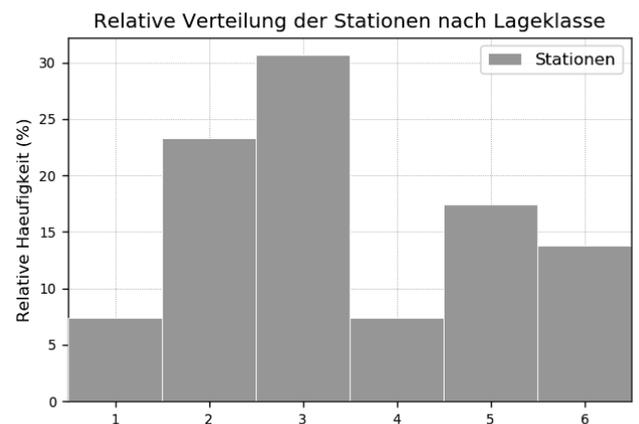


Abbildung 7: Relative Häufigkeit der Stationen nach Lageklasse. 1: Hangbasis, 2: Kuppe, 3: Tal, 4: unterer Hang, 5: mittlerer Hang, 6: oberer Hang. Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: (WegenerNet 2018).

## 3 Ergebnisse

### 3.1 Statistische Analyse der Einzelstationen

#### 3.1.1 Inversionshäufigkeit an den Einzelstationen

Betrachtet man die Korrelation von jeder einzelnen Station zu allen anderen so zeigt nur eine einzige Station mit einem Korrelationskoeffizient von 0,82 stärkere Abweichungen zum Mittel mit 0,95. Dies ist, wie zu erwarten war, die höchstgelegene Station am Gleichenberger Kogel (Station 122, 520 m ü.A.). An nächster Stelle aber mit deutlich weniger Abweichung folgt die am östlichen Fuße des Gleichenberger Kogels gelegene, zweithöchste Station (Station 123, 429 m.ü.A) mit 0,91. Auch bei den sechs Stationskombinationen mit der geringsten Korrelation (0,70 – 0,72) findet sich immer die Station 122 wieder. Die höchsten Korrelationen von allen Stationskombinationen treten durch das Gesetz der geographischen Nähe meist bei der benachbarten Station auf und werden deshalb nicht weiter beachtet. Invers könnte dies ja auch für die niedrigsten Stationskorrelationen gelten, wo dieser Faktor aber weniger ersichtlich ist. Sind im Mittel die sechs Stationen mit dem kleinsten  $R^2$  9,6km von der Station 122 entfernt, so fällt besonders die Station 144 auf, welche nur 3,3km entfernt liegt. Diese Auffälligkeit deutet auf einen weiteren Faktor, als lediglich die geographische Distanz hin, welche zur geringeren Korrelation der beiden Stationen beiträgt. Dies kann entweder lediglich die unterschiedliche Seehöhe oder ein zusätzlicher noch nicht bekannter Faktor sein. Die größten Korrelationen ( $> 0,90$ ) zu 122 treten allesamt bei Stationen mit möglichst ähnlicher Seehöhe, unabhängig von der geographischen Distanz, auf. Dies lässt die logische Vermutung zu, dass Stationen mit ähnlicher Seehöhe sich am ähnlichsten sind. Das kann durch eine lineare Regression zwischen Seehöhendifferenz und dem Korrelationskoeffizienten verdeutlicht werden (Abbildung 9). Korreliert man Seehöhendifferenz und Korrelationskoeffizient der Lufttemperatur der höchstgelegenen Station 122 mit allen anderen, so ergibt sich eine sehr signifikante ( $p\text{-Wert} < 0.000001$ ), negative Korrelation von -0,88, was auf einen starken Zusammenhang zwischen Temperatur und Seehöhe hindeutet. Nimmt die Seehöhendifferenz zu, so nimmt  $R$  zwischen den Stationen ab. Des Weiteren wurden all jene Stationen verglichen, die sich jeweils in Tallagen<sup>5</sup>, mittleren Hanglagen<sup>6</sup> und auf Bergkuppen<sup>7</sup> befinden (Tabelle 2). Diese Lageattribute sind im Datensatz bereits vorhanden und wurden auch so übernommen. Lediglich für Bergkuppen wurde zusätzlich definiert, dass Stationen auf einer Bergkuppe

---

<sup>5</sup> Stationen mit Attribut „valley“ und einer Seehöhe  $< 290\text{m}$

<sup>6</sup> Stationen mit Attribut „middle slope“

<sup>7</sup> Stationen mit Attribut „top“ und einer Seehöhe  $> 360\text{m}$

höher als 360m Seehöhe liegen müssen. Alle drei Gruppen zeigen mit 0,98 (Tallagen), 0,97 (Hanglagen) bzw. 0,98 (Bergkuppen) starke Korrelationen, welche wiederum die typische klimatische Ähnlichkeit der Stationen in den Gruppen verdeutlicht. Für die Talstationen bedeutet dies, dass entweder sehr viele oder sehr wenige Stationen eine Anfälligkeit für CAP's besitzen. Die Tatsache, dass die Talstation mit der niedrigsten Korrelation nur um ~1% vom Mittel aller Talstationen abweicht, verstärkt die Annahme einer sehr homogenen Gruppe ohne auffälligen Ausreißer. Daher ist vorerst anzunehmen, dass keine Station eine deutlich höhere CAP Anfälligkeit besitzt als ihre Gruppenmitglieder. Vergleicht man Seehöhe und Lufttemperatur zeigt sich eine positive Korrelation, was auf einen positiven Temperaturgradienten und somit auf eine Zunahme der Temperatur mit der Seehöhe hindeutet. Dies ist mit einem Korrelationskoeffizient von 0.75 und p-Wert von  $< 0.01$  sehr deutlich zu erkennen (Abbildung 10). Bei der Auswertung aller Stationen hat sich gezeigt, dass 26% der Tage eine starke Inversion, 34% eine schwache und 40% keine Inversion aufweisen, wobei mit 60% die Mehrheit der Tage auf eine Inversionswetterlage hindeutet. Der stärkste positive Temperaturgradient gemittelt über alle Stationen wurde am 29.03.2012 04:30 mit 7,8K/100m verzeichnet, während der negativste am 24.03.2008 08:30 mit -1,3K/100m verzeichnet wurde. Vergleicht man nun die Temperatur jeweils für Tal-, Hang- und Bergstationen zeigen sich für Inversionswetterlagen typische Temperaturmuster mit deutlich geringeren Temperaturen im Tal (-1,3°C) als am Berg (2,67°C) (Tabelle 2). Bei der Korrelation der Stationen in den Gruppen untereinander finden sich keine großen Unterschiede für Tage mit starker Inversion zu Tagen mit keiner oder geringer. Hier verhält sich das Mittel der Stationen in allen Gruppen annähernd ähnlich bis auf die Bergstationen und Hanglagen, wo bei Inversionswetterlagen geringere Korrelationen festgestellt werden konnten. Da sich die Stationen in unterschiedlicher Seehöhe befinden, kann diese geringere Korrelation aufgrund unterschiedlicher Inversionsobergrenzen zurückzuführen sein. Die größte Abweichung mit 2,2% des Korrelationsmittels der Talstationen zeigt die Station 144, welche auch schon vor der Bereinigung die relativ größte Abweichung mit 1% zeigte. Um herauszufinden, welche Station am anfälligsten für Inversionswetterlagen ist, wurden für jede Station alle Tage an denen eine starke Inversion, schwache Inversion und keine Inversion vorherrscht, extrahiert (Tabelle 4). Hier fällt vor allem Station 7 auf, die an 66% der Tage eine Inversion bzw. an 44% der Tage eine starke Inversion zeigt. Station 57 besitzt eine gleich hohe Anzahl an Inversionswetterlagen, wobei mit 37% weniger häufig starke Inversion auftreten. Station 7 erwies sich ja bereits im Vergleich zu Station 122 als am unähnlichsten und besaß von allen Stationen den höchsten mittleren Temperaturgradient (siehe Tabelle 1). Station 144 wiederum, die unter den Talstationen die niedrigste Korrelation besaß, zeigt im Vergleich zu den anderen Stationen deutlich weniger Inversionswetterlagen, wodurch nun

auch die geringere Korrelation erklärt werden kann. Die Stationen 66, 68, 69 im Talbereich von Fehring, am östlichen Ende des Messnetzes gelegen, weisen mit ~19% die wenigsten starken Inversionstage auf (Abbildung 8). Station 7 zeigt eine um 24% höhere Anzahl an Inversionswetterlagen im Vergleich zur, auf gleicher Seehöhe gelegenen, Station 142. Es sei hier aber erwähnt, dass bei dieser Analyse nicht nur alle Stationen mit Attribut „valley“ herangezogen wurden, sondern alle Stationen unter einer Seehöhe von 310m, auch wenn sie auf einem Hang liegen.

Die Ergebnisse der Analyse deuten auf häufige Inversionswetterlagen, wobei die Stationen mit der stärksten Inversionsfähigkeit wie erwartet in den Talbereichen angesiedelt sind. Einige Stationen wie zum Beispiel 7, 75, 151 weisen zudem eine relativ hohe Anzahl an Inversionstagen auf, wobei Station 7 besonders durch die Häufigkeit von starken Inversionen auffällt. Eine detaillierte Veranschaulichung der Ergebnisse findet sich in Kapitel 3.1.1. Obwohl eine statistische Methode über den Korrelationskoeffizienten einen allgemeinen klimatischen Überblick bieten kann, ist sie für die Identifikation von lokalen CAP's durch ihre Abhängigkeit der Stationslage bzw. Dichte nur mäßig geeignet. So können CAP's ausschließlich in Gebieten mit Wetterstationen in ausreichend langer zeitlicher Auflösung identifiziert werden und Gebiete für welche keine Stationsdaten vorhanden sind, daher nicht mitberücksichtigt werden. Aus diesem Grund wird in Kapitel 1.5.2.1 die Inversionsanfälligkeit anhand von interpolierten Gitterdaten für das gesamte Untersuchungsgebiet flächenhaft ausgewertet.

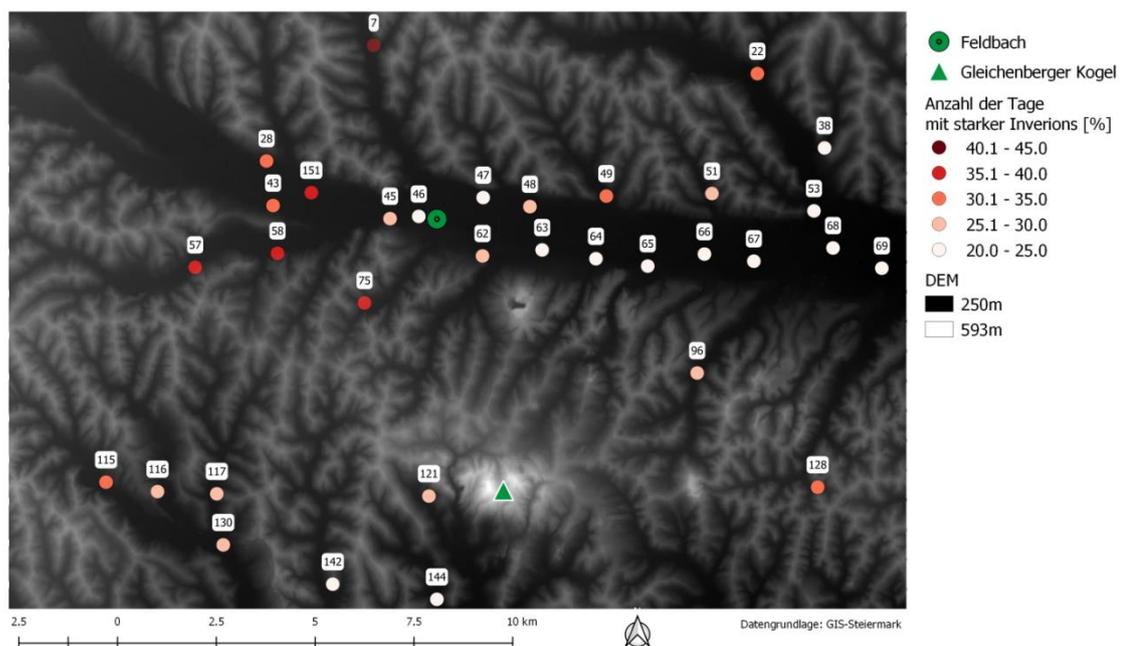


Abbildung 8: Relativer Anteil der Tage mit starker Inversion für alle Stationen unter 310m Seehöhe in %. Der Text über der Signatur definiert die Stationsnummer. Quelle: Eigene Darstellung.

Tabelle 1: Korrelationskoeffizient (R) und atmosphärischer Temperaturgradient ( $\Gamma$ ) der sechs Stationen mit dem geringsten R. Quelle: Eigene Darstellung.

Station A	Station B	Distanz (km)	R	$\Gamma$ (K/100m)
122	7	12,1	0,70	1,15
122	22	12,3	0,71	0,85
122	151	9,5	0,72	0,98
122	49	8,0	0,72	0,85
122	13	12,1	0,73	1,1
122	144	3,3	0,73	0,69

Tabelle 2: Temperaturmittel für die Stationsgruppen Tal, Hang, Berg und dessen mittlerer atmosphärischer Temperaturgradient für Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion. Bei keiner Inversion liegt  $\Gamma$  mit -0,58K/100m ziemlich nahe am atmosphärischen Temperaturgradienten der Standardatmosphäre mit -0,65/100m. Quelle: Eigene Darstellung.

Inversions- stärke	$T_{mean}$ (°C) Tal( $\bar{x}$ 274m)	$T_{mean}$ (°C) Hang( $\bar{x}$ 331m)	$T_{mean}$ (°C) Berg( $\bar{x}$ 387m)	$\Gamma$ (K/100m)
Mittel	-0,09	0,53	1,07	1,03
Starke Inversion	-1,3	0,82	2,67	3,53
Schwache Inversion	-0,62	-0,05	0,54	1,02
Keine Inversion	1,12	0,81	0,49	-0,58

Tabelle 3: Korrelationskoeffizient (R) der Stationen untereinander in den Stationsgruppen Tal, Hang und Berg für Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion. Quelle: Eigene Darstellung.

Inversions- stärke	Tallage ( $\bar{x}$ 274m)	Hanglage ( $\bar{x}$ 331m)	Bergkuppe ( $\bar{x}$ 387m)
Mittel	0,99	0,97	0,98
Starke Inversion	0,98	0,96	0,97
Schwache Inversion	0,98	0,98	0,98
Keine Inversion	0,99	0,99	1

Tabelle 4: Relativer Anteil der Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion per Station in %. Der fettgedruckte Wert gibt den Maximalwert der jeweiligen Spalte an. Die Tabelle zeigt ausschließlich die 3 Stationen mit den meisten bzw. mit den wenigsten Inversionstagen. Die vollständige Tabelle ist dem Anhang (Tabelle 8) zu entnehmen. Quelle: Eigene Darstellung.

Station	Starke Inversion	Schwache Inversion	Keine Inversion	Inversionstage
7	<b>44</b>	22	33	<b>66</b>
75	38	25	36	63
151	37	28	34	65
...	...	...	...	...
68	19	<b>38</b>	41	57
69	19	37	42	56
145	17	35	<b>47</b>	52

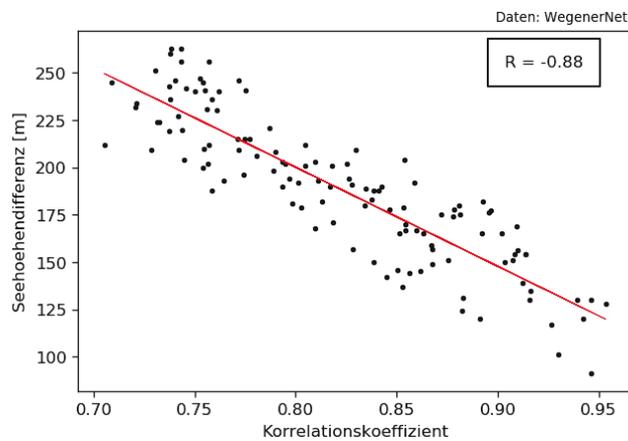


Abbildung 9: Lineare Regression zwischen Seehöhendifferenz und des Korrelationskoeffizienten der Station 122 zu allen anderen. Der starke lineare Zusammenhang zwischen Zunahme der Seehöhendifferenz und Abnahme der Korrelation zeigt eine starke Abhängigkeit der Temperatur zur Seehöhe. Quelle: Eigene Darstellung.

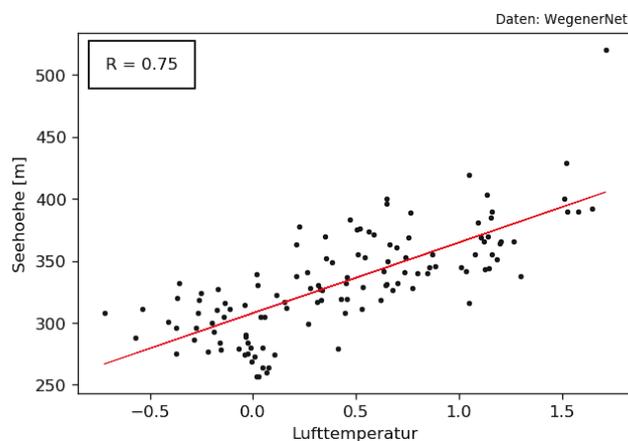


Abbildung 10: Die Zunahme der Lufttemperatur mit der Seehöhe deutet auf häufige Inversionswetterlagen hin. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.1.2 Entstehungszeitpunkt der Inversionen

Was den Entstehungs- und Entwicklungszeitpunkt der Inversionen betrifft, zeigen sich räumliche und zeitliche Differenzen zwischen den Stationen. Gemittelt über alle Talstationen kommt es meist zwischen 4 und 8 Uhr morgens zur Auflösung der Inversion, wobei dies zwischen 5 und 6 Uhr am häufigsten geschieht. Dennoch gibt es je nach räumlicher Lage der Station Unterschiede. So lösen sich Inversionen bei Station 135 im Vergleich zum Mittel besonders früh auf (Abbildung 11) und bei Station 57 relativ spät (Abbildung 12). Die zeitliche Differenz der Inversionsauflösung beträgt zwischen beiden Stationen ca. 1h. Betrachtet man den Zeitpunkt der Inversionsbildung zeigt sich ein weniger klares Muster. So erstreckt sich der Zeitpunkt an dem sich eine Inversion bilden kann, mit relativ ähnlicher Wahrscheinlichkeit zwischen 18 und 3 Uhr, gemittelt über alle Stationen. Bei einigen Stationen tritt die Inversionsbildung jedoch merklich früher ein als bei anderen, wie auch Station 135 im Vergleich zu Station 57 verdeutlicht. Während sich bei Station 57, Inversionen schon ab 18 bis 19 Uhr ausbilden, so geschieht dies bei Station 135 um ca. 2 Stunden verzögert. Dass Station 135 zur früheren Auflösung auch noch eine spätere Genese besitzt, sieht man auch in Abbildung 22, betrachtet man die mittlere Anzahl der Stunden mit Inversion pro Tag. Diese ist im Raum Bad Gleichenberg allgemein niedriger als im Tal, in welchem sich Station 57 befindet. Astronomisch bzw. klimatologisch bedingt ist die Inversionsgenese einem jährlichen Zyklus unterworfen, welcher stark mit dem Sonnenstand zusammenhängt und somit für die Monate Dezember bis März ein anderes Bild zeigt als für März/April. So kommt es in den Wintermonaten zu einer um bis zu 3 Stunden späteren Auflösung als im März/April.

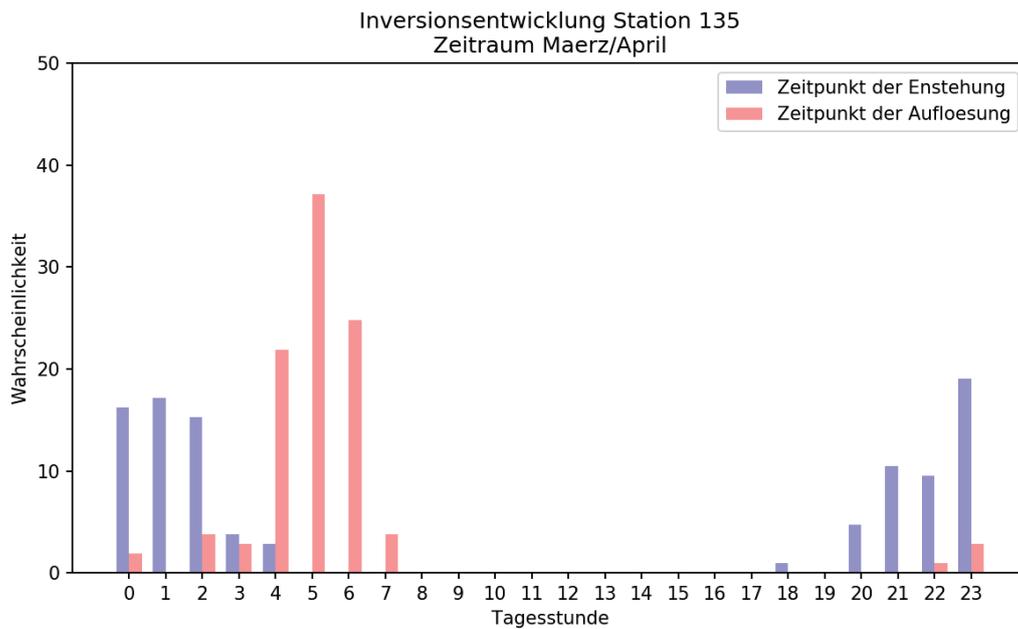


Abbildung 11: Wahrscheinlicher Zeitpunkt der Inversionsbildung bzw. Auflösung für den Zeitraum März/April für Station 135. Quelle: Eigene Darstellung.

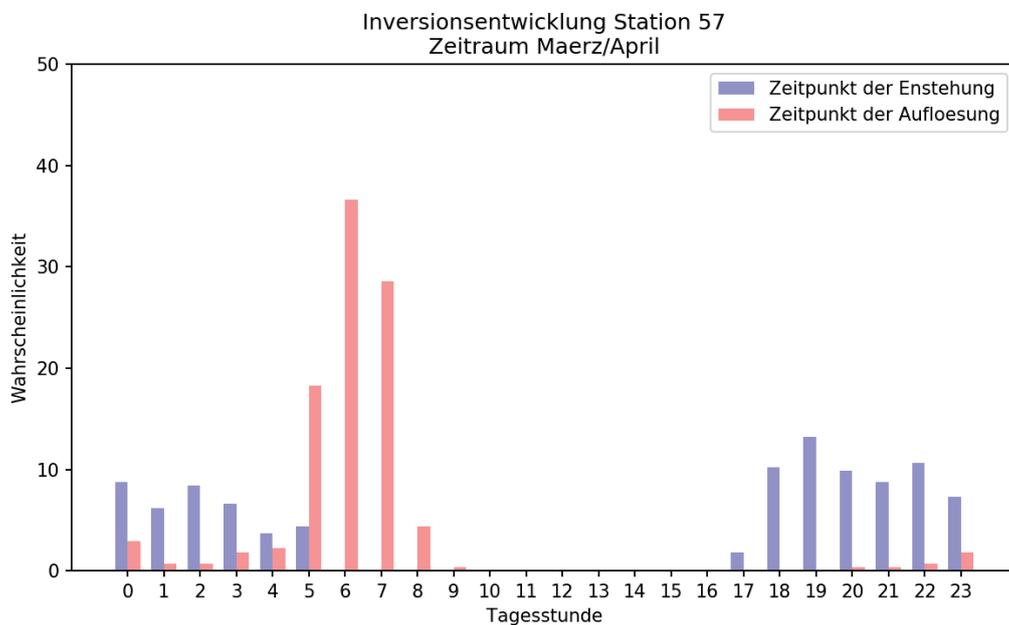


Abbildung 12: Wahrscheinlicher Zeitpunkt der Inversionsbildung bzw. Auflösung für den Zeitraum März/April für Station 57. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.1.3 Tageszeitliche Inversionsstärke und Frostrisiko

Besitzen Inversionen einen tageszeitlichen Entwicklungsrhythmus, so gilt dies auch für Inversionsstärke und das Frostrisiko. Gemittelt über alle Talstationen finden sich die Tagesstunden mit dem höchsten  $L$  zwischen 3 und 5 Uhr (Abbildung 14). Gut zu beobachten ist, dass das Frostrisiko stets vor Beginn des mittleren Auflösungszeitpunktes der Inversionen am höchsten ist. Am Abend jedoch ist die Wahrscheinlichkeit für Frost an gewissen Zeitpunkten relativ hoch, obwohl im Mittel eine eher schwache Inversion vorherrscht. Dies lässt sich auf die Trägheit der Atmosphäre und die Bildung der Inversion von unten nach oben (insb. Strahlungsinversion) zurückführen. Die Charakteristik, dass tiefe Temperaturen meist mit Inversionen einhergehen (vgl. Lazar und Podesser 2018), konnte daher mit einem  $R^2$  von 0,98 bestätigt werden, vergleicht man den Zusammenhang zwischen Inversionsstärke und der Wahrscheinlichkeit für Temperaturen unter  $-3^\circ\text{C}$ . Vergleicht man Abbildung 13 und Abbildung 14 sieht man aber, dass in Abbildung 13 an wenigen Tagen Frost unter  $-3^\circ\text{C}$  vorkommt, obwohl keine Inversion vorherrscht. Diese Frostereignisse können durch Advektivfrost erklärt werden.

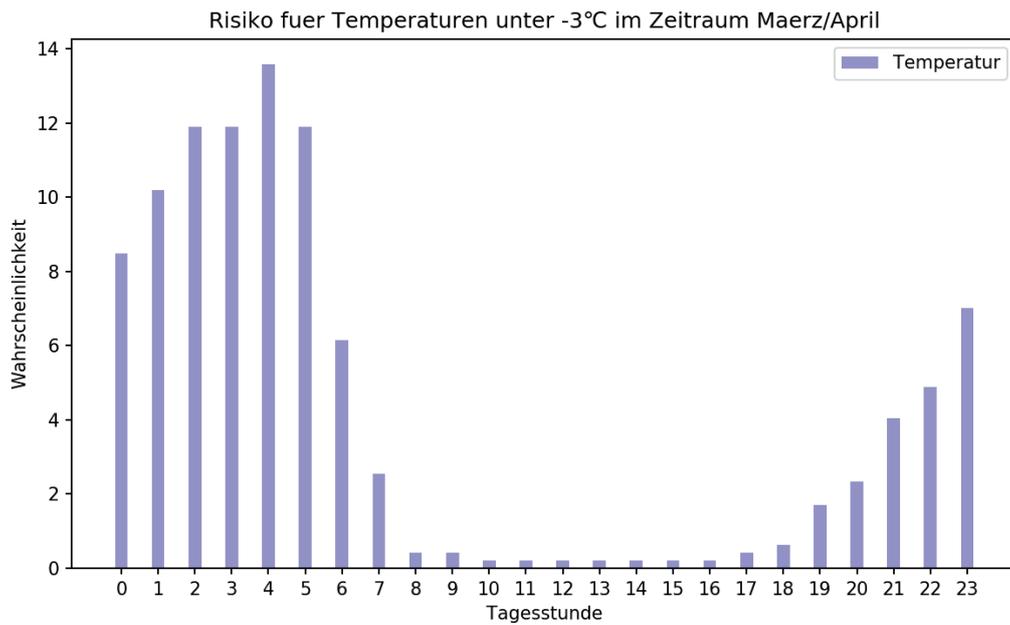


Abbildung 13: Wahrscheinlichkeit des Risikos für Temperaturen unter -3°C im Zeitraum März/April gemittelt über alle Talstationen. Quelle: Eigene Darstellung.

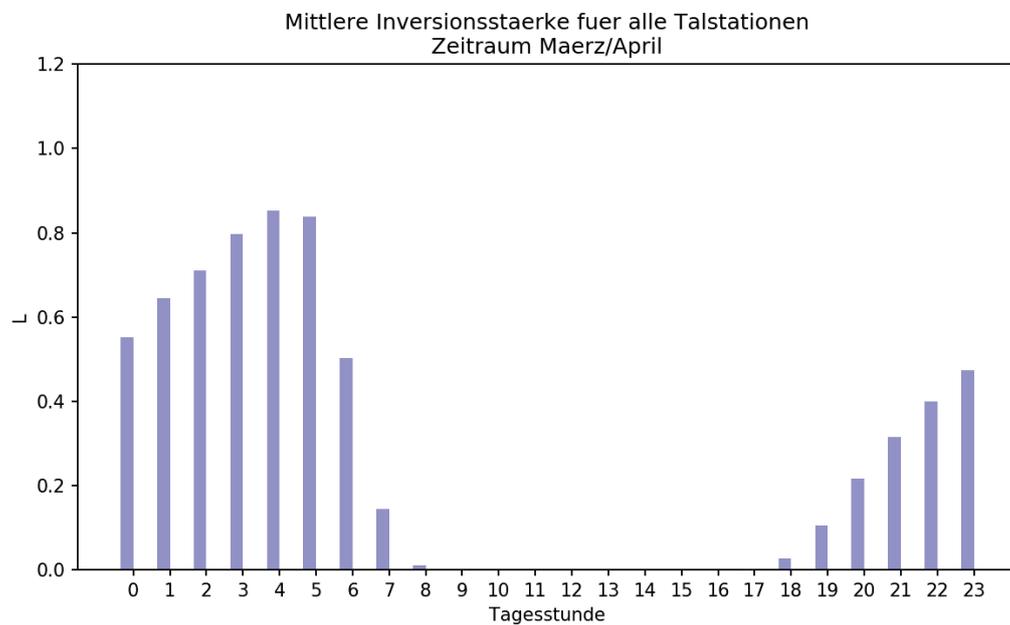


Abbildung 14: Mittlerer atmosphärischer Temperaturgradient aller Talstationen. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.1.4 Frostrisiko an den Einzelstationen

Die Verteilung des Frostrisikos ist über das gesamte Untersuchungsgebiet heterogen mit einer deutlichen Tendenz zur Abschwächung des Risikos mit zunehmender Seehöhe. Vor allem aber im Raabtal treten auch Seehöhen-unabhängige Unterschiede auf, wie z.B. die Stationen 45, 46 bei welchen das Stadtgebiet Feldbach einen Einfluss haben könnte. Das geringste Frostrisiko findet sich aber auf höheren Kammlagen, besonders im Bereich um den Gleichenberger Kogel. Als Station mit dem eindeutig höchsten Risiko kann Station 7 gesehen werden, als jeweilige mit dem niedrigsten, Station 146. Zudem zeigt sich auch ein signifikanter, positiver Zusammenhang zwischen starken Inversionen und dem Frostrisiko.



Abbildung 15: Frostrisikoindex der Einzelstationen für den Grenzwert  $-3^{\circ}\text{C}$ . Quelle: Eigene Darstellung.

Tabelle 5: Drei Stationen mit dem höchsten bzw. niedrigsten Frostrisiko. Die vollständige Tabelle ist dem Anhang (Tabelle 9) zu entnehmen. Quelle: Eigene Darstellung.

Station	Frostrisikoindex	Seehöhe (m.ü.A.)
7	5.00	308
151	4.63	288
109	4.54	316
97	1.67	392
95	1.65	390
146	1.63	390

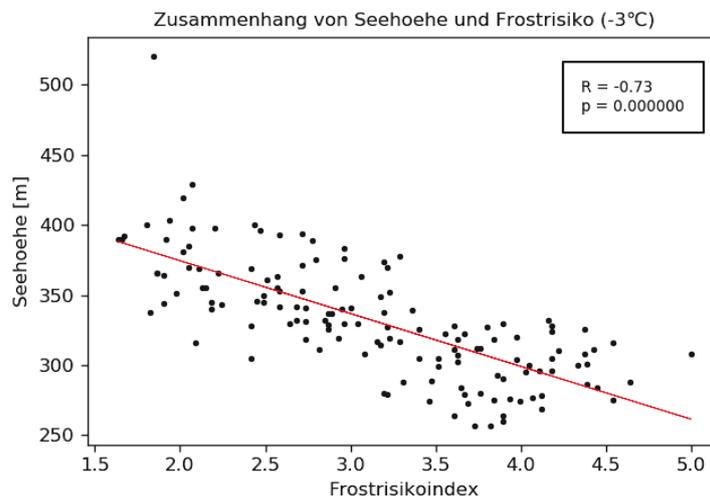


Abbildung 16: Zusammenhang zwischen Seehöhe und Frostrisiko bei einem Grenzwert von  $-3^{\circ}\text{C}$ . Der Ausreißer im linken Bereich des Diagrammes zeigt Station 122, der im rechten mit dem Index 5 die Station 7.

## 3.2 Räumlich verteilte statistische Analyse

### 3.2.1 Flächenhafte Temperatur- und Inversionsmuster im wegernerNET

Generell zeigt sich, gemittelt über den ganzen Tag (00:00 bis 24:00), eine Spanne der Temperaturdifferenz zwischen tiefstem und höchstem Wert von 1,73K (Abbildung 17), wobei sich die tieferen Werte in den Tallagen befinden, was allgemein auf ein Übergewicht des täglichen Inversionseinflusses hindeutet. Eine stärkere Temperaturdifferenz zeigt sich, wie zu erwarten war, wenn der Tageszeitraum 04:00 bis 10:00 herangezogen wird. Diese entspricht einer Differenz zwischen tiefstem und höchstem Wert von +2,68K (Abbildung 18). Die geringste Differenz zeigt sich zwischen 11:00 und 16:00 mit 1,62 (Abbildung 19), wobei hier das Temperaturmuster anders als bei den vorherigen Beispielen (Abbildung 17, Abbildung 18) ist. Hier ist die Temperatur im Tal höher als die Temperatur in höheren Lagen. Dies zeigt, dass zu dieser Tageszeit die Inversionen bereits häufig aufgelöst sind und ein negativer atmosphärischer Temperaturgradient vorherrscht. Da sich aber insgesamt über den gesamten Tag ein positives  $\Gamma_{100}$  (Abbildung 17) zeigt, ist davon auszugehen, dass positive  $\Gamma_{100}$  über den Tag verteilt häufiger sind als negative  $\Gamma_{100}$ . In der Tageszeit zwischen 11:00 und 16:00 wo ein negativer  $\Gamma_{100}$  dominiert, werden die höchsten Werte im Raum Feldbach und südwestlich des Gleichenberger Kogels registriert, wobei allgemein der Temperaturgradient zwischen Tal und Berg geringer ist als bei Abbildung 17 und Abbildung 18. Konträr dazu ist die Tageszeit 04:00 bis 10:00 zu sehen. Hier zeigt sich ein deutlich stärkerer Temperaturgradient zwischen Tal und Berg, als bei Abbildung 19. Zudem nimmt die Temperatur mit der Höhe zu und so treten die höchsten Werte auch auf den höchsten Seehöhen auf (siehe Abbildung 18 / Gleichenberger Kogel). Dieses Muster der recht linearen Zunahme der Temperatur ab einer gewissen Seehöhe (Zunahme der Seehöhe = Zunahme der Temperatur), zeigt sich in die andere Richtung in den Talbereichen weniger linear (Abnahme der Seehöhe  $\neq$  Abnahme der Temperatur). Nimmt man den Bereich des Raabtales her, so kommen die tiefsten Temperaturen nicht im unteren Bereich sondern im oberen des Tales vor. Diese Tendenz hat sich schon in der statistischen Analyse (Kapitel 3.1.1, vgl. Abbildung 8) verdeutlicht. Tiefe Temperaturen zeigen sich vor allem in Gebieten westlich von Feldbach, insbesondere in den Seitentälern bei Station 7 und Station 57. Beide weisen, mit durchschnittlich 66 Inversionstagen pro Winterperiode, auch in der statistischen Einzeluntersuchung die höchsten Tage mit Inversion auf. Dies ist auch bei der mittleren monatlichen Anzahl von Inversionstagen zu sehen (Abbildung 20). Diese ist mit bis zu 21 Tagen im Monat im oberen Tal um 4 Tage höher als im unteren Tal. Auch bei der mittleren monatlichen Anzahl an starken Inversionen (Abbildung 21) hat das Tal um Station 7, zusammen mit dem nördlichsten Punkt des Raabtales, die Nase vorne. Im obersten

Ausschnitt des Tales treten sogar durchschnittlich 7 Tage häufiger starke Inversionen auf als im unteren Bereich. Zudem ist eine Grenze zwischen stärkeren Inversionsfaktoren und weniger stärkeren Inversionsfaktoren an der Talenge westlich des Stadtgebietes von Feldbach zu erkennen, was sich vor allem bei der mittleren monatlichen Anzahl an starken Inversionen und niedrigen Temperaturen widerspiegelt. Dies könnte möglicherweise durch die Talenge oder das Stadtgebiet Feldbach verursacht werden. Ein weiteres auffälliges Gebiet, in dem die Häufigkeit des Auftretens von Inversionen anscheinend deutlich reduziert ist, befindet sich südlich des Gleichenberger Kogels um den Ort Bad Gleichenberg. Schon in der statistischen Einzeluntersuchung (Kapitel 3.1) wies die, in diesem Gebiet gelegene Station 144, eine relativ geringe Anzahl an Inversionstagen auf und beweist auch die niedrige Korrelation von 144 zu den anderen Talstationen. Hier ist die Anzahl der Tage mit starker Inversion um 10 Tage niedriger als im oberen Ausschnitt des Raabtales. Was die mittlere monatliche Anzahl an persistenten Inversionen ( $\Gamma_{100}$  = ganztags positiv) betrifft, zeigt sich, verglichen zu den anderen Faktoren, ein weniger eindeutiges Muster (Abbildung 24). Diese sind im Vergleich zu den anderen Faktoren im oberen Ausschnitt des Tales auffallend weniger ausgeprägt. Im Raabtal ist die Häufigkeit von persistenten Inversionen, verteilt auf den ganzen Haupttalbereich, ziemlich ausgeglichen. Hier scheint eine Auflösung der Inversion im Laufe des Tages, wie in den meisten Bereichen des Untersuchungsgebietes, die Norm zu sein. Lediglich in den Seitentälern scheinen Inversionen häufiger ganztags zu persistieren. Der Monat mit den häufigsten Inversionswetterlagen war der Jänner im Jahr 2007, ein außergewöhnlich milder Monat, geprägt durch häufige Westwetterlagen, welche mit überdurchschnittlich warmen Temperaturen in höherer Seehöhe einhergehen und daher mitverantwortlich für die häufigen Inversionen sind. Konträr dazu ist der Februar im Jahr 2009 zu sehen, welcher durch häufige Zufuhr kalter Höhenluft aus N und relativ starkem Gradient, zu kälteren Temperaturen in höherer Seehöhe und relativ warmen Temperaturen in den Talbereichen führt und daher eher zu einem negativen atmosphärischen Temperaturgradienten neigt. Über die gesamte Saison (Dezember bis März) gesehen, besaß der Winter 2006/2007 die meisten und 2008/2009 die wenigsten Tage mit Inversionen.

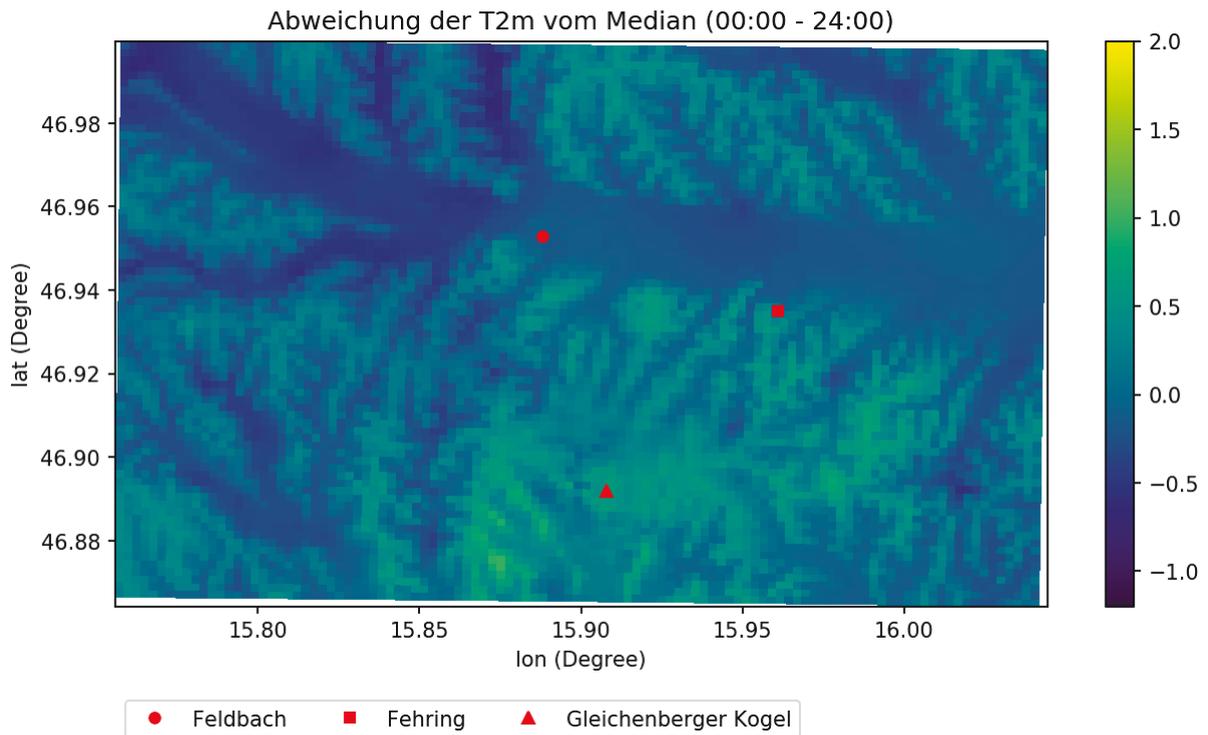


Abbildung 17: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 00:00 bis 24:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle. Eigene Darstellung.

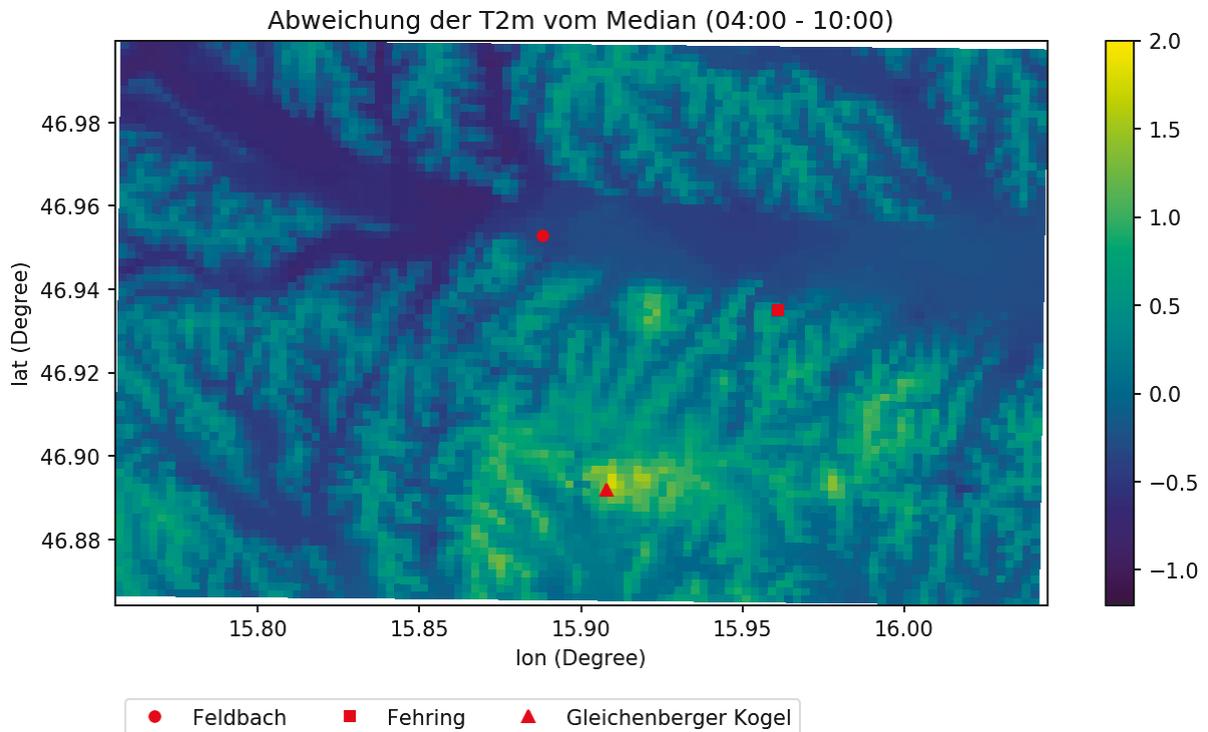


Abbildung 18: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 04:00 bis 10:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle. Eigene Darstellung.

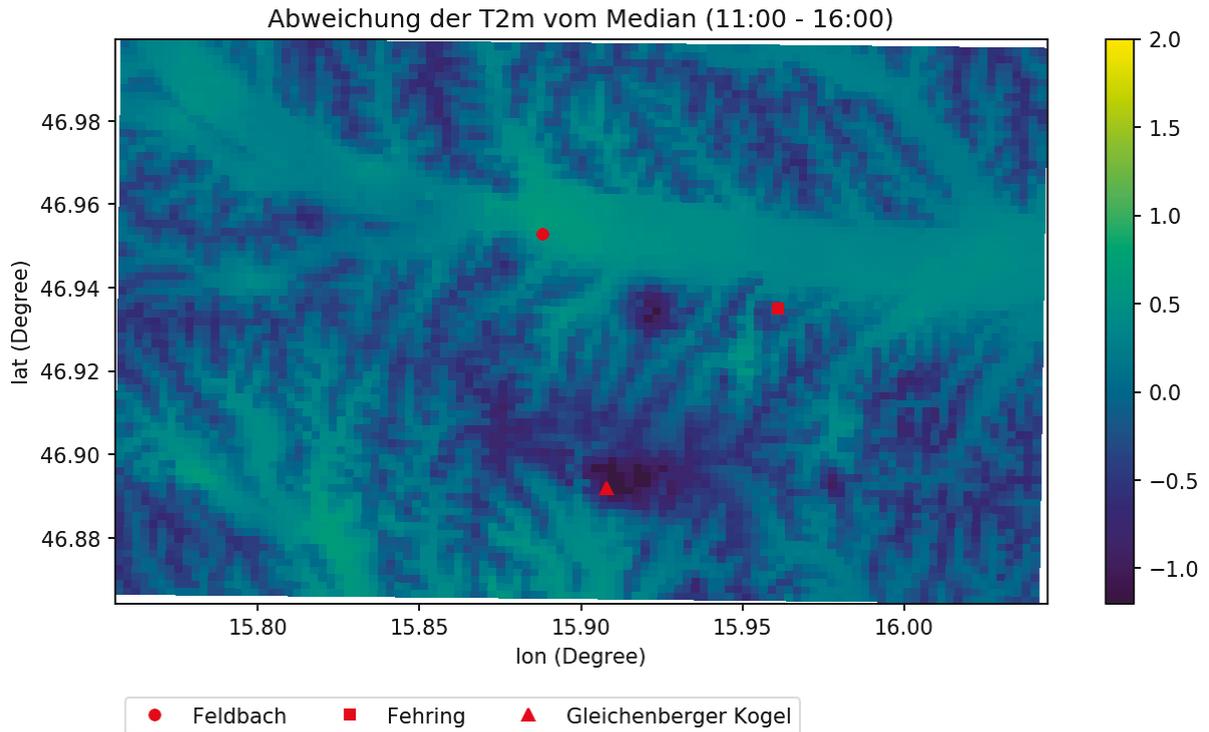


Abbildung 19: Abweichung der 2m Lufttemperatur vom Mittel für den Tageszeitraum 11:00 bis 16:00. Als Referenzperiode wurden die Jahre 2007 bis 2017 für die Monate Dezember bis März herangezogen. Quelle: Eigene Darstellung.

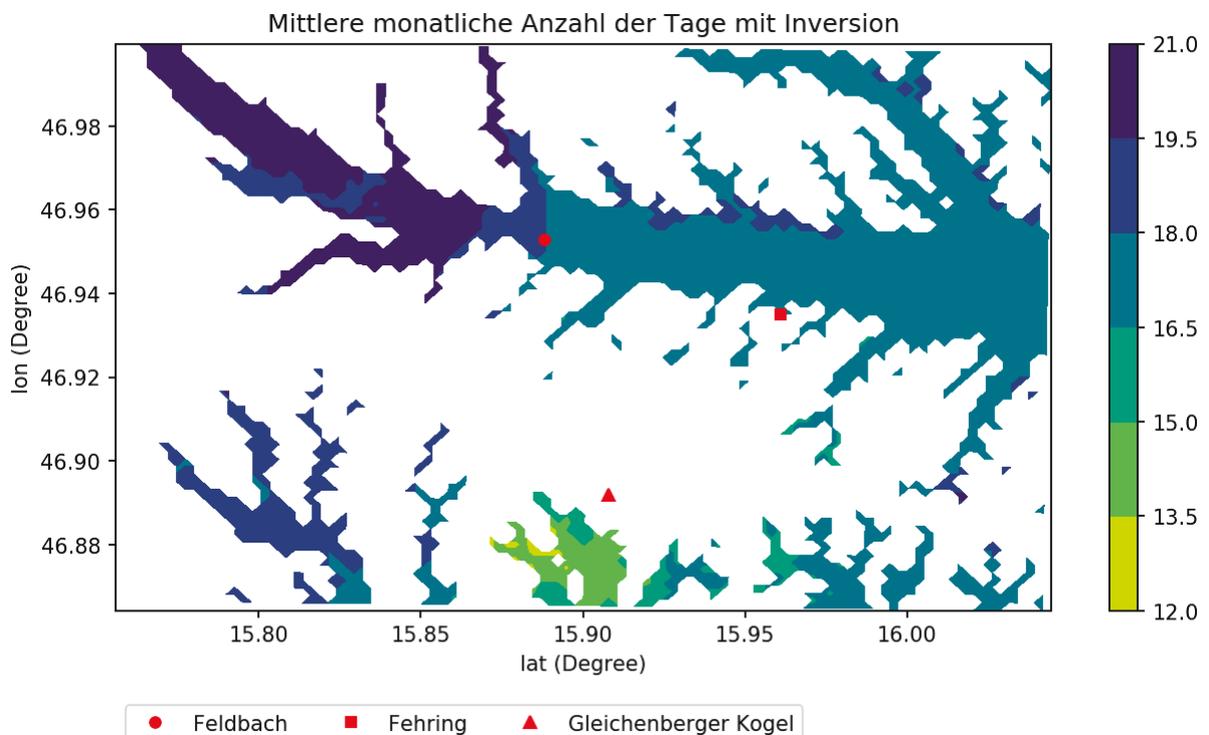


Abbildung 20: Mittlere monatliche Anzahl von Inversionstagen bezogen auf die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung.

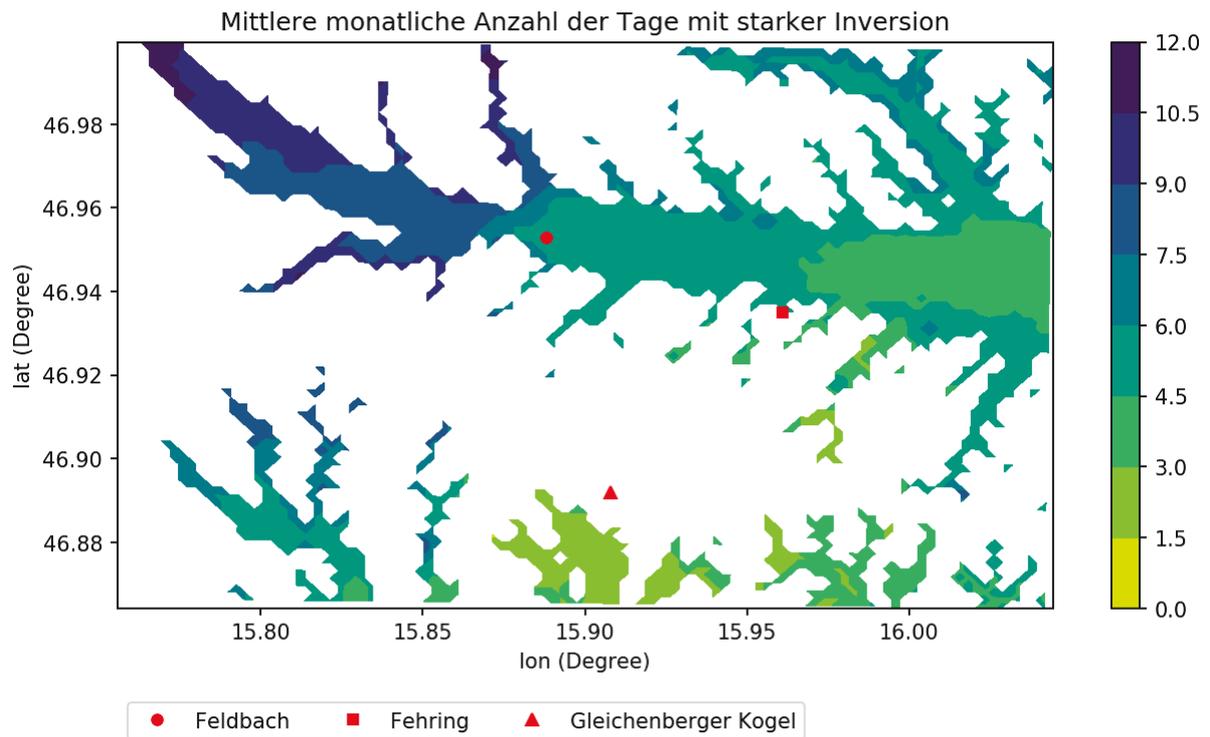


Abbildung 21: Mittlere monatliche Anzahl von starken Inversionstagen bezogen auf die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung.

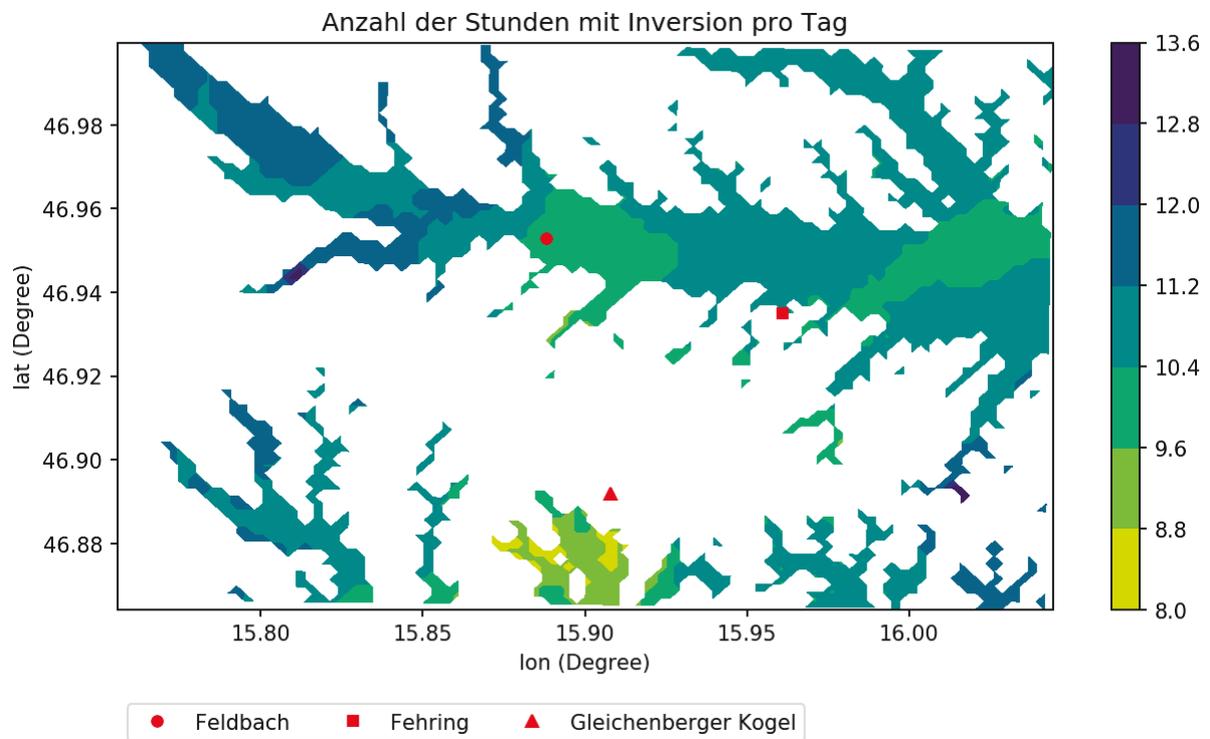


Abbildung 22: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung.

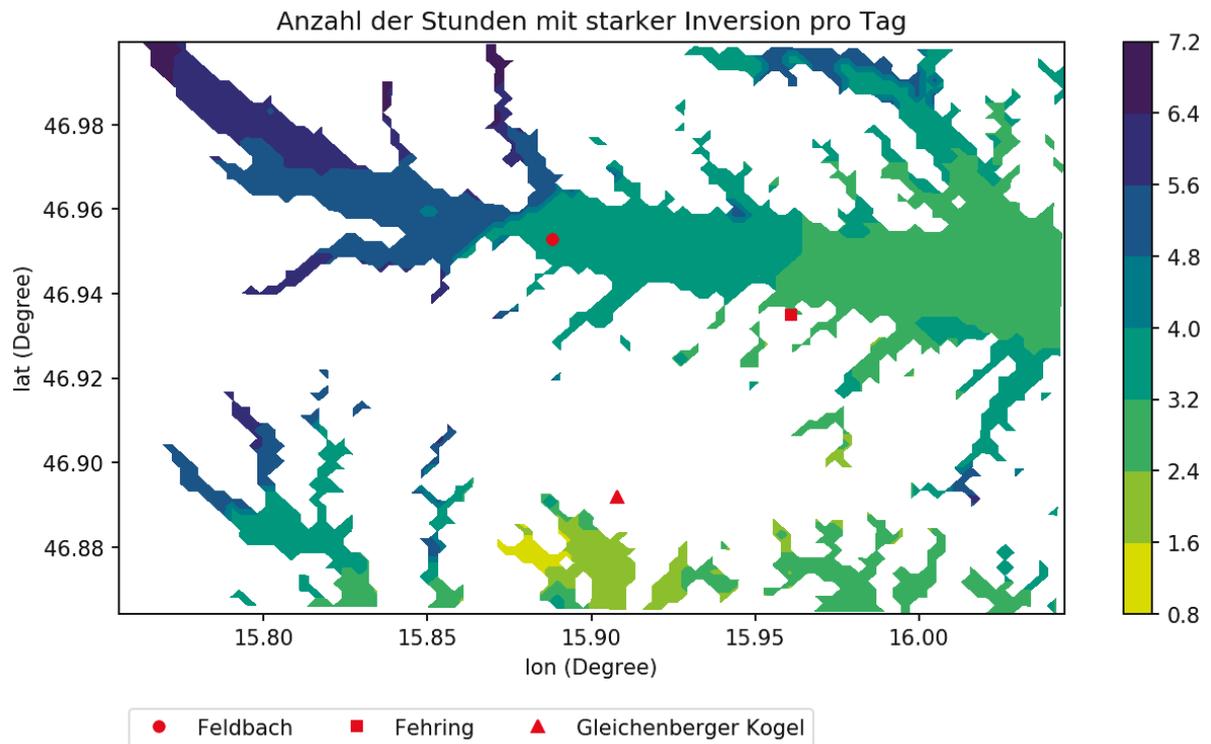


Abbildung 23: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung.

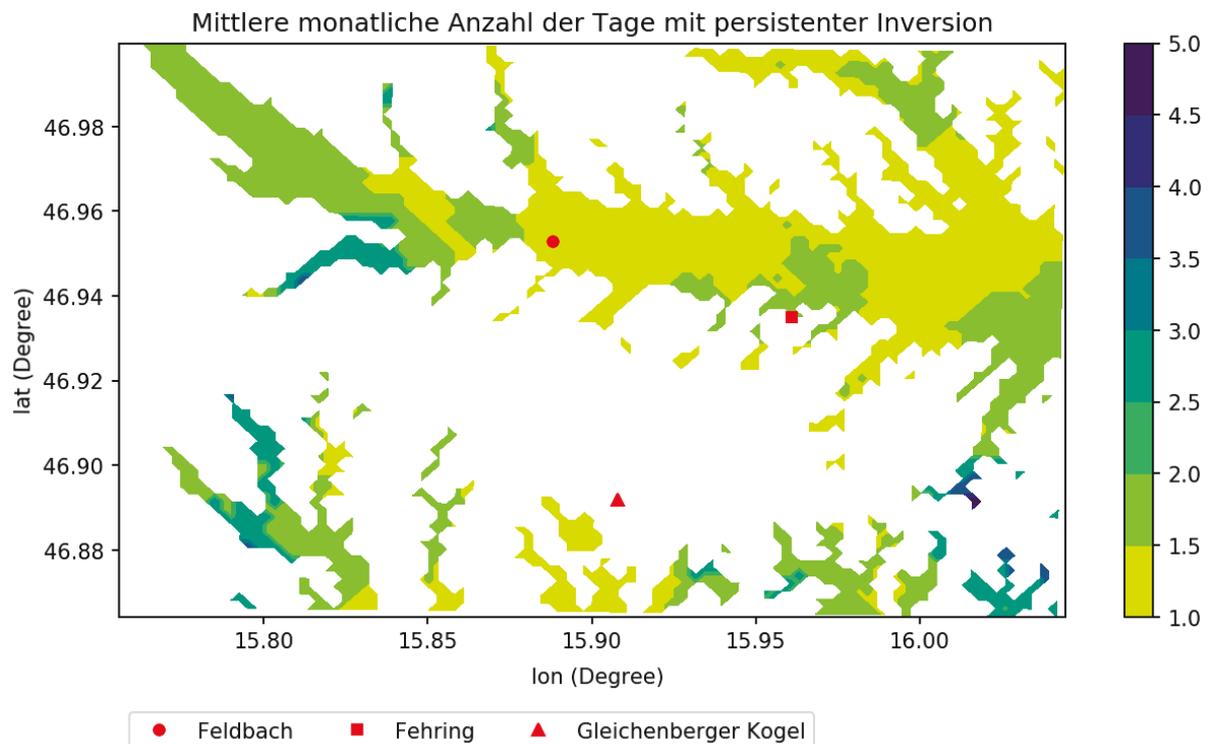


Abbildung 24: Mittlere tägliche Anzahl an Stunden mit starker Inversion für die Periode Dezember bis März. Quelle: Eigene Darstellung.

## 3.2.2 Geostatistische Interpolationsmethode

### 3.2.2.1 Eignungsanalyse der Interpolationsparameter

#### 3.2.2.1.1 Minimale Lufttemperatur und Inversionen

Dass das Frostrisiko stark mit der minimalen Lufttemperatur zusammenhängt, ist eine logische Folge und so beträgt der Korrelationskoeffizient  $-0.98$  (Abbildung 25). So ist das Frostrisiko in denjenigen Bereichen am höchsten in denen auch die niedrigsten Minimumtemperaturen herrschen. Zudem ist auch ein signifikanter, mäßiger Zusammenhang zwischen starken Inversionstagen und dem Frostrisiko ( $T_c = -3$ ) erkennbar (Abbildung 26), wobei dieser Zusammenhang aber von der Periode November bis März stärker ist (Abbildung 27), was auf eine geringere Bedeutung von Inversionen zum Beitrag von Spätfrösten schließen lässt und die Relevanz von Advektivfrösten größer erscheinen lässt.

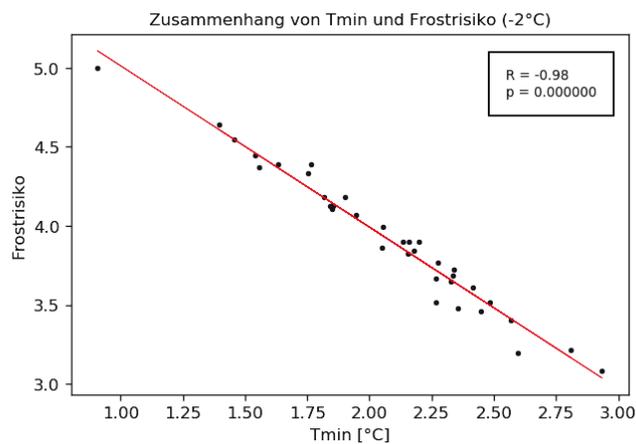


Abbildung 25: Zusammenhang zwischen minimaler Tagestemperatur und dem Frostrisiko für den Grenzwert  $-2^{\circ}\text{C}$ . Der auffällige Beobachtungspunkt im linken oberen Eck stellt Station 7 dar. Quelle: Eigene Darstellung.

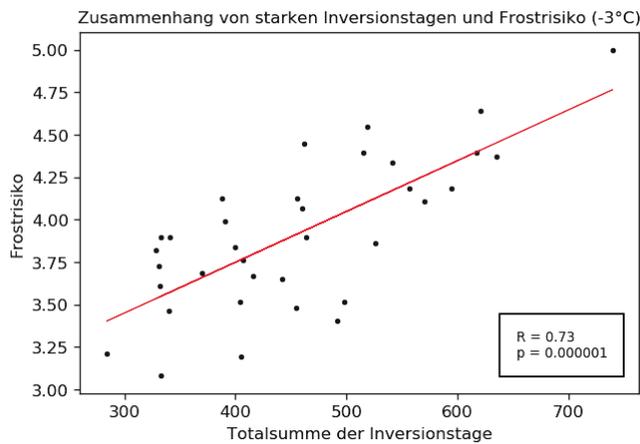


Abbildung 26: Zusammenhang von starken Inversionstagen und Frostrisiko für den Grenzwert  $-3^{\circ}\text{C}$  in der Periode November bis März. Erhöht sich die Anzahl der Inversionstage so steigt auch das Frostrisiko. Quelle: Eigene Darstellung.

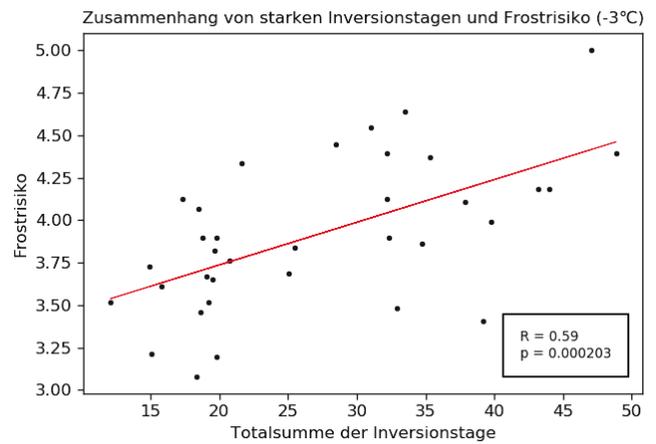


Abbildung 27: Zusammenhang von starken Inversionstagen und Frostrisiko für den Grenzwert  $-3^{\circ}\text{C}$  in der Periode März/April. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.2.2.1.2 Wind

Bezüglich der Windgeschwindigkeit (1m) ergibt sich ein nicht signifikanter, sehr geringer, negativer Zusammenhang mit dem Frostrisikoindex, wobei sich keine wirkliche Tendenz in irgendeine Richtung zeigt (Abbildung 29). Da neben der schlechten Korrelation der Zusammenhang auch nicht signifikant ist, eignet sich diese Variable für das Kriging weniger gut. Auch in der Korrelationsmatrix (Abbildung 25) zeigt sich eine allgemeine schlechte Korrelation. Diese Unsicherheiten der Windgeschwindigkeit und Windrichtung entstehen durch die Individualität des lokalen Windsystems und dessen Schwierigkeit der Interpolation, da lediglich nur 14 Stationen im 5-Jahres Zeitraum mit Winddaten zur Verfügung stehen, wodurch sich eine geringere Repräsentativität im Vergleich zu den anderen Variablen ergibt. Auffällig ist aber der südliche Bereich des Gleichenberger Kogels mit höheren Windgeschwindigkeiten. Hier könnten sich die durchschnittlich höheren Temperaturen und geringeren Inversionslagen (Abbildung 17, Abbildung 21) durch föhnige Effekte oder stärkerer Durchmischung ergeben. Auch bei der Windrichtung (1m) besteht kein eindeutiger Zusammenhang. Wo es aber einen Zusammenhang gibt, ist beim Windeffekt.

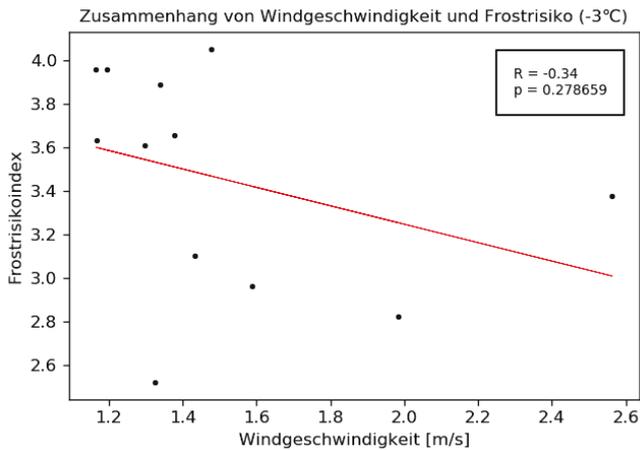


Abbildung 28: Die Stichproben stammen hier direkt aus den Beobachtungsdaten der 14 Stationen. Quelle: Eigene Darstellung.

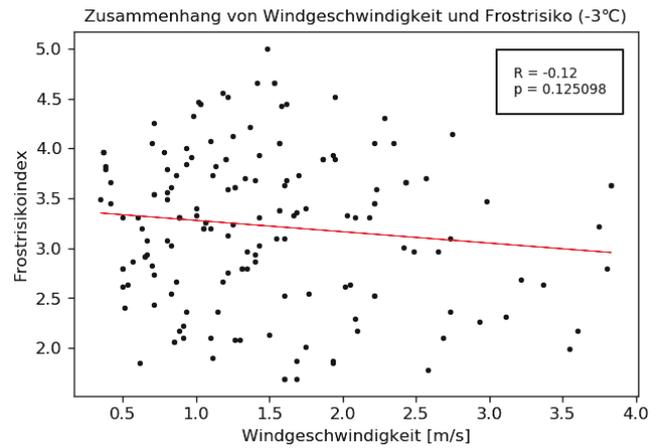


Abbildung 29: Hier wurden die Stichproben aus dem interpolierten Gitterdatensatz des wegerner.net extrahiert. Quelle: Eigene Darstellung

### 3.2.2.1.3 DEM abhängige Variablen

Mit der Korrelationsmatrix (Abbildung 30) wird eine gute visuelle Interpretationsmöglichkeit geschaffen um eine Eignung der Variablen zu erkennen. Man erkennt sofort die beiden DEM-unabhängigen Variablen des Windes ( $w_s$ ,  $w_d$ ), welche mit den anderen DEM-abhängigen Variablen nur unzureichend korrelieren. Lediglich der Windeffekt ( $w_e$ ) zeigt eine gute Korrelation mit dem Frostrisiko ( $fr$ ), welcher aber durch die Berechnung von Strömungsmustern über das Relief entstand und somit aber auch eine DEM Abhängigkeit besitzt. Variablen mit sehr guter Korrelation sind die Taltiefe ( $vd$ ), der Effective Air Flow ( $eff_a$ ), der Saga Topographic Wetness Index ( $stwi$ ), die Seehöhe ( $elev$ ), der Windeffekt ( $w_d$ ) und der Topographic Dissection Index ( $tdi$ ). Als weitere geeignete Variablen können der Hang ( $slo$ ), die drei TWI Variablen ( $stwi$ ,  $twi$ ,  $twica$ ), das modifizierte Einzugsgebiet ( $m_{ca}$ ), der LS Faktor ( $ls_f$ ) und die morphometrischen Eigenschaften ( $morph$ ). Alle weiteren Variablen werden im Kriging nicht verwendet.



Abbildung 30: Korrelationsmatrix der unabhängigen Variablen: Seehöhe [elev], Einzugsgebiet (ca), Saga Topographic Wetness Index (stwi), Hang (slo), LS Faktor (ls\_f), Topographic Wetness Index mit Einzugsgebiet (twica), Topographic Wetness Index (twi), Wind Effekt (w\_e, Effective Air Flow Height (eff\_a), Sky View Faktor (svf), Direkte Sonneneinstrahlung (dir\_i), Diffuse Sonneneinstrahlung (diff\_i), Sonnenscheindauer (dur\_i), Analytical Hillshading (ah), Taltiefe (vd), Morphometrische Eigenschaften (morph). Die abhängige Variable des Frostrisikos ist mit „fr“ gekennzeichnet. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.2.2.2 Analyse unterschiedlicher Kriging Methoden

Da unterschiedliche Regressions-Algorithmen zur Verfügung stehen, wurden sieben davon auf ihre Performance bzw. Genauigkeit untersucht.

Interpolation:

Ordinary Kriging (OK)

Regression:

Generalized Linear Model (GLM)

Generalized Additive Model (GAM)

Random Forest (RF)

Regression-kriging:

GLM + OK of residuals

GAM + OK of residuals

RF + OK of residuals

Von den Ergebnissen her zeigt das Ordinary Kriging ohne Regressions Algorithmus mit einem RSME von 0,706 mit Abstand das schlechteste Ergebnis. Die Methoden mit Regressionsanalyse weisen alle eine ähnliche Güte auf, wobei das GLM + OK mit einem RMSE von 0,403 etwas besser performt als die anderen (Tabelle 6). Daher wird das GLM + OK für die Interpolation des Frostrisikoindex herangezogen.

Tabelle 6: Vergleich der unterschiedlichen Kriging Methoden anhand einer 10-fach Kreuzvalidierung. STD-K steht für die Standardabweichung aller zehn K-Werte. Quelle: Eigene Darstellung.

	OK	RF	GLM	GAM	RF_OK	GLM_OK	GAM_OK
RMSE	0.708	0.431	0.429	0.453	0.432	0.422	0.453
STD-K	0.140	0.076	0.045	0.060	0.075	0.045	0.060

Zur Untersuchung und Visualisierung der GLM Residuen und dessen räumlicher Autokorrelation wurde ein Semivariogramm verwendet. Ein Semivariogramm visualisiert im Allgemeinen die räumliche Abhängigkeit der Variablen, in diesem Fall der Residuen. Die Interpretation des Variogrammes beruht auf der Annahme, dass sich Stationen mit geringeren geographischer Distanz ähnlicher sind und daher eine geringere Semivarianz aufweisen. Die Semivarianz ist somit ein Maß der räumlichen Abhängigkeit zwischen zwei Stationen als Funktion der räumlichen Distanz zwischen den Stationen. Im Fall der GLM Residuen (Abbildung 31) zeigt sich eine tendenziell, mit zunehmender Distanz, leicht größer werdende Semivarianz, wobei ein deutlicher Ausreißer mit einer Semivarianz von 0.62 bei

nur 70m Distanz erkennbar ist. Dies betrifft Station 151 und Station 44. Schon der unterschiedliche TDI Wert der Stationen deutet auf einen Faktor hin, der das Frostrisiko beeinflussen könnte. Bei genauerer Betrachtung des Satellitenbildes wird der ausschlaggebende Faktor letztendlich sichtbar. Während Station 151 auf einer Ackerfläche liegt, wurde Station 44 anscheinend erhöht auf einem Industriegebäude platziert. Ursache für das unterschiedliche Frostrisiko ist daher entweder Kaltluftakkumulation bzw. verstärkte Ausstrahlung bei Station 151 oder der Kaltluftkörper an sich, dessen Temperatur mit der Höhe zunimmt. Ob diese Vermutung wirklich zutrifft, müsste genauer untersucht werden, wobei die genaue Ursache hier nicht weiter festgestellt werden soll. Dennoch konnte veranschaulicht werden welche Hinweise einfachste geostatistische Analysen von einer unbekanntem Stichprobe auch ohne visuelle Begutachtung bieten können und somit Analysen einer großen Anzahl an Variablen vereinfachen.

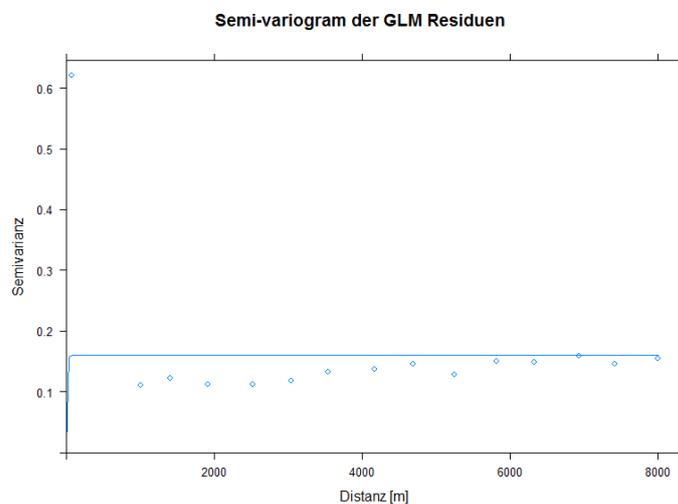


Abbildung 31: Semivariogramm der GLM Residuen. Deutlich zu erkennen ist der Ausreißer im linken, oberen Eck des Diagrammes. Quelle: Eigene Darstellung.

### 3.2.2.3 Validierung und Ergebnisse

Damit das Frostrisiko auch in Bereichen bewertet werden kann, welche nicht von Stationen abgedeckt werden, wird der in Kapitel 3.1.2 für jede Einzelstation errechnete Frostrisikoindex anhand der GLM + OK (vgl. Kapitel 3.2.2.2) Methode flächenhaft auf eine 10m Auflösung interpoliert. Validiert wurde das Modell mit einer 10-fach Kreuzvalidierung, anhand welcher das Modell eine gute Prognosegüte zeigt (Tabelle 7). Mit einem Bestimmtheitsmaß ( $R^2$ ) von 0.7 können 70% der Varianz der abhängigen Variablen, in diesem Fall des Frostrisikoindex, von den unabhängigen Variablen erklärt werden. Ob dieser Wert als gut oder weniger gut gesehen werden kann ist immer eine Frage des Untersuchungszieles und hängt von der Fragestellung und dessen zur Verfügung stehenden Variablen ab. Aus Sicht des Autors ist in der klimatologischen Modellierung ein  $R^2$  von 0.7 als

guter Wert zu sehen. So wird ein  $R^2$  von 0.72 beispielsweise von Webb et al. (2017), welcher mit einer ähnlichen Methode einen Frostrisikoindex für Tasmanien erstellte, als guter Wert deklariert. Da  $R^2$  die Eigenschaft besitzt, mit zunehmender Anzahl an Variablen größer zu werden, auch wenn diese weder signifikant sind, noch zu einer besseren Prognosegüte führen, wurde zusätzlich das adjustierte Bestimmtheitsmaß überprüft. Dass  $R^2_{ADJ}$  nahe  $R^2$  liegt, beweist eine sinnvolle Auswahl an unabhängigen Variablen. Fügt man die im vorherigen Kapitel ausgeschlossenen Variablen mit schlechter Korrelation dem RK hinzu, so sinkt der F-Wert und  $R^2_{ADJ}$ . Auch die mittlere quadratische Abweichung (0,21) und der F-Wert (22,4) zeigen gute Ergebnisse. Ein F-Wert von 22,4 und p-Wert von  $< 0,001$  ( $\alpha < 0,05$ ) deuten auf eine gute Gesamtsignifikanz und Prognosegüte des Modells hin. Dass auch die Integration der DEM-Variablen im Vergleich zur bloßen Interpolation mittels der Seehöhe die Interpolation verbessert, zeigt ein  $R^2$  von 0.55, würde man lediglich die Seehöhe als Prädiktor heranziehen. Die Integration der topographischen Eigenschaften in das Kriging zeigt eine deutliche Verbesserung, die man auch in der qualitativen, visuellen Betrachtung sehen kann (Abbildung 38).

Eine Validierung anhand von Real-Case Szenarien, indem vergangene Spätforstereignisse mit deren räumlichen Impact auf Standorte von Obstkulturen verglichen werden, wurde im Zuge dieser Arbeit aus zeitlichen Gründen nicht durchgeführt, könnte aber in Zukunft zur Verbesserung des Modelles einen wichtigen Beitrag leisten. Zusätzliche Verbesserungen des Modells könnten auch noch durch das Miteinbeziehen von numerischen Modellen, wie KLAM\_21, oder Satellitendaten erreicht werden. Mit KLAM\_21 könnte der Kaltluftkörper modelliert, in seiner vertikalen Ausdehnung analysiert und folglich in die Interpolation miteinbezogen werden. Da der atmosphärische Temperaturgradient aber ohnehin durch das DEM und den TDI indirekt durch unabhängige Variablen beschrieben wird und KLAM\_21 für das Untersuchungsgebiet in Bezug auf die Simulation der Kaltlufthöhe problembehaftet ist (vgl. Oberth 2010 S.133), wird keine bedeutende Verbesserung der Genauigkeit des Modells erwartet. Außerdem rechnen Drainagemodelle mit stabilen Anfangsbedingungen und können somit die Vielfalt der Wetterlagen im Gegensatz zu langjährigen, dichten Stationsmessungen weniger gut darstellen. Zudem müsste für das proprietäre KLAM\_21 eine Benutzerlizenz beantragt werden. Das Miteinbeziehen von Satellitendaten eignet sich besonders für Gebiete mit geringer Stationsdichte und wird daher häufig zur Verbesserung der Prognosegüte von Modellen (vgl. Hengl et al. 2010; Sahana et al. 2016; Oyler et al. 2014; Neteler 2010; Rhee und Im 2014) eingesetzt. Sollte das Frostrisiko zukünftig auch in anderen Gebieten mit ähnlichen topographischen Eigenschaften, aber deutlich weniger Messstationen, wie zum Beispiel im weststeirischen Hügelland, modelliert werden, so könnten am wegenerNET kalibrierte Satellitendaten (z.B. MODIS LST's) im jeweiligen

Untersuchungsgebiet verwendet werden. Hier könnten dann Satellitendaten als abhängige und die Reliefdaten als unabhängige Variablen dienen.

Tabelle 7: Statistische Gütekennzahlen der RK Interpolation. Quelle: Eigene Darstellung.

<b>R<sup>2</sup></b>	<b>R<sup>2</sup>_ADJ</b>	<b>MSE</b>	<b>F</b>	<b>p</b>	<b>Prädikatoren</b>	<b>Samples</b>
0.70	0.67	0.21	22.42	0.000000	13	10

Im folgenden Abschnitt werden diverse Ausschnitte des Frostrisikos im Untersuchungsgebiet visualisiert und qualitativ interpretiert. Wie bereits erwähnt, wurde das Frostrisiko für einen Grenzwert von -3°C, auf eine Auflösung von 10m gerechnet und muss relativ zur Station mit dem höchsten Frostrisiko (siehe Kapitel 3.1.2) interpretiert werden.

Die Darstellung (Abbildung 32) erfolgt anhand zwei- sowie dreidimensionaler (2-fach erhöht) Darstellungen mittels diskreter, abgestufter Klassifizierung, wobei die blaue Farbgebung für hohes Frostrisiko und die rote Farbgebung für niedriges Frostrisiko spricht. Obwohl in Farbpsychologie Rot häufig für „Risiko“ steht, wird Rot aber auch, vor allem wenn es um Temperaturen geht, mit „warm“ assoziiert. Deshalb wurde für die Darstellung der kalten Bereiche (hohes Frostrisiko) die Farbe Blau und für die relativ wärmeren Bereiche (niedriges Frostrisiko) die Farbe Rot gewählt.

Die Spanne der Werte des Frostrisikos reicht -2,4 bis 5,16. Wie man sehen kann kommt es auch zu Werten < 0 und > 5, obwohl der Frostrisikoindex nur von 0 bis 5 reicht. Dies sind Bereiche mit höherem oder niedrigerem Frostrisiko als die jeweiligen Extrema der Stationen. Ein Bereich mit Frostrisiko > 5 ist daher noch stärker frostgefährdet als die Station mit dem höchsten Frostrisiko. Dies könnte aber mit einer Normalisierung zwischen 0 und 5 bereinigt werden. Bezüglich des Gesamtergebnisses ist der Zusammenhang zwischen Temperatur bzw. Frostrisiko und der Seehöhe offensichtlich, jedoch in einigen Bereichen nicht linear. Allgemein kann gesagt werden, dass das Frostrisiko mit zunehmender Seehöhe geringer wird. Dennoch lässt sich anhand des Raabtales erkennen, dass dieser Zusammenhang, vor allem in den Talbereichen nicht linear ist. So nehmen Frostrisiko sowie die Seehöhe von West nach Ost entlang des Raabtales ab. Auch in einigen Seitentälern zeigt sich dieses Muster, dass nicht immer gleich die tiefsten Bereiche auch das höchste Frostrisiko besitzen. Ein ähnliches Muster zeigte sich schon in bei der Inversionshäufigkeit in Kapitel 3.2.1. Die stärkste Frostgefährdung zeigt sich im Raabtal westlich von Feldbach, sowie in den Seitentälern bei Edelsbach (Abbildung 36) und Wetzelsdorf. Hier reicht das Frostrisiko, relativ zum Talboden gesehen, auch in größere Seehöhen als in anderen Tälern. Zudem weist auch noch das Tal bei Hatzendorf und Petersdorf ein erhöhtes Frostrisiko auf. Begünstigte Täler bzw. Lagen mit geringerem Frostrisiko sind vor allem südlich des

Gleichenberger Kogels zu finden (Abbildung 37), was sich auch schon in der Inversionsanalyse hervortat (siehe Kapitel 3.2.1). Dies könnte durch stärkere Windgeschwindigkeiten und die damit verbundene stärkere Durchmischung zurückzuführen sein. Bezüglich der Durchmischung konnten bei einer vergangenen Arbeit zur Windanalyse (Oberth 2010 S.70) aber keine eindeutigen Aussagen getroffen werden, wobei in dessen Arbeit der Wind bei autochthonen Verhältnissen analysiert wurde, wo ohnehin wenig bis keine Durchmischung stattfindet.

Vergleicht man den Frostrisikoindex anhand von vergangenen Spätfrostereignissen, so zeigt sich vor allem für den 21.04.2017, dass mit einem Bestimmtheitsmaß von 0.798, rund 80% der Temperaturen durch den Frostrisikoindex erklärt werden können (Abbildung 34). Zudem ist mit einem R von -0,89 ein signifikanter, negativer, linearer Zusammenhang zwischen  $T_{min}$  und  $FR_{idx}$  zu erkennen. Für das Spätfrostereignis am 29.04.2016 ist die Erklärung der tiefen Temperaturen anhand des Frostrisikoindex weniger gut. So beträgt  $R^2$  lediglich 0,31 (Abbildung 33). Diese Variabilität der Prognosegüte lässt sich durch unterschiedliche Wetterlagen und deren Ausprägung erklären. So wurde der Frostrisikoindex anhand von mittleren Temperaturverhältnissen erstellt und repräsentiert somit die am häufigsten vorkommenden Wetterlagen am stärksten. Wurden die Grenzwerte des Frostrisikoindex häufig bei stabilen Inversionslagen unterschritten (Strahlungsfrost), ist die Repräsentativität des Frostrisikoindex bei konträreren Wetterlagen (Advektivfrost) unzureichend, wie am 29.04.2016 zu sehen ist, wo die advektive Komponente des Spätfrostes stärker ist als die *in situ* Komponente. Hier finden sich daher die Regionen mit dem höchsten Frostrisiko auf höheren Seehöhen. Eine zusätzliche Verbesserung könnte daher die Entwicklung separater Frostrisikoindexes für Strahlungswetterlagen und für Wetterlagen mit Advektivfrost sein.

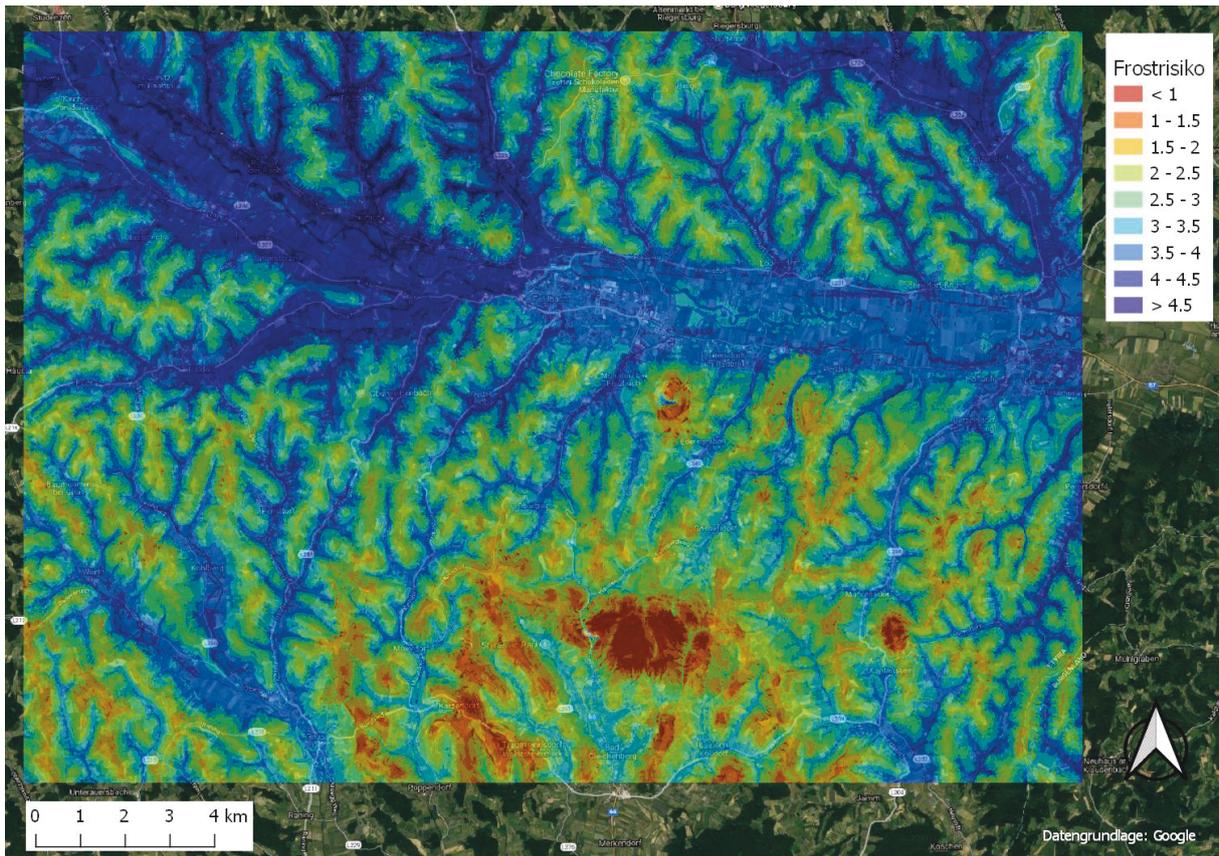


Abbildung 32: Frostrisikokarte der wegengerNET Region. Quelle: Eigene Darstellung.

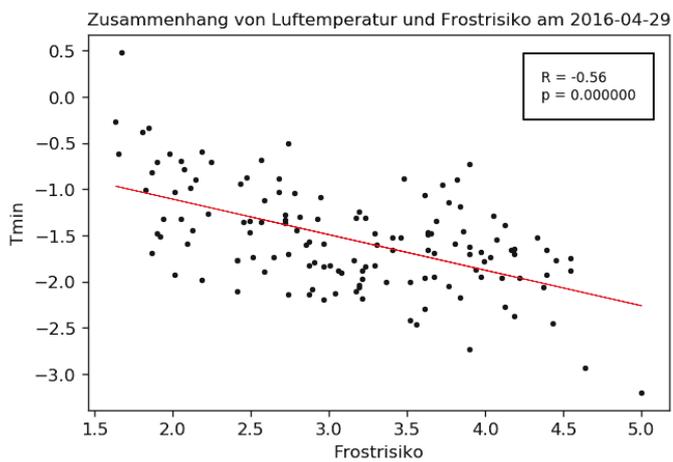


Abbildung 33: Zusammenhang von minimaler Lufttemperatur ( $^{\circ}\text{C}$ ) und Frostrisiko für das Spätfrostereignis am 29.04.2016. Quelle: Eigene Darstellung.

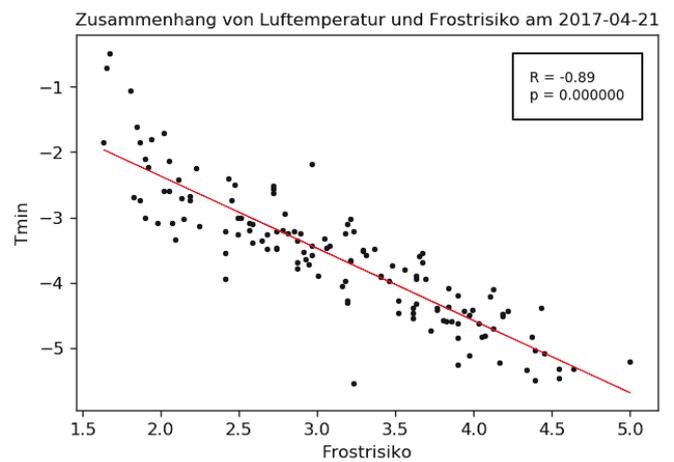


Abbildung 34: Zusammenhang von minimaler Lufttemperatur ( $^{\circ}\text{C}$ ) und Frostrisiko für das Spätfrostereignis am 21.04.2017. Quelle: Eigene Darstellung.

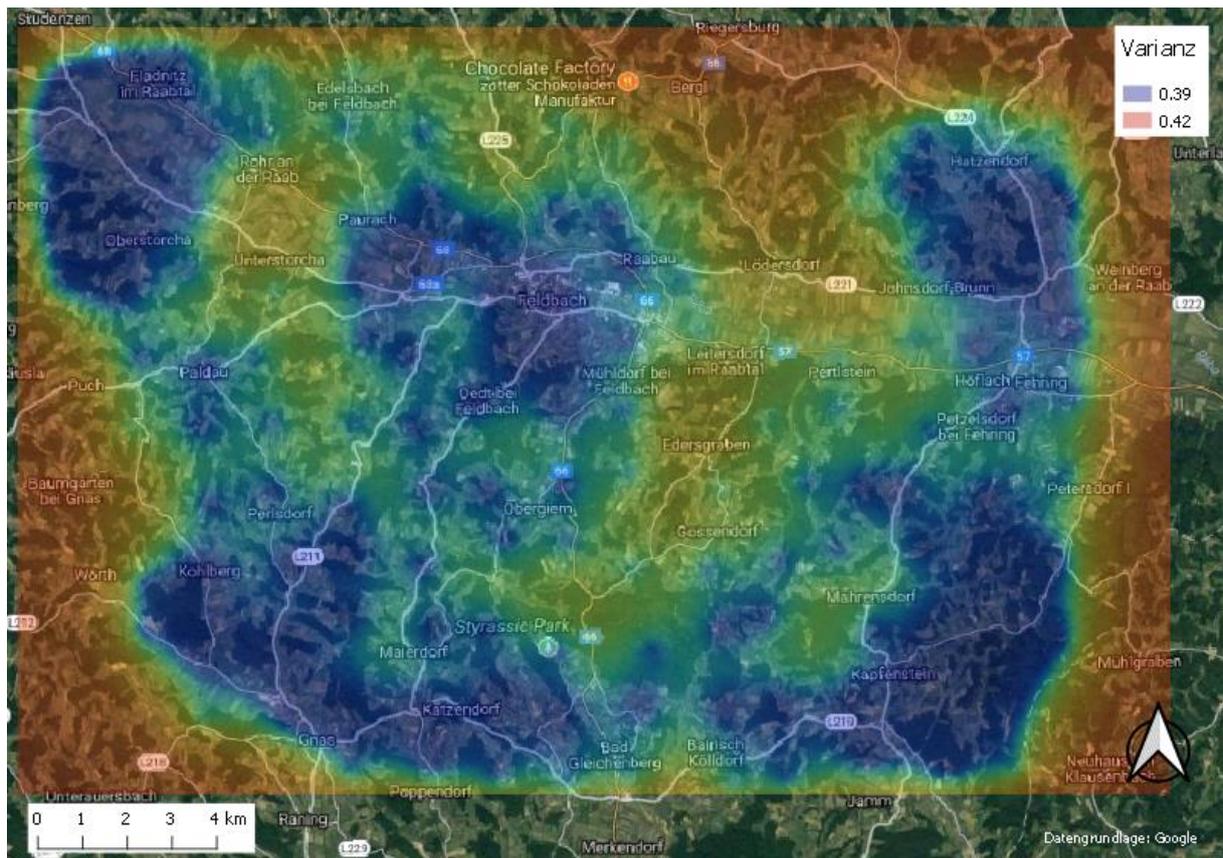


Abbildung 35: Räumliche Darstellung der Kriging Qualität anhand der Varianz. Quelle: Eigene Darstellung.

Abbildung 35 veranschaulicht die Qualität des Regression Krigings anhand der Varianz. Je höher die Stationsdichte desto besser die Interpolation. Die relativ größten Unsicherheiten treten außerhalb des Messnetzes auf wo es zur Extrapolation der Werte kommt. Obwohl dieser Unsicherheitsfaktor aufgrund der hohen Anzahl an Stationen nur sehr klein im Vergleich zum Mittel ist, sollte eine Extrapolation beim Regression Kriging generell vermieden werden (Gonçalves 2018).

### 3.2.2.3.1 Ergebnisauszug

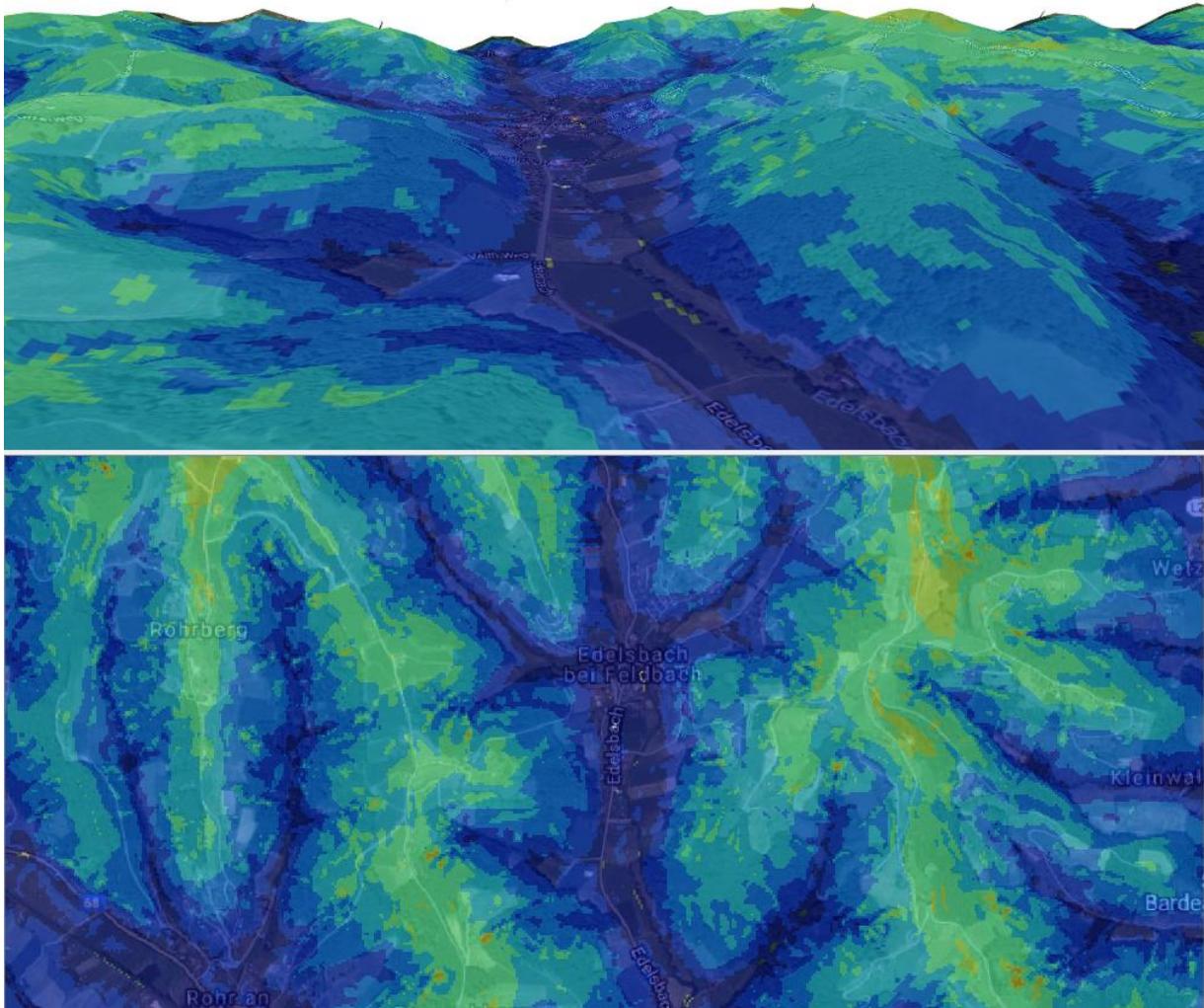


Abbildung 36: Tal bei Edelbach bei Feldbach. Quelle: Eigene Darstellung.

Das Tal bei Edelbach bei Feldbach zeichnet sich durch ein sehr hohes Frostrisiko aus. Nicht nur das allgemeine Frostrisiko ist hoch sondern auch dessen vertikale Ausstreckung. Daher sind auch die oft so begünstigten Hanglagen bis in höhere Lagen spätfrostgefährdet.

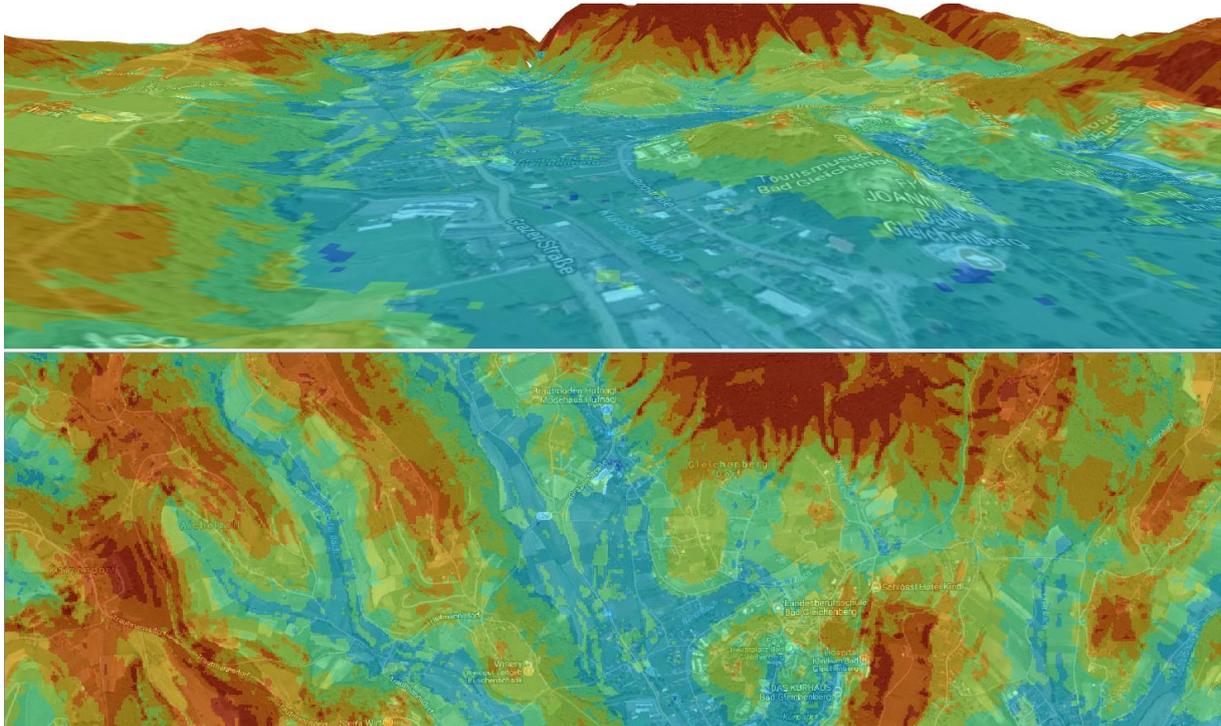


Abbildung 37: Täler südlich des Gleichberger Kogels. Quelle: Eigene Darstellung.

Die deutlich begünstigten Täler südlich des Gleichberger Kogels. Im Vergleich zu den anderen Tälern im Untersuchungsgebiet gibt es hier das geringste Frostrisiko. Nicht nur Hanglagen sondern auch die Talbereiche weisen ein deutlich geringeres Frostrisiko auf, als es bei vergleichbaren Tälern der Fall ist.

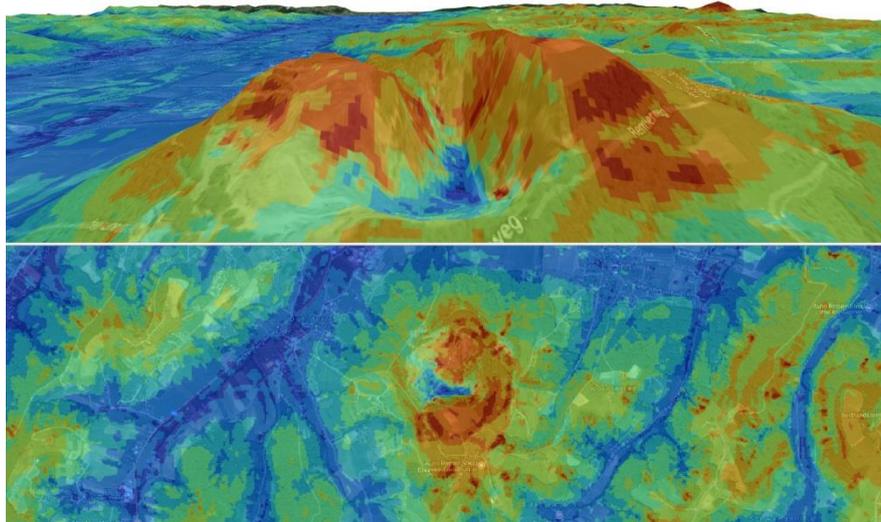


Abbildung 38: Mühldorfer-Steinbruch am Steinberg. Alle geeigneten Variablen wurden in das Kriging miteinbezogen. Quelle: Eigene Darstellung.

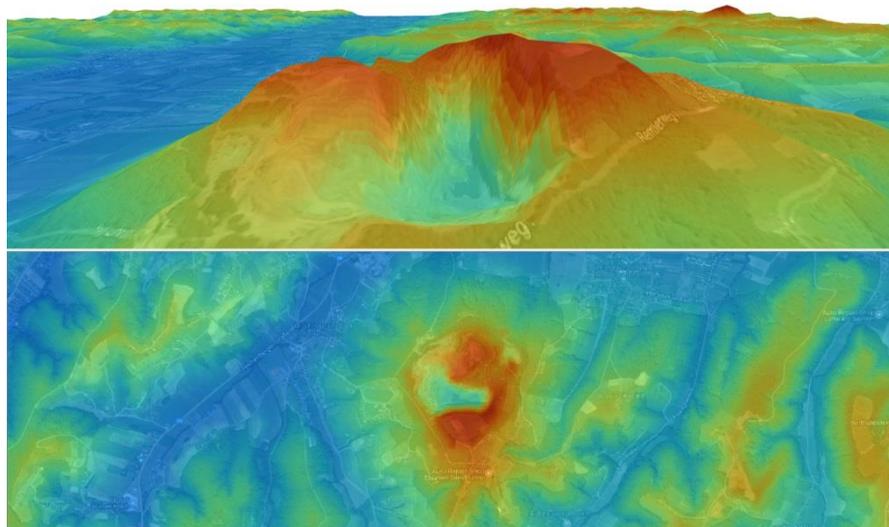


Abbildung 39: Hier wurde lediglich die Seehöhe als Prädiktor herangezogen. Quelle: Eigene Darstellung.

Die Besonderheit eines Steinbruches im Relief veranschaulicht die Sinnhaftigkeit der Nutzung von Variablen, die das Gelände statistisch repräsentieren. Durch den relativ hohen Seehöhenunterschied der Pixel im Talbereich des Steinbruches gegenüber dessen Flanken, neigt dieser Bereich vermutlich zur Kaltluftakkumulation, welche durch TDI, TWI und vd statistisch abgebildet wird. Während in Abbildung 38 der Talbereich des Steinbruches ein ähnlich hohes Frostrisiko ausweist wie das nahe gelegene Raabtal, weist er in Abbildung 39 ein geringeres Risiko auf, da er von der Seehöhe relativ zum Talboden höher liegt. Da aber der Talbereich des Steinbruches durch sein hohes Kaltluftakkumulations- und Kaltluftstaupotentials vermutlich ein ähnlich hohes oder sogar höheres Frostrisiko wie das Raabtal aufweist, zeigt die Interpolation mittels zusätzlicher DEM-Variablen realistischere Ergebnisse.

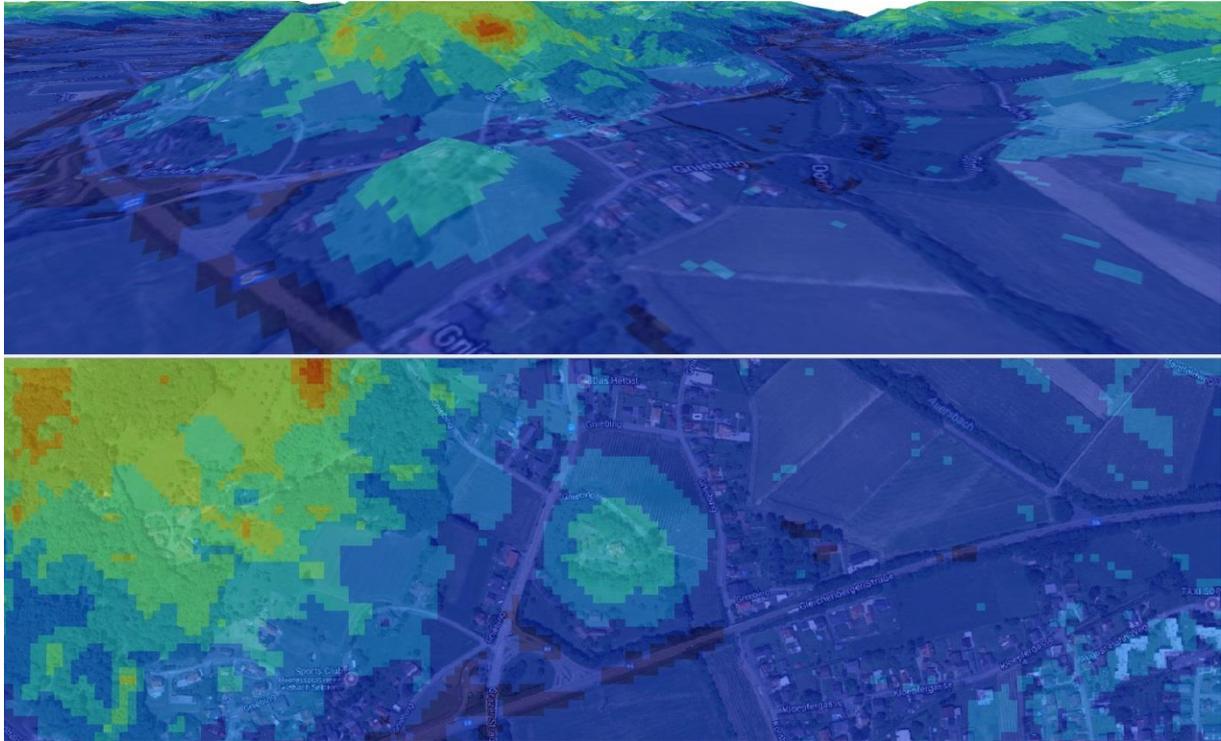


Abbildung 40: Im Modell wurde auf eine ausreichend hohe räumliche Auflösung geachtet. Quelle: Eigene Darstellung.

Aufgrund der hohen Auflösung werden auch sehr lokale Bereiche, wie dieser 27m hohe Hügel (Durchmesser ca. 200m), modelliert. Das Ziel war es nämlich, auch auf sehr lokale Bereiche eingehen zu können, da diese bei der Standortwahl eine entscheidende Rolle spielen. Eine zusätzliche interessante Adaption wäre die Integration eines digitalen normalisierten Oberflächen Modelles (NDSM), mit welchem es möglich ist, die vertikale Komponente des Stationenstandortes zu parametrisieren (siehe Station 44 und 151 in Kapitel 3.2.2.2). Da man aber Obstkulturen ohnehin nicht auf Gebäuden platziert, ist diese Überlegung zweitrangig.

## 4 Diskussion

### 4.1 Temperatur- und Inversionsmuster

Bezüglich Inversionen zeigt sich, gemittelt über die betrachtete Zeitspanne von Dezember bis März, klar, dass es häufig zu Ausbildung von Inversionen kommt, die in ihrer Ausprägung variieren. Diese Tendenz zu häufigen Inversionen beweist sowohl die Analyse der Einzelstationen (Kapitel 3.1.1), wie auch die flächenhafte Analyse (Kapitel 3.2.1). So können an Tagen mit besonders starker Inversion, positive Temperaturgradienten von bis zu 7,8K/100m verzeichnet werden. Verteilt über die gesamten Stationen, beträgt der mittlere Temperaturgradient bei starken Inversionen 3,53K/100m, im Vergleich zu -0,58K/100m, bei Wetterlagen ohne Inversion. Besonders inversionsanfällig sind Bereiche in den Seitentälern, was sich bei Station 7, 57 oder 75 deutlich zeigt. 66% der Tage bei Stationen 7 weisen Inversionen auf, wobei 44% davon als starke Inversion zu bezeichnen sind. Es hat sich mit einem  $R^2$  von 0,98 gezeigt, dass tiefe Temperaturen meist mit Inversionen einhergehen und die stärksten Inversionen von 3 bis 5 Uhr früh (März/April) vorkommen. Berücksichtigt man die Trägheit der Atmosphäre, kann dadurch allgemein gesagt werden, dass das stärkste Frost- und Inversionsrisiko vor Sonnenaufgang gegeben ist und daher je nach Jahreszeit unterschiedlich.

Ob das Untersuchungsgebiet ein typisches Inversionsgebiet ist, oder ähnliche Muster großräumiger auftreten, geht aus der durchgeführten Analyse jedoch nicht hervor. Zudem ist es auch schwierig die Inversionsobergrenze bzw. die vertikale Inversionsstärke abzuschätzen, da die höchstgelegene Station (Station 122) lediglich auf 520m Seehöhe liegt, die mittlere jährliche Inversionsstärke bei Hiebl und Schöner (2018) jedoch mit ~550m bis 650m beziffert wird. Die Inversionsstärke könnte daher nur mit zusätzlichen Stationsdaten oder Sondenaufstiegen untersucht werden. Die Inversionshäufigkeit der Untersuchungsregion bewegt sich über das Jahr verteilt österreichweit im Mittelfeld. Dies gilt auch für den mittleren Temperaturgradient (Hiebl und Schöner 2018 S.5). Im Vergleich zu typischen Inversionsgebieten wie dem Waldviertel, Innviertel oder der Mur/Mürz Furche ist die Region Feldbach bzw. das Untersuchungsgebiet ein weniger typisches Inversionsgebiet. Der zukünftige Klimatrend weist eher auf eine leichte Zunahme der Inversionshäufigkeit im Untersuchungsgebiet hin, als auf eine Abnahme. Die Inversionsstärke dürfte sich aber leicht abschwächen.

## 4.2 Frostrisiko

Das Frostrisiko zuerst für alle Stationen im Untersuchungsgebiet zu bestimmten und folglich auf das gesamte Gebiet räumlich zu verteilen, zeigte in der Validierung plausible Ergebnisse. Die Strategie, weitere DEM-abhängige Prädiktoren als lediglich die Seehöhe in die Interpolation miteinzubeziehen, stellte sich im visuellen Vergleich (siehe Abbildung 38) als sinnvoll heraus. Ob die Annahme, welche für Abbildung 38 bzw. Abbildung 39 getroffen wurde, valide ist, müsste durch eine Feldmessung bestätigt werden. Allgemein wäre es im weiteren Verfahren von Nöten, die tatsächlichen Frostschäden dem modellierten Frostrisiko gegenüber zu stellen. Zudem wären auch einzelne Feldmessungen zur Verfeinerung der Parametrisierung und zur generellen Validierung sinnvoll (Stimmen die modellierten Temperaturgradienten räumlich überein?, Welche Auflösung ist sinnvoll? Welche lokalen Temperaturcharakteristika sind typisch für das Untersuchungsgebiet?, Wie lokal bzw. kleinräumig sind diese Temperaturcharakteristika?). Des Weiteren ist auch die Frage der Risikodefinition weiterzuverfolgen. Sieht man das Risiko nicht nur in Bezug zur Eintrittswahrscheinlichkeit von Frost und dem direkten Schaden, müssen auch Faktoren wie Gefahrenpotential, Schadenanfälligkeit und Versicherungsdurchdringung miteinbezogen werden (vgl. Kapitel 1.2.4). Damit daher wirkliche Risikogebiete definiert werden können, müssten diese Daten zum einen vorhanden sein bzw. erhoben werden und zum anderen in die Risikoanalyse miteinbezogen werden. Zudem spielen in Bezug zur Schadenanfälligkeit unterschiedliche Parameter der Kulturpflanze eine Rolle. Wie resistent ist die Sorte? Auf welcher Höhe über dem Grund ist welche Sorte wie stark gefährdet? Letzteres wirft die Frage auf, auf welcher Höhe über dem Grund gemessen werden soll. Auch die räumliche Auflösung spielt eine wichtige Rolle. Hier gilt es, ein adäquates Maß zwischen Einfachheit und Komplexität zu finden. Modelliert man auf eine zu hohe Auflösung kann die Nachvollziehbarkeit verschwimmen. Zudem können aufgrund der Parametrisierung der Stationen und dem DEM, nicht alle sehr lokalen Charakteristika von den einzelnen Stationen abgedeckt und statistisch in Zusammenhang gebracht werden. Für Auflösungen im Meter Bereich benötigt es andere bzw. zusätzliche Strategien (z.B. Messkampagne zur Untersuchung kleinräumiger Luftbewegungen in den Obstgärten). Geringere Auflösungen wiederum können sehr lokale Risikobereiche wegmitteln. So kann in einer 10x10m Zelle, in einer kleinen Mulde ein höheres Frostrisiko auftreten, als es die eigentliche Zelle darstellen zu vermag. Die Definition des Frostrisikos hängt zudem auch davon ab ob das Modell für Wetterlagen mit Strahlungsfrost oder mit Advektivfrost parametrisiert wird. Wird das Modell für Strahlungsfröste parametrisiert, sind die Bereiche mit dem höchsten Frostrisiko in den Talbereichen angesiedelt. Umgekehrt ist dies bei einem Modell mit Advektivfrost-

Antriebsdaten der Fall. Hier ist das höchste Risiko in höher gelegenen Bereichen zu finden. Daher kann ein Modell immer nur für eine bestimmte Art des Frostes gültig sein. Deshalb ist es sinnvoll ein Frostrisikomodell dynamisch, bezüglich unterschiedlicher Wetterlagen, zu entwickeln.

Dass die Bereiche mit dem höchsten Frostrisiko in den geschützten Seitentälern vorkommen war zu erwarten. Dass aber der nordwestliche, höher gelegene Teil des Raabtales frostanfälliger ist als der untere, ist auffällig (vgl. Abbildung 32). Dieses Muster zeigte sich auch schon bei der mittleren monatlichen Anzahl an Tagen mit Inversion, vor allem bei jenen mit starker Inversion (vgl. Abbildung 21). Die Ergebnisse haben gezeigt, dass Frostrisiko und Inversionstage in Zusammenhang stehen (Abbildung 26). Die Station mit dem höchsten Frostrisiko, ist wie auch bei der Inversionshäufigkeit, Station 7, gefolgt von Station 151 und 109.

## 5 Schlussfolgerung und Ausblick

Im Zuge dieser Arbeit wurden einige Methoden vorgestellt bzw. angewendet um klimatische Temperaturmuster, die relevant für Spätfrostschäden sind, zu analysieren und modellieren. Anhand der Untersuchung der rund 150 Einzelstationen konnte gezeigt werden, dass diese bei ausreichender Stationsdichte in der Lage sind, großräumigere Temperaturmuster darzustellen und somit für eine vorläufige Bewertung von Frostrisikobereichen im Untersuchungsgebiet dienen können. In dieser ersten Annäherung zeigten sich schon die relativ häufig vorkommenden Inversionswetterlagen in den Wintermonaten (60% der Tage). Auch konnte schon der mittlere Entwicklungszeitpunkt von Inversionen im März/April mit 03:00 bis 05:00 abgeschätzt werden. Zudem ließ die Analyse schon ein erstes räumliches Muster der Inversions- und Frostrisikoverteilung erahnen, welches in weiterer Folge durch die räumlich-verteilte Analyse bestätigt und erweitert wurde. So kann die allgemeine These der Frostrisikoabnahme mit der Seehöhe bestätigt werden. Die horizontale Verteilung des Frostrisikos ist aber weniger linear. So wurde das stärkere Frostrisiko im höher gelegenen westlichen Teil des Raabtales als im östlichen ermittelt. Zudem sind besonders die Seitentäler entlang des westlichen Raabtales frostgefährdet. Begünstigt sind die Täler südlich des Gleichenberger Kogels. Was hierfür der Grund ist, wurde in dieser Arbeit nicht weiter analysiert und kann daher ein Teil einer zukünftigen Fragestellung sein.

Was die räumliche Auflösung betrifft, zeigen Abbildung 38 und Abbildung 39 die Sinnhaftigkeit der topographischen Zusatzvariablen bei der Interpolation auf hohe Auflösungen.

Sehr wichtig für eine räumlich-verteilte Frostrisikobewertung ist, dass die Variablen welche mit dem Frostrisiko in Zusammenhang stehen, bekannt sind bzw. identifiziert werden. Dieses Erkenntnis, wie stark ein oder mehrere Variablen (z.B. topographische Variablen) das Frostrisiko beeinflussen, wird mit abnehmender Stationsdichte zunehmend wichtiger. So kann die Temperatur bzw. das damit einhergehende Frostrisiko, in Bereichen welche von keiner Wetterstation abgedeckt werden, nur anhand von Interpolation und/oder weiteren statistischen Methoden ermitteln werden. Es hat sich gezeigt, dass eine alleinige Interpolation der Temperatur mit einem  $R^2$  von lediglich 0,55 die Temperatur nur unzureichend prognostizieren kann. Unter Miteinbezug von weiteren topographischen Variablen konnte eine Steigerung des Bestimmtheitsmaßes auf 0,70 erreicht werden (vgl. Kapitel 3.2.2.3). Dies beweist die Wichtigkeit der Topographie in Bezug auf das Frostrisiko, wobei dies auch nur bedingt bei Strahlungswetterlagen der Fall ist. Ein Vergleich der Spätfrostereignisse vom 29.04.2016 und 21.04.2017 konnte zeigen, dass bei unterschiedlicher Wetterlage (Strahlungsfrost/Advektivfrost) die Prognosegüte mit einem  $R^2$

von 0,31 bzw. 0,80 deutliche Unterschiede aufweist. Daher wäre es sinnvoll, einen Frostrisikoindex zum einen für Wetterlagen mit Strahlungsfrösten und zum anderen für Advektivfröste separat zu entwickeln. Ein weiterer wichtiger Faktor ist eine detailliertere Untersuchung der topographischen Variablen. Dies kann entweder durch eine genauere statistische Untersuchung zur Frostrisikorelevanz vorgenommen werden oder durch Adaption/Neuentwicklung von geeigneten Variablen. Eine Variable welche in dieser Arbeit aufgrund der ausreichenden Stationsdichte nicht verwendet wurde, in der Literatur aber häufig erwähnt wird, ist der Einsatz von Satellitendaten und deren abgeleiteter LST's (vgl. Neteler 2010; Hengl et al. 2010; Rhee und Im 2014). Soll das Frostrisiko außerhalb des WegenerNET untersucht werden, können aufgrund der geringen Stationsdichte Satellitendaten eine potentielle Genauigkeitssteigerung bewirken. Da LST's aber nicht direkt mit der Lufttemperatur (gemessen 2m über dem Grund) zusammenhängen und tägliche Unsicherheiten der LST und T2m, abhängig von Untersuchungsgebiet, Boden- und atmosphärischen Eigenschaften von 2 bis 5°C auftreten (Good 2016), müssen die LST vorerst für ein bestimmtes Untersuchungsgebiet statistisch analysiert und kalibriert werden. Da sich Obstbaugebiete in der Steiermark topographisch meist ähneln, könnte eine Analyse und Kalibration anhand der WegenerNET Daten stattfinden, will man Frostrisikoanalysen außerhalb des WegenerNET durchführen. Dasselbe gilt für das zusätzliche Miteinbeziehen von Wettermodellldaten wie Reanalysen und Prognosen. Bias korrigierte, kalibrierte Reanalysen könnten zur Untersuchung vergangener Frostereignisse herangezogen werden und zur Steigerung der Stichprobenanzahl verwendet werden. Zudem könnten Wettermodelle dahingehend kalibriert bzw. parametrisiert werden, um genauere Prognosen in Hinsicht auf das Frostrisiko für einen bestimmten Bereich treffen zu können, da diese zum jetzigen Stand, lokalklimatische Phänomene nur unzureichend vorhersagen können (vgl. Podesser 2018). Anhand der im WegenerNET extrahierten topographischen Frostrisikofaktoren und kalibrierten Satellitendaten könnten frei verfügbare Wettermodelle wie das WRF, anhand der MOS<sup>8</sup> Methode adaptiert, und auf eine aussagekräftige Auflösung skaliert werden.

Die gewählte statistische Interpolationsmethode (Regressionsanalyse mit Ordinary Kriging) kann als zufriedenstellend gesehen werden, wobei es eine große Palette an weiteren interessanten Methoden gibt, welche für das WegenerNET getestet und verglichen werden könnten. Zudem könnten Felduntersuchungen zu einem genaueren Verständnis der Interaktion der topographischen Variablen mit dem Frostrisiko beitragen. Des Weiteren kann, besonders zur Simulation der Höhe des Kaltluftkörpers, auch die Integration von

---

<sup>8</sup> MOS „Model Output Statistics“ ist ein statistisches Verfahren in der synoptischen Meteorologie, welches multilineare Regressionsgleichungen und numerische Wettermodelle kombiniert.

numerischen Modellen, wie z.B. KLAM\_21, in Betracht gezogen werden, welches aber im Raabtal Kaltlufthöhen nur unzureichend simulieren konnte (vgl. Oberth 2010).

Ein wichtiger Punkt zur weiterführenden Untersuchung wäre die Identifikation der Temperaturdifferenzen zwischen Messstandort und relevanter Höhe im Bestand (vgl. Kapitel 2). Denn nur dadurch, kann auf das absolute Gefahrenpotential für die jeweilige Kultur geschlossen werden. Will man lediglich die relative Eignung eines Standortes im Untersuchungsgebiet modellieren, so sind die Stationen auf 2m Seehöhe für einen allgemeineren Überblick vorerst ausreichend. Für Differenzen im, für Kulturbeständen relevanten, vertikalen Temperaturprofil, sind jedoch weitere detailliertere Untersuchungen im und um den Bestand von Nöten.

Insgesamt zeigt die angewandte Methode (Regression Kriging des Frostrisikos) aber schon in gegenwärtiger Form, für eine allgemeine Standortanalyse, zufriedenstellende Ergebnisse und kann daher als Basis zur weiterführenden Frostrisikomodellierung gesehen werden

.

## 6 Literaturverzeichnis

American Meteorological Society (2012): Topographic amplification factor. Online verfügbar unter [http://glossary.ametsoc.org/wiki/Topographic\\_amplification\\_factor](http://glossary.ametsoc.org/wiki/Topographic_amplification_factor), zuletzt geprüft am 11.02.2018.

Beier, C (2016): Detektion von Kaltluftabflüssen im Bereich zwischen Hessen- und Spindeltal in Eichstätt. Masterarbeit. Mathematisch-Geographische Fakultät der Katholischen Universität, Eichstätt-Ingolstadt.

Bénichou, P; Le Breton, O (1987): Prise en compte de la topographie pour la cartographie des champs pluviométrique. In: *La Météorologie* (7), S. 23–34.

Bodine, D; Klein, P; Arms, S; Shapiro, A (2009): Variability of surface air temperature over gently sloped terrain. In: *JOURNAL OF APPLIED METEOROLOGY* (48), S. 1117–1141.

Böhner, Jürgen; Selige, Thomas (2002): Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalization. In: *GÖTTINGER GEOGRAPHISCHE ABHANDLUNGEN* (115).

Chevalier, Robert; Hoogenboom, Gerrit; McClendon, Ronald; Paz, Joel (2012): A web-based fuzzy expert system for frost warnings in horticultural crops. In: *Environmental Modelling & Software* 35, S. 84–91.

Chung, U; Seo, H; Hwang, K; Hwang, B; Chio, J; Lee, J; Yun, J (2006): Minimum temperature mapping over complex terrain by estimating cold air accumulation potent. In: *Agricultural and Forest Meteorology* 137, S. 15–24.

Clements, Craig; Whiteman, David; Horel, John (2003): Cold-Air-Pool Structure and Evolution in a Mountain Basin: Peter Sinks, Utah. In: *JOURNAL OF APPLIED METEOROLOGY* 42 (752), S. 17.

Daly, C; Halbleib, M.; SmithWayne, K. (2008): Physiographically sensitive mapping of climatological temperature and precipitation across the conterminous United States.

Dorninger, M (2016): Hochgebirgsmeteorologie und Glaziologie. In: *promet meteorologische fortbildung* (98), S. 43–58.

Ebner, Simon (2017): Analysis and Homogenization of WegenerNet Temperature and Humidity Data and Quality Evaluation for Climate Trend Studies. Masterarbeit. Karl Franzens Universität Graz, Graz. Wegener Center for Climate and Global Change.

- Frei, Christoph (2014): Interpolation of temperature in a mountainous region using nonlinear profiles and non-Euclidean distances. In: *INTERNATIONAL JOURNAL OF CLIMATOLOGY* (34), S. 1585–1605.
- Gallant, J; Dowling, T (2003): A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. In: *Water Resour. Res* 39 (12), S. 14.
- Gebhardt, Frederike (2018): Prandtl-Schicht. Hg. v. Wind Lexikon. Online verfügbar unter <https://www.wind-lexikon.de/cms/lexikon/100-lexikon-p/521-prandtl-schicht.html>, zuletzt aktualisiert am 05.03.2018.
- Gebhardt, Hans; Glaser, Rüdiger; Radtke, Ulrich; Reuber, Paul (Hg.) (2007): *Geographie - Physische Geographie und Humangeographie*. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag Heidelberg.
- Geiger, Rudolf; Aron, Robert; Todhunter, Paul (Hg.) (1995): *The Climate near the ground*. 5. Aufl. Wiesbaden: Friedr. Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft mbH,
- GIS-Steiermark (2018): DEM. Hg. v. Das Land Steiermark. Graz. Online verfügbar unter <http://www.verwaltung.steiermark.at>, zuletzt geprüft am 17.03.2018.
- Gonçalves, João (2018): Advanced Techniques With Raster Data. Exercises. Hg. v. R-exercises. Online verfügbar unter <https://www.r-bloggers.com/advanced-techniques-with-raster-data-part-3-exercises/>, zuletzt aktualisiert am 31.03.2018, zuletzt geprüft am 13.05.2018.
- Good, Elizabeth (2016): An in situ-based analysis of the relationship between landsurface“skin”and screen-level air temperatures. In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (121), S. 8801–8819.
- Gubser, Stefan (2006): Wechselwirkung zwischen Föhn und planetarer Grenzschicht. Doktorarbeit. Universität Bern, Bern.
- Guillaume, Charrier; Jérôme, Ngao; Marc, Saudreau; Thierry, Améglio (2015): Effects of environmental factors and management practices on microclimate, winter physiology, and frost resistance in trees. In: *Frontiers in Plant Science*, S. 9.
- Hengl, Tomislav; Heuvelink, Gerard; Rossiter, David (2007): About regression-kriging: From equations to case studies. In: *Computers & Geosciences* (33).
- Hengl, Tomislav; Heuvelink, Gerard; Tadic, Melita; Pebesma, Edzer (2010): Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. In: *Theor Appl Climatol* (2012) 107:265–277, S. 265–277.

- Henninger, Sascha; Ambeck, Beate (2007): Auswirkungen der nächtlichen Kaltluftdynamik auf eine Gemeinde an der Untermosel, S. 9.
- Hiebl, Johann; Frei, Christop (2015): Daily temperature grids for Austria since 1961—concept, creation and applicability. In: *Theor Appl Climatol*, S. 18.
- Hiebl, Johann; Schöner, Wolfgang (2018): Temperature inversions in Austria in a warming climate changes in space and time. In: *Meteorologische Zeitschrift*, S. 15.
- Holden, Zachary; Abatzoglou, John; Luce, Chales; Baggett, Scott (2011): Empirical downscaling of daily minimum air temperature at very fine resolutions in complex terrain. In: *Agricultural and Forest Meteorology* 151, S. 1066–1073.
- Hyojin, Lee; Jong A., Chun; Hyun-Hee, Han; Sung, Kim (2016): Prediction of Frost Occurrences Using Statistical Modeling Approaches. In: *Advances in Meteorology*, S. 9.
- Iijima, Yoshihiro; Shinoda, Masato (2000): Seasonal changes in the cold-air pool formation in a subalpine hollow, central Japan. In: *INTERNATIONAL JOURNAL OF CLIMATOLOGY* 20, S. 13.
- Jensen, S; Domingue, J (1988): Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis. In: *Eng. Rem. Sens.* 54, S. 1593–1600.
- Jung, Dominik (2018): Strahlungsfrost. Hg. v. Q.met GmbH. Online verfügbar unter <https://www.wetter.net/wetterlexikon/eintrag/strahlungsfrost>, zuletzt geprüft am 10.03.2018.
- Kabas, T.; Leuprecht, A.; Bichler, C.; Kirchengast, G. (2011): WegenerNet climate station network region Feldbach, Austria. Network structure, processing system, and example results. In: *Adv. Sci. Res.* 6, S. 49–54. DOI: 10.5194/asr-6-49-2011.
- Kiefer, Michael; Zhong, Shiyuan (2015): The role of forest cover and valley geometry in cold-air pool evolution. In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, S. 19.
- Kirchengast, Gottfried (2018): WegenerNet Home. What is the WegenerNet? Hg. v. Wegener Center for Climate and Global Change. Karl Franzens Universität Graz. Graz. Online verfügbar unter <https://wegcenter.uni-graz.at/en/wegenernet/wegenernet-home/>, zuletzt geprüft am 11.03.2018.
- Kirchengast, Gottfried; Kabas, Thomas; Leuprecht, Armin; Bichler, Christoph; Truhetz, Heimo (2014a): WegenerNet. A Pioneering High-Resolution Network for Monitoring Weather and Climate. In: *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 95 (2), S. 227–242. DOI: 10.1175/BAMS-D-11-00161.1.

Kirchengast, Gottfried; Kabas, Thomas; Leuprecht, Armin; Bichler, Christoph; Truhetz, Heimo (2014b): WegenerNet - A Pioneering High-Resolution Network for Monitoring Weather and Climate. In: *American Meteorological Society*, S. 16.

Könneker, Carsten (2018): bodennahe Grenzschicht. Hg. v. Heidelberg Spektrum Akademischer Verlag. Online verfügbar unter <http://www.spektrum.de/lexikon/geographie/bodennahe-grenzschicht/1142>, zuletzt geprüft am 05.03.2018.

Kossmann, M; Sievers, U (2007): KLAM\_21 drainage wind modelling of wintertime air pollution events in Christchurch. In: *29th International Conference on Alpine Meteorology 1*, S. 29–32.

Koßmann, Meinolf; Hoch, S; Whiteman, David; Sievers, Uwe (2009): Modelling of nocturnal drainage winds at Meteor Crater, Arizona using KLAM\_21. In: *Proceedings of the 30th International Conference on Alpine Meteorology*, S. 182–183.

Kraus, Helmut (Hg.) (2004): Die Atmosphäre der Erde - Eine Einführung in die Meteorologie. 3. Aufl. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York.

Kretschmer, Marlene; Comou, Dim; Agel, Laurie; Barlow, Mathew; Tziperman, Eli; Cohen, Judah (2018): More-Persistent Weak Stratospheric Polar Vortex States Linked to Cold Extremes. In: *American Meteorological Society*.

Kreutzmann, Anna-Kristin (2018): Das Lineare Regressionsmodell. Hg. v. Freie Universität Berlin. Online verfügbar unter <https://wikis.fu-berlin.de/display/fustat/Das+Lineare+Regressionsmodell>, zuletzt geprüft am 09.09.2018.

Kron, Wolfgang: What is Risk? In: *Expect the unexpected - Scientific facts and economic impactsof natural disasters*, S. 20–21, zuletzt geprüft am 2018.

Lareau, Neil; Crosman, Erik; Whiteman, David; Horel, John; Hoch, Sebastian; Brown, William; Horst, Thomas (2013): The persistent cold-air Pool study. In: *American Meteorological Society*.

Lazar, Reinhold; Podesser, Alexander (2018): Klimawandel und Spätfrostrisiko. In: JOANNEUM RESEARCH (Hg.): *Klimarisiko Landwirtschaft - Masterplan Klimarisiko*. Unter Mitarbeit von Reinhold Lazar und Alexander Podesser.

Lee, Hyojin; Chun, Jong; Han, Hyun-Hee; Kim, Sung (2016): Prediction of Frost Occurrences Using Statistical Modeling Approaches. In: *Advances in Meteorology 2016 (2075186)*, S. 9.

Lexikon der Geographie (2001): Frost. Hg. v. Spektrum Akademischer Verlag. Heidelberg. Online verfügbar unter <http://www.spektrum.de/lexikon/geographie/frost/2713>, zuletzt geprüft am 10.03.2018.

Liston, G; Elder, K (2006): A meteorological distribution system for high-resolution terrestrial modeling (MicroMet). In: *J. Hydrometeorol.*, S. 217–234.

Lu, Wei; Zhong, Shiyuan (2014): A numerical study of a persistent cold air pool episode in the Salt Lake Valley, Utah. In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, S. 20.

Lundquist, Jessica; Pepin, Nicholas; Rochford, Caitlin (2008): Automated algorithm for mapping regions of cold-air pooling in complex terrain. In: *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH* 113, S. 1–15.

Meng, Qingmin (2014): Regression Kriging versus Geographically Weighted Regression for Spatial Interpolation. In: *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*.

Minitab Blog Editor (2015): What Is the F-test of Overall Significance in Regression Analysis? Hg. v. The minitab blog. Online verfügbar unter <http://blog.minitab.com/blog/adventures-in-statistics-2/what-is-the-f-test-of-overall-significance-in-regression-analysis>, zuletzt geprüft am 09.09.2018.

Miró, Josep; Pagès, Meritxell; Koßmann, Meinolf (2010): Cold-air pool detection tools in the pyrenees valleys, S. 10.

Neteler, Markus (2010): Estimating Daily Land Surface Temperatures in Mountainous Environments by Reconstructed MODIS LST Data. In: *Remote Sens.* 2010, 2, 333-351; doi:10.3390/rs1020333.

Oberth, Ulfried (2010): Untersuchung der lokalen Windsysteme im Raum Feldbach unter besonderer Berücksichtigung von Kaltluftabflüssen. Masterarbeit, Graz. Institut für Geographie und Raumforschung.

Oyler, Jared; Ballantyne, Ashley; Jencso, Kelsey; Sweet, Michael; Running, Steven (2014): Creating a topoclimatic daily air temperature dataset for the conterminous United States using homogenized station data and remotely sensed land skin temperature. In: *INTERNATIONAL JOURNAL OF CLIMATOLOGY* 2014, S. 22.

Pagès, Meritxell; Pepin, Nicholas; Miró, Josep (2017): Measurement and modelling of temperature cold pools in the Cerdanya valley (Pyrenees), Spain. In: *METEOROLOGICAL APPLICATIONS* 24, S. 13.

Rhee, Jinyoung; Im, Jungho (2014): Estimating High Spatial Resolution Air Temperature for Regions with Limited in situ Data Using MODIS Products. In: *Remote Sens.* 2014, 6, 7360-7378; doi:10.3390/rs6087360.

Sahana, Meheebub; Ahmed, Raihan; Sajjad, Haroon (2016): Analyzing land surface temperature distribution in response to land use/land cover change using split window algorithm and spectral radiance model in Sundarban Biosphere Reserve, India. In: *Model. Earth Syst. Environ.* (2016) 2:81.

Sallis, P; Jarur, M; Trujillo, M; Ghobakhlou, A (2009): Frost Prediction using a Combinational Model of Supervised and Unsupervised Neural Networks for Crop Management in Vineyards. In: *World IMACS / MODSIM Congress*, S. 13–17.

Sievers, Uwe (2005): Das Kaltluftabflussmodell KLAM\_21. In: *Berichte des Deutschen Wetterdienstes* 2005, S. 102.

Sluiter, R (2009): Interpolation methods for climate data Literature review. In: *Intern rapport*.

Stahl, K; Muhr, R; Floyer, J; Asplin, M; McKendry, I (2006): Comparison of approaches for spatial interpolation of daily air temperature in a large region with complex topography and highly variable station density 139, S. 224–236.

Steinacker, R; Mayer, D; Steiner, A (2011): Data quality control based on self-consistency. In: *Mon Weather Rev* (139), S. 3974–3991.

Steinbauer, Leonhard; Rühmer, Thomas (2018): Die Lehren aus den Frostjahren 2016 und 2017: Rasch und strukturiert handeln. In: JOANNEUM RESEARCH (Hg.): Klimarisiko Landwirtschaft - Masterplan Klimarisiko. Unter Mitarbeit von Reinhold Lazar und Alexander Podesser.

Strohmaier, Manuel (2017): Implementation eines Schneemodells zur Simulation zukünftiger Schneebedingungen in österreichischen Skigebieten. Masterarbeit. Karl Franzens Universität Graz, Graz. Institut für Geographie und Raumforschung.

Szentimrey, T; Bihari, Z; Szalai, S; Lakatos, M (2011): Mathematical, methodological questions concerning the spatial interpolation of climate elements. In: *Időjárás* (115), S. 1–11.

Thornton, P; Running, Steven; White, M (1997): Generating surfaces of daily meteorological variables over large regions of complex terrain. In: *J. Hydrometeorol.*, S. 214–251.

van Eimern, Josef (1964): Berichte des Deutschen Wetterdienstes - Untersuchungen über das Klima in Pflanzenbeständen als Grundlage einer agrarmeteorologischen Beratung,

insbesondere für den Pflanzenschutz. Offenbach am Main: Selbstverlag des Deutschen Wetterdienstes.

Vosper, Simon; Carter, Emilie; Lean, Humphrey; Lock, Adrian; Clark, Peter; Webster, Stuart (2013): High resolution modelling of valley cold pools. In: *ATMOSPHERIC SCIENCE LETTERS* 14, S. 193–199.

Webb, Mathew; Kidd, Datten; Pirie, A; Minasni, Budiman (2017): Spatial analysis of frost risk to determine viticulture suitability in Tasmania, Australia: Analysis of frost risk for viticulture in Tasmania. In: *Australian Journal of Grape and Wine Research*, S. 1–16.

Weber, S; Kuttler, W (2003): Analyse der nächtlichen Kaltluftdynamik und -qualitateiner stadtklimarelevanten Luftleitbahn. In: *Gefahrstoffe - Reinhaltung der Luft* 63 9, S. 6.

WegenerNet (2018): WegenerNet Data portal. Hg. v. University of Graz. Wegener Center for Climate and Global Change. Graz. Online verfugbar unter <https://wegenernet.org/portal/>, zuletzt gepruft am 17.03.2018.

Whiteman, David (Hg.) (2000): *Mountain Meteorology*. Oxford: Oxford University Press.

Wilson, Travis; Fovell, Robert (2016): Modeling Cold Pools in California's Central Valley. In: *Department of Atmospheric and Oceanic Sciences*, S. 12.

Wollschlager, Daniel (2018): Vorhersagegute pradiktiver Modelle, zuletzt gepruft am 09.09.2018.

Wood, J (1996): *The Geomorphological characterisation of Digital Elevation Models*. Dissertation. University of Leicester, Leicester. Department of Geography.

## 7 Anhang

Tabelle 8: Relativer Anteil der Tage mit starker, schwacher und keiner Inversion per Station in %. Der fettgedruckte Wert gibt den Maximalwert der jeweiligen Spalte an. Quelle: Eigene Darstellung.

Station	Starke Inversion	Schwache Inversion	Keine Inversion	Inversions-tage
7	<b>44</b>	22	33	<b>66</b>
75	38	25	36	63
151	37	28	34	65
57	37	29	33	<b>66</b>
58	35	27	36	62
28	34	28	37	62
128	33	32	34	65
115	32	29	38	61
22	31	30	38	61
43	31	30	37	61
49	30	30	39	60
116	29	30	39	59
117	29	31	39	60
130	27	33	38	60
45	27	33	39	60
48	27	33	38	60
51	27	32	39	59
96	27	32	39	59
62	26	31	41	57
47	25	34	40	59
121	24	33	42	57
46	24	35	40	59
63	24	33	42	57
64	24	36	39	60
144	23	33	43	56
38	23	35	41	58
65	22	36	41	58
142	20	33	46	53
53	20	36	43	56
67	20	36	43	56
83	20	<b>38</b>	41	58
66	19	<b>38</b>	41	57
68	19	<b>38</b>	41	57
69	19	37	42	56
145	17	35	<b>47</b>	52

Tabelle 10: Stationen mit Frostrisiko (Fr) und Seehöhe (Elev). Quelle: Eigene Darstellung

Number	Fr	Elev(m)	98	3.631178707	318	42	2.718631179	371
7	5	308	127	3.6121673	328	60	2.718631179	353
151	4.63878327	288	66	3.6121673	264	74	2.718631179	394
109	4.543726236	316	88	3.6121673	311	148	2.680608365	332
22	4.543726236	275	32	3.55513308	322	150	2.680608365	342
96	4.448669202	284	116	3.517110266	305	23	2.642585551	330
13	4.429657795	311	121	3.517110266	299	125	2.585551331	342
49	4.391634981	286	45	3.479087452	289	3	2.585551331	393
57	4.391634981	301	83	3.460076046	274	87	2.585551331	353
5	4.372623574	326	117	3.403041825	305	8	2.566539924	363
75	4.372623574	308	92	3.403041825	326	93	2.566539924	355
115	4.33460076	300	59	3.365019011	339	33	2.509505703	361
104	4.220532319	310	44	3.307984791	288	100	2.490494297	350
128	4.182509506	305	30	3.288973384	378	112	2.490494297	345
1	4.182509506	328	91	3.288973384	317	25	2.47148289	396
58	4.182509506	296	18	3.231939163	352	35	2.452471483	346
90	4.182509506	324	76	3.231939163	319	24	2.433460076	400
9	4.163498099	332	119	3.212927757	327	103	2.414448669	369
144	4.125475285	269	12	3.212927757	370	135	2.414448669	305
48	4.125475285	278	145	3.212927757	279	136	2.414448669	328
28	4.106463878	296	106	3.19391635	374	111	2.243346008	343
130	4.068441065	277	46	3.19391635	280	114	2.224334601	366
11	4.049429658	300	89	3.19391635	338	6	2.205323194	398
132	4.030418251	295	26	3.174904943	314	131	2.186311787	340
38	3.992395437	274	31	3.174904943	349	138	2.186311787	345
101	3.97338403	304	86	3.155893536	317	126	2.148288973	355
55	3.97338403	320	142	3.079847909	308	124	2.129277567	355
82	3.935361217	276	40	3.060836502	363	79	2.11026616	369
20	3.897338403	330	102	3.041825095	330	134	2.091254753	316
51	3.897338403	290	41	3.003802281	341	123	2.072243346	429
53	3.897338403	260	29	2.965779468	383	4	2.072243346	398
67	3.897338403	264	37	2.965779468	330	17	2.053231939	385
43	3.859315589	293	73	2.965779468	376	94	2.053231939	370
56	3.840304183	318	108	2.946768061	340	118	2.015209125	381
64	3.840304183	275	52	2.927756654	319	39	2.015209125	419
69	3.821292776	257	14	2.908745247	355	140	1.977186312	351
10	3.802281369	327	21	2.88973384	337	70	1.939163498	403
113	3.764258555	312	110	2.870722433	326	16	1.920152091	390
63	3.764258555	280	72	2.870722433	337	137	1.901140684	364
2	3.745247148	312	80	2.870722433	329	143	1.901140684	344
68	3.726235741	257	129	2.851711027	332	120	1.863117871	366
65	3.688212928	273	81	2.813688213	311	147	1.863117871	366
47	3.669201521	279	71	2.794676806	375	122	1.844106464	520
61	3.669201521	322	107	2.775665399	389	133	1.825095057	338
62	3.650190114	284	141	2.737642586	318	105	1.80608365	400
139	3.631178707	307	149	2.737642586	331	97	1.673003802	392
77	3.631178707	302	36	2.737642586	341	95	1.653992395	390

