

Schlussbericht zur Analyse des Verbuschungsrisikos von TWW-Objekten der Schweiz

Niklaus Zimmermann¹, Felix Kienast¹, Eliane Meier¹,
Thomas C. Edwards², Iris Heller-Kellenberger¹, Janine Bolliger¹

¹ Eidg. Forschungsanstalt WSL, CH-8903 Birmensdorf

² Utah State University, Logan, UT, USA



1. Problemstellung

Das Ziel unserer Analysen bestand darin, für sämtliche TWW Objekte (Stand 2006) das Verbuschungsrisiko mittels prädiktiver, statistischer Modelle abzuschätzen. Dies sollte eine Folge-Analyse zu den Diss-Arbeiten von Mario Gellrich und Gillian Rutherford (beide WSL) darstellen, und deren für die ganze Schweiz (GR) und für die IHG-Regionen (MG) entwickelte Methode auf TWW-Objekte optimieren. Die beiden erwähnten Arbeiten hatten das Verbuschungsrisiko auf dem gesamten Offenland kalibriert und damit teils recht niedrige Modellqualitäten erzielt. Der Anteil an erklärter Variabilität lag zwischen 10 und 12 % – je nachdem, welche räumliche Autokorrelationsmethode verwendet wurde. Ohne Autokorrelationsterm lag der Erklärungsgrad deutlich unterhalb von 10%. Zudem hatten die beiden Arbeiten nicht das gesamte mögliche Spektrum an erklärenden Variablen in den Bereichen Ökologie, Kontext und *Connectivity*, sowie Sozio-ökonomie gemeinsam verwendet. Aufgrund dieser beiden Limitierungen wurde entschieden, neue Modelle zu rechnen, welche auf: a) einer optimierten Kombination erklärender Variablen, und b) einer Optimierung der Modelle in Hinblick auf TWW-Objekte beruhen.

Ausgehend von den beiden Dissertationen bedeutete dies die folgenden zusätzlichen Vorbereitungen und Analysen. Einerseits waren viele wichtige, sozioökonomische Variablen nur für die IHG-Regionen der Schweiz aufgearbeitet, und die vorhandenen Daten enthielten gar nicht alle Variablen, welche gemeindeweise vorhanden waren. Andererseits stellen die TWW-Objekte einen vergleichsweise kleinen Ausschnitt des Offenlandes der Schweiz dar. Da die statistische Modell-Entwicklung auf den Veränderungen von Areal-Statistik (AS) 100m Rasterpunkte der Erhebungen 1979/85 und 1992/97 beruhen sollten, war zudem eine Anpassung des *Sampling Designs* und des Modell-Konzepts notwendig. Schliesslich wurden in vorbereitenden Besprechungen zusätzliche Variablen vorgeschlagen, welche zusätzlich getestet werden sollten (etwa die biogeographische Gliederung der Schweiz, die Nutzungs-Haupttypen [Wiese, Weide, Brache], oder die Sömmerungslinie).

Das Ziel bestand schliesslich darin, ein oder mehrere Produkte herzustellen, welche das Verbuschungsrisiko von TWW-Objekten als GIS-Layer abbilden und Rückschlüsse auf deren Ursachen zulassen. Die Modelle sollten zudem nicht beliebig kompliziert sein.

2. Methoden

Wir beschreiben die Methode in fünf thematischen Unterkapiteln. Zuerst wird die Aufbereitung der abhängigen Variablen für Verbuschung beschrieben ausgehend von Arealstatistikdaten beschrieben. In einem zweiten Teil wird beschrieben, wie die Verbuschungsdaten auf dem Arealstatistikraster aggregiert werden, so dass die Verbuschung sich auf TWW-Teilobjekten bezieht. Anschliessend wird das Modell-Design beschrieben, und verschiedene Varianten bezüglich Bufferung werden diskutiert. Im vierten Teil wird die statistische Methodik der Modell-Entwicklung erläutert, und in einem fünften und letzten Teil werden die Testverfahren beschrieben, welche zum Evaluieren der Modelle verwendet wurden.

2.1 Aufbereitung von abhängigen (Verbuschungs-)Variablen

Ausgangslage für die Modell-Entwicklung von Verbuschungsrisiken auf TWW-Flächen waren Arealstatistikdaten der Erhebungsperiode 1979/85 (=AS85) und 1992/97 (=AS97). Diese umfasst ca. 70 Kategorien, aus welchen Gillian Rutherford in ihrer Dissertation 5 Klassen (1: geschlossener Wald; 2: offener Wald; 3: verbuschtes Grünland; 4: extensiv-genutztes Grünland; 5: intensiv-genutztes Grünland) extrahiert und zusammengefasst hat (alle urbanen und anderen Landnutzungen wurden weggelassen. Wir haben ausgehend von der Klassifikation von G.Rutherford folgende Selektion vorgenommen um „Verbuschung von Grünland“ zu trennen von „Beibehaltung von Grünland“:

Code 1: Grünland der Klasse 4 oder 5 verbuscht oder verholzt (wird zu Klasse 1-3)

Code 0: Grünland der Klasse 4 oder 5 verbleibt in einer der beiden Klassen

Mit dieser Selektion haben wir alle bereits verbuschten oder verholzten Flächen von der Analyse ausgeschlossen, und wir haben ferner die Fälle, wo verholzte Flächen wieder zu Grünland wurden, ebenfalls von der Analyse ausgeschlossen. Dadurch wird das zu kalibrierende Modell auf die Kern-Frage der vorliegenden Untersuchung forciert: Wie gross ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Grasland-Objekt verbuscht oder verholzt? Das statistische Modell versucht dann, das Auftreten von „1“ anhand von erklärenden Variablen vom Auftreten von „0“ zu trennen, so dass das Resultat ausdrückt, wie gross die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von „1“ (=Verbuschung) ist unter Berücksichtigung der erklärenden Variablen.

2.2 Aggregieren der Kalibrationsdaten auf Objektbasis

Die Arealstatistikdaten machen Aussagen im 100m Raster (Figur 1). Um einen guten Datensatz bezüglich des Verbuschungsrisikos auf TWW-Teilobjektbasis zu erhalten, musste also der Kalibrationsdatensatz räumlich aggregiert werden. In Kapitel 2.3 wird erklärt, wie unterschiedliche Buffer getestet wurden, um einen brauchbaren Kalibrationsdatensatz zu erstellen. Hier beschreiben wir, wie ausgehend vom 100m Raster die Arealstatistikdaten auf Teilobjekt-Basis aggregiert wurden.



Figur 1: Stichprobenkonzept ohne Buffer: Die Stichprobenpunkte sind die Mittelpunkte des Arealstatistik-Rasters, welche genau innerhalb der TWW Polygone liegen (Rot: Stichprobenpunkte ohne Verbuschung zwischen 1985 und 1997; schwarz: Stichprobenpunkte mit Verbuschung zwischen 1985 und 1997 (425 Punkte).

Ausgehend vom AS-Datensatz wurde der Kalibrationsdatensatz wie folgt hergestellt: (1) Pro TWW-Teilobjekt wurde die Anzahl AS-Treffer gezählt (das Teilobjekt unten links in Figur 1 weist z.B. 3 Punkte auf) und als zusätzliche, erklärende Variable abgespeichert; (2) pro Teilobjekt wurde die Anzahl Verbuschungsereignisse gezählt (siehe Tabelle 3 für Definition von Verbuschung); (3) sofern mindestens 1 AS-Punkt pro Objekt ein „Verbuschungsereignis“ aufwies, wurde das Teilobjekt als „neu verbuscht“ angesehen, ansonsten als „nicht verbuscht“ bezogen auf den Zeitraum 1985-1997. Diese Aggregation wurde nicht nur für die AS-Daten, sondern auch für die erklärenden GIS-Daten durchgeführt (siehe Kapitel 2.4).

2.3 Stichprobendesign und Bufferung

Nach der konzeptionellen und methodischen Definition der Verbuschung musste bestimmt werden, welche Stichprobe zur Vorbereitung der Kalibrationsdaten vorgenommen werden sollte. Einerseits war zum voraus bereits klar, dass nur verhältnismässig wenige Arealstatistikpunkte innerhalb von TWW-Objekte fallen (~25'000). Davon fallen ~17'000 in die unter 2.1 definierten Selektionskriterien (die übrigen enthalten entweder keine Vegetation sondern Fels, Wasser, Gebäude, etc., oder sie waren in der AS85 bereits verbuscht/verholzt), und wiederum davon weisen nur die allerwenigsten Verbuschung auf

(total ca. 425). Daher war es unser Ziel, verschiedene Buffergrössen zu testen (Ausweitungen der TWW-Teilobjekt Perimeter), um allenfalls eine grössere Anzahl AS-Punkte aus den direkt angrenzenden Umfeld für die Modellkalibration zu erhalten. Andererseits war aber auch zu erwarten, dass die Verbuschung in den Randgebieten von TWW-Objekten anders verlaufen könnte, als auf den TWW-Flächen selber. Ein zu starkes Ausdehnen der Flächen zur Vergrösserung der Anzahl Kalibrationspunkte würde also eventuell das Bild des Verbuschungsrisikos auf TWW-Flächen verfälschen (und somit die Modelle möglicherweise stark verändern, weil dort allenfalls andere Faktoren eine Rolle spielen). Andererseits wurde auch klar, dass die Randgebiete von TWW-Objekten häufig eine stärkere Verbuschungstendenz aufweisen, weil TWW-Objekte häufig an Gehölze angrenzen. Daher haben wir uns entschlossen: a) die Effekte der Bufferung vorgängig zu evaluieren, und b) so zu optimieren, dass keine grobe Verfälschung entsteht falls die Flächen gebuffert werden sollten. Wir haben diese Analyse in der nicht-aggregierten Form durchgeführt: wir zählen also z.B. nicht die Anzahl Teilobjekte mit Verbuschung, sondern die Anzahl AS Punkte mit Verbuschung (und das mit unterschiedlichen Buffern).

Diese Voranalyse hat die unten tabellierte Anzahl möglicher Modellpunkte mit entsprechenden Verbuschungsrisiken ergeben. Tabelle 1 zeigt den Effekt von sukzessiver Vergrösserung des Buffers um die TWW-Teilobjekte. Dabei wurde festgestellt, dass das (prozentuale) Verbuschungsrisiko mit einer Vergrösserung des Buffers ansteigt und erst ab 200m wieder absinkt. Tabelle 2 stellt das Verbuschungsrisiko in den einzelnen Bufferzonen separiert dar. Daraus wird ersichtlich, dass die Zahl der möglichen Kalibrationspunkte von ~17'000 auf ~60'000 Punkte anstieg, wenn ein Buffer von 100m angelegt wurde (Tabelle 1). Andererseits steigt im ersten 100m Buffer um TWW-Objekte das Verbuschungsrisiko beträchtlich an. Wir haben somit das Problem, dass einerseits 425 Verbuschungs-Ereignisse (Tabelle 1) zu gering sind, um gute Modelle zu kalibrieren (auch auf nationaler Ebene), dass aber andererseits ein Ausweiten um 100m eine grosse Veränderung des realen Verbuschungsrisikos (auf TWW-Objekten) mit sich bringt.

Tabelle 1: Beobachtete Verbuschungshäufigkeit von Arealstatistik-Punkten (1) und prozentuales Verbuschungsrisiko bei verschiedenen Bufferungen. Das Risiko ist auf TWW-Flächen am geringsten.

Verbuschung	Nur auf TWW-Flächen	TWW-Flächen + 25m Buffer	TWW-Flächen + 100m Buffer	TWW-Flächen + 200m Buffer
1	425	824	1'735	2'832
0	16'783	29'670	58'151	99'814
%	2.47%	2.70%	2.90%	2.76%

Tabelle 2: Beobachtete Verbuschungshäufigkeit von Arealstatistik-Punkten (1) und prozentuales Verbuschungsrisiko in diversen Bufferzonen. Das Risiko steigt ausserhalb von TWW-Flächen stark an.

Verbuschung	Nur auf TWW-Flächen	Nur im 25m Buffer	Nur im 25-100m Buffer	Nur im 100-200m Buffer
1	425	399	911	1'097
0	16'783	12'887	28'481	41'663
%	2.47%	3.00%	3.10%	2.57%

Wir haben daher versucht, eine Alternative zu den vorgeschlagenen Ansätzen zu finden (NB: Vorgeschlagen war: ein nationales Modell mit „nur TWW“-Daten und mehrere regionale Modelle mit „TWW + 100m Buffer“-Daten zu kalibrieren). Um die Anzahl Kalibrationsdaten mit Verbuschung (Code 1) zu erhöhen ohne gleichzeitig das Verbuschungsrisiko stark zu verfälschen haben wir uns schliesslich für den 25m Buffer entschieden. Dieser Buffer liegt einerseits innerhalb der Lage-Ungenauigkeit der

Arealstatistikpunkte. Damit ist andererseits sichergestellt, dass die höhere Verbuschungsrate in der Randzone (welche ein Fakt ist) auch richtig abgebildet ist. Ferner wurde so sichergestellt, dass kleine und unregelmässige Objekte nicht systematisch ausgelassen werden. Damit konnte die Gesamtzahl der Modellpunkte fast verdoppelt werden (~30'000), bei einem gleichzeitig mittleren Anstieg des Verbuschungsrisikos um bloss 0.2%. Um sicher zu gehen dass dem auch auf der aggregierten Ebene so ist, haben wir den Effekt des 25m Buffers auf der Teilobjektbasis getestet. Wir haben dabei festgestellt, dass die Verbuschungshäufigkeit hier um nur 0.06% zugenommen hatte (von 1.80 auf 1.86%), weil offenbar das Auftreten von Arealstatistikpunkten mit Verbuschung räumlich stark geklumpt auftritt. Zudem hatten erste Tests ergeben, dass die grössere Anzahl beobachteter Verbuschungen (nun >800) die Modellqualität beträchtlich steigern konnte, weil kleine Flächen nun nicht mehr systematisch wegfielen.

Wir haben daher alle Modelle mit diesem 25m Buffer weiterzuentwickeln. Tabelle 3 zeigt die Zusammenfassung der Übergangsmatrix von AS85 zu AS97 mit den beobachteten Häufigkeiten und illustriert die entsprechende Codierung (gemäss 2.1). Figur 2 illustriert, wie sich der 25m Buffer auf die Erfassung von Teilobjekten auswirkt. Im Vergleich zu Figur 1 wird ersichtlich, dass der geringfügig grössere Buffer die Anzahl der Beobachtungspunkte erhöht hat, und dass nun auch kleine und unregelmässige Objekte beprobt werden konnten (es konnte aber nicht verhindert werden, dass einzelne sehr kleine und sehr unregelmässige Objekte immer noch durch das gebufferte Raster fielen).

Tabelle 3: Übergangsmatrix der Arealstatistikdaten (AS) auf TWW-Objekten (nicht AS-Punkte), welche mit 25m gebuffert sind. Die AS-Kategorien wurden gemäss Diss. G. Rutherford zu 5 Klassen zusammengefasst: 1= geschlossener Wald; 2= offener Wald; 3= verbuschte Fläche; 4= extensiv-genutzte Fläche; 5= intensiv-genutzte Fläche. Die fett dargestellten Zahlen in der Diagonalen bezeichnen Flächen, welche die AS-Klasse nicht gewechselt haben. Grüne Felder stellen Flächen dar, welche für die Modellkalibration nicht verwendet wurden (Intensivierungen, oder Fläche war schon verbuscht). Die gelben Felder bezeichnen Flächen, welche zwischen 1985 und 1997 verbuscht sind (Code = 1; 824 AS-Punkte), die blauen Felder bezeichnen Flächen, welche von zwischen 1985 und 1997 nicht verbuscht sind (Code 0; 29'670 AS-Punkte). Das Total der für die Modellierung verwendeten AS-Punkte beträgt demnach N = 30'494 AS-Punkte (=Code.1 + Code.0).

		AS92/9				
		1	2	3	4	5
AS79/85	1	7726	52	11	21	9
	2	246	4170	16	103	19
	3	226	109	1049	40	9
	4	72	272	278	22251	73
	5	42	121	39	198	7148

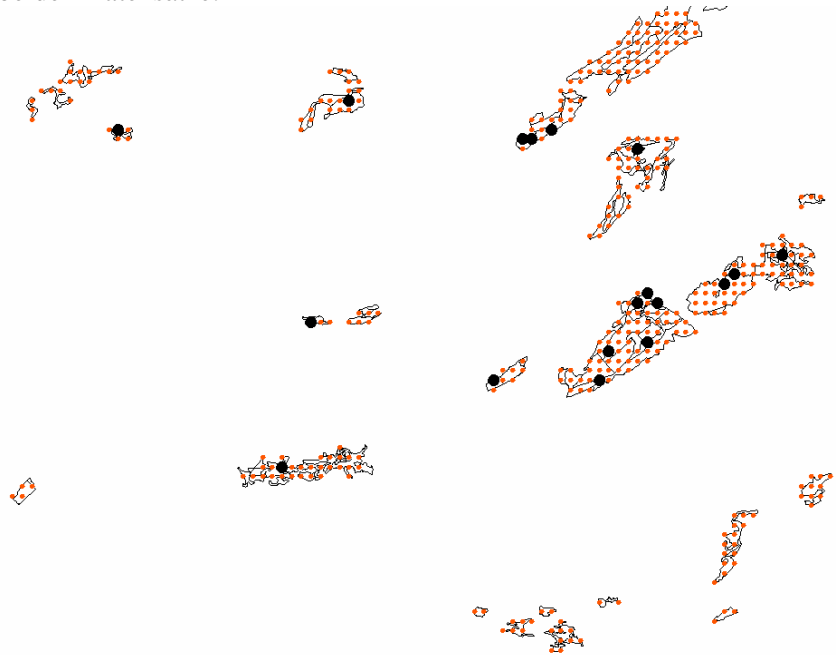
	-	nicht verwendet
	1	verbuscht (824)
	0	nicht verbuscht (29670)

2.4 Aufbereitung von erklärenden Variablen im GIS Format

Für jeden Arealstatistikpunkt wurden in einem nächsten Schritt die erklärenden GIS-Daten aufbereitet. Hierzu haben wir zuerst die bestehenden GIS-Daten aus den Archiven der Arbeiten von M. Gellrich und G. Rutherford reaktiviert und gesichtet. Die vorliegenden Daten enthielten in erster Linie folgende Kategorien erklärender Variablen: [1] Klimadaten (z.B. Temperatur, Strahlung), [2] Terrain-Variablen (z.B. Höhe, Neigung), [3] Kontext-Variablen (z.B. Anzahl Waldflächen in einem definierten Umkreis) und [4] Distanz-Variablen (z.B. Distanz zu intensiv genutztem Grünland oder zu Strassen).

Diese Daten lagen in der Regel als 100m Grids vor, in derselben Auflösung wie die Daten der Arealstatistik-Punkte. Sozio-ökonomische Daten lagen ebenfalls vor, aber nur für IHG-Regionen, nur für relativ wenige Variablen pro Gemeinde (also nicht als 100m Raster).

Wir entschieden uns, zwei Datensätze an erklärenden Variablen zu komplettieren und daraus drei Modelle zu rechnen – je eines basierend auf den beiden Datensätzen alleine, und ein drittes auf der Kombination der beiden Datensätze:



Figur 2: Stichprobenkonzept mit 25m Buffer: Die Stichprobenpunkte sind die Mittelpunkte des Arealstatistik-Rasters, welche innerhalb der TWW Objekte+25m liegen (Rot: Stichprobenpunkte ohne Verbuschung zwischen 1985 und 1997); schwarz: Stichprobenpunkte mit Verbuschung zwischen 1985 und 1997 (824 Punkte).

- ❑ Der erste Datensatz enthält im Wesentlichen die im 100m Rasterformat schweizweit vorliegenden Daten zu Klima, Terrain, Distanzbeziehungen und Kontext: wir bezeichnen sie in der Folge als „ökologische“ Variablen, und Modell basierend auf diesen Daten als „ökologische“ Modelle.
- ❑ Der zweite Datensatz enthält neu aufgenommene sozio-ökonomische Daten, welche gemeindeweise vorwiegend aus dem StatWeb aufbereitet wurden. Zusätzliche wurden einzelne agrar-ökonomische Daten aus der Dissertation von Mike Lütolf aufbereitet. Alle Daten sind ebenfalls schweizweit vorhanden. Da wir aber auch Veränderungen ab ca. 1950 in Variablen kombiniert hatten, haben wir einzelne Gemeinden weggelassen, wo starke Veränderungen in der Gemeindestruktur vorkamen (Gemeindezusammenlegungen). Dies betrifft in erster Linie einzelne Regionen in den Kantonen Fribourg, Thurgau und Basel-Land.

Der ökologische Datensatz wurde nochmals stark erweitert, insbesondere mit Kontext-Variablen. Dieser Datensatz ist in Anhang A1 beschrieben. Der sozio-ökonomische Datensatz wurde von Grund auf neu aufgebaut und zusammengetragen. Er ist in Anhang A2 beschrieben.

Nicht alle der in den Anhängen A1 und A2 aufgeführten Variablen wurden schliesslich für die Modellentwicklung verwendet. Die Aufbereitung der beobachteten Verbuschungsdaten (siehe 2.1.) hat ergeben, dass wir verhältnismässig wenige Verbuschungsereignisse auf den TWW Objekten beobachten. Es ist daher nicht möglich, hunderte von möglichen erklärenden Variablen in einem statistischen Modell zu evaluieren. Wir haben daher beide Datensätze einzeln vorevaluiert. Dabei haben wir folgende Regeln angewandt: [1] Jede Variable wurde daraufhin getestet, ob sie einzeln einen minimalen Erklärungsgrad

der Verbuschung liefert. Wir haben nur Variablen verwendet, die alleine ein Minimum an Verbuschungseignissen erklären können. [2] Wir haben nur Variablen verwendet, die zueinander nicht hoch korreliert sind ($<70\%$). [3] Wir haben darauf geachtet, dass wir die am besten erklärenden Variablen der unterschiedlichen Variablentypen (Klima, Kontext, etc.) auswählten. [4] Wir haben die Selektion anhand der einzeln besten Variablen gestartet, und haben anschliessend Kriterien 1-3 verwendet, um eine Liste von je ca. 15 Variablen für beide Datensätze zu erstellen. Für das kombinierte Modell haben wir die erklärenden Variablen beider Datensätze kombiniert. Eine Variable ([TWW.obj.area]) haben wir in beiden Datensätzen verwendet. Sie umschreibt die Fläche der TWW-Objekte. Insgesamt wurden 21 erklärende Variablen für das ökologische Modell, 15 Variablen für das sozio-ökonomische Modell vorbereitet. Dies ergab 35 Variablen für das kombinierte Modell.

Um den statistischen Erklärungsgrad der Variablen zu erhöhen wurden sie teils transformiert oder umgerechnet. Die Tabellen im Anhang A3 erklären die Art der Umrechnung und der Transformation. In der Regel wurden stark linksschief-verteilte Variablen mittels Log-Transformation näher an eine Normalverteilung gebracht. Eine Ausnahme stellt die Variable (*msdir6_100*) dar, welche aufgrund ihrer rechtsschiefen Verteilung mittels Exp-Transformation verändert wurde. Beim vorgängigen Testen des Erklärungsgrades der einzelnen Variablen wurde nicht nur die Verbesserung mittels Transformation analysiert, sondern auch der Effekt beim Verwenden quadratischer Terme zusätzlich zum standardmässig verwendeten linearen Term. Variablen, welche mit quadratischem Term einen höheren Erklärungsgrad liefern, sind in den Tabellen A3.1 und A3.2 im Anhang A3 bezeichnet.

Zur Vorbereitung gehörte, dass pro TWW-Teilobjekt die GIS-Daten aus dem 100m Raster aggregiert werden mussten. Die Aggregation basierte je nach Verteilung auf dem Mittelwert (symmetrische) oder dem Median (schiefe Verteilung). Die Aggregation ist in Tabelle 6 dargestellt. Jedes der Modelle wurde also mit diesen Variablen initialisiert. Anschliessend wurden diejenigen Variablen aus dem Modell entfernt, welche keinen (statistisch) signifikanten Beitrag zum Erklären der Verbuschung aufweisen konnten. Diese Prozedur der schrittweisen Reduktion der Variablen (*stepwise regression*) ist im folgenden Kapitel beschrieben. Die Vor-Auswahl der erklärenden Variablen für die drei Modelle ist in Tabelle 6 zusammengefasst, zusammen mit der Beschreibung der als signifikant verbleibenden Variablen.

2.5 Statistische Analysen

Aufgrund der Natur der Abhängigen Variable (1/0 Klassifikation) haben wir logistische Regressionsmodelle kalibriert (auch binomiale GLMs genannt). Diese Methode erlaubt es, aufgrund der erklärenden Variablen die Wahrscheinlichkeit auszudrücken, dass Verbuschung eintritt. Dabei können sowohl metrische, als auch nominale erklärende Variablen verwendet werden. Ausgehend von den vorevaluierten Erklärungsvariablen (siehe 2.4) wurden zuerst Modelle entwickelt, welche alle Variablen enthielten. Anschliessend wurde untersucht, welche der 17-25 eingesetzten Variablen tatsächlich einen signifikanten Beitrag zum Erklären der Verbuschung aufwiesen. Dies geschah mittels schrittweiser Variablenreduktion (*stepwise regression*), in welcher das *Akaike Information Criterion* (AIC) minimiert wurde um die nicht-signifikanten Variablen auszuschliessen. Werden in einem statistischen Modell nur eine oder mehrere nominale erklärende Variable verwendet, so entspricht die statistische Analyse einer logistischen Varianzanalyse. Wir haben diesen Ansatz teils verwendet, um den Effekt von klassifizierten Variablen zu evaluieren.

Wir haben die Modelle anhand von zwei statistischen Ansätzen getestet. Einerseits wurde die Anzahl korrekt vorhergesagter Treffer (1 und 0) dargestellt (PCC = *percent correctly classified*). Andererseits wurden die beiden Werte Kappa und AUC berechnet. Kappa besagt, wie viel besser ein Modell ist, als eine reine Zufallsübereinstimmung. Ein Wert von 1 beschreibt ein perfektes Modell, ein Wert von 0 dagegen ein Zufallsmodell. Negative Werte beschreiben systematische Fehler. Bei AUC ist es ähnlich. Auch hier bezeichnet ein Wert von 1 eine perfekte Übereinstimmung. Zufallsübereinstimmung wird aber durch den Wert 0.5 ausgedrückt, und Werte unter 0.5 beschreiben systematische Fehler.

Alle Testgrößen wurden mittels einer 10-fachen Kreuzvalidierung ermittelt (*10-fold cross-validation*). Dabei wird das Modell zuerst kalibriert mittels schrittweiser Regression (*stepwise regression*), und anschliessend wird das finale Modell 10 Mal neu gefittet (mit dem reduzierten Variablen-Satz) auf je 90% der Kalibrationsdaten. Bei jedem der 10 Iterationen werden andere 10% der Daten ausgelassen für und das so gefittete Modell wird sogleich auf dem ausgelassenen Teil getestet. Die Modell-Qualität wird anschliessend über alle Punkte (die nun je 9x zum Fitten des Teilmodells und 1x fürs Testen verwendet wurden) gemittelt.

3. Resultate

Wir haben insgesamt drei Regressions-Modelle gerechnet, und mehrere logistische Varianzanalysen gerechnet um den Effekt von klassierten Variablen auf die Verbuschung zu testen. Letzteres haben wir gemacht, weil wir nicht alle Variablen ohne Probleme in eine Regression einfügen konnten (mit jeder Klasse einer nominalen Variable verliert man einen Freiheitsgrad, während man bei einer metrischen Variablen nur total einen einzigen Freiheitsgrad verliert). Die Regressionsmodelle haben wir anschliessend im GIS umgesetzt und als Wahrscheinlichkeitskarten abgebildet. Die Karten wurden zuerst als „Verbuschungswahrscheinlichkeit“ im 100m Raster berechnet, und anschliessend pro TWW-Teilobjekt gemittelt.

3.1 Erklärungsstärke einzelner Modell-Variablen

Die einzelnen Modell-Variablen, wurden in darauf hin getestet, wie sie alleine verwendet die Verbuschung erklären können. Eine relativ hohe Erklärungskraft heisst allerdings noch nicht, dass sie auch im Modell verbleiben wird. Sie kann, falls zu stark korreliert mit einer andern Variablen, trotz hoher Erklärungsstärke, in der schrittweisen Variablenreduktion wieder eliminiert werden. In Tabelle 4 sind die Variablen mit ihrem Potential zum Erklären der Verbuschung aufgelistet. Zusätzlich ist die Form des „Response“ (=Verbuschungsrisiko) als Symbol entlang der erklärenden Variablen dargestellt.

Von den ersten fünf nominalen Variablen weisen nur die Bioregionen einen höheren Erklärungsgrad auf. Von den übrigen vier erreicht nur noch das Extensiv-Wiesen Subventionsprogramm einen minimalen Erklärungsgrad auf. Die Sömmerungslinie als Trennung zwischen höher und tiefer gelegenen TWW-Objekten vermag den Verbuschungsgrad in keiner Weise zu erklären. Von den übrigen Variablen weisen einige einen relativ hohen Erklärungsgrad auf; es fällt aber auf, dass die ökologisch-strukturellen Variablen im Allgemeinen mehr Erklärungspotential aufweisen, als die ökonomischen Variablen. Letzteres mag damit zusammenhängen, dass die ökonomischen Variablen nur gemeindeweise (also nicht separat für jedes TWW-Objekt) vorhanden sind. Den höchsten Erklärungsgrad (fast 10% des Verbuschungsrisikos werden von dieser Variablen erklärt) weist die Fläche der TWW-Objekte auf. Je grösser die Objekte, desto eher wurde in der 12-jährigen Beobachtungsperiode eine Verbuschung beobachtet. Die nächstbesten Variablen sind: (1) Anzahl verholzte Nachbarpixel; (2) Zu-/Abnahme intensiver Landnutzung (1985-1997); (3) Anzahl verbuschter Nachbarpixel; (4) Distanz zu verbuschten Flächen. Die folgenden gemeindeweisen sozio-ökonomischen Variablen weisen höhere Erklärungskraft auf: (1) Anzahl Nebenerwerbsbetriebe; (2) Anzahl Rinder; (3) Bevölkerungsanteil mit höherer Bildung. Da alle Variablen untereinander auch korreliert sind, können auch Variablen mit höherem Eigenerklärungsgrad in der schrittweisen Variablenreduktion wegfallen.

Form und Vorzeichen der einzeln getesteten Variablen nicht unbedingt auf Form und Vorzeichen in den optimierten Modellen geschlossen werden. Beides wird wohl nur bei den einzeln best-erklärenden Variablen so bleiben. Die übrigen Variablen können Vorzeichen und Form ändern, in Abhängigkeit der bereits erklärten Variabilität. Auch kann der Anteil erklärter Variabilität am Gesamtmodell bei einzelnen Variablen stark abweichen. Es kann z.B. sein, dass zwei einzeln je weniger gut erklärende Variablen zusammen das bessere Erklärungspotential aufweisen, als eine dritte Variable mit höherem Eigenerklärungspotential. Daher haben wir unter den Resultaten eine Analyse der „Erklärungsbeiträge“ versucht (siehe Kapitel 3.2).

Tabelle 4. Stärke und Form wie die verwendeten Modellvariablen die Verbuschung zu erklären vermögen, wenn sie alleine (unter Ausschluss aller übrigen) Variablen in Regressionsmodellen Modellen verwendet werden. Wenn zwei Variablen hoch korreliert sind, dann erklären sie denselben Teil der Variabilität des Verbuschungsrisikos. *Kursiv* gesetzte Parameter wurden umgerechnet, wie Tabelle A3.2 (Anhang 3) beschrieben.

Parameter	Beschreibung	%adj.D2	linear	quadratisch	Form
Bioregion_c6	Bioregionen (6 Klassen)	6.35	.	.	≡
lz_nucode	Sömmerungslinie (unterhalb / oberhalb)	0.00	.	.	≡
heck_tww	Subventionsprogramm Hecken (ja/nein)	0.71	.	.	≡
exgwiesa_tww	Subventionsprogramm Extensive Wiesen (ja/nein)	1.51	.	.	≡
streu_tww	Subventionsprogramm Streuwiesen (ja/nein)	0.15	.	.	≡
integr97_85	Zu-/Abnahme intensiver Landnutzung (AS97 – AS85)	4.88	.	–	∩
shape_mn	Shape Index	1.71	+	–	∩
slp100	Neigung in %	1.87	+	–	∩
taveyy_100	Temperatur / 100	1.07	+	–	∩
dist_scrub	Distanz (m) zu Büschen	4.45	–	+	U
dist_inten	Distanz (m) zu intensiv genutzten Landwirtschaftsflächen	0.96	–	–	∩\
ltree_a	Anzahl verholzte Nachbarpixel (5x5ha Umgebung)	5.75	+	–	∩
neighb_ex	Extensiv genutzte Nachbarsflächen	1.15	+	–	∩
neighb_in	Intensiv genutzte Nachbarsflächen	0.44	–	.	\
neighb_sc	Verbuschte Nachbarsflächen	4.79	+	.	/
calc_i	Index für kalkhaltige Böden	0.74	–	+	\
sdir6_100	Direkte Sonneneinstrahlung	0.78	+	–	∩
ed	Edge density	1.74	+	.	/
iji	Interspersion-juxtaposition index	3.01	+	–	∩
pr	Patch richness	1.13	+	.	/
tww.size	TWW-Objekt Fläche (Annäherung in ha)	9.32	.	.	∩
wohnbev_90	Bevölkerungszahl	0.82	–	.	\
<i>ZuwBev.5090</i>	<i>Zuwachs Bevölkerungszahl (Vergleich 1990-1950)</i>	0.95	–	.	\
<i>AntLogn.90</i>	<i>Anteil Logiernächte (Im Verhältnis zu [Wohnbev_90])</i>	0.29	+	.	/
ant_s1_90	Anteil Erwerbstätige im 1. Sektor (1990)	0.00	–	.	\
erw_ing_90	Anzahl Erwerbstätige in der Gemeinde selbst	0.83	–	.	\
steu_nat_9	Steuerertrag natürliche Personen	0.93	–	.	\
<i>AnzPers.Haus</i>	<i>Anzahl Personen pro Haus</i>	0.29	–	.	\
ant_lan_90	Anteil Nebenerwerbsbetriebe	1.71	+	.	/
ant_bih_90	Anteil Leute mit höherer Bildung	1.38	–	.	\
h_6_90	Haushalte mit mehr als 6 Personen	1.20	–	.	\
Rind90	Anzahl Rinder	1.41	–	.	\
<i>ZuwRind.5090</i>	<i>Zuwachs Rinder (1950-1990)</i>	0.87	–	.	\
<i>ZuwBetrGT10ha</i>	<i>Zuwachs Betriebe > 10 ha (Vergleich 1995-1955)</i>	0.51	+	.	/
<i>ZuwBetrLT10ha</i>	<i>Zuwachs Betriebe < 10 ha (Vergleich 1995-1955)</i>	0.45	–	.	\

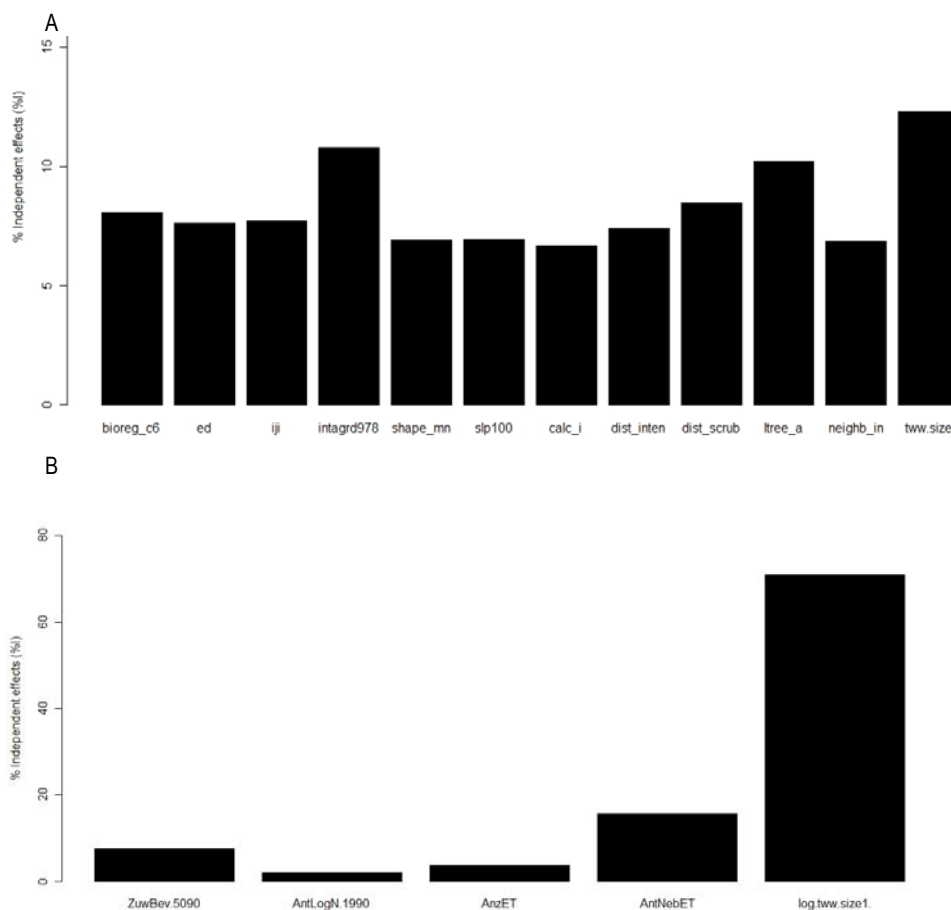
3.2 Regressions-Analysen: 3 Modelle für das Verbuschungsrisiko

Alle drei Modelle erklären die Verbuschung einigermaßen gut (Tabelle 5), wobei das ökologische Modell besser, das sozio-ökonomische Modell schlechter abschneidet. Zu beachten ist ferner, dass das sozio-ökonomische Modell nur gemeindeweise berechnet werden kann (alle erklärenden Variablen liegen nur „pro Gemeinde“ vor). Tabelle 6 beschreibt, welche Variablen in die 3 Regressionsmodelle eingegangen sind (als Resultat der Vorselektion), und welche dieser Variablen nach der schrittweisen Variablenreduktion als signifikant für das Erklären der Verbuschung verblieb. Der Anteil erklärter Variabilität (adj.D2) der optimierten Modelle ist deutlich höher (doppelt so hoch) als in den Modellen von Gellrich, welche ebenfalls auf Einzelpunkten kalibriert wurden – und dies, obschon auf Autokorrelations-terme verzichtet wurde. Autokorrelationsterme würden nur schwer eine Anwendung mit Sicht auf die Zukunft zulassen. Sie verschleiern zudem oft die effektive Aussage einzelner erklärender Variablen.

Tabelle 5. Erklärungsgrad der optimierten Modelle (% adjusted D^2) und kreuvalidierte Modell-Qualitätsmasse (PCC, Kappa, AUC) der drei Modelle: „*Ökol* = ökologisches Modell; *Kombi* = kombiniertes Modell; *SozÖk* = sozio-ökonomisches Modell.

	Modell		
	<i>Ökol</i>	<i>Kombi</i>	<i>SozÖk</i>
adj. D^2	26.17%	27.35%	12.67%
PCC	77.432	77.064	70.088
Kappa	0.486	0.480	0.353
AUC	0.816	0.825	0.736

Mittels „*hierarchical partitioning*“ wurden die einzelnen Anteile der Variablen am Erklärungsgrad des Gesamtmodells analysiert. Dabei handelt es sich um den nicht-korrelierten Anteil, der nur durch diese Variable beigetragen wird. Da mit dieser Methode nur maximal 12 Variablen evaluiert werden konnten, beschränken wir uns auf die Analyse der beiden Einzelmodelle. Das Gesamtmodell weist zu viele Variablen auf. Im ökologischen Modell (13 Variablen) wies die Variable [neighb_in] den geringsten Beitrag auf, sie wurde für die Darstellung weggelassen. In Figur 3A wird das Resultat des ökologischen in Figur 3B das Resultat des sozio-ökonomischen Modells dargestellt. Es fällt auf, dass die wichtigsten Variablen dieselben verblieben sind, wie in der Analyse im Kapitel 3.1.



Figur 3: Anteil an erklärter Variabilität der einzelnen Modellvariablen mittels „*hierarchical partitioning*“. A: optimiertes ökologisch-strukturelles Modell (ohne Variable [neighb_in], welche den geringsten Erklärungsanteil aufweist); B: sozio-ökonomisches Modell. Beachte, dass die Y-Achse, welche den Erklärungsbeitrag aufweist, zwischen den beiden Teil-Grafiken variiert. Der Erklärungsanteil bezieht sich hier auf das Modell und nicht auf das Verbuschungsrisiko insgesamt. Die Namen der Variablen sind in Tabelle 4, sowie in den Anhängen A1 und A2 erläutert.

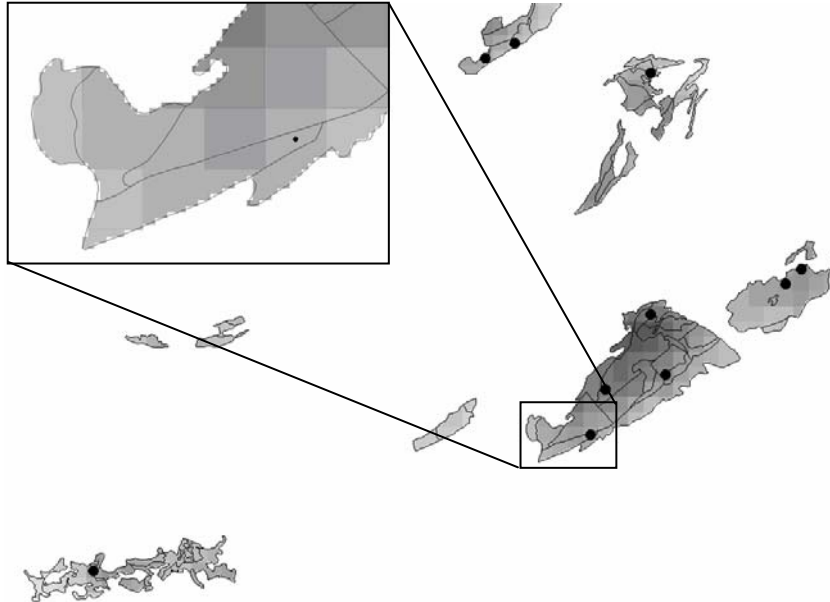
Die Kartografische Umsetzung (siehe auch Anhang A4) ist in Figur 4A für das ökologische Modell dargestellt. Es zeigt das Verbuschungsrisiko (Wahrscheinlichkeit pro 12 Jahre) als 100m Raster. Die Wahrscheinlichkeit wird zwar grundsätzlich für die ganze Schweiz berechnet. Da sich die Wahrscheinlichkeit aber auf die TWW-Objektdaten bezieht, wird das Modell auch auf TWW-Objekte ausgeschnitten (siehe Figur 4a). Anschliessend wurden die so errechneten Wahrscheinlichkeiten für jedes Modell pro TWW-Teilobjekt gemittelt, um so das mittlere Verbuschungsrisiko pro Teilobjekt zu errechnen und abzuspeichern (Figur 4B). Die Resultate sind in einem Shapefile abgespeichert, welches die modellierten Wahrscheinlichkeiten und andere wichtige Variablen enthält (Anhang A5 beschrieben).

Tabelle 6. Ökologische und Sozio-ökonomische Variablen, welche für die Modellkalibration ausgewählt wurden: ■ = Variable wurde im Regressionsmodell verwendet, X = Variable verblieb als signifikanter Modellparameter in einem der drei Modelle: „Ökol = ökologisches Modell; Kombi = kombiniertes Modell; SozÖk = sozio-ökonomisches Modell. Die Spalte trns bezeichnet die Transformation von 100m Rasterdaten zu TWW-Teilobjekten: avg = Mittelwerte; med = Median; sum = Summe; cls = nominale Klasse pro Teilobjekt. Kursiv gesetzte Parameter wurden umgerechnet, wie in Anhang 3 beschrieben.

Parameter	Beschreibung	trns	Modell		
			Ökol	Kombi	SozÖk
Bioregion_c6	Bioregionen (6 Klassen)	cls	x	x	
lz_nucode	Sömmerungslinie (unterhalb / oberhalb)	cls			
heck_tww	Subventionsprogramm Hecken (ja/nein)	cls			
exgwiesa_tww	Subventionsprogramm Extensive Wiesen (ja/nein)	cls			
streu_tww	Subventionsprogramm Streuwiesen (ja/nein)	cls			
intagr97_85	Zu-/Abnahme intensiver Landnutzung (AS97 – AS85)	avg	x	x	
shape_mn	Shape Index	avg	x	x	
slp100	Neigung in %	avg	x	x	
taveyy_100	Temperatur / 100	avg		x	
dist_scrub	Distanz (m) zu Büschen	med	x	x	
dist_inten	Distanz (m) zu intensiv genutzten Landwirtschaftsflächen	med	x	x	
ltree_a	Anzahl verholzte Nachbarpixel (5x5ha Umgebung)	med	x	x	
neighb_ex	Extensiv genutzte Nachbarsflächen	med	x	x	
neighb_in	Intensiv genutzte Nachbarsflächen	med	x	x	
neighb_sc	Verbuschte Nachbarsflächen	avg			
calc_i	Index für kalkhaltige Böden	med	x	x	
sdir6_100	Direkte Sonneneinstrahlung	med			
ed	Edge density	avg	x	x	
iji	Interspersion-juxtaposition index	avg	x	x	
pr	Patch richness	avg		x	
tww.size	TWW-Objekt Fläche (Annäherung in ha)	sum	x	x	x
wohnbev_90	Bevölkerungszahl	med			
ZuwBev.5090	Zuwachs Bevölkerungszahl (Vergleich 1990-1950)	med		x	x
AntLogn.90	Anteil Logiernächte (Im Verhältnis zu [Wohnbev_90])	avg		x	x
ant_s1_90	Anteil Erwerbstätige im 1. Sektor (1990)	med			
erw_ing_90	Anzahl Erwerbstätige in der Gemeinde selbst	med		x	x
steu_nat_9	Steuerertrag natürliche Personen	med			
AnzPers.Haus	Anzahl Personen pro Haus	med			
ant_lan_90	Anteil Nebenerwerbsbetriebe	avg			x
ant_bih_90	Anteil Leute mit höherer Bildung	avg			
h_6_90	Haushalte mit mehr als 6 Personen	med			
Rind90	Anzahl Rinder	med			
ZuwRind.5090	Zuwachs Rinder (1950-1990)	avg		x	
ZuwBetrGT10ha	Zuwachs Betriebe > 10 ha (Vergleich 1995-1955)	avg			
ZuwBetrLT10ha	Zuwachs Betriebe < 10 ha (Vergleich 1995-1955)	med			
Def. Modellvariablen	Anzahl, verbleibend nach Stepwise Regression		13	19	5

Figur 5-7 zeigt die drei Modelle (ökologisch, ökonomisch und kombiniert) schweizweit und ausgeschnitten auf TWW-Teilobjekte. Zur besseren Sichtbarkeit der Resultate wurde das mittlere Verbuschungsrisiko in einem Umkreis von 2km Radius dargestellt. Dadurch werden regionale Unterschiede besser sichtbar. Es fällt zudem auf, dass zwischen dem ökonomischen und dem

ökologischen Modell teils beträchtliche Regionale Unterschiede bestehen. Dies kommt aufgrund der unterschiedlichen Fähigkeit der Modelle zustande, regionale Besonderheiten mittels der verwendeten Variablen zu erklärend.

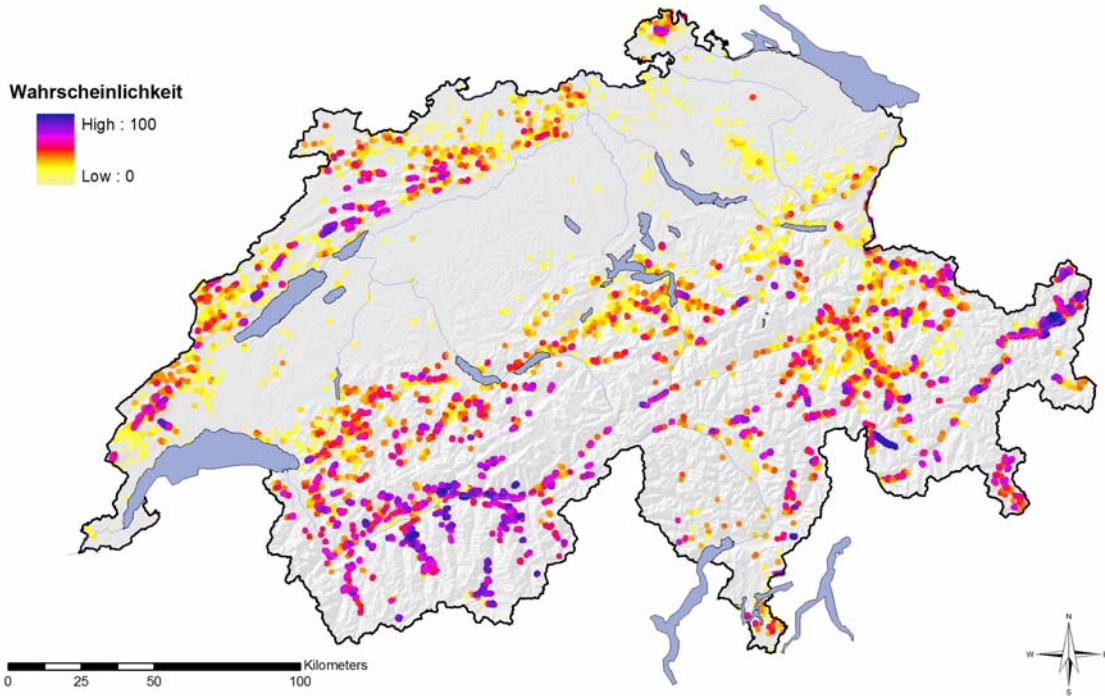


Figur 4A: Vorbereitung für die Berechnung der Verbuschungswahrscheinlichkeit auf TWW-Objekten. Alle 100m Rasterzellen wurden auf 10m Maschenweite verdichtet (interpoliert) um die Wahrscheinlichkeiten pro TWW Objekt (Polygone) auszuschneiden und zu mitteln. Schwarze Punkte repräsentieren Stichprobenpunkte der Arealstatistik, die zwischen 1985 und 1997 verbuscht sind (Legende siehe Figur 4).



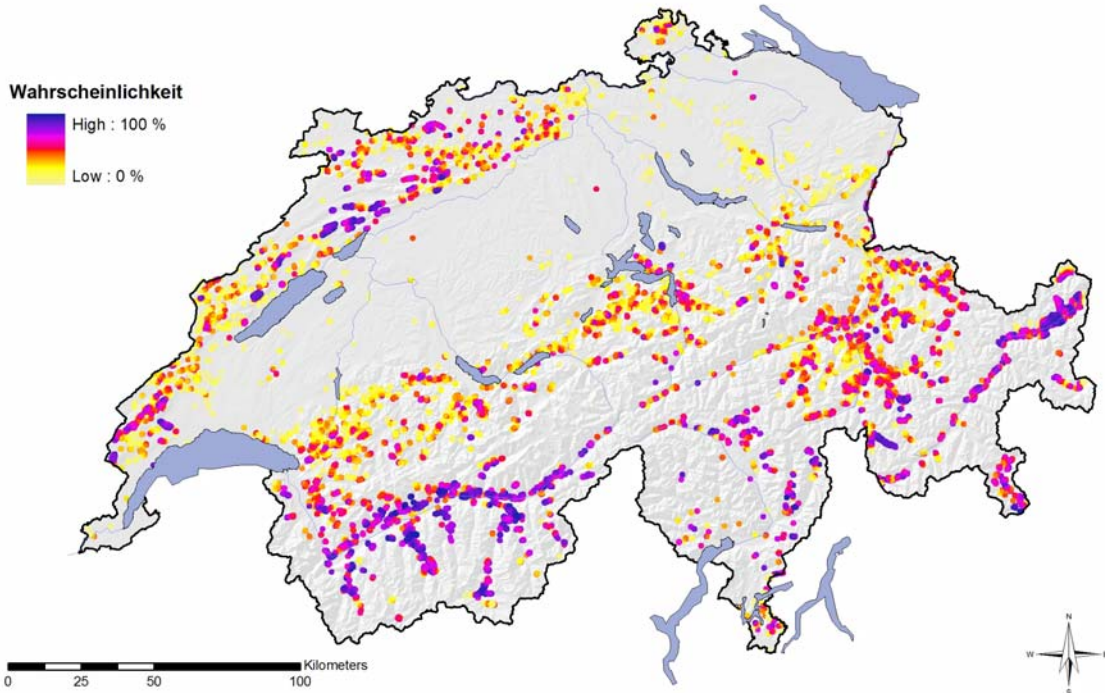
Figur 4B: Mittelwerte für die Verbuschungswahrscheinlichkeit pro TWW-Teilobjekt. Schwarze Punkte repräsentieren Stichprobenpunkte der Arealstatistik, die zwischen 1985 und 1997 verbuscht sind

Mittlere Wahrscheinlichkeit für Verbuschung in Fenster mit 1km Radius
Modell 1: Sozio-Ökonomie

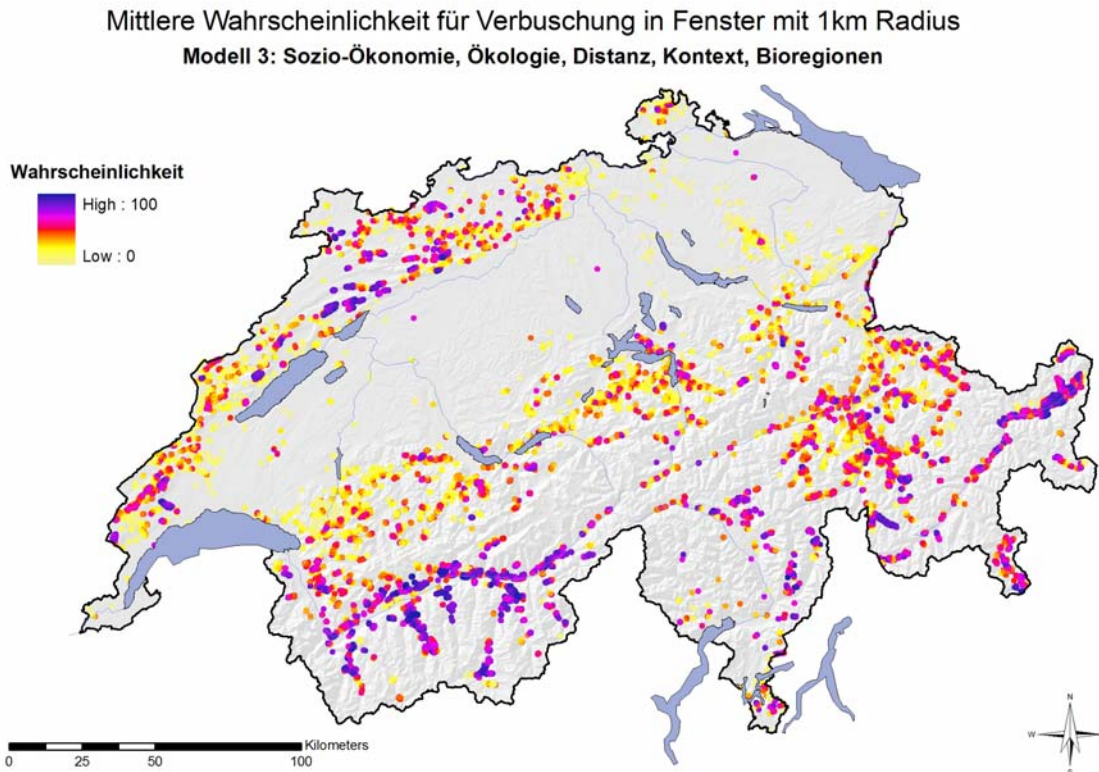


Figur 5: Sozio-ökonomisches Modell: mittlere Verbuschungswahrscheinlichkeit auf TWW-Teilobjekten in einem Radius von 1km. Wahrscheinlichkeiten drücken das Risiko aus, dass auf Teilobjekten innerhalb von 12 Jahren Verbuschung eintritt.

Mittlere Wahrscheinlichkeit für Verbuschung in Fenster mit 1km Radius
Modell 2: Ökologie, Distanz, Kontext, Bioregionen



Figur 6: Ökologisches Modell: mittlere Verbuschungswahrscheinlichkeit auf TWW-Teilobjekten in einem Radius von 1km. Wahrscheinlichkeiten drücken das Risiko aus, dass auf Teilobjekten innerhalb von 12 Jahren Verbuschung eintritt.



Figur 7: Kombiniertes Modell: mittlere Verbuschungswahrscheinlichkeit auf TWW-Teilobjekten in einem Radius von 1km. Wahrscheinlichkeiten drücken das Risiko aus, dass auf Teilobjekten innerhalb von 12 Jahren Verbuschung eintritt.

3.3 Logistische Varianz-Analysen: Effekte einzelner Nominalvariablen

Wir haben verschiedene kategoriale (nominale) Variablen auf deren Einfluss auf das TWW-Verbuschungsrisiko getestet. Insbesondere haben wir die folgenden Variablen getestet: (1) Bioregionen der Schweiz; (2) Landwirtschaftliche Zonengrenze der Sömmerungslinie; (3) Trophiegrad der kartierten Vegetation auf TWW-Objekten (eu-, meso-, oligotroph, gemäss S. Eggenberg); (4) Vegetations-Hauptnutzung (Wiese, Weide, Brache), (5) Flächenbeiträge für Hecken, Extensiv- und Streu-Wiesen. Die ersten Variable verblieb mit signifikanten Erklärungsgrad am Verbuschungsrisiko im Modell, die vier letzten Variablen haben andererseits keine signifikante Erklärung des Verbuschungsrisikos ergeben (und wurden daher teils nicht mehr für die unter 3.2 entwickelten und präsentierten Modelle verwendet).

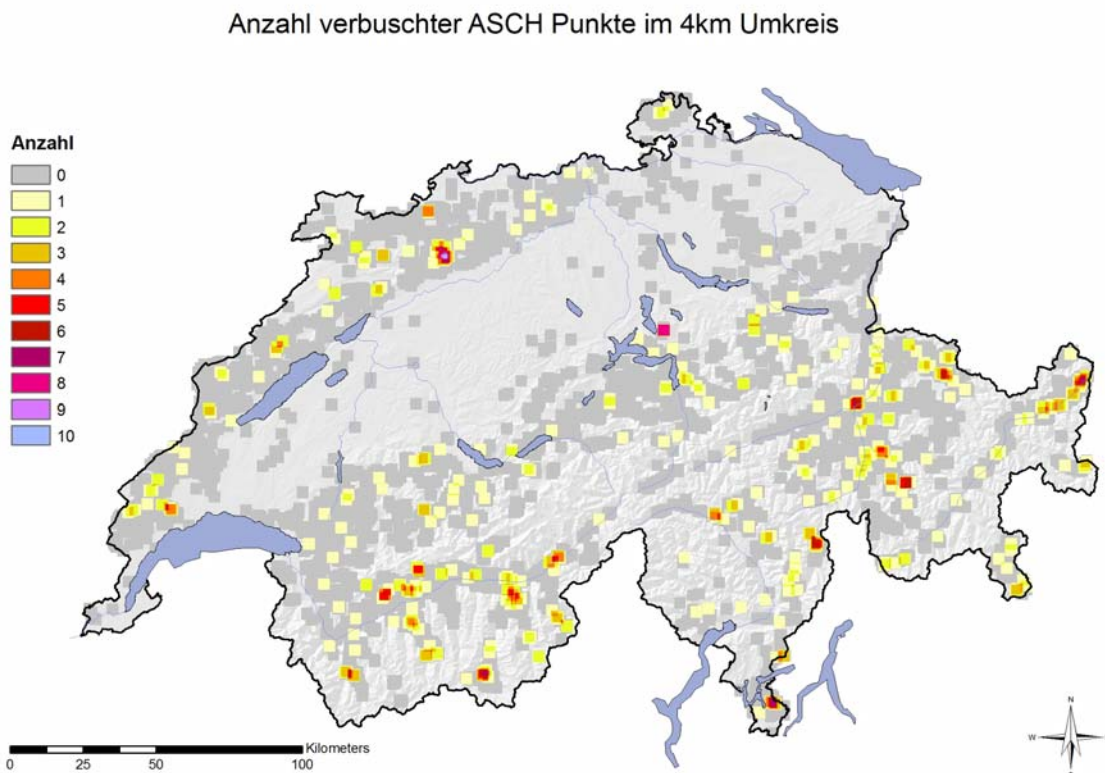
Erwähnenswert finden wir, dass die Flächenbeiträge (Streu-, Extensivwiesen, Hecken) zwar auf TWW-Objekten keine signifikante Erklärung des Verbuschungsrisikos lieferten, bei der Bufferung der TWW-Objekte aber rasch hochsignifikant wurden. Offenbar vermindern diese Flächenbeiträge das Verbuschungsrisiko im unmittelbar angrenzenden Buffer um TWW-Objekte das Verbuschungsrisiko beträchtlich. Es sind dies insbesondere die Beiträge für Extensivwiesen, sowie die Paar- und Dreifachkombination der drei Programme. So reduziert sich das Verbuschungsrisiko im Buffer um TWW-Objekte um das 6-fache, wenn alle drei Flächenbeiträge ausbezahlt werden.

4. Diskussion

Die drei Modelle liefern leicht unterschiedliche Modell-Genauigkeiten. Dabei springen zwei Punkte ins Auge: (1) die Unterschiede in den räumlichen Mustern zwischen den drei Modellen sind minimal; (2) die Wichtigkeit der Flächengröße von TWW-Objekten.

Die relativ kleinen räumlichen Unterschiede zwischen den drei Modellen interpretieren wir als Ausdruck einer guten Modell-Kalibrierung. Das sozio-ökonomischen Modell weicht am stärksten von den andern beiden Modellen ab. Es gibt wohl beträchtliche regionale – kulturell und politisch bedingte – Variabilität, welche keinen Niederschlag in den beiden Variablen-Sätzen (sozio-ökonomisch und ökologisch) finden. Beide Modelle kalibrieren daher diese spezifisch regionalen Muster unterschiedlich, sind aber ungleich gut in der Lage, diese auch zu erklären. Die sozio-ökonomischen Daten liegen nur gemeindeweise vor, und können daher nicht dieselbe feine räumliche Auflösung erzielen, wie das ökologische oder das kombinierte Modell. Andererseits hat das Einführen der Flächengröße von TWW-Objekten viel zum verbesserten Erklären der lokalen Variabilität beigetragen. Das Zusammenführen beider Datensätze hat das Modell nur leicht verbessert. Offenbar ist das, was durch das ökologische Modell erklärt wird bereits +/- im sozio-ökonomischen Modell enthalten. Wir interpretieren dies als Ausdruck der geringen Anzahl beobachteter Verbuschungs-Ereignisse (kleine Datenmenge zur Modellkalibration bei hoher Stochastizität), welche zudem noch stark geklumpt auftreten (Figur 8). Ferner ist erwähnenswert, dass das sozio-ökonomische Modell nicht für jede Gemeinde berechnet werden konnte (Figur 9).

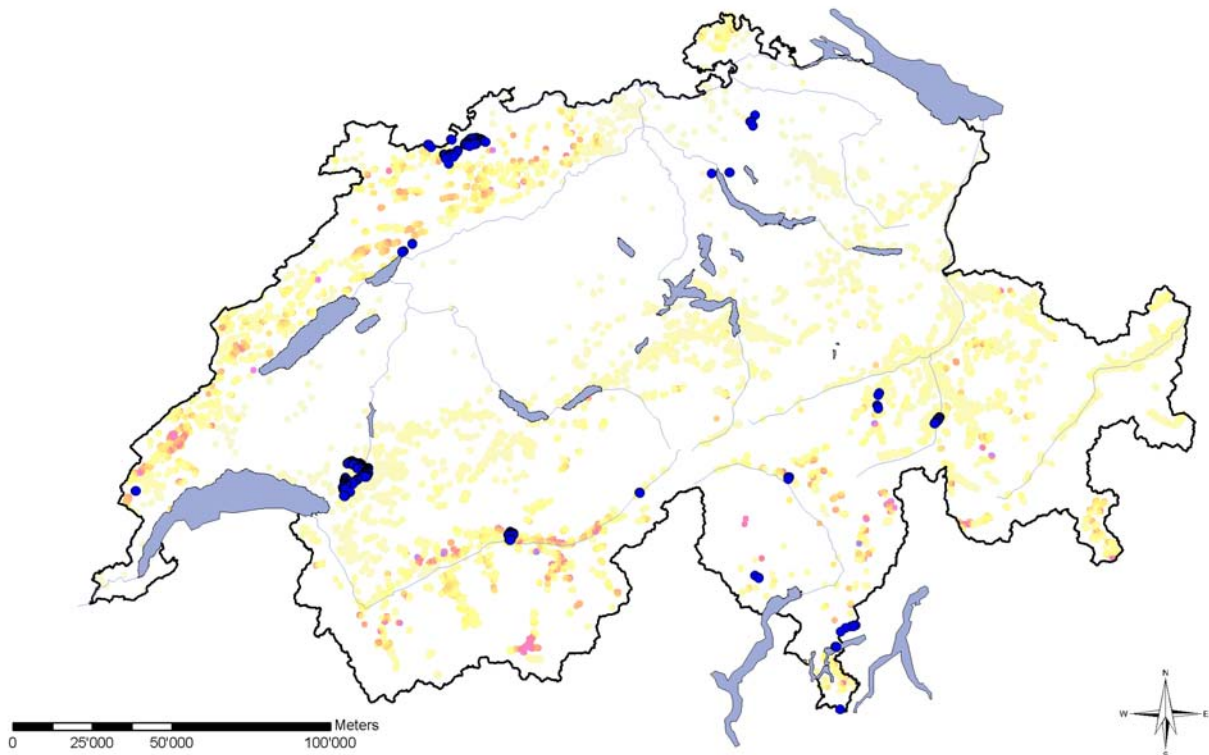
Die relativ niedrigen Werte für PCC (Korrekte Klassifikation) bei relativ hohem AUC/Kappa weisen auf eine hohe Zufälligkeit der Verbuschungs-Ereignisse im Kalibrationsdatensatz hin. Die Modelle scheinen die generellen Trends in der Verbuschung zwar korrekt und signifikant zu erklären, auf der Einzel-Objekt Ebene aber sind die Ereignisse zu selten und daher zu zufällig, als dass die Modelle hier erfolgreich sind. Sie sind ebenfalls Ausdruck dafür, dass es für typische „Verbuschungsbedingungen“, wie sie das statistische Modell identifiziert und kalibriert hat, eben immer auch viele Teilobjekte gibt, welche bei denselben Bedingungen NICHT verbuscht sind (dies wird als Ausdruck hoher Stochastizität oder



Figur 8: Beobachtete Anzahl verbuschter AS-Pixel in TWW-Objekten mit Verbuschung in einem 4x4km Fenster.

Zufälligkeit bezeichnet). Dies heisst: (1) Die Modelle zeigen die wichtigsten Einflussfaktoren zwar korrekt, aber (2) die Resultate müssen auf der Teilobjekt-Ebene mit Vorsicht angewandt werden. Regionale Häufungen von Teilobjekten mit hohem Verbuschungsrisiko weisen aber auf Situationen hin, wo Verbuschung aufgrund der Modelle zu erwarten sind. In welchem Teilobjekt sie aber genau auftreten werden, kann nicht mit grosser Sicherheit vorhergesagt werden.

Die Modelle basieren auf Arealstatistik-Daten, welche eine beträchtliche Lage-Ungenauigkeit aufweisen, und „bloss“ auf einem 100m Punkteraster basieren. Zudem kann die Klassifizierung ab Luftbildern ebenfalls Fehler in der effektiven Bedeckung aufweisen. Anhand dieser Daten sind grössere TWW-Objekte wohl einigermassen gut beschrieben und erfasst, aber kleine Objekte sind teils nicht, oder nur unzureichend erfasst. Dies kann die Ursache für eine mögliche Verzerrung (Bias) des Modells darstellen. Wir haben versucht, durch den 25m Buffer diesen Effekt möglichst klein zu halten. Theoretisch kann aber nicht ausgeschlossen werden, dass kleine Objekte systematisch vernachlässigt wurden. Die durch die Verwendung des 25m Buffers angestiegene Verbuschungsrate erachten wir als real, da offenbar viele Objekte von den Rändern her Einwachsen. Ein Auslassen der Ränder in der Kalibration würde das Verbuschungsrisiko wohl nicht korrekt wiedergeben.



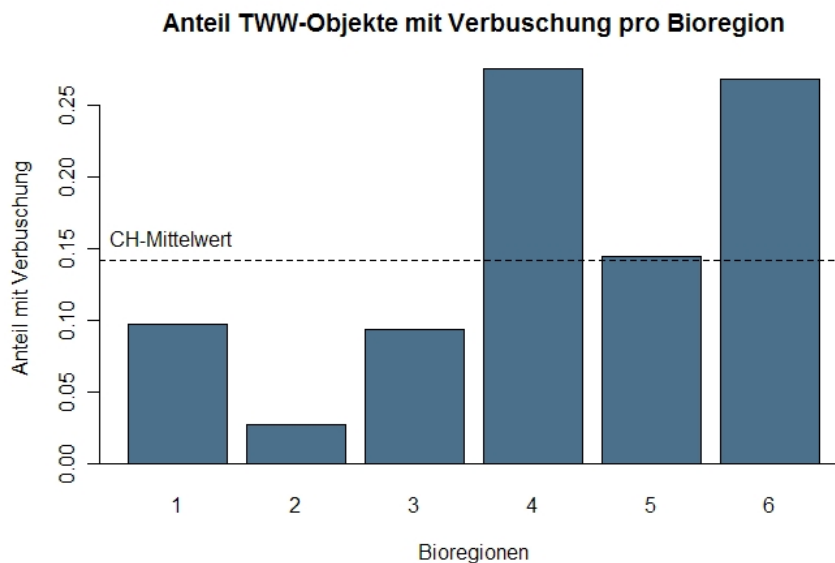
Figur 9: Darstellung der TWW-Objekte (blaue Punkte) für welche kein sozio-ökonomisches oder kombiniertes Modell berechnet werden konnte (Grund: Gemeindegrenzen haben die Aufbereitung der historischen Daten zur Sozio-ökonomie erschwert). Als Hintergrund wurde das kombinierte Modell verwendet.

4.1 Diskussion einzelner Variablen

Bei den kalibrierten Modellen fallen einige Variablen auf, welche bei allen Tests einen hohen Erklärungsgrad liefern. Am besten schneidet die Grösse eines TWW-Objektes ab. Die hat nichts mit der Situation, Ökologie oder mit Sozio-ökonomie zutun, sondern einfach mit „Chance“. Je grösser ein Objekt, desto eher findet man einen AS97 Pixel, der innerhalb von 12 Jahren verbuscht. Man könnte dies als den Anteil an zufälliger Verbuschung bezeichnen, der sich nicht mit situativen Grössen erklären lässt. Dies bedeutet nichts anderes, als dass Verbuschung ein Grundphänomen ist und bleibt.

Von den Variablen, welche strukturelle, ökologische und sozio-ökonomische Erklärungen liefern, zeichnen sich die strukturell-ökologischen als besonders aussagekräftig aus. Allen voran die Nähe zu und die Quantität umliegender Gehölze(n) und Büsche(n) erklären Verbuschung in hohem Mass. Das scheint ebenfalls trivial, ist aber wichtig im Hinblick auf Massnahmen. Je mehr verbuschtes und verholztes Umland die TWW-Objekte umgeben, desto grösser sind Samenfluss und Einwanderungspotential. Dadurch steigt das Risiko, dass es zu Verbuschung auf TWW-Objekten kommt. Aus ökologischer Sicht ist daher klar, dass TWW-Objekte mit verbuschtem und verholztem Umland (Säumen) zwar ökologisch sehr wertvoll sind (reiche Struktur) aber besonderes Augenmerk brauchen, weil das Fehlen einer jährlichen und regelmässigen Pflege die Verbuschungsgefahr sehr stark ansteigen lässt.

Die Bioregionen zeichnen sich von allen getesteten nominalen Variablen als einzige – und im optimierten Modell als gute – Erklärungsgrösse aus. Die durchschnittliche Verbuschungsrate ist stark unterschiedlich in den 6 Bioregionen (Figur 10). Während der gesamtschweizerische Schnitt an AS97 Pixel mit Verbuschung ca. 1% beträgt, ist der Anteil TWW-Objekte, welche mindestens 1 AS-Pixel mit Verbuschung aufweisen, wesentlich höher. Vor allem im Wallis und im Tessin ist die Rate der TWW-Objekte mit Verbuschung sehr hoch, während sie im Mittelland sehr gering ist. Da wir aber gesehen haben, dass die Flächengrösse einen Einfluss auf die Verbuschungstendenz der TWW-Objekte hat, ist dieser Unterschied unter anderem auch auf die unterschiedliche mittlere Objektgrösse in den einzelnen Regionen zurückzuführen. Diese ist im Wallis und Graubünden mit ~10ha am grössten, gefolgt von Jura und N-Alpen (~6ha), Tessin (~5ha) und ist schliesslich am kleinsten im Mittelland (~2ha). Die Modelle werden also pro Region entsprechend der Variablen [bioreg_c6] korrigiert.



Figur 10: Anteil der TWW-Objekte mit Verbuschung: 1: Jura; 2: Mittelland; 3: Nordalpen; 4: Wallis; 5: Graubünden; 6: Tessin.

Die Kontext- und Struktur-Variablen sind ebenfalls sehr wichtig. Sie beschreiben die nähere Umgebung der TWW-Objekte. Wie haben sich die intensiv bewirtschafteten Flächen in der Umgebung verändert ([intagr_978]), von welcher Art Bewirtschaftung hat es in der Umgebung wie viele und in welcher Distanz([neighb_in], [dist_inten])? Die Struktur der Objekte wird durch die „Edge Density“, den Interspersion-Index und die Objekt-Form ausgedrückt ([ed], [iji], [shape_mn]). Diese charakterisieren im Allgemeinen, wie stark ein Objekt gleichmässig in Form ([ed], [shape_mn]) und gegenseitigem Abstand zueinander ([iji]) sind. Ist die Dichte an Rändern hoch, dann sind sehr unförmige, ungleichmässige Objekte vorhanden, oft lang gestreckt, mit vielen „Rändern“ bei wenig Fläche. Da Ränder oft verbuscht sind, steigt die Verbuschung bei hohen [ed]-Werten an. Der [iji]-Index zeigt hohe Verbuschung bei mittlerer Gleichmässigkeit der gegenseitigen Abstände. Sind die Abstände zwischen den Objekten sehr gleichmässig, dann liegen viele Objekte in der Regel nahe beieinander (es hat dann weniger Ränder und weniger Gehölze). Liegen sie sehr unterschiedlich weit auseinander, dann ist die Verbuschung auch geringer, weil es sich hier in der Regel um intensiv bewirtschaftetes Gebiet handelt. Die meisten dieser Indices sind entweder „Frühwarn-Indikatoren“ (wenn die Intensität der Bewirtschaftung ändert, dann hat dies einen Einfluss auf die Verbuschung) oder um „Struktur-Indikatoren“ (sehr ungleichförmige, ränderreiche Objekte verbuschen rascher; Intensiv-Landwirtschaft in der Umgebung reduziert Verbuschungsrisiko). Es sind dies wohl teils „versteckte“ sozio-ökonomische Variablen. Denn offenbar ist die Bereitschaft, TWW-Objekte offen zu halten grösser, wenn intensive Landwirtschaft in der nahen Umgebung betrieben wird. Dies mögen nicht unbedingt ökologisch wertvolle Objekte sein, gefährdet sind sie aber weniger, als wenn die Intensität der Bewirtschaftung in der Umgebung gering ist. Was schliesslich noch auffällt ist, dass die Nähe zu Strassen in keiner Weise die Verbuschung zu erklären vermag. Dies ist in starkem Gegensatz zu den Befunden von Gellrich, der in seiner Diss einen starken Zusammenhang zwischen Aufgabe landwirtschaftlicher Nutzung und Distanz zu Strassen fand. Offenbar spielt bei TWW-Objekten die Nähe zu Strassen keine Rolle. Die mittlere Nähe von AS97-Punkten mit und ohne Verbuschung (und deren Variabilität) ist genau gleich gross (Figur 11).

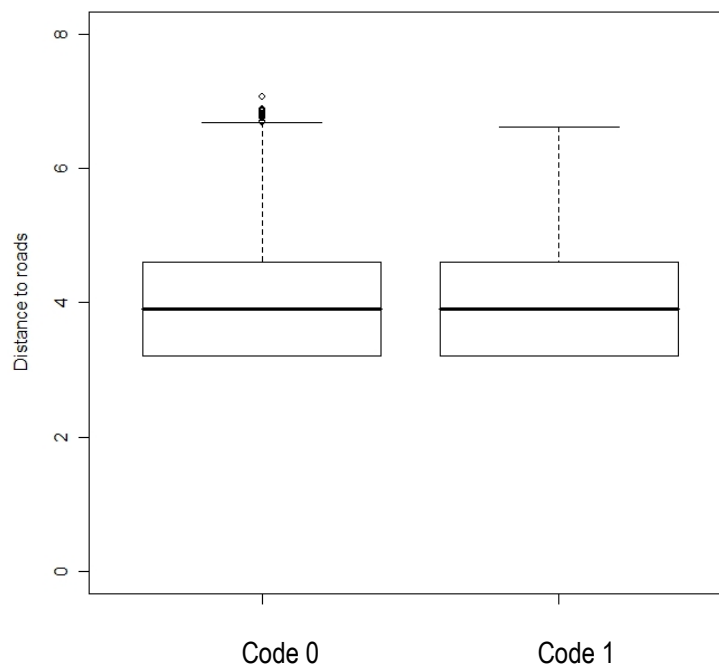


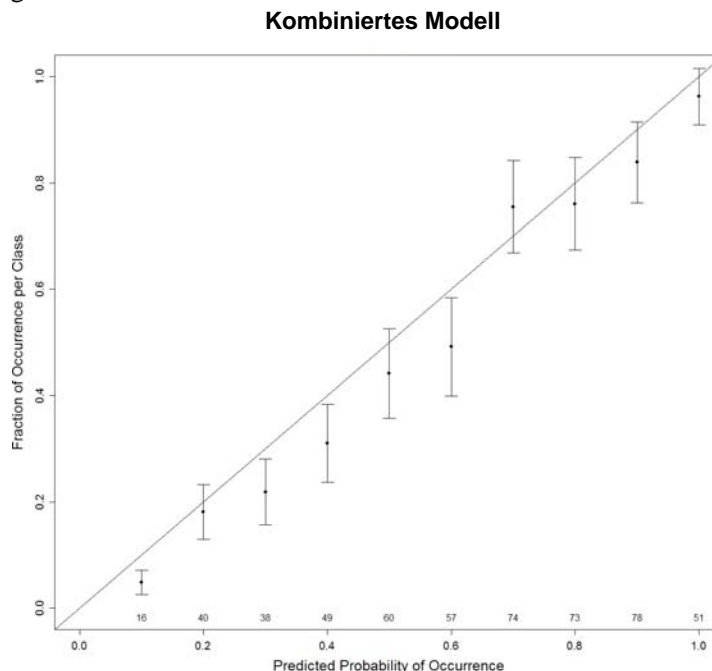
Figure 11: Die mittlere Distanz (und deren Variabilität) zu Strassen/Wegen ist für Objekte mit und ohne Verbuschung genau gleich gross. Die Distanz von TWW-Objekten zu Strassen hat liefert daher keine Erklärung des Verbuschungsrisikos.

Die Hangneigung ist ein weiterer Faktor, welcher die Verbuschungstendenz zu erklären vermag. Zwischen 20° und 35° Neigung ist die Verbuschungstendenz allgemein am höchsten, ab 50° ist sie – ähnlich wie 0° Neigung minimal. Dies stellt ebenfalls eine Art versteckter sozio-ökonomischer Faktor dar. Flächen mit Neigungen von 50° oder steiler werden ohnehin nicht bewirtschaftet. Zwischen 20 und 35° ist der Aufwand der Bewirtschaftung offenbar im Verhältnis zur „Rendite“ gestiegen, und diese Flächen werden zunehmend aufgegeben. Andererseits ist dies wohl eine generelle Tendenz, die nicht nur auf TWW-Objekte (aber eben auch) zutrifft.

Unter den sozio-ökonomischen Variablen, erklären die Anteile an Nebenerwerbstätigen ([ant_lan_90] sowie der Zuwachs in der Bevölkerung ([ZuwBev.5090]) die Verbuschung am stärksten. Je mehr nebenerwerbstätige Landwirte eine Gemeinde aufweist und je geringer der Zuwachs an Bevölkerung ist, desto höher ist das Verbuschungsrisiko. Letzteres mag erstaunen und kann wohl am besten so erklärt werden: Je stärker der Bevölkerungszuwachs ist, desto grösser ist die Möglichkeit, auch ausserhalb der Landwirtschaft Geld zu verdienen. Zudem gerät das Landwirtschaftsland unter (Siedlungs-) Druck. Wer weiterhin Landwirtschaft betreibt, nutzt das Land entsprechend gut. In Regionen, wo der Zuwachs gering ist, gibt es wenig Alternativen. Es kann daher zu einem schleichenden Aufgeben der unrentablen Flächen kommen. Ist der Anteil an Logiernächten im Vergleich zur Gesamtbevölkerung hoch, dann steigt das Verbuschungsrisiko wieder an.

4.2 Aussagekraft der Modelle und Anwendungsmöglichkeiten

Grundsätzlich ist das Modell immer aussagekräftig auf der Ebene des Einzel-Objektes. Dies gilt natürlich wesentlich weniger beim sozio-ökonomischen Modell, weil hier nur die Fläche der TWW-Objekte variiert. Wir empfehlen grundsätzlich das kombinierte Modell, da es die besten Kennwerte aufweist, und weil es sowohl ökologisch-strukturelle als auch sozio-ökonomische Variablen enthält. Zu beachten gilt, dass eine relativ grosse Rest-Stochastizität verbleibt, welche mit dem Modell nicht erklärt werden konnte. Auch wenn das Modell auf dem Einzel-Objekt angewandt werden kann, dann kann das Modell sich bei einem einzelnen Objekt immer irren. Die Variablen deuten offenbar auf ein hohes oder tiefes Verbuschungsrisiko hin, der lokale Bewirtschafter (Bauer) verhält sich aber offenbar anders. Andererseits, über die gesamte Schweiz gesehen irrt sich das Modell am wenigsten. Figur 12 zeigt auf, dass das Modell eine gute Korrelation aufweist zwischen „Wahrscheinlichkeit der Verbuschung“ und der



Figur 12: Zusammenhang zwischen kreuzvalidierter Prognose der Verbuschungswahrscheinlichkeit und der tatsächlich beobachteten Verbuschungshäufigkeit beim kombinierten Modell. Hohe Wahrscheinlichkeiten stimmen demzufolge meist mit tatsächlich beobachteter Verbuschung überein.

„Häufigkeit der in der Kreuzvalidierung vorhergesagten, beobachteten Verbuschung“. Das Modell sagt also Verbuschungstendenz zuverlässig vorher (siehe Konfidenzintervalle).

Wendet man das Modell auf ganze Gemeinden an, dann steigt die Chance, dass die mittlere Irrtumswahrscheinlichkeit abnimmt. Anders ausgedrückt: hat man mehrere Objekte in Nachbarschaft zueinander, für welche das Modell je hohe oder tiefe Risiken vorhersagt, dann ist die Chance auf Fehler kleiner – aber nicht ausgeschlossen. Auch Gemeinden oder sogar kleinere Regionen können sich aufgrund spezieller lokaler Gegebenheiten letztlich abweichend entwickeln und verhalten. Das Modell kalibriert im Allgemeinen die mittlere Tendenz über die ganze Schweiz mit einer Korrektur pro Bioregion (aber nicht pro Gemeinde!). Wenn man also konkret planen möchte, dann empfiehlt sich immer, sowohl das Modell, als auch die tatsächlich beobachtete Tendenz (die Daten) zu konsultieren (sie sind im selben Shape-File, wie im Anhang beschrieben, abrufbar).

Grundsätzlich setzt das Modell die gefundenen Zusammenhänge um. Über die gesamte Schweiz und über mehrere Zeitschnitte wird das Modell die besseren Aussagen machen, als a) die Daten alleine, und b) eine zufällige Auswahl. Die Daten sind nicht in der Lage vorzuschauen. Das Modell kann ein hohes Verbuschungsrisiko erkennen, die Daten zeigen aber ev. keine Verbuschung. Da Verbuschung nur relativ selten auftritt, kann es sein, dass sie gerade noch nicht eingetreten ist. Das Modell erkennt aber, dass die Gegebenheiten stark ähnlich sind, wie in vielen andern Fällen, wo Verbuschung aufgetreten ist. Das Modell sagt grundsätzlich ein Verbuschungsrisiko über 12 Jahre vorher. Also nicht für die Periode von einem oder wenigen Jahren. Das Risiko nimmt um Faktor 12 ab, wenn man das Modell auf ein Jahr anwendet. Die Wahrscheinlichkeiten werden entsprechend kleiner, aber was vor allem zunimmt ist die Stochastizität. Das Modell weiss nicht, wann innerhalb von 12 Jahren die Verbuschung auftritt. Sie kann heute, morgen oder auch erst in 12 Jahren erfolgen. Da wir bloss einen Zeitschnitt vorliegen haben, und weil die Zeitschnitte relativ weit auseinander liegen, ist die Aussage eben beschränkt.

Damit ist auch gleich gesagt, dass sich die Modelle verbessern lassen, wenn zusätzliche Zeitschnitte vorliegen. Dies ist umso mehr der Fall, wenn die alten Erhebungen räumlich genauer (mit geringerem Positionsfehler) vorliegen. Den grössten Verbesserungseffekt erwarten wir aber ganz klar von der Einführung eines weiteren Zeitschnittes. Denn nur dieser wird es erlauben, das Modell in einer neuen Periode zu testen und weiter zu verfeinern.

Anhänge

A1: Gesamtheit aller evaluierten ökologischen Erklärungsvariablen

Quelle	Name Datensatz	Kürzel	Werte	Einheiten	Beschreibung
Allgemeine Daten					
Bauzonenkarte	bauz_def1	BAUZ	1, 2, 3	3: building zone	buffered building zone
DHM25	alt_slo_rc	ALT_SLO	1,2	1: <800m & >35% >800m & >18% 2: <800m & <35% >800m & <18%	altitude-slope

Bioregionen der Schweiz					
Bioregionen BAFU	Reg_BUWA L03	C7_nuocode	0-5	0=lake, 1=Jura, 2= large valleys in the mnts, 3=Plateau, 4=Mountains, 5=Ticino	Biogeographical regions, collapsed
Sömmerungslinie	Lz_nuocode		1,2	1=lowland cattle graze, 2=highland cattle graze	Sömmerungslinie

Ökologische Programme des Bundes					
Ökologische Ausgleichsflächen 1998 pro Gemeinde	exgwies1	EXGWIES		m ² /municipality	extensively managed meadows
dito	heck1	HECK	0 - 2060	m ² / municipality	hedges
dito	streu1	STREU	0 - 17731	m ² / municipality	litter meadows
dito	extwies1	EXGWIESA	0 - 5112	m ² / municipality	extensively managed meadows on former fields
dito	wenwies1	WENWIES	0 - 44969	m ² / municipality	less intensively managed meadows

Landschaftsmetrische Daten mit der Arealstatistik					
<i>moving window mode (11x11pix) over arealstatistik 97, 24 classes</i>					
AS 97, 24 classes	prox_mn	PROX_MN	0 - 16.425		mean proximity
dito	lpi	LPI	0.826 - 100		largest patch index
dito	iji	IJI	0 - 100		interspersion and juxtaposition index
dito	ed	ED	0 - 195.041		edge density
dito	frac_mn	FRAC_MN	1 - 1.2116		mean fractal dimension
dito	enn_mn	ENN_MN	0 - 1414.21		mean euclidian nearest distance between same landuse patches
dito	para_mn	PARA_MN	36.3636 - 400		mean perimeter-area ratio
dito	contag	CONTAG	0 - 100		contagion
dito	area_mn	AREA_MN	1 - 121		mean patch area
dito	shape_mn	SHAPE_MN	1 - 3.9745		mean shape index
dito	shdi	SHDI	0 - 2.707		shannon diversity
dito	sidi	SIDI	0 - 0.9241		simpson diversity
dito	pr	PR	1 - 20	#	patch richness
dito	np	NP	1 - 76	#	number of patches

Bodeneignung/Arealstatistik					
Bodeneignungskarte 1:200000	mww_boden	MWV_BODEN	1 - 9	#	number of soil units per 10x10 window
Arealstatistik	Intagr97_85	Intagr97_85	-25 to +25		moving window of 5x5 100m pixels difference of intense agriculture between 1985 and 1997 (intensively used agricultural land is BN24: 5,6,7,8,10)

Skalierte Daten der Arealstatistik, Landnutzung					
<i>focalsum over AS97, 24 classes, values 2,3,4:open forest, brush forest, woods</i>					
	ltree_a	LTREE_A	0 - 25	# in 5x5 rectangle	
	ltree_b	LTREE_B	0 - 63	# in 8x8 rectangle	
	ltree_c	LTREE_C	0 - 96	# in 10x10 rect.	

	ltree_d	LTREE_D	0 - 177	# in 15x15 rect.	
	ltree_e	LTREE_E	0 - 251	# in 20x20 rect.	
	ltree_f	LTREE_F	0 - 330	# in 25x25 rect.	
	ltree_g	LTREE_G	0 - 445	# in 30x30 rect.	
	ltree_h	LTREE_H	0 - 694	# in 40x40 rect.	
	ltree_i	LTREE_I	0 - 2854	# in 100x100 rect.	
<i>focalsum over AS97, 24 classes, values 5,6,7,8,9: agricultural areas in low altitude</i>					
	lagrilow_a	LAGRILOW_A	0 - 25	# in 5x5 rectangle	
	lagrilow_b	LAGRILOW_B	0 - 64	# in 8x8 rectangle	
	lagrilow_c	LAGRILOW_C	0 - 100	# in 10x10 rect.	
	lagrilow_d	LAGRILOW_D	0 - 225	# in 15x15 rect.	
	lagrilow_e	LAGRILOW_E	0 - 393	# in 20x20 rect.	
	lagrilow_f	LAGRILOW_F	0 - 599	# in 25x25 rect.	
	lagrilow_g	LAGRILOW_G	0 - 851	# in 30x30 rect.	
	lagrilow_h	LAGRILOW_H	0 - 1463	# in 40x40 rect.	
	lagrilow_i	LAGRILOW_I	0 - 7820	# in 100x100 rect.	
<i>focalsum over geotech map, 5 classes, value 3:calcareous soil</i>					
	calc_a	CALC_A	0 - 25	# in 5x5 rectangle	
	calc_b	CALC_B	0 - 64	# in 8x8 rectangle	
	calc_c	CALC_C	0 - 100	# in 10x10 rect.	
	calc_d	CALC_D	0 - 225	# in 15x15 rect.	
	calc_e	CALC_E	0 - 400	# in 20x20 rect.	
	calc_f	CALC_F	0 - 625	# in 25x25 rect.	
	calc_g	CALC_G	0 - 900	# in 30x30 rect.	
	calc_h	CALC_H	0 - 1600	# in 40x40 rect.	
	calc_i	CALC_I	0 - 9532	# in 100x100 rect.	

Distanzabhängige Daten der Landnutzung

<i>Diss Rutherford</i>	dist_closed	DIST_CLOSE	0 - 87587.3	m	distance to closed canopy forest
dito	dist_open	DIST_OPEN	0 - 87756.3	m	distance to open canopy forest
dito	dist_scrub	DIST_SCRUB	0 - 88179.6	m	distance to scrub / overgrown areas
dito	dist_ava	DIST_AVAL	0 - 73853.3	m	distance to avalanches
dito	dist_road	DIST_ROADS	0 - 6353.39	m	distance to roads
dito	dist_settle	DIST_SETTL	0 - 12379	m	distance to settlements
dito	dist_extens	DIST_EXTEN	0 - 87811.2	m	distance to extensively used areas
dito	dist_intens	DIST_INTEN	0 - 87532.7	m	distance to intensively used areas
dito	neighb_cl	NEIGH_CL	0 - 25	#	closed canopy forest neighbours
dito	neighb_op	NEIGH_OP	0 - 25	#	open canopy forest neighbours
dito	neighb_sc	NEIGH_SC	0 - 25	#	scrub / overgrown neighbours
dito	neighb_ex	NEIGH_EX	0 - 25	#	extensively used neighbours
dito	neighb_in	NEIGH_IN	0 - 25	#	intensively used neighbours

Bioklimatische Parameter

Climate data WSL	mindyy	MINDYY	-502 - 2515	cm/100	yearly moisture index
dito	sdir6_100	SDIR6	0 - 29547	kJ/day	june direct solar radiation
dito	taveyy_100	TAVEYY	-1045 - 1252	°/year	annual average temperature
dito	gams_t_100	CIND	48 - 731		continentality index
dito	prec_mm	PRCPY	437 - 3018	(1/10mm)/year	annual average precipitation
dito	prec5_100	PRCP5	212 - 3058	(1/10mm)/month	may average precipitation
dito	pday_100	PDSUM	20 - 59	#	# summer precipitation days
dito	slp100	SLOPE	0 - 83	°	slope
dito	topos	TOPOS	-1267 - 948	- to +	topographic position
dito	twi_100	TWI	-662 - 1147		topographic wetness index
dito	swb_100	SWB	-7133 - 1450	(1/10mm)/year	site water balance
dito	s_grund	SDEP	0 - 150	cm	soil depth
dito	s_durch	SPRM	0 - 8640	cm/day	soil permeability
dito	s_skele	SSTO	0 - 80	%	soil stoniness

Betriebs- und landwirtschaftliche Daten

Agrarstatistik (<i>Diss.M. Lütolf</i>)		LWB96_55		#	Differenz der # Landwirtschaft. Betriebe zwischen 1955 und 1996
dito		LWB96_85		#	Differenz der # Landwirtschaft. Betriebe zwischen 1985 und 1996
dito		BG1_3_96		#	# Landwirtschaft. Betriebe im Nebenerwerb (<10 ha) 1996

dito		BG1_2_96_5		#	Differenz der # Landwirtsch. Betriebe im Nebenerwerb (<5 ha) zwischen 1955 und 1996
dito		ST96_60		ha	Differenz der Streuefläche zwischen 1960 und 1996
dito		ST96_85		ha	Differenz der Streuefläche zwischen 1985 und 1996
dito		KW96_55		ha	Differenz der Kunstwiesenfläche zwischen 1955 und 1996
dito		KW96_85		ha	Differenz der Kunstwiesenfläche zwischen 1985 und 1996

Daten auf der TWW Fläche

Trophie	trophnutz			eu=euthrophic; meso=mesotrophic; oligo=oligotrophic	trophic level inferred from vegetation
Nutzung	trophnutz			B=fallow; E=pasture; l=grassland;?=other	Land-use on meadow

A2: Gesamtheit aller evaluierten sozio-ökonomischen Erklärungsvariablen

Quelle	Gruppe	Name	Unit	Variable
StatWeb (joined to gem_01 community cover)	Resident population /	WOHNBEV_50	Individuals/municipality	Resident population in 1950
		WOHNBEV_60	Individuals/municipality	Resident population in 1960
		WOHNBEV_70	Individuals/municipality	Resident population in 1970
		WOHNBEV_80	Individuals/municipality	Resident population in 1980
		WOHNBEV_90	Individuals/municipality	Resident population in 1990
		WOHNBEV_00	Individuals/municipality	Resident population in 2000
		REL_WOHNBE		Reliability of the resident population
		WOHNBEV_90- WOHNBEV_50		
	Age classes/	I_0_0	Individuals per age class/municipality 5 year age classes Jung: 0-59 years Alt: >60 years Ant_alt: >60years*100/tot	Age of the individuals in a population in 1970
		I_10_14		
		I_15_19		
		I_1_4		
		I_20_24		
		I_25_29		
		I_30_34		
I_35_39				
I_40_44				
I_45_49				
I_50_54				
I_55_59				
I_5_9				
I_60_64				
I_65_69				
I_70_74				
I_75_79				
I_80_84				
I_85_89				
I_90_				
JUNG_70				
ALT_70				
ANT_ALT_70				
I_0_0_80	Individuals per age class/municipality 5 year age classes Jung: 0-59 years Alt: >60 years Ant_alt: >60years*100/tot	Age of the individuals in a population in 1980		
			I_10_14_80	
			I_15_19_80	
			I_1_4_80	
			I_20_24_80	
			I_25_29_80	
			I_30_34_80	
			I_35_39_80	
			I_40_44_80	
			I_45_49_80	
			I_50_54_80	
			I_55_59_80	
			I_5_9_80	
			I_60_64_80	
			I_65_69_80	
			I_70_74_80	
			I_75_79_80	
I_80_84_80				
I_85_89_80				
I_90_80				
A_TOT_80				
JUNG_80				
ALT_80				
ANT_ALT_80				
I_0_0_90	Individuals per age class/municipality 5 year age classes Jung: 0-59 years	Age of the individuals in a population in 1990		
			I_10_14_90	
			I_15_19_90	
			I_20_24_90	
			I_25_29_90	

	I_30_34_90 I_1_4_90 I_35_39_90 I_40_44_90 I_45_49_90 I_50_54_90 I_55_59_90 I_5_9_90 I_60_64_90 I_65_69_90 I_70_74_90 I_75_79_90 I_80_84_90 I_85_89_90 I_90_90 A_TOT_90 JUNG_90 ALT_90 ANT_ALT_90 I_25_29_90+ I_30_34_90	Alt: >60 years Ant_alt: >60years*100/tot	
	I_0_0_00 I_10_14_00 I_15_19_00 I_1_4_00 I_20_24_00 I_25_29_00 I_30_34_00 I_35_39_00 I_40_44_00 I_45_49_00 I_50_54_00 I_55_59_00 I_5_9_00 I_60_64_00 I_65_69_00 I_70_74_00 I_75_79_00 I_80_84_00 I_85_89_00 I_90_00 A_TOT_00 JUNG_00 ALT_00 ANT_ALT_00 REL_ALTER	Individuals per age class/municipality 5 year age classes Jung: 0-59 years Alt: >60 years Ant_alt: >60years*100/tot	Age of the individuals in a population in 2000
Hotel accommodations /	LOGIERN_80	Hotel accommodations/municipality	Hotel accommodations in 1980
	LOGN_90	Hotel accommodations/municipality	Hotel accommodations in 1990
	LOGIERN_00	Hotel accommodations/municipality	Hotel accommodations in 2000
	REL_LOGIER		Reliability of the hotel accommodations
Employees per industrial sector /	ERW_S1_90 ERW_S2_90 ERW_S3_90 ERW_SUK_90 ERW_STOT_90 ANT_S1_90 ANT_S2_90	Employees per industrial sector (1, 2, 3) /municipality 1: Agriculture 2: Industry	Employees per industrial sector in 1990

	ANT_S3_90	3: Service industry uk: Sector unknown Ant_s=erw_sX_XX * 100 / erw_stot_XX	
	ERW_S1_00 ERW_S2_00 ERW_S3_00 ERW_SUK_00 ERW_STOT_0 ANT_S1_00 ANT_S2_00 ANT_S3_00	Employees per industrial sector (1, 2, 3) /municipality 1: Agriculture 2: Industry 3: Service industriy uk: Sector unknown Ant_s=erw_sX_XX * 100 / erw_stot_XX	Employees per industrial sector in 2000
	REL_ERW		Reliability of the employees per industrial sector
Commuter s /	ERW_AUSG_5 ERW_ING_50 ERW_TOT_50 ANT_ERWA_5	Employees inside and outside of the community/municipality ing: Employees working in the community ausg: Employees working in an other community (commuters) Ant_erwa_X=erw_ausg_X * 100 / erw_tot_XX	Commuters in 1950
	ERW_AUSG_6 ERW_ING_60 ERW_TOT_60 ANT_ERWA_6	Employees inside and outside of the community/municipality	Non-commuters and commuters in 1960
	ERW_AUSG_7 ERW_ING_70 ERW_TOT_70 ANT_ERWA_7	Employees inside and outside of the community/municipality	Non-commuters and commuters in 1970
	ERW_AUSG_8 ERW_ING_80 ERW_TOT_80 ANT_ERWA_8	Employees inside and outside of the community/municipality	Non-commuters and commuters in 1980
	ERW_AUSG_9 ERW_ING_90 ERW_TOT_90 ANT_ERWA_9 REL_PENDLE	Employees inside and outside of the community/municipality	Non-commuters and commuters in 1990 Reliability commuters 1950 - 1990
	ERW_AUSG_0 ERW_ING_00 ERW_TOT_00 ANT_ERWA_0 REL_PEN00	Employees inside and outside of the community/municipality	Non-commuters and commuters in 2000 Reliability commuters 2000
	STEU_JUR_8 STEU_NAT_8 STEU_TOT_8	Tax yields/municipality Nat: natural persons Jur: artificial persons	Tax yields in 1980
	STEU_JUR_9 STEU_NAT_9 STEU_TOT_9 REL_STEUER	Tax yields/municipality Nat: natural persons Jur: artificial persons	Tax yields in 1990 Reliability of the tax yields

Apartments /	GESAMTW_90	Number of apartments/municipality	Number of apartments in 1990
	GESAMTW_00	Number of apartments/municipality	Number of apartments in 2000
	REL_GESAMT		Reliability of the number of apartments
	EINF_70	Number of one-family houses/municipality	Number of one-family houses in 1970
	EINF_80	Number of one-family houses/municipality	Number of one-family houses in 1980
	EINF_90 ANT_EINF_9	Number of one-family houses/municipality $Ant_einf_XX=100 * einf_XX / gesamtw_XX$ → proportion one family houses / number of apartments	Number of one-family houses in 1990
	EINF_00 ANT_EINF_0	Number of one-family houses/municipality $Ant_einf_XX=100 * einf_XX / gesamtw_XX$ → proportion one family houses / number of apartments	Number of one-family houses in 2000
	REL_EINF		Reliability one-family houses
	REL_ANTEIN		Reliability proportion one family houses / number of apartments
Number of farms per category /	LANDW_H_80 LANDW_N_80 LA_TOT_80 ANT_LAN_80	Number of farms per category/municipality H: Full-time farms N: Part-time farms $Ant_lan_XX= landw_n_XX * 100 / la_tot_XX$	Number of farms per farm category in 1980
	LANDW_H_90 LANDW_N_90 LA_TOT_90 ANT_LAN_90	Number of farms per category/municipality H: Full-time farms N: Part-time farms $Ant_lan_XX= landw_n_XX * 100 / la_tot_XX$	Number of farms per farm category in 1990
	REL_LANDW		Reliability of number of farms per category
	ANT_LAN_90- ANT_LAN_80		
Education level /	BI_B_90 BI_F_90 BI_HB_90 BI_KA_90 BI_K_90 BI_M_90 BI_O_90 BI_U_90 BI_TOT_90 ANT_BIK_90 ANT_BIO_90 ANT_BIB_90 ANT_BIH_90	Highest educational level of 25 – 64 years old people/municipality K: no education O: obligatory school B: occupational training M: matura (qualification for university entrance) HB: higher occupational training F: higher technical school U: university KA: not applicable $Ant_BiK_XX= Bi_K_XX * 100 / Bi_tot_XX$ $Ant_BiO_XX= Bi_O_XX * 100 / Bi_tot_XX$ $Ant_BiB_XX= Bi_B_XX * 100 / Bi_tot_XX$	Highest educational level in 1990

		$\text{Ant_BiH_XX} = (\text{Bi_HB_XX} + \text{Bi_F_XX} + \text{Bi_U_XX}) * 100 / \text{Bi_tot_XX}$	
	BI_B_00 BI_F_00 BI_HB_00 BI_KA_00 BI_K_00 BI_M_00 BI_O_00 BI_U_00 BI_TOT_00 ANT_BIB_00 ANT_BIH_00 ANT_BIK_00 ANT_BIO_00	Highest educational level of 25 – 64 years old people/municipality K: no education O: obligatory school B: occupational training M: matura (qualification for university entrance) HB: higher occupational training F: higher technical school U: university KA: not applicable $\text{Ant_BiK_XX} = \text{Bi_K_XX} * 100 / \text{Bi_tot_XX}$ $\text{Ant_BiO_XX} = \text{Bi_O_XX} * 100 / \text{Bi_tot_XX}$ $\text{Ant_BiB_XX} = \text{Bi_B_XX} * 100 / \text{Bi_tot_XX}$ $\text{Ant_BiH_XX} = (\text{Bi_HB_XX} + \text{Bi_F_XX} + \text{Bi_U_XX}) * 100 / \text{Bi_tot_XX}$	Highest educational level in 2000
	REL_BILD		Reliability of educational level
Persons per household /	H_1_70 H_2_70 H_3_70 H_4_70 H_5_70 H_6_70 H_TOT_70	People per household/municipality 1: 1 person 2: 2 persons 3: 3 persons 4: 4 persons 5: 5 persons 6+: 6 and more persons	Persons per household in 1970
	H_1_80 H_2_80 H_3_80 H_4_80 H_5_80 H_6_80 H_TOT_80	People per household/municipality 1: 1 person 2: 2 persons 3: 3 persons 4: 4 persons 5: 5 persons 6+: 6 and more persons	Persons per household in 1980
	H_1_90 H_2_90 H_3_90 H_4_90 H_5_90 H_6_90 H_TOT_90	People per household/municipality 1: 1 person 2: 2 persons 3: 3 persons 4: 4 persons 5: 5 persons 6+: 6 and more persons	Persons per household in 1990
	H_1_00 H_2_00 H_3_00 H_4_00 H_5_00 H_6_00	People per household/municipality 1: 1 person 2: 2 persons 3: 3 persons	Persons per household in 2000

		H_TOT_00	4: 4 persons 5: 5 persons 6+: 6 and more persons	
		REL_HAUSH		Reliability of the number of persons per household
Principal means of transportation /		VER_BA_90 VER_BI_90 VER_BU_90 VER_FO_90 VER_KA_90 VER_MO_90 VER_OA_90 VER_OT_90 VER_PR_90 VER_PW_90 VER_TOT_90 ANT_ECO_90 ANT_PM_90	Principal means of transportation of employees/municipality Oa: not applicable Ka: no travel to work Fo: on foot Ba: train Bu: tram, bus Ot: other means of transportation Pr: factory bus, school bus Pw: private car Mo: motor cycle Bi: bicycle $Ant_eco_90 = (Ver_ka_90 + Ver_fo_90 + Ver_ba_90 + Ver_bu_90 + Ver_pr_90 + Ver_ot_90 + Ver_bi_90) * 100 / ver_tot_90$ $Ant_PM_90 = (Ver_pw_90 + Ver_mo_90) * 100 / ver_tot_90$	Principal means of transportation of employees in 1990
		VER_BA_00 VER_BI_00 VER_BU_00 VER_FO_00 VER_KA_00 VER_MO_00 VER_OA_00 VER_OT_00 VER_PR_00 VER_PW_00 VER_TOT_00 ANT_PM_00 ANT_ECO_00	Principal means of transportation of employees/municipality Oa: not applicable Ka: no travel to work Fo: on foot Ba: train Bu: tram, bus Ot: other means of transportation Pr: factory bus, school bus Pw: private car Mo: motor cycle Bi: bicycle $Ant_eco_00 = (Ver_ka_00 + Ver_fo_00 + Ver_ba_00 + Ver_bu_00 + Ver_pr_00 + Ver_ot_00 + Ver_bi_00) * 100 / ver_tot_00$ $Ant_PM_00 = (Ver_pw_00 + Ver_mo_00) * 100 / ver_tot_00$	Principal means of transportation of employees in 2000
		REL_VERK		Reliability of the principal means of transportation
Mike Lütolf (joined to gem_03 community cover)	Agriculture areas /	LN55 OA55 KW55	LN = landwirtschaftliche Nutzfläche (agricultural area) OA = offene Ackerfläche (agricultural crop land) KW = Kunstwiese (artificial grassland) OBST = Obstanlagen (fruit trees) STREU = kultivierte Streuflächen 55 (numbers) = year	Agriculture areas in 1955

	OBST60 STREU60		Agriculture areas in 1960
	LN65 OA65 KW65 OBST65 STREU65		Agriculture areas in 1965
	LN75 OA75 KW75 OBST75 STREU75		Agriculture areas in 1975
	LN85 OA85 KW85 NW85 OBST85 STREU85		Agriculture areas in 1985
	LN96 OA96 KW96 NW96 OBST96 STREU96		Agriculture areas in 1996
	OBST96- OBST60 STREU96- STREU60		
Number of cattles /	RIND56	RIND: number of cattles/ municipality J56: year 1956	Number of cattles in 1956
	RIND66		Number of cattles in 1966
	RIND78		Number of cattles in 1978
	RIND90		Number of cattles in 1990
	RIND00		Number of cattles in 2000
	RIND90- RIND56		Difference in Cattle 1990-1956
Number of farms /	BG1J55 BG2J55 BG3J55 BG4J55 BG1_2_3J55	Number of farms/ municipality in 4 size classes: BG1: < 1ha BG2: 1-5ha BG3: 5-10ha BG4: > 10ha BG1_2_3: BG1 + BG2 + BG3 J55: year 1955	Number of farms in 4 size classes in 1955
	BG1J65 BG2J65 BG3J65 BG4J65 BG1_2_3J65		Number of farms in 4 size classes in 1965
	BG1J75 BG2J75 BG3J75 BG4J75 BG1_2_3J75		Number of farms in 4 size classes in 1975
	BG1J85 BG2J85 BG3J85 BG4J85 BG1_2_3J85		Number of farms in 4 size classes in 1985

	BG1J96 BG2J96 BG3J96 BG4J96 BG1_2_3J95		Number of farms in 4 size classes in 1996
	BG4J96- BG4J65 BG1_2_3J95- BG1_2_3J65		
	Rel_LUTOLF		Reliability of Mike Lütolf's data

A3: Transformationen der verwendeten Variablen

A3.1 Ökologische Variablen

Die verwendeten ökologischen Variablen wurden wie folgt (Tabelle A3.1) transformiert. Nach erfolgter Transformation wurden die Variablen in linearer und teils in quadratischer Form in die GLM Modelle integriert (siehe Spalte 4: Modell Terme). Nominale Variablen wurden als „factor“ in die Regressionsmodelle eingeführt.

Tab: A3.1: Transformationen und Model-Terme der verwendeten ökologischen Variablen (siehe Tabelle in Anhang A1 für die Beschreibung der Variablen). Die Variable TWW.size beschreibt die ungefähre Fläche der TWW-Objekte (Anz. AS97 Punkte, welche das TWW-Objekt inkl. 25m Buffer schneiden); diese Variable ist in Anhang A1 nicht aufgeführt. Die Variable bioreg_c6 ersetzt die ursprünglich fälschlich verwendete Variable c7_nuocode.

Var.id	Name (kurz)	Transformation	Modell Terme
Class1	bioreg_c6	= [bioreg_c6]; 6 Klassen	factor
Class2	lz_nuocode	= [lz_nuocode]; 2 Klassen	factor
Class3	heck_tww	= [heck_tww]; 2 Klassen	factor
Class4	exgwiesa_tww	= [exgwiesa_tww]; 2 Klassen	factor
Class5	streu_tww	= [streu_tww]; 2 Klassen	factor
Ecol1	xed	= [xed]	linear
Ecol2	xiji	= [xiji]	lin.+quadr.
Ecol3	xintagr978	= [xintagr978]	lin.+quadr.
Ecol4	xneighb_sc	= log([xneighb_sc] + 0.000001)	linear
Ecol5	xpr	= [xpr]	linear
Ecol6	xshape_mn	= [xshape_mn]	lin.+quadr.
Ecol7	xslp100	= [xslp100]	lin.+quadr.
Ecol8	xtaveyy_100	= [xtaveyy_100]	lin.+quadr.
Ecol9	mcalc_i	= [mcalc_i]	lin.+quadr.
Ecol10	mdist_inten	= log([mdist_inten] + 0.000001)	lin.+quadr.
Ecol11	mdist_scrub	= [mdist_scrub]	lin.+quadr.
Ecol12	mltree_a	= [mltree_a]	lin.+quadr.
Ecol13	mneighb_ex	= [mneighb_ex]	lin.+quadr.
Ecol14	mneighb_in	= [mneighb_in]	linear
Ecol15	msdir6_100	= exp([msdir6_100] / 10000)	lin.+quadr.
Sz	TWW.size	= log([TWW.Obj.area])	linear

A3.2 Sozio-Ökonomische Variablen

Die verwendeten sozio-ökonomischen Variablen wurden wie folgt (Tabelle A3.2) transformiert. Nach erfolgter Transformation wurden sämtliche Variablen in linearer Form in die GLM Modelle integriert (siehe Spalte 4: Modell Terme).

Tab: A3.2: Transformationen und Model-Terme der verwendeten sozio-ökonomischen Variablen (siehe Tabelle in Anhang A2 für die Beschreibung der Variablen). Die Variable TWW.size beschreibt die ungefähre Fläche der TWW-Objekte (Anz. AS97 Punkte, welche das TWW-Objekt inkl. 25m Buffer schneiden); diese Variable ist in Anhang A2 nicht aufgeführt.

Var.id	Name (kurz)	Transformation	Modell Terme
Econ1	Bev.1990	= [WOHNBEV_90]	Linear
Econ2	ZuwBev.5090	= [WOHNBEV_90] / ([WOHNBEV_90]-[WOHNBEV_50])	Linear
Econ3	AntLogN.1990	= [LOGN_90] / [WOHNBEV_90]	Linear

Econ4	<i>AntET.1Sek</i>	= [ANT_S1_90]	Linear
Econ5	<i>AnzET</i>	= [ERW_ING_90]	Linear
Econ6	<i>TaxNatP</i>	= [STEU_NAT_9]	Linear
Econ7	<i>AnzPers.Haus</i>	= [WOHNBEV_90] / ([ANT_EINF_9] * [GESAMTW_90])	Linear
Econ8	<i>AntNebET</i>	= [ANT_LAN_90]	Linear
Econ9	<i>AntHoeBild</i>	= [ANT_BIH_90]	Linear
Econ10	<i>LgAnzHaus.6P</i>	= log([H_6_90] + 1)	Linear
Econ11	<i>LgAnzRind</i>	= log([RIND90] + 100)	Linear
Econ12	<i>ZuwRind.5090</i>	= [RIND90-RIND56] / ([RIND90]-[RIND90-RIND56])	Linear
Econ13	<i>ZuwBetrGT10ha</i>	= [BG4J96-BG4J65] / ([LANDW_H_90] + [LANDW_N_90])	Linear
Econ14	<i>ZuwBetrLT10ha</i>	= [BG1_2_3J95-BG1_2_3J65] / ([LANDW_H_90] + [LANDW_N_90])	Linear
Sz	<i>TWW.size</i>	= log([TWW.Obj.area])	Linear

A4: Statistische Resultate der drei Modelle: Input für GIS-Umsetzung

(1) ökonomisches Modell

```
Call:
glm(formula = abandonr_red ~ ZuwBev.5090 + AntLogN.1990 + AnzET +
     AntNebET + `log(tww.size1)`, family = binomial, data = econ6red)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-2.205e+00	1.648e-01	-13.385	< 2e-16	***
ZuwBev.5090	-6.008e-01	1.448e-01	-4.148	3.35e-05	***
AntLogN.1990	2.402e-03	1.439e-03	1.669	0.0951	.
AnzET	-1.718e-04	7.317e-05	-2.348	0.0189	*
AntNebET	1.654e-02	2.578e-03	6.416	1.40e-10	***
log(tww.size)	6.678e-01	5.580e-02	11.968	< 2e-16	***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 1939.8 on 1480 degrees of freedom
Residual deviance: 1688.3 on 1475 degrees of freedom
AIC: 1700.3
```

(2) ökologisches Modell

```
Call:
glm(formula = abecolr_tww ~ factor(c1) + v1 + v2 + I(v2^2) +
     v3 + I(v3^2) + v6 + I(v6^2) + v7 + I(v7^2) + v9 + I(v9^2) +
     I(v10^2) + v11 + I(v11^2) + v12 + I(v12^2) + v13 + v14 +
     log(tww.size2), family = binomial, data = ver6red)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-4.133e+01	2.348e+01	-1.760	0.078372	.
factor(biogreg_c6)2	-1.325e+00	4.461e-01	-2.971	0.002970	**
factor(biogreg_c6)3	-3.681e-01	2.814e-01	-1.308	0.190889	.
factor(biogreg_c6)4	-3.604e-02	3.598e-01	-0.100	0.920216	.
factor(biogreg_c6)5	-3.105e-01	3.037e-01	-1.022	0.306559	.
factor(biogreg_c6)6	-5.074e-01	4.089e-01	-1.241	0.214618	.
xed	-1.031e-02	3.673e-03	-2.806	0.005009	**
xiji	1.771e-01	1.249e-01	1.418	0.156224	.
I(xiji^2)	-1.349e-03	9.763e-04	-1.382	0.166980	.
xintagr978	-9.838e-01	1.171e-01	-8.398	< 2e-16	***
I(xintagr978^2)	-5.487e-02	1.948e-02	-2.817	0.004846	**
xshape_mn	6.268e+01	3.975e+01	1.577	0.114868	.
I(xshape_mn^2)	-2.770e+01	1.672e+01	-1.656	0.097685	.
xslp100	7.523e-02	3.779e-02	1.991	0.046475	*
I(xslp100^2)	-1.542e-03	8.144e-04	-1.893	0.058343	.
mcalc_i	-2.528e-04	1.223e-04	-2.067	0.038770	*
I(mcalc_i^2)	2.638e-08	1.403e-08	1.880	0.060145	.
I(ln(mdist_inten)^2)	-6.818e-03	1.361e-03	-5.011	5.42e-07	***
mdist_scrub	-8.663e-04	2.505e-04	-3.458	0.000544	***
I(mdist_scrub^2)	1.737e-07	5.333e-08	3.258	0.001124	**
mltree_a	3.985e-01	8.423e-02	4.731	2.23e-06	***
I(mltree_a^2)	-2.597e-02	8.723e-03	-2.977	0.002913	**
mneighb_ex	-9.900e-02	1.798e-02	-5.506	3.68e-08	***
mneighb_in	-4.701e-02	2.151e-02	-2.185	0.028884	*
log(tww.size)	9.359e-01	8.020e-02	11.670	< 2e-16	***

```
---
Null deviance: 1937.8 on 1479 degrees of freedom
Residual deviance: 1397.1 on 1455 degrees of freedom
AIC: 1447.1
```

[†] Da ln(0) keine gültigen Werte ergibt, wurde der Wert 0.000001 addiert vor der log-Transformation

(3) kombiniertes Modell

```
Call:
glm(formula = abandon_tww ~ factor(c1) + v1 + v2 + I(v2^2) +
    v3 + I(v3^2) + v5 + v6 + I(v6^2) + v7 + I(v7^2) + v8 + v9 +
    I(v9^2) + I(v10^2) + v11 + I(v11^2) + v12 + I(v12^2) + v13 +
    v14 + sz + e2 + e3 + e5 + e12, family = binomial, data = vcrlred)
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -3.960e+01 2.416e+01 -1.639 0.101180
factor(biogreg_c6)2 -1.291e+00 4.625e-01 -2.792 0.005243 **
factor(biogreg_c6)3 -2.876e-01 2.859e-01 -1.006 0.314463
factor(biogreg_c6)4 2.040e-01 3.860e-01 0.529 0.597117
factor(biogreg_c6)5 -1.876e-01 3.260e-01 -0.575 0.565077
factor(biogreg_c6)6 -4.673e-01 4.287e-01 -1.090 0.275646
xed -7.571e-03 4.275e-03 -1.771 0.076585 .
xiji 1.858e-01 1.282e-01 1.450 0.147188
I(xiji^2) -1.392e-03 1.004e-03 -1.387 0.165503
xintagr978 -9.825e-01 1.201e-01 -8.181 2.81e-16 ***
I(xintagr978^2) -4.558e-02 2.131e-02 -2.139 0.032460 *
xpr -7.158e-02 4.946e-02 -1.447 0.147804
xshape_mn 5.908e+01 4.098e+01 1.442 0.149370
I(xshape_mn^2) -2.650e+01 1.723e+01 -1.538 0.124099
xslp100 7.583e-02 3.881e-02 1.954 0.050721 .
I(xslp100^2) -1.552e-03 8.372e-04 -1.854 0.063810 .
xtaveyy_100 1.231e-01 5.780e-02 2.131 0.033113 *
mcalc_i -2.196e-04 1.249e-04 -1.758 0.078772 .
I(mcalc_i^2) 2.078e-08 1.426e-08 1.457 0.145006
I(ln(md1st_inten)^2) -6.630e-03 1.401e-03 -4.734 2.21e-06 ***
mdist_scrub -9.927e-04 2.726e-04 -3.642 0.000271 ***
I(mdist_scrub^2) 2.005e-07 5.952e-08 3.368 0.000756 ***
mltree_a 3.888e-01 8.618e-02 4.512 6.44e-06 ***
I(mltree_a^2) -2.480e-02 8.921e-03 -2.780 0.005442 **
mneighb_ex -8.674e-02 2.196e-02 -3.950 7.82e-05 ***
mneighb_in -4.819e-02 2.214e-02 -2.177 0.029502 *
ln(tww.size) 9.559e-01 8.166e-02 11.705 < 2e-16 ***
ZuwBev.5090 -2.826e-01 1.615e-01 -1.749 0.080233 .
AntLogN.1990 4.466e-03 1.804e-03 2.475 0.013324 *
AnzET -1.192e-04 7.469e-05 -1.596 0.110580
ZuwRind.5090 3.091e-01 1.869e-01 1.654 0.098159 .
---
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 1936.0 on 1477 degrees of freedom
Residual deviance: 1377.8 on 1447 degrees of freedom
AIC: 1439.8
```

¹ Da ln(0) keine gültigen Werte ergibt, wurde der Wert 0.000001 addiert vor der log-Transformation

A5: Variablendokumentation des Shapefiles zu den drei Wahrscheinlichkeitsmodellen

Diese unten tabellierten Variablen werden für die TWW-Teilobjekte in Form von Polygonkarten (im shapefile TWW2006_Final1.shp) wie folgt abgegeben:

Feld	Bedeutung
AREA	Fläche Teilobjekt
PERIMETER	Perimeter Teilobjekt
TWW_2006_	Interne Nummer
TWW_2006_I	Teilobjekt Nummer lang
KANTON	Kanton
KARTIERER	Kartierer
TEILOBJEKT	Teilobjektnummer kurz
tww2006_10	Einmalige Objektnummer ?
total_no_o	Totale Anzahl 10x10m Zellen pro Teilobjekt
av_p_ecol	Durchschnittlich Verbuschungswahrscheinlichkeit ökologisches Modell pro Teilobjekt
val_c_ecol	Absoluter Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt auf denen die Berechnung von Av_p_ecol beruht
av_p_econ	Durchschnittlich Verbuschungswahrscheinlichkeit ökonomisches Modell pro Teilobjekt
val_c_econ	Absoluter Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt auf denen die Berechnung von Av_p_econ beruht
av_p_comb	Durchschnittlich Verbuschungswahrscheinlichkeit kombiniertes Modell pro Teilobjekt
val_c_comb	Absoluter Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt auf denen die Berechnung von Av_p_comb beruht
calibr_yes	Gibt an, ob Teilobjekt zur Kalibrierung verwendet wurde (1) oder nicht (0)
SUM_ABA	Anzahl 100m Stichprobenpunkte, die zwischen 1985 und 1997 verbuschten
SUM_NOABA	Anzahl 100m Stichprobenpunkte, die zwischen 1985 und 1997 nicht verbuschten
reli_pecol	Prozentualer Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt (ausgedrückt in % des Totals aller Zellen des Teilobjekts) auf denen die Berechnung von Av_p_ecol beruht (unter 50% wird Av_p_ecol auf -9999 gesetzt)
reli_pecon	Prozentualer Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt (ausgedrückt in % des Totals aller Zellen des Teilobjekts) auf denen die Berechnung von Av_p_econ beruht (unter 50% wird Av_p_econ auf -9999 gesetzt)
reli_pcomb	Prozentualer Anteil 10x10m Zellen pro Teilobjekt (ausgedrückt in % des Totals aller Zellen des Teilobjekts) auf denen die Berechnung von Av_p_comb beruht (unter 50% wird Av_p_comb auf -9999 gesetzt)

Zu beachten ist, dass für jedes Modell die mittlere Verbuschungswahrscheinlichkeit (Av_p_{xxx}) angegeben ist. Ferner gibt es eine Variable *Calibr_yes*, welche besagt, ob das Objekt für die Modell-Kalibrierung verwendet wurde, oder nicht. Schliesslich sind die summierten Code1 und Code0 AS-Pixel (gemäss Kap. 2.1) pro Teilobjekt summiert (*SUM_ABA*, *SUM_NOABA*)