# Abschlussbericht zum Projekt LVS-IR-Taubenstein

Lea Vanheyden, Zorana Spasojevic, Alexander Fogus

11. April 2020

# Inhaltsverzeichnis

1	Ein	leitung	4
<b>2</b>	Dat	tenbasis	5
	2.1	Datengrundlage	5
	2.2	Datenaufbereitung	1
		6.1.3 Penalisierte Splines (P-Splines)	3
	6.2	Additives Modell	
		6.2.1 Generalizierte additive Modell	4

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Checkpoints	1
6.1	Schematische Darstellung der Schätzung eines nichtparame-	
	trischen Effekts mit B-Splines	5

# Tabellenverzeichnis

## Kapitel 1

# Einleitung

Als beliebtes Ziel für Touristen und Wintersportler besteht im Alpengebiet eine besondere Konfliktsituation zwischen Mensch- und Tierreich. Routen für Spaziergänger, Skifahrer und Skitourengänger grenzen oft direkt an Lebensräume von Wildtieren an und führen so zu Stress für das Wildtierreich. Die vom Deutschen Alpenverein (DAV) in Kooperation mit dem Freistaat Bayern auf den Weg gebrachte Kampagne "Natürlich auf Tour" soll für eine Sensibilisierung und Informationsgebung rund um das Thema Naturschutz dienen.

Neben der Aufklärung ist ein weiteres Ziel dabei, das Verhalten der menschlichen Besucher zu analysieren um daraus abzuleiten inwiefern man es womöglich steuern kann. In diesem Sinne untersuchte der DAV in Zusammenarbeit mit dem Departement für Geographie der LMU am Berg Taubenstein im Mangfallgebirge rund um den Spitzingsee in der Saison 18/19 und 19/20 den Anteil der Skitourengänger mit sogenannten LVS-Geräten. LVS-Gerät ist die Abkürzung für Lawinenverschüttetensuchgerät, mit Hilfe dieser Geräte können von Lawinen verschüttete Personen schnell gefunden werden. Personen, die ein LVS-Gerät dabeihaben, können mit diesem andere LVS-Geräte suchen und auch selbst gefunden werden.

Anhand der zur Verfügung gestellten Daten zur Saison 18/19 wird durch ein Modell der Anteil der Skitourengänger mit LVS-Gerät in Abhängigkeit von anderen Faktoren (wie z.B. Uhrzeit, Temperatur, Schneehöhe) analysiert . Zudem wird untersucht, von welchen EinflussgröSSen die Messfehler abhängen, welcher Art (Über-/Unterschätzung) sie sind und ob eine Struktur (mögl. Verteilung) vorliegt. Unter Berücksichtigung der Erkenntnisse über die Messfehler werden Hypothesen aufgestellt, in welcher Form die Messfehler die geschätzten Abhängigkeiten beeinflussen.

Noch schreiben, was wir rausgefunden haben.

 $\label{eq:Quelle:https://de.wikipedia.org/wiki/Lawinenverschüttetensuchger" at the lawer of th$ 

## Kapitel 2

## **Datenbasis**

## 2.1 Datengrundlage

Um auf den Anteil der Skitourengängen, die ein LVS-Gerät bei sich hatten, schlieSSen zu können, hat man Checkpoints aufgestellt. Für den Aufstieg am Taubenstein gibt es zwei Routen, eine Nord- und eine Südroute. Die genauen Lagen kann man Abbildung 2.1 entnehmen. An beiden Routen wurde jeweils ein Checkpoint aufgestellt, an dem vorbeigehende Besucher gemessen werden. Durch Infrarotmessung wird erfasst, ob ein Mensch am Checkpoint vorbeigeht. AuSSerdem werden LVS-Geräte, die auf Sendebetrieb geschaltet sind, erfasst. Für jede einzelne Checkpointmessung liegt das jeweilige Datum mit Uhrzeit vor und an welcher der zwei Routen (N oder S) sie erfasst wurde.

Für die erste Untersuchung benutzen wir vorerst nur diese automatisch erfassten Daten zur Saison 18/19. Der umfasste Zeitraum läuft dabei vom 21.12.2018 bis zum 13.04.2019. Anzumerken ist dabei, dass am 23.12. und 24.12. keine Messungen vorliegen, zudem werden Messungen vom 07.01. bis zum 15.01. auSSer Acht gelassen, da aufgrund von starkem Schneefall die Checkpoints bedeckt waren.

Zusätzlich zu diesen automatischen Messungen wurden manuell Gruppen von (?)Studenten/Mitarbeitern des Departments für Geographie(?) an bestimmten Tagen vor Ort eingesetzt, um durch Befragungen manuelle Daten zu gewinnen. Dabei wurde festgestellt, dass bei den durch die Checkpoints erhobenen Daten Messfehler vorliegen.

Quelle: Folien vom Erstgespräch

Neben der Erfassung von Personen und LVS-Geräten liegen verschiedene weitere Daten vor. Für jeden Tag an dem gemessen wurde gibt es Information zu den Wetterbedingungen bzw. anderen möglichen Einflussvariablen. "snowhight" bemisst die Schneehöhe in cm. "temperature" ist die Temperatur des Tages um 12:00 mittags. "solar\_radiation" zeigt die Sonneneinstrahlung in  $W/cm^2$ . AuSSerdem sind die Lawinenwarnstufen des jeweiligen

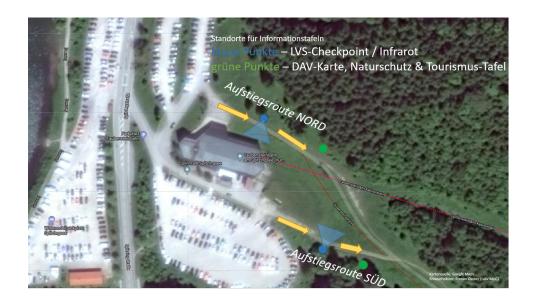


Abbildung 2.1: Satellitenbild, dass die Lage der zwei Routen und der Checkpoints verdeutlicht

Tages angegeben. Es kann vorkommen, dass die Lawinenwarnstufe auf der Spitze des Berges eine andere ist als im Tal, deshalb gibt es zwei Variablen: "avalanche\_report\_top" und "avalanche\_report\_down". Diese geben die Lawinenwarnstufe an der Spitze und am FuSS des Berges an. Obwohl es Stufen von 1 (niedrig) bis 5 (sehr hoch) gibt, war die in dem beobachteten Zeitraum höchste Stufe eine 4. An Tagen an denen die Stufen unterschiedlich waren wurde auSSerdem in "avalanche\_report\_border" der Höhenmeter angegeben, ab dem sich die Lawinengefahr unterscheidet. In "avalanche\_report\_comment" ist vermerkt, ob es sich dabei um eine Waldgrenze handelt. "day" gibt an, um welchen Tag der Woche es sich handelt und "day\_weekday", "day\_weekend" und "holiday" geben jeweils an, ob der Tag ein Tag unter der Woche oder am Wochenende war und ob er sich innerhalb einer Ferienzeit befunden hat.

## 2.2 Datenaufbereitung

Der erste Schritt besteht darin, die gegebenen Daten um weitere Bearbeitung der Daten durch uns: (noch mehr schreiben) sunnrise und sunset "count\_beacon" und "count\_infrared" enthalten die Anzahl der gemessenen LVS-Geräte bzw. Infrarotmessungen pro Tag. Umwandlung der Messungen zu Personendaten. Umstellung des Tages von 04:00 bis 04:00. Eine Übersicht über alle Variablen die verwendet wurden ist in Tabelle ?? zu finden.

Für B-Splines höheren Grades gilt:

$$B_j^l(z) = \frac{z - k_j}{k_{j+l} - k_j} B_j^{l-1}(z) + \frac{k_{j+l+1} - z}{k_{j+l+1} - k_j + 1} B_{j+1}^{l-1}(z).$$
 (6.4)

Die Abbildung 6.1 ist die Schätzung eines B-Splines anhand eines simulierten Datenbeispiels schematisch dargestellt. Abbildung (a) demonstriert eine B-Spline Basis vom dritten Grad. In Abbildung (b) wird die Basisfunktion mit dem Kleinste-Quadrate-Schätzer  $\hat{\gamma}$  skaliert. Die Abbildung (c), zeigt die erhaltene Schätzung, wenn die skalierten Basisfunktionen addiert werden. Das nächste Kapitel behandelt P-Splines, welche auf B-Splines basieren und durch einen Strafterm erweitert worden sind. In unserer Arbeit beschränken wir uns auf P-Splines.

### 6.1.3 Penalisierte Splines (P-Splines)

Die Idee von P-Splines ist es die zu schätzdenen Funktionen f(z) durch einen Polynom-Spline (vgl. Kapitel 4.1.1) zu approximieren und eine hohen Anzahl an Knoten, in der Regel zwischen 20 und 40, festzulegen. Die Anzahl der Knoten bestimmt in hohem Maße die Glattheit der Funktion. Eine große Zahl an Knoten führt zu einer rauen Schätzung, welche für Flexibilität, auch bei stark variierenden Funktionen sorgt.

Eine weitere Idee ist es einen Strafterm für zu hohe Variabiltiät der Schätzung einzuführen.

#### P-Splines basierend auf B-Splines

P-Splines kombinieren eine B-Spline-Basis (vgl. Kapitel 4.1.2) verbunden mit einem Strafterm. Um einen Strafterm für B-Splines zu entwickeln bietet es sich an, quadrierte Ableitungen zu verwenden. Diese werden als Maß der Variabiltät angesehen und sind daher in der Lage die Glattheit einer Funktion einzuschätzen. Der Strafterm

$$\lambda \int (f''(z))^2 dz \tag{6.5}$$

beruht auf der quadrierten zweiten Ableitung der Schätz-Funktion, welche nach z integriert wird und durch den Glättungsparameter  $\lambda$  dargestellt wird. Die Glattheit der Schätzung des Modells im penalisierten Fall, wird primär durch den Glättungsparameter ( $\lambda$ ) reguliert, d.h. je größer  $\lambda$ , desto glatter ist die Schätzung.

### Zyklische P-Splines

Eine Glättungsfunktion heißt zyklisch, wenn die Funktion dieselben Werte und ersten Ableitungen an ihrer oberen und unteren Grenze aufweist. Beispielsweise kann man die Funktion für die Variable Woche mit Hilfe von

zyklische P-Splines modellieren. So könnte man sicher stellen, dass die Werte am Ende einer Woche zusammenhängend zu den Werten am Anfang der Woche sind. Der Penalisierungsansatz für zyklische P-Splines ist simultan zu der Penalisierung von P-Splines basierend auf B-Splines (siehe 4.6)

(Simon Woods Buch in Bib leihen und Zyklische Splines weiter ausführen)

### 6.2 Additives Modell

Das additive Modell stellt in der Statistik ein nicht-parametrisches Regressionsmodell dar. Neben den linearen Einüssen können hier also auch nicht-lineare, flexible Einflüsse von stetigen Kovariablen auf die abhängige Variable modelliert werden.

Das Standardmodeel der additiven Regression (ohne Interaktionen) hat die Form:

$$y_i = \underbrace{f_1(z_{i1}) + \dots + f_q(z_{iq})}_{\text{nicht-parametrische Effekte}} + \underbrace{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik}}_{\text{parametrische Effekte}} + \epsilon_i$$
 (6.6)

Die Funktionen  $f_1(z_1), ..., f_q(z_q)$  werden mit nichtparametrischen Effekten, die wir bereits im vorherigen Kapitel (4.1) erläutert haben, geschätzt. Das Model (4.7) kann durch Interaktionseffekte erweitert werden um Wechselwirkungen zwischen den Kovariablen zu integrieren.

(Additiven Teil eventuell ganz raus, da ZV normalverteilt) (Interaktionseffekte weiter ausführen, falls wir es verwenden)

#### 6.2.1 Generalizierte additive Modell

Nichtlineare Effekte von metrischen Kovariablen treten auch bei Regressionsmodellen auf, die keine normalverteilte Zielvariable haben. In unserem Fall, handelt es sich um eine binär verteilte Zufallsvariable, die sich folgendermaßen darstellen lässt:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{Person mit LVS-Ger\"{a}t} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

Allgemein ist das generalisierte additive Binär-Modell  $y_i|x_i \sim Be(\pi_i)$  durch:

$$E(y_i) = \pi_i = \frac{exp(\eta_i)}{1 + exp(\eta_i)}$$
(6.7)

mit einem additiven Prädiktor:

$$\eta_i = f_1(z_{i1}) + \dots + f_q(z_{iq}) + \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik}$$
(6.8)

gegeben.

Abbildung 6.1: Schematische Darstellung der Schätzung eines nichtparametrischen Effekts mit B-Splines