JAHRBUCH DER GEOLOGISCHEN BUNDESANSTALT

Jb. Geol. B.-A. | ISSN 0016-7800 | Band 158 | Heft 1–4 | S. 73–103 | Wien, Dezember 2018

# Einfluss unterschiedlicher Prozessdatenquellen (ALS, Luftbild) auf die Modellierung von Prozessdispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein – Fallstudie Bregenzerwald (Österreich)

LEONHARD SCHWARZ* & NILS TILCH*

33 Abbildungen, 11 Tabellen

*Österreichische Karte 1:50.000*
*BMN / UTM*
*112 Bezau / NL 32-02-24 Hohenems*

*Vorarlberg*
*Rutschung*
*Hangmure*
*Datenschieflage*
*Logistische Regression*
*Validierungsmethoden*

## Inhalt

Zusammenfassung . . . 74
Abstract . . . 74
Einleitung und Problemstellung . . . 75
Chancen und Limitierungen modellierter Prozessdispositionskarten . . . 75
Das Untersuchungsgebiet . . . 76
Verfügbare Daten und deren zielführende Aufbereitung als Modellinput . . . 78
  Generierung eines Prozessdatensatzes . . . 78
  Generierung prozessorientierter Parameterkarten . . . 80
    Geologische Grunddispositionskarte (GGD I und GGD II) . . . 81
    Hangneigungskarte . . . 81
    Vertikalwölbung . . . 83
    Waldkarte (Karte der durch Baumwurzeln stabilisierten Hangbereiche) . . . 83
    Felsschrofen . . . 84
Strategie und Methodiken . . . 84
  Statistische Methoden . . . 84
  Modellierung . . . 85
    Validierungsmethoden . . . 86
    Logistische Regression (LogReg) . . . 86
Statistische Ergebnisse und deren Diskussion . . . 88
  Korrelationsmatrix der Parameterkarten . . . 88
  Bivariate Statistik . . . 89
    Prozessgesamtdatensatz . . . 89
    Prozessteildatensätze . . . 90
Ergebnisse der Modellierung . . . 91
  Prozessgesamtdatensatz . . . 92
  Prozessteildatensätze . . . 92
Ergebnisanalyse und Diskussion . . . 94
  Dispositionsdifferenzenkarten . . . 94
  Validierungen . . . 97
  Prozesstypen und Auswertungsmethode . . . 99
  Validierungsparadoxon . . . 100
  Modellierung ohne Parameter Wald . . . 101
Zusammenfassung und Schlussfolgerungen . . . 101
Literatur . . . 102

* LEONHARD SCHWARZ, NILS TILCH: Geologische Bundesanstalt, Neulinggasse 38, 1030 Wien. leonhard.schwarz@geologie.ac.at, nils.tilch@geologie.ac.at

**Zusammenfassung**

Die Qualität von mittels statistischer Modelle erzeugten Prozessdispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein hängt stark von Qualität, Anzahl, Lage und Repräsentativität der zur Verfügung stehenden Prozessdaten ab. Darüber hinaus sind hierfür im geringeren Maße auch die Modellierungsmethode und die Parameterkartenqualität von Bedeutung. Hochqualitative und repräsentative Prozessdaten werden auch benötigt, um eine objektive und aussagekräftige Validierung durchzuführen. Die Begründung dafür ist, dass mit minderwertigen, nicht repräsentativen Validierungsdaten minderwertige Modellierungsergebnisse zufällig gut oder schlecht validiert werden. Es ist anzunehmen, dass es zur Erhöhung der Qualität und Repräsentativität des verwendeten Prozessdatensatzes, neben einer gewissenhaften Prozessdatenaufbereitung und Auswahl derselben, der Einbeziehung möglichst vieler unterschiedlicher Prozessdatenquellen bedarf. Dies kann damit begründet werden, dass einzelne Prozessdatensätze Schieflagen im Konnex mit verschiedenen, für die Modellierung verwendeten Parameterkarten aufweisen können. Die jeweils verschiedenen, unvollständigen Prozessdatensätze mehrerer Quellen können sich jedoch in Summe oft dahingehend positiv ergänzen, indem solche Datenschieflagen minimiert werden. In der beschriebenen Studie wurde deshalb nun überprüft, in welchem Ausmaß in den mittels Luftbild- und ALS-Auswertung generierten Prozessteildatensätzen Datenschieflagen vorliegen. Es wurde auch untersucht, inwiefern diese Schieflagen aufgrund der mutmaßlich erhöhten Repräsentativität des Prozessgesamtdatensatzes verringert werden können. Ferner wurde analysiert, inwiefern sich die einzelnen Prozessteildatensätze und der kompilierte Prozessgesamtdatensatz unterschiedlich auf die mittels logistischer Regression modellierten Prozessdispositionskarten und deren Validierung auswirken.

Untersuchungen mittels bivariater Statistik zeigten, dass zwischen Luftbild- und ALS-Prozessteildatensatz hinsichtlich der meisten Parameterkarten, besonders bezüglich der Parameter *Wald* und *Geologischer Grunddisposition,* Datenschieflagen auftraten. Diese sind, neben der waldbedingten Sichtbehinderung, vor allem auf die je nach Auswertungsmethode mehrheitlich erkannten unterschiedlichen Massenbewegungstypen zurückzuführen. Die Schieflagen übertrugen sich in weiterer Folge auch auf die jeweiligen Modellierungsergebnisse, wobei es Hinweise gab, dass dies in abgeschwächter Form sogar bei Ausschluss der für die Schiefe relevanten Parameterkarte (z.B. *Wald*) aus der Modellierung der Fall ist.

Generell wurden drei Validierungsvarianten angewendet, die zum Teil zu unterschiedlichen Validierungsergebnissen führten: Sowohl bei der Validierung mit dem Testdatensatz der jeweiligen für die Modellierung verwendeten Datenquelle als auch der jeweils anderen Datenquelle war das Validierungsergebnis mittels Luftbild-Testdaten stets besser als jenes der Gesamtdaten, und diese wiederum besser als jenes der ALS-Prozessdaten. Dies war unabhängig davon, ob das Modell mit ALS- oder Luftbilddaten trainiert wurde und kann durch den klar höheren Anteil der Freiland-Prozessdaten im Luftbild-Datensatz erklärt werden. Bei der objektiven Validierung mit dem Gesamt-Testdatensatz wurden hingegen alle drei Modellierungsergebnisse als etwa gleich gut validiert. Dies zeigt, dass (i) die Validierung mit nur einer Datenquelle ein falsches Bild der Modellgüte suggerieren kann, da hier die Luftbild-Prozessdaten nur scheinbar zu einem besseren Modellierungsergebnis führen, (ii) die vorhandenen Schieflagen in den Modellierungsergebnissen allein mit den Validierungsmethoden nicht hinreichend erkannt, sondern besser über die Pixelverteilungen und Parametereinflüsse nachgewiesen werden konnten, und (iii) die Schieflagen zwischen den Prozessteildatensätzen und den Modellierungsergebnissen mit der Validierungsvariante der jeweils anderen Datenquelle gut sichtbar werden.

Als Conclusio lässt sich festhalten, dass es für die Erhöhung der Qualität und der Ausgewogenheit des Modellergebnisses bzw. der Aussagekraft der Validierung wichtig ist, ein möglichst vollständiges, repräsentatives und gut aufbereitetes Prozessinventar aus möglichst vielen unterschiedlichen Datenquellen zu verwenden.

## Effects of different process data sources (ALS, aerial image) on landslide susceptibility modelling – a case study in the Bregenzerwald (Austria)

**Abstract**

The quality of susceptibility maps for shallow landslides generated by statistical methods depends on the applied modelling method and the quality of the parameter maps, but even to a greater extent on the quality, number, location and representativity of the available process data. Also high quality and representative process data is needed in order to perform an objective and meaningful validation. This is because when using validation data of a poor level of representativity and inferior quality, poor modelling results will be validated good or bad randomly. It can be assumed that in order to enhance the quality and representativity of the applied process data, it is necessary to include as many different process data sources as possible. This can be explained by the fact that process datasets may show a biased distribution towards various parameter maps used for modelling. However, different and incomplete process data of various sources can complete each other positively and minimise the data bias in this way. Hence, in this study it is investigated, to which extent the partial process datasets based on aerial image interpretation and on interpretation of airborne laser scanning (ALS), show biased distributions. It was also analysed, in which way these biases could be reduced by using the probable more representative total process dataset. Further it was investigated, which impact the two partial datasets and the compiled total dataset have on the susceptibility maps modelled by logistic regression and its validations.

Bivariate statistical analysis revealed biased distribution between the process datasets based on aerial image interpretation and based on ALS interpretation in terms of most parameter maps, especially in terms of the parameters *forest* and *geological disposition*. These biases are caused to a greater extend by different landslide types that are identified by different landslide detection methods than by visual occlusion of vegetation. The biases in the process data further propagated into the modelling results. This was proved by comparing the modelling results derived by aerial image data to the modelling results by ALS data. Here the results by aerial image data showed different pixel distributions, higher differentiation of the susceptibility maps, partially different validation results and higher influence of the parameter maps. When excluding the parameter map that is responsible for the biased distribution (e.g. *forest*) from the modelling, there is still slight evidence for propagation of the bias of the process data into modelling results and validations. This is due to the mutual dependency of various parameter maps.

In general, three validation methods have been applied: In case of the „illusive model performance" (*pi*) (validation by test data of the data source used for modelling) the modelling results derived by aerial image process data always performed better than the ones by total process data. The latter performed better than the ones by ALS process data. In case of the „real model performance" (*pr*) (objective validation by total process test data) all three modelling results performed about equally. In case of the „model performance validation by the test data of the other data source" (*po*), validation by the aerial image process data was always superior to validation by ALS process data. Paradoxically it was also superior when validating the modelling results derived by ALS process data. This can be explained by the fact that the proportion of open land process data is clearly higher in the aerial image data than in the ALS process data.

It shows that (i) validation by just one data source can suggest a misleading model performance; (ii) the existing biases in the modelling results could not be identified sufficiently by the validation methods alone, but could be proved by the pixel distributions and the influences of the parameter maps, and (iii) by applying validation *po* the biases became visible. In addition, validation *po* could not break down, to which proportions the identified biases were caused by the modelling results or the process data. Hence, it can be concluded that for enhancing the quality and balance of the modelling result as well as the meaningfulness of the validation, it is important to use a preferably complete, representative and well pre-processed landslide inventory, compiled from as many data sources as possible.

## Einleitung und Problemstellung

In den letzten Jahren ist in Österreich der Bedarf, insbesondere seitens der Raumplanung (ÖROK, 2015), an möglichst flächendetaillierten und flächendeckenden Karten/Daten mit Informationen zur räumlichen und/oder zeitlichen Variabilität der Disposition für verschiedene Arten gefahrenrelevanter Geoprozesse (z.B. Steinschlag, Rutschungen und Erdfall) deutlich gestiegen. Mittels solcher prozessspezifischen Dispositionskarten wird die relative Disposition für potenzielle Herkunftsbereiche der jeweiligen Prozessart (hier: flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein) flächendifferenziert und flächendeckend ausgewiesen, ohne dass Aussagen zum gesamten Prozess- und Wirkungsraum, zur Intensität oder zur Wiederkehrzeit der jeweiligen Prozesse getroffen werden.

Zwecks Erzeugung prozessspezifischer Dispositionskarten können unterschiedliche Methoden bzw. Modelltechniken eingesetzt werden (Guzzetti, 2005). In Abhängigkeit von der verwendeten Methode haben die zur Verfügung stehenden Prozessdaten eine unterschiedlich große Bedeutung als Trainings-, Test- und/oder Validierungsdaten (Tilch et al., 2011a). So haben beispielsweise bisherige Untersuchungen seitens der GBA gezeigt, dass selbst bei tendenziell schlechterer Prozessdatenlage mit heuristischen Methoden recht passable Dispositionskarten erstellt werden können. Dies liegt darin begründet, dass diese Modelle nicht mittels Prozessdaten geringer Qualität und/oder Anzahl trainiert werden müssen (Tilch et al., 2011a, 2013; Tilch, 2014; ÖROK, 2015).

Im Gegensatz dazu benötigen statistische Methoden/Modelle auch Prozessdaten als Modelltrainingsdaten und -Testdaten. Die Qualität der mittels statistischer Modelle erzeugten Prozessdispositionskarten hängt somit auch direkt von der Qualität, Anzahl und Lage/Verteilung der zur Verfügung stehenden Prozessdaten ab (Tilch et al., 2011a, 2013; Tilch, 2014). Aufgrund einer eher schlechteren Prozessdatenlage ist es möglich, dass die Modelle zufällig gut oder schlecht trainiert und die erzeugten Prozessdispositionskarten zufällig gut oder schlecht validiert werden. Eine objektive Abschätzung der Qualität der Dispositionskarte ist dann nicht möglich. Grundsätzlich ergibt sich daraus die Schlussfolgerung, dass zwecks Erzeugung von Prozessdispositionskarten im Fall einer eher schlechten Prozessdatenlage heuristische Methoden vorzuziehen sind, auch wenn für diese Methode die Validierungsergebnisse ebenfalls unsicher sind (ÖROK, 2015).

Solche Untersuchungen belegen, dass für die Erzeugung nachweislich objektiverer und hochqualitativerer Prozessdispositionskarten statistische Methoden mit möglichst vielen Prozessdaten von hoher Qualität und Repräsentativität benötigt werden. Im Idealfall handelt es sich um ein vollständiges Prozessinventar, das allerdings für kein Gebiet erreicht werden kann.

Ein erster wichtiger Schritt in die richtige Richtung ist, dass alle folgenden verfügbaren Datenquellen und Datengrundlagen hinsichtlich relevanter Informationen zu gravitativen Massenbewegungen durchforstet und ausgewertet werden:

- Zeitzeugenauskünfte.
- Tagespresse und Internet.
- Öffentliche Archive und Bibliotheken allgemeiner Art (z.B. jene der Gemeinden) sowie Facharchive und Fachbibliotheken.
- Private Foto- und Kartenarchive.
- Luftbilder und Satellitendaten.
- Digitale Höhen- und Geländemodelle (ALS).
- Ereignisdokumentation.

Auf diese Weise werden einzelne, auf unterschiedlichen Datenquellen und Grundlagen beruhende Prozessdatensätze erzeugt, die dann zu einem gemeinsamen Prozessdatensatz kompiliert werden. Hieraus ergibt sich die Fragestellung, inwiefern sich die einzelnen Prozessteildatensätze und der kompilierte Prozessgesamtdatensatz unterschiedlich auf die modellierten Prozessdispositionskarten und deren Validierung auswirken. Diesbezüglich wurde im Rahmen der hier durchgeführten Fallstudie der Fokus auf jene Prozessdaten gelegt, welche mittels visuell-kognitiver Luftbildauswertung (Tilch, 2014) und ALS-Datenauswertung erhalten wurden.

## Chancen und Limitierungen modellierter Prozessdispositionskarten

Die Generierung von guten und brauchbaren Prozessdispositionskarten mit statistischen Methoden ist nur auf Basis hochqualitativer und repräsentativer Prozessdaten möglich (siehe Einleitung und Problemstellung). Wird hingegen mit einer nicht repräsentativen Prozessdatengrundlage modelliert, also einem Datensatz, der gegenüber der (meist nicht bekannten) Grundgesamtheit eine deutliche Schieflage aufweist, so wird möglichweise auch eine nicht repräsentative und somit weniger qualitative Dispositionskarte erhalten. Dann ist es auch durchaus möglich, dass die niedrigere Qualität der Dispositionskarte durch die Validierung nicht aufgezeigt wird, da der Validierungs- und der Testdatensatz die gleiche Schieflage wie der Trainingsdatensatz haben, sodass ein hervorragendes Validierungsergebnis erzielt werden kann.

Datenschieflagen können entstehen, da die Prozessdatensätze der einzelnen Datenquellen zumeist aufgrund unterschiedlicher Zielsetzungen sowie mit unterschiedlichen Aufnahmemethoden und Genauigkeitsansprüchen erstellt wurden. Daraus ergibt sich dann jeweils eine selektive Erfassung der gravitativen Massenbewegungen, z.B. hinsichtlich des Prozesstyps, Ereigniszeitpunktes oder der Prozessposition. So sind beispielsweise Luftbildauswertungen dadurch limitiert, dass Gebietsteile mitunter aufgrund von Wolken, topografischen Schatten und Überschirmung durch Vegetation nur schlecht oder gar nicht ausgewertet werden können. Auswertungen von ALS-Daten liefern, ebenso wie Luftbildauswertungen, Prozessdaten mit hoher Lagegenauigkeit. Im Gegensatz zur Luftbildauswertung sind jedoch Abschattungen und Überschirmungen nicht relevant, sodass eine flächendeckende Prozessidentifizierung möglich ist. Ein Vorteil von Luftbildauswertungen ist, dass oft mehrere Luftbildserien unterschiedlichen Datums vorliegen. Daher kann trotz vergänglicher, aber im Luftbild sichtbarer Prozessphänomenologie flachgründiger Massenbewegungen möglicherweise ein

umfassender historischer Prozessdatensatz erstellt werden. Im Gegensatz dazu liegt meist nur *ein* ALS-Datensatz eines Aufnahmedatums vor.

Wenn jedoch nur eine Datenquelle zur Verfügung steht, ist es schwierig zu beurteilen, ob der vorliegende Prozessdatensatz repräsentativ oder nicht repräsentativ ist. Dann können Datenschieflagen nur angenommen oder grob abgeschätzt werden. Eine Vermeidungs- bzw. Verminderungsstrategie von Datenschieflagen ist daher die Einbeziehung möglichst vieler Prozessdatensätze mehrerer und unterschiedlicher Quellen, in der Annahme, dass sich die jeweils verschiedenen unvollständigen Prozessteildatensätze in Summe oft ergänzen. Diese Vorgangsweise wird auch in ÖROK (2015) empfohlen. Darüber hinaus bewirkt eine Zusammenführung verschiedener Datenquellen zumeist auch eine qualitative Verbesserung der gesamthaften Prozessinformationen.

Diesbezüglich wird in ÖROK (2015) ein fünfstufiges Bewertungsschema vorgestellt, mittels dessen der Vertrauensgrad einer Dispositionskarte aufgrund der verwendeten Anzahl und Qualität der Prozessdatenquellen abgeschätzt wird. Dieses Schema wird somit als Zusatzinformation zur möglicherweise verzerrten oder unsicheren Validierung (s.o.) aufgefasst. Hierbei liegt die Annahme zugrunde, dass Prozessdaten von minderer Qualität und mit Schieflage auch zu einer verminderten Qualität und Repräsentativität der Dispositionskarte führen. So weist dieses Schema beispielsweise einen hohen Vertrauensgrad aus, wenn die Prozessdaten auf hochqualitativen Fernerkundungsmethoden (Luftbildauswertung, Auswertung von ALS-Daten) und Feldkartierung basieren, während bei nur einer unvollständigen und ungenauen Datenquelle (z.B. Gemeindechronik) ein niedriger Vertrauensgrad angenommen wird (ÖROK, 2015).

Daher ist es auch das Ziel dieser Arbeit, diese ÖROK-Empfehlung noch durch eine weitere Studie abzusichern. Konkretisiert ist die Zielsetzung dieser Arbeit nun in der Beantwortung folgender Fragestellungen:

- Ergeben sich Schieflagen im Konnex zu bestimmten Parameterkarten, wenn nur Prozessdaten der Luftbildauswertung oder der ALS-Auswertung statistisch untersucht werden und was können die Gründe hierfür sein?
- Wie wirken sich vorhandene Schieflagen der unterschiedlichen Prozessteildatensätze (ALS, Luftbild) auf die Prozessdispositionskarte (Rasterkarte, deren Pixelverteilung) und die Validierung des Modellierungsergebnisses aus?
- Inwiefern wird durch eine Modellierung mit allen Prozessdaten (Prozessdaten der ALS- und Luftbildauswertung) eine bessere Prozessdispositionskarte erzielt?

Diese Zielsetzungen sind auch vor dem Hintergrund zu sehen, dass im Rahmen der Modellierung von Prozessdispositionskarten vielfach nur Prozessdaten *einer* Datenquelle verwendet werden. Hierbei begnügt man sich oft mit einer guten Validierung, ohne der Frage nachzugehen, ob die Verteilung der Prozessdaten auch repräsentativ für das gesamte Modellierungsgebiet ist und wie stark sich ein nicht repräsentativer Prozessdatensatz auf die Dispositionskarte auswirkt. Vor diesem Hintergrund haben sich auch STEGER et al. (2017) mit vegetationsbedingten Prozessdatenschieflagen sowie ZEZERE et al. (2009) mit Schieflagen aufgrund unterschiedlicher Prozessdatenquellen (Luftbildauswertung vs. Feldkartierung) beschäftigt.

## Das Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet (Abb. 1) erstreckt sich mit einer Fläche von 58 km² und einem etwa dreieckigen Umriss vom Höhenrücken der Winterstaude (1.877 m ü. A.) im Norden bis zur Bregenzer Ach bei Schoppernau (852 m ü. A.) im Südosten und in nordwestlicher Richtung bis Bezau. Innerhalb dieses, durch mehrere Berge und zumeist E–W verlaufende Täler gegliederten Gebietes mit überwiegend schroffem Mittelgebirgscharakter ereigneten sich im August 2005 im Zuge einer regenreichen Vb-Wetterlage (Tiefdruckgebiet im Mittelmeerraum mit nordöstlicher Zugbahn) hunderte gravitative Massenbewegungen (MARKART et al., 2007; RUDOLF-MIKLAU et al., 2006a, b). Hierbei handelte es sich zumeist um Hangmuren (Abb. 2), untergeordnet um Lockergesteinsrutschungen. Aufgrund der etwa zeitgleichen Entstehung vieler Hangmuren kam es insbesondere in Hangmulden zum Zusammenfluss der dezentral mobilisierten Erdmassen, sodass kumulative Hangmuren mit enormen Prozesslängen bzw. Prozessreichweiten entstanden. So wurde beispielsweise im Bereich Rehmen–Berbigenvorsäß eine kumulative Reichweite von etwa 1 km erreicht. Dies zeigt, dass auch eine Beurteilung entlegener, relativ siedlungsferner Standorte hinsichtlich der Prozessdisposition äußerst wichtig ist.

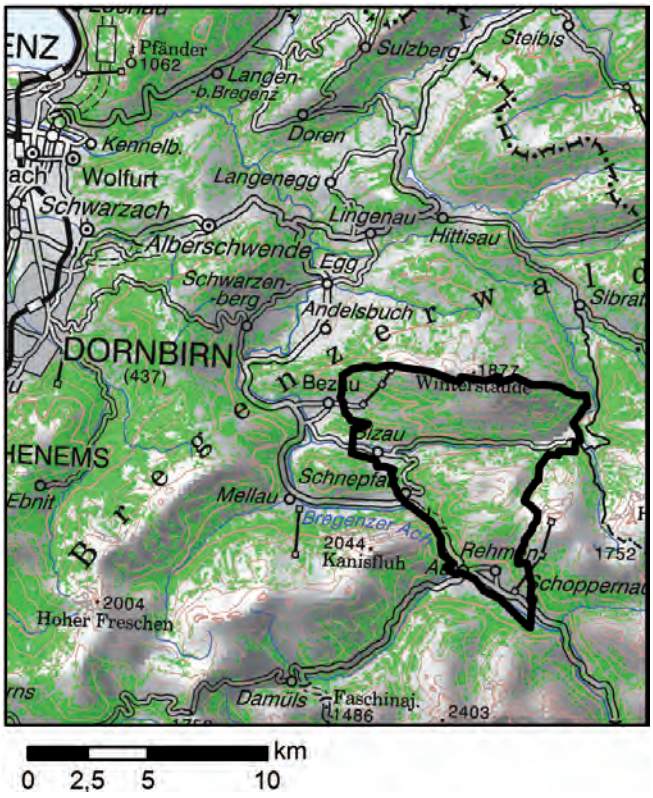


Abb. 1.
Geografische Lage des Untersuchungsgebietes im Bregenzerwald. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien und Schattenbild nach dem Höhenmodell, Situation im Maßstab 1:500.000, Landnutzung nach ÖK50; © BEV.

Abb. 2.
Hangmuren im Bereich Rehmen–Berbigenvorsäß (Bregenzerwald) im August 2005. Quelle des Luftbildes (August 2005): WMS-Service des Amtes der Vorarlberger Landesregierung.

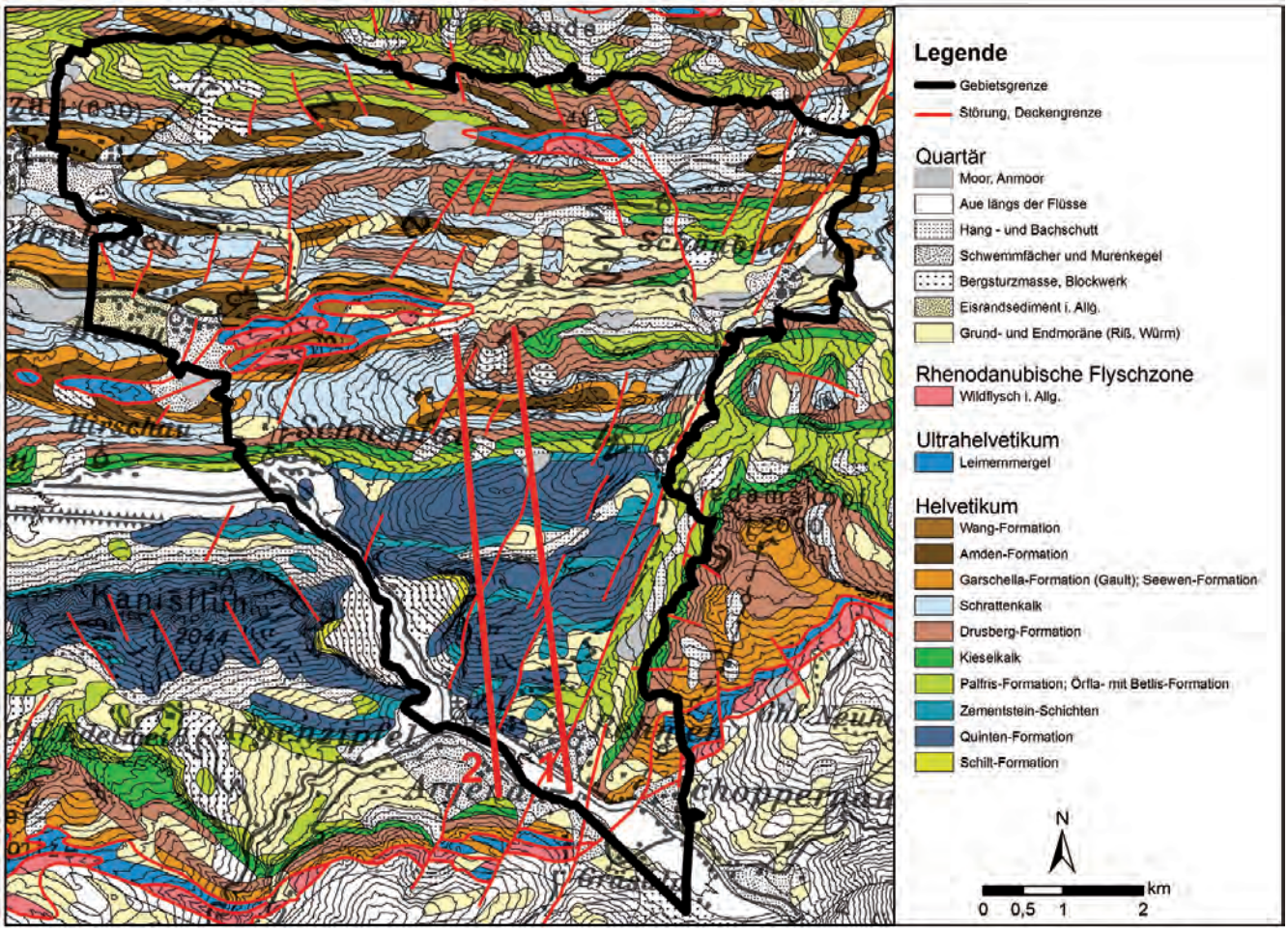


Abb. 3.
Geologie des Untersuchungsgebietes, basierend auf dem GIS-Datensatz der Geologischen Karte im Maßstab 1:100.000 (Oberhauser et al., 2007) sowie die Profillinien 1 und 2 der Abbildung 4. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Höhenmodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

Die Topografie des Gebietes ermöglicht in den höheren Lagen verbreitet Almwirtschaft. Tiefere, schattige und steilere Hanglagen sind zumeist von Wald bedeckt, der forstwirtschaftlich genutzt wird und/oder die Funktion eines Schutzwaldes hat.

Aus geologischer Sicht befindet sich das Untersuchungsgebiet weitestgehend im Vorarlberger Helvetikum (Abb. 3). Dieses ist zumeist durch einen lithologischen Wechsel von kompetenten karbonatischen Festgesteinsformationen (z.B. Quinten-Formation, Kieselkalk, Betlis-Formation, Schrattenkalk) sowie inkompetenten mergeligen Festgesteinsformationen (z.B. Palfris-Formation, Amden-Formation) und deren lithofaziellen Übergangformen (z.B. Drusberg-Formation) gekennzeichnet.

Charakteristisch für das Vorarlberger Helvetikum ist ein gen Norden vergenter Faltenbau, sodass in Abhängigkeit von der räumlich variablen Orientierung der Formationen und deren Verschnitt mit der räumlich variablen Topografie sowohl großflächige, breite (z.B. Bereich Rehmen–Berbigenvorsäß), als auch kleinflächige, schmale (z.B. Südflanke des Hirschberges) Formationsausstriche resultieren (Abb. 4).

Die Festgesteinsformationen treten nur im Bereich von Felsschrofen zutage, zumeist im Bereich der Quinten-Formation und des Schrattenkalks. Sonst liegt den Festgesteinsformationen überall eine Lockergesteinsauflage auf. In weiten Bereichen des Gebietes handelt es sich hierbei entweder um autochthonen Verwitterungsschutt in flacheren Gebietsteilen und um parautochthone Hangsedimente, die durch periglaziale Solifluktion, Sturzprozesse oder Schneeschurf am Hang entstanden sind, oder um riß- und würmzeitliche Moränen. Die Moränen sind bereichsweise durch allochthones Geschiebe gekennzeichnet. Untergeordnet treten auch fluviatile Ablagerungen und Eisrandsedimente auf, vor allem entlang des Talbodens der Bregenzer Ach.

## Verfügbare Daten und deren zielführende Aufbereitung als Modellinput

Für die Erstellung eines Prozessdatensatzes sowie flächendeckender und flächendifferenzierender Parameterkarten wurden bewusst allgemein verfügbare Basisdaten verwendet (Tab. 1), sodass die im Folgenden dargelegte Generierung von modellrelevanten Basisdaten (Inputdaten) hinsichtlich der Erstellung von Prozessdispositionskarten auch für andere Gebiete möglich ist und gebietsübergreifende Ergebnisse vergleichbar sind. Zu Vergleichszwecken wurde darüber hinaus noch eine nur bereichsweise in Vorarlberg vorliegende Geotechnische Karte (Seijmonsbergen et al., 1988) herangezogen.

### Generierung eines Prozessdatensatzes

Eine Vielzahl von Untersuchungen belegt, dass im Allgemeinen mehrere Informationsquellen zu einer deutlichen Verbesserung der Prozessdatenlage führen können (Tilch et al., 2011b; Guzzetti et al., 2012; Schlögel et al., 2015; ÖROK, 2015). Im Rahmen dieser Fallstudie im Bregenzerwald wurde sich auf die allgemein verfügbaren Luftbilder und Airborne Laserscan (ALS)-Daten beschränkt.

Mittels visuell-kognitiver Auswertung verfügbarer Luftbilder (acht Luftbildserien unterschiedlichen Datums wurden ausgewertet; Tilch; 2014) wurden Informationen zu

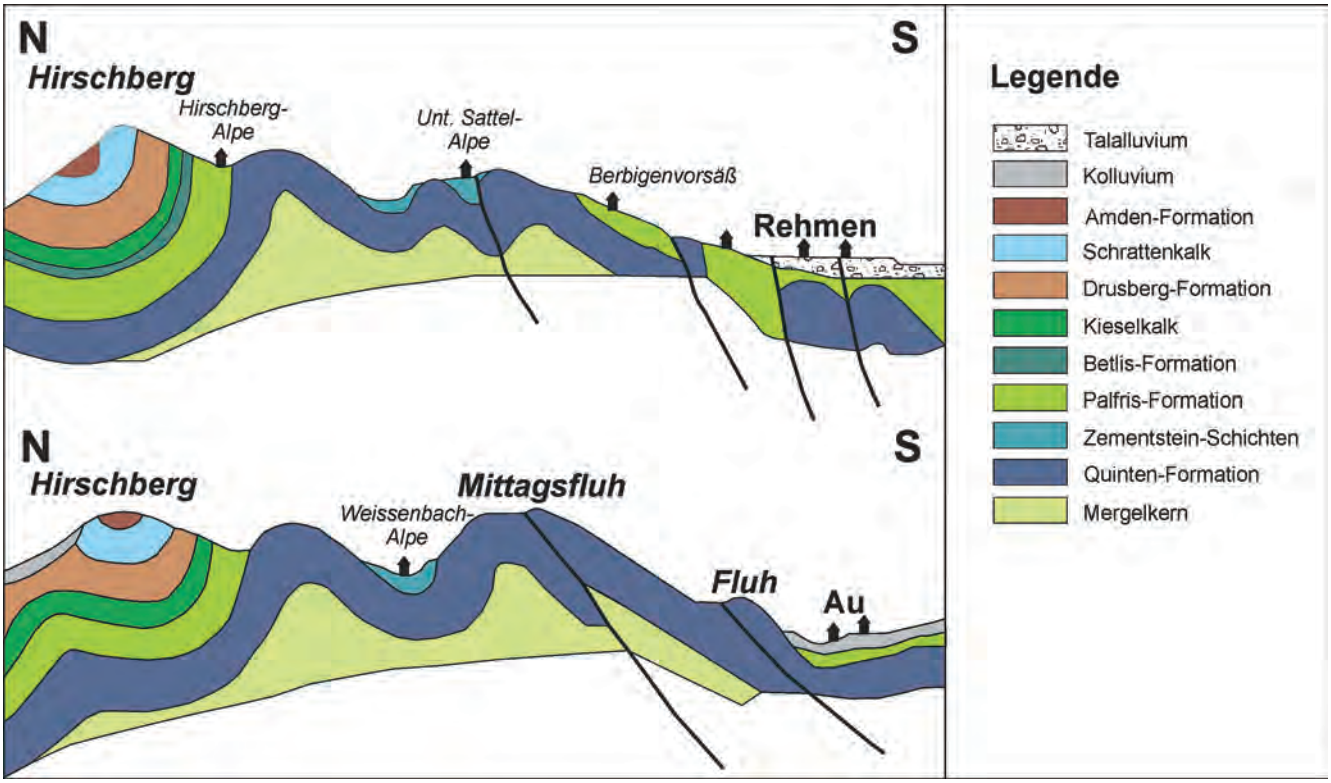


Abb. 4.
Geologische Profile entlang der Profillinien 1 (oben) und 2 (unten) der Abbildung 3 nach Oberhauser et al. (1986: Abb. C 13, Profile 13, 14), veränderte Darstellung.

| | GIS-Datenformat | Maßstab/Rasterweite |
|---|---|---|
| Luftbilder | Image | |
| Geologische Karte (GEOF@ST) | Vektordaten (Polygone) | 1:50.000 |
| Geotechnische Karte – analog | digital aufbereitet: Vektordaten (Polygone) | 1:10.000 |
| Geländemodell (ALS-Daten 2002–2004) | Rasterdaten | 1 m |
| Geländemodell (ALS-Daten 2011) | Rasterdaten | 0,5 m |
| ALS-Punktwolke (2011) | Vektordaten (Punkte) | mindestens ein Punkt pro Quadratmeter |
| ÖK | Rasterdaten | 1:50.000 |

Tab. 1.
Tabellarische Zusammenstellung der allgemein verfügbaren und verwendeten Basisdaten für die Modellierung von Prozessdispositionskarten mittels Logistischer Regression.

365 gravitativen Massenbewegungen erzielt. Hierbei handelt es sich vornehmlich um Prozesse, die eine hinreichend große und somit im Luftbild sichtbare Veränderung des Erscheinungsbildes durch entweder Blaikenbildung im Abrissbereich der Prozessmassen oder am darunterliegenden Hang akkumulierte Prozessmassen hervorgerufen haben. Voraussetzung hierbei ist, dass der betroffene Hangbereich per Luftbild einsehbar ist (bedenke Abschirmung durch Vegetation, Bergschatten, Wolken).

Im Gegensatz dazu wurden mittels visuell-kognitiver Auswertung von ALS-Daten vornehmlich jene Prozesse identifiziert, durch welche visuell-kognitiv hinreichend identifizierbare Anomalien der Hangtopografie entstanden sind. Dies können Hohlformen in den Abrissbereichen der Prozessmassen und/oder Geländeerhebungen aufgrund von Materialakkumulationen sein. Das hierfür verwendete ALS-Geländemodell stammt von der 2. Befliegung (2011) und somit aus der Zeit nach den allermeisten Massenbewegungsabgängen. Durch die feine Auflösung (0,5 m) konnten auch mehr vornehmlich flachgründige Massenbewegungen identifiziert werden, als mit dem ALS-Geländemodell der 1. Befliegung (Auflösung: 1 m). Auf diese Weise wurden im Untersuchungsgebiet 325 gravitative Massenbewegungen identifiziert.

Die Kompilation beider Prozessteildatensätze hat dazu geführt, dass Informationen zu insgesamt 587 gravitativen Massenbewegungen vorlagen. Hiervon wurden 262 Prozesse nur per Luftbildauswertung (= 44,6 %), 222 Prozesse nur per ALS-Datenauswertung (= 37,8 %) und 103 Prozesse mittels beider Methoden (17,6 %) identifiziert.

In weiterer Folge wurden die Daten des kompilierten Prozessgesamtdatensatzes hinsichtlich ihrer Informations- und Datenqualität sowie ihrer Relevanz für die Fragestellung schrittweise im Sinne einer Qualitäts- und Eignungskontrolle (Abb. 5) geprüft: In einem ersten Schritt wurde die Informationsqualität hinsichtlich der relativen Identifizierbarkeit, der Ansprache des Prozesstyps sowie der Verortungsgenauigkeit geprüft.

Hierbei stellte sich heraus, dass zu 106 Prozessen nicht die gewünschte Informationsqualität vorlag. In einem weiteren Schritt wurde geprüft, ob es sich überhaupt um einen fragestellungsorientierten Prozesstyp (flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein: Lockergesteinsrutschungen, Hangmuren und deren Übergangsformen) handelt. Dies war für weitere 32 Prozesse nicht der Fall. Ein weiterer wichtiger Schritt war die Überprüfung, ob hanghydrologische Prozessauslöser bedeutsam waren und fluviatile Prozessauslöser (z.B. Ufererosion) ausgeschlossen werden können. Dies ist sehr wichtig, da beide auslöserbezogenen Prozessgruppen unterschiedliche Parameterkarten als Modellinput erforderlich machen (Hunzinger et al., 2016). Für 44 der bisher verbliebenen 449 Prozesse konnten fluviatile Prozessauslöser nicht ausgeschlossen werden.

Letztendlich standen so 405 hochqualitative und fragestellungsorientierte Prozessdaten für eine Modellierung von Prozessdispositionskarten für flachgründige gravitative Massenbewegungen im Lockergestein zur Verfügung (Abb. 6). Hiervon beruhen 201 Prozessinformationen ausschließlich auf der Auswertung der Luftbilder (= 49,6 %), 117 Prozessinformationen ausschließlich auf der Auswertung der ALS-Daten (= 28,9 %) und bei 87 handelt es sich um redundante Prozessinformationen (21,5 %).

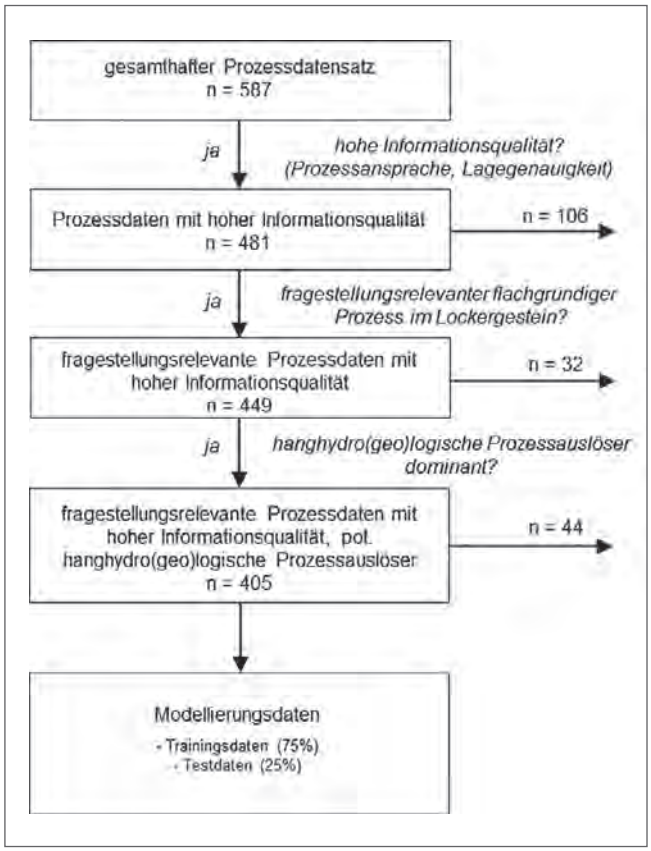


Abb. 5.
Hierarchische Qualitäts- und Eignungskontrolle der mittels visuell-kognitiver Luftbildauswertung und ALS-Datenauswertung erzielten Prozessdaten hinsichtlich der Verwendung für Modellrechnungen zwecks Erzeugung von Dispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein.

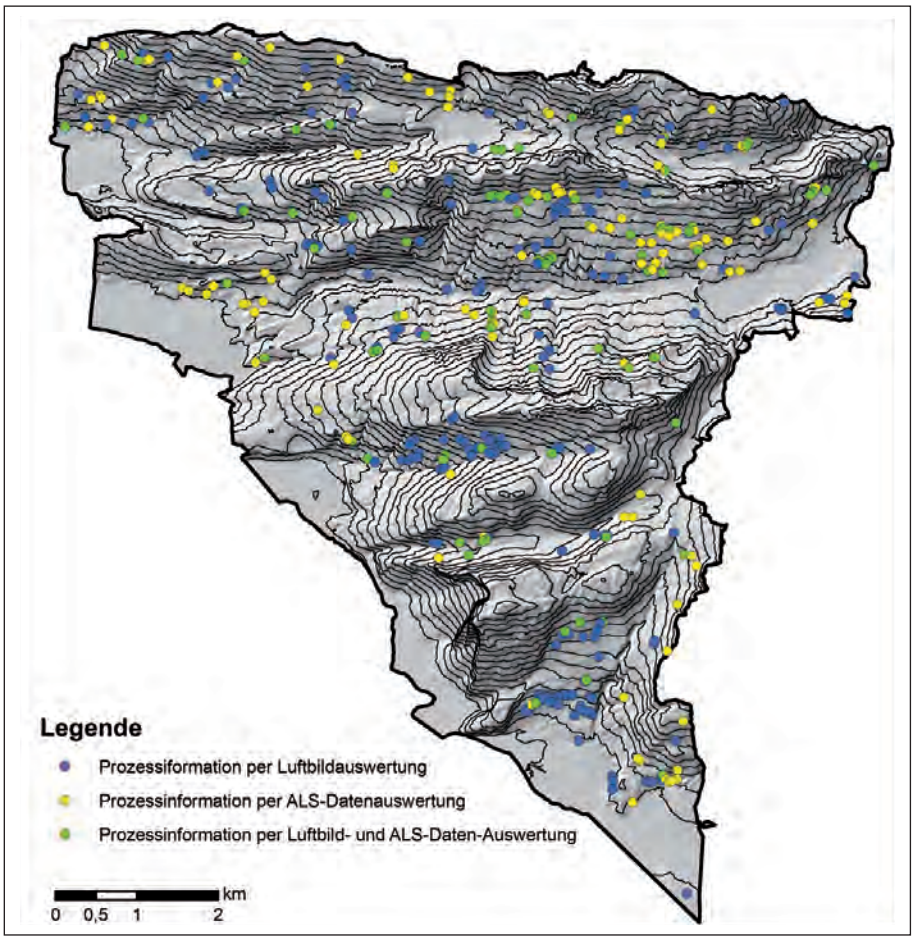


Abb. 6.
Mittels Qualitäts- und Eignungskontrolle identifizierte Prozessdaten, die für eine prozessorientierte Modellierung von Dispositionskarten hinsichtlich hanghydrologisch bedingter gravitativer Massenbewegungen im Lockergestein geeignet sind. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien und Schattenbild nach Höhenmodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung.

## Generierung prozessorientierter Parameterkarten

Ausgehend von den in Tabelle 1 angegebenen Basisdaten wurden prozessorientierte Parameterkarten erstellt. Unter prozessorientierten Parameterkarten wird in diesem Zusammenhang verstanden, dass diese als Prädiktorvariablen einen eindeutigen Realitätsbezug zur Hang(in)stabilität haben. Eine Parameterkarte muss also jeweils für einen ingenieurgeologisch erklärbaren, prozessrelevanten Sachverhalt stehen. So wird beispielsweise die Hangneigung als Prädiktorvariable für die Hangabtriebskraft oder die Geologische Grunddispositionskarte als Prädiktorvariable für den zulässigen relativen Reibungswinkel verwendet.

Die gesamthaft durchgeführten Modellrechnungen erfolgten mit unterschiedlichen Parameterkarten und Parameterkombinationen, wobei folgende Parameter aufbereitet und analysiert wurden:

- *Wald,*
- *Walddichte,*
- *Hangneigung,*
- *Geologische Grunddisposition I, basierend auf der geologischen Karte (GGD I),*
- *Geologische Grunddisposition II, basierend auf der geotechnischen Karte (GGD II),*
- *Vertikalwölbung,*
- *Horizontalwölbung,*
- *Wölbungsklassifikation,*
- *Fließakkumulation,*
- *Topografischer Wetness index* und
- *Exposition*.

Im Folgenden wird jedoch nur die Generierung jener Parameterkarten näher beschrieben, die nach Durchlaufen der statistischen und inhaltlichen Analyse sowie der stufenweisen Parameterintegration für die Modellierung (Kap. Modellierung) ausgewählt wurden.

Für alle verwendeten Parameterkarten wurden einheitlich Rasterkarten mit einer Pixelgröße von 25 m erstellt. Hinsichtlich der ALS-basierten Parameterkarten wurden – mit Ausnahme der Waldkarte – die ALS-Daten von der 1. Befliegung (2002–2004), somit aus der Zeit vor einem Großteil der Massenbewegungsabgänge, verwendet. Bei einigen Parameterkarten wurden auch mehrere Parameter-Varianten erstellt, um die Aussagekraft (z.B. durch unterschiedliche Parameterklassifikationen) noch zu verbessern (siehe Prozessgesamtdatensatz).

Darüber hinaus wurde noch eine Karte hinsichtlich der *potenziellen Verbreitung von Felsschrofen* erstellt, um jene Bereiche auszuweisen, an denen keine gravitativen Massenbewegungen im Lockergestein auftreten können. Diese wurde jedoch nicht als Parameterkarte im Rahmen der Modellierung verwendet (Kap. Felsschrofen).

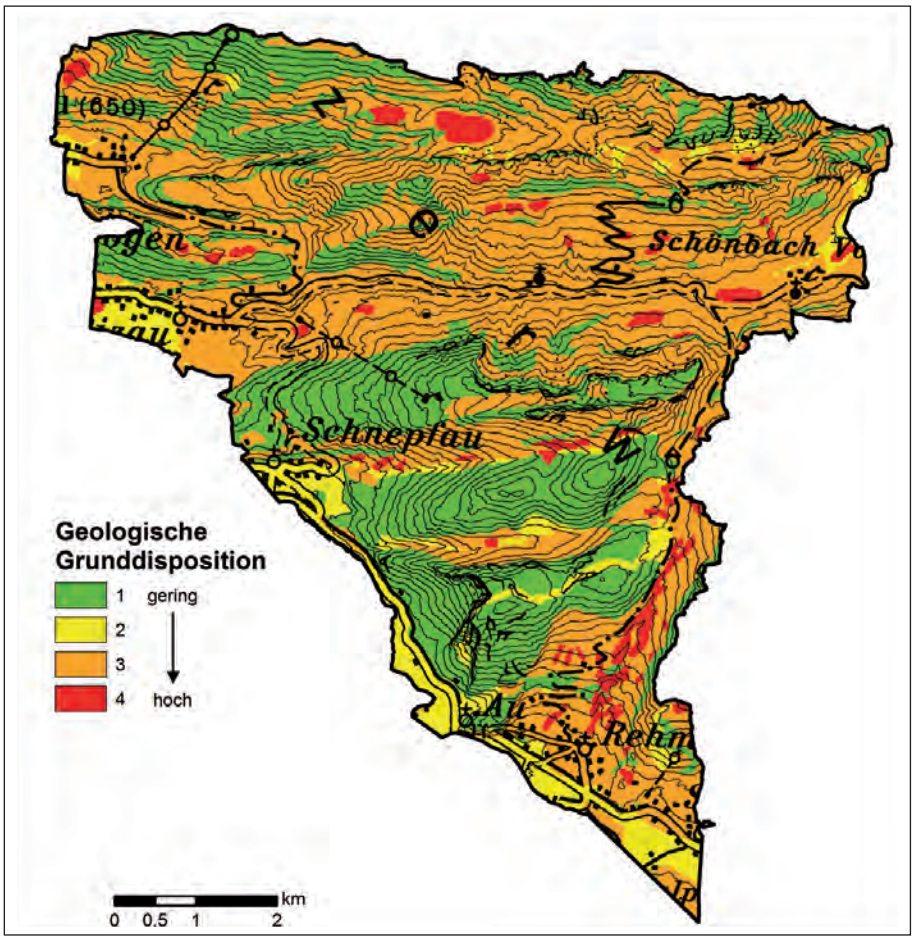


Abb. 7.
Parameterkarte „GGD I“, basierend auf der verfügbaren Geologischen Karte im Maßstab 1:50.000 (MOSER, 2010) erstellt und mittels Feldinformationen und aerogeophysikalischen Daten plausibilisiert. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Geländemodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

**Geologische Grunddispositionskarte (GGD I und GGD II)**

Diese Parameterkarte (Abb. 7) wurde mithilfe der an der Geologischen Bundesanstalt entwickelten Substratkonzeptkarten-Methode erstellt, welche sich bereits in einigen Gebieten unterschiedlicher Größe und Landschaftsräume hinsichtlich der Modellierung von Dispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein bewährt hat (z.B. Bucklige Welt-Wechselland (Niederösterreich, Steiermark), TILCH et al., 2009; Fischbacher Alpen (Steiermark), TILCH et al., 2011b). Im Rahmen dieser Methode wird schrittweise vom digitalen GIS-Datensatz der verfügbaren Geologischen Karte im Maßstab 1:50.000 (MOSER, 2010) ausgehend zunächst eine Karte der geotechnisch-lithologischen Homogenbereiche, dann eine Substrat-Konzeptkarte und abschließend eine Geologische Grunddispositionskarte erstellt (TILCH et al., 2011b). Die Klassifizierung dieser Parameterkarte beruht auf den für die Substratklassen der Substrat-Konzeptkarte zugewiesenen Reibungswinkelintervallen. Eine Kalibrierung oder Plausibilisierung ist insbesondere für die Substrat-Konzeptkarte möglich, wofür bestenfalls, wie im Fall des Untersuchungsgebietes, Feldinformationen und aerogeophysikalische Daten (TILCH et al., 2018) zur Verfügung stehen.

Im Vergleich zur geologischen Karte enthält die regional verfügbare geotechnische Karte im Maßstab 1:10.000 (SEIJMONSBERGEN et al., 1988) bereits Informationen zu den geotechnisch-lithologischen Homogenbereichen. Zwecks Erstellung einer darauf aufbauenden modellrelevanten Parameterkarte (GGD II) wurde ebenso wie im Fall der Parameterkarte GGD I verfahren.

Bei beiden geologischen Grunddispositionskarten handelt es sich um Parameterkarten, die modelltechnisch als Prädiktorvariablen für die räumlich variable Beschaffenheit und rutschungsrelevanten Eigenschaften (materialbedingten rückhaltenden Kräfte) der Lockergesteinsauflage verwendet wurden.

**Hangneigungskarte**

Diese Parameterkarte (Abb. 8) wurde durch Aggregieren des ALS-Geländemodells von 1 m auf 25 m Rasterweite schrittweise generiert (1 m -> 5 m: Mean-Funktion, 5 m -> 25 m: Maximum-Funktion). Dem liegt die Annahme zugrunde, dass die gravitative Massenbewegung am steilsten 5 m-Pixel innerhalb eines 25 m-Pixels entstand. Da das Geländemodell aus der Zeit vor den meisten Massenbewegungsabgängen stammt und die Pixelgröße von 25 m den Hang schon etwas glättet, war eine weitere Korrektur der Hangneigung in Richtung der Morphologie vor den Massenbewegungsereignissen nur in wenigen Fällen nötig.

Problematisch ist, dass die Logistische Regression die zunächst zunehmende und dann abnehmende Massenbewegungsdichte mit zunehmender Hangneigung nicht abbilden kann. Deshalb wurden verschiedene Verbesserungsmethoden ausgetestet: Als am zielführendsten erwies es sich, den Parameter *Hangneigung* in zwei Parameterkarten aufzuspalten. Dies erfolgte mithilfe der Statistik

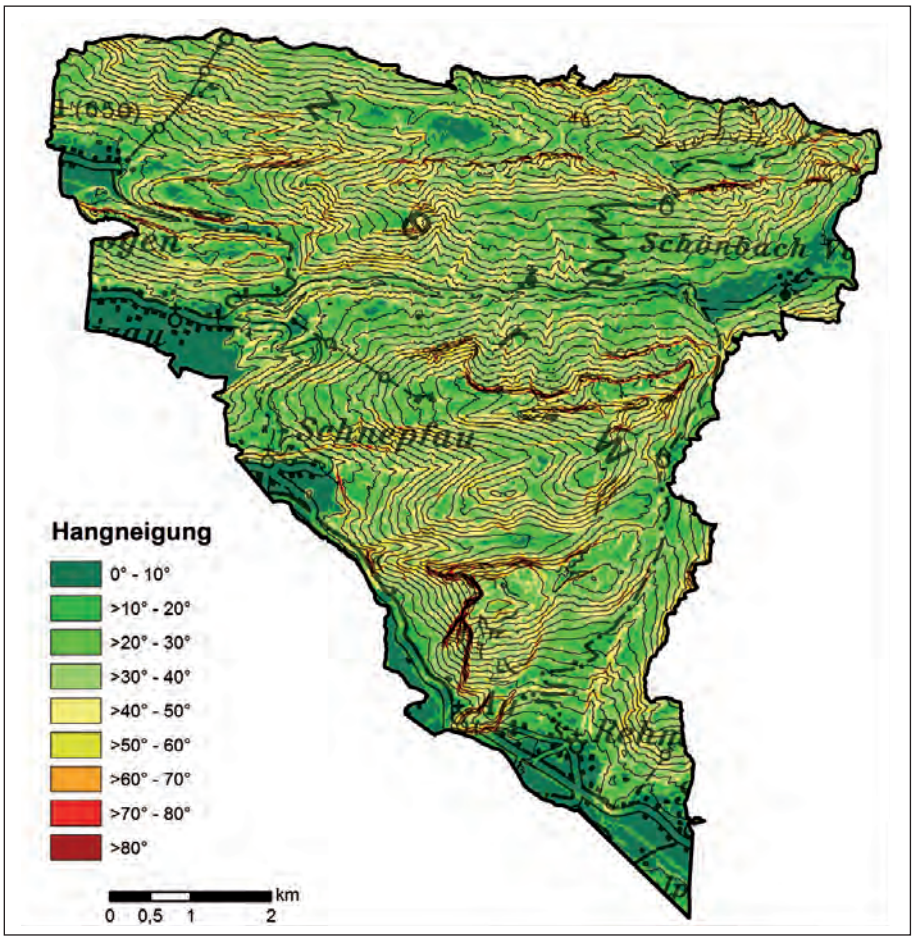


Abb. 8.
Hangneigungskarte generiert aus ALS-Geländemodell (Befliegungszeitraum 2002–2004, 1 m). Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Geländemodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

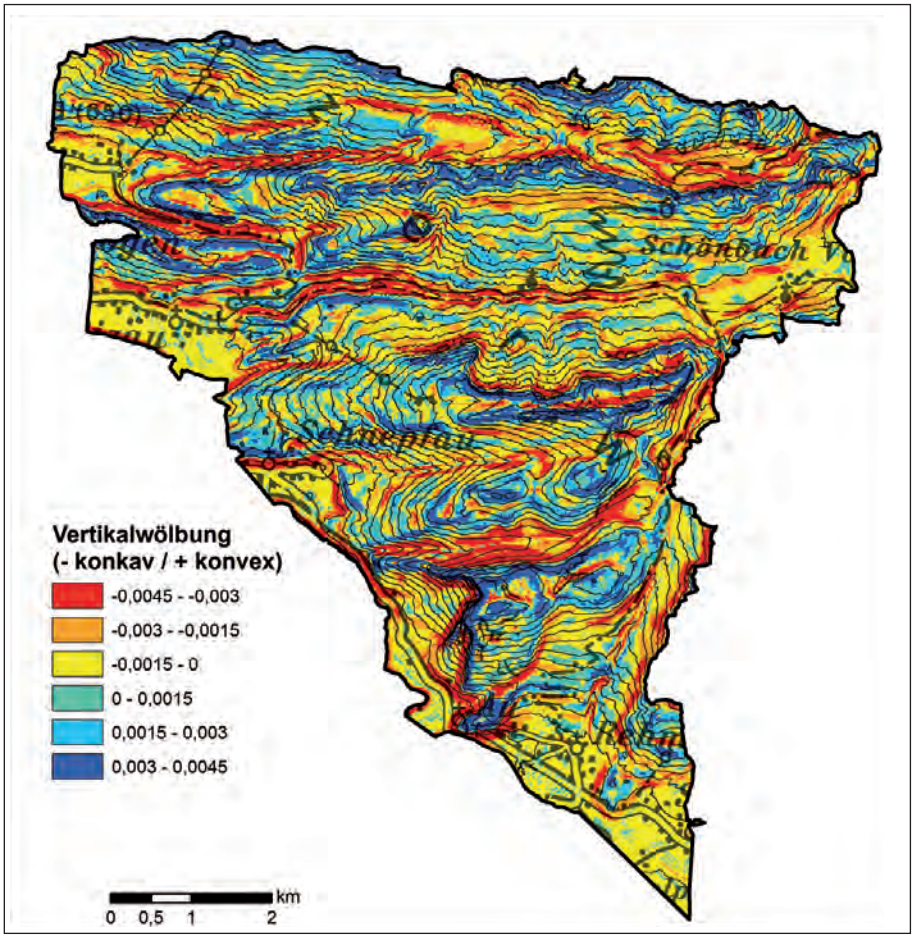


Abb. 9.
Vertikalwölbung generiert aus ALS-Geländemodell (Befliegungszeitraum 2002–2004, 1 m). Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Geländemodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

(siehe Kap. Prozessgesamtdatensatz; Abb. 17e) in den Parameter *Hangneigung_1* von 0° bis 35° und *Hangneigung_2* von 35° bis 60°.

Die so erzeugten Parameterkarten wurden modelltechnisch als Prädiktorvariable für die räumlich variablen Hangabtriebskräfte verwendet.

**Vertikalwölbung**

Die Vertikalwölbung (Abb. 9) wurde aus dem zu einer Rasterkarte mit 25 m Auflösung (1 m -> 25 m: Mean-Funktion) aggregierten ALS-Geländemodell generiert. Da jedoch die Vertikalwölbung der so erzielten Parameterkarte des Gesamtgebietes bereichsweise viel höhere Werte annahm als dies in den Massenbewegungspunkten (Kap. Prozessgesamtdatensatz) der Fall war, konnten durch die Modellierung und die dadurch beabsichtige flächendeckende Extrapolation in sehr hohen Wertebereichen zu hohe und unrealistische Dispositionswerte entstehen. Aus diesem Grund wurden alle Parameterkartenwerte ab einem aus der Parameter-Häufigkeitsverteilung abgeleiteten oberen (0,0045) bzw. unteren (-0,0045) Schwellenwert mit einem konstanten Wert versehen.

Diese Parameterkarte wurde als Prädiktorvariable für die durch verschiedene Ausprägungen von Hanggefällesprüngen hervorgerufene Änderung des hydraulischen Gefälles verwendet.

**Waldkarte (Karte der durch Baumwurzeln stabilisierten Hangbereiche)**

Dieser Parameterkarte liegen die vereinfachenden Annahmen zugrunde, dass relativ große Bäume eine hangstabilisierende Wirkung haben sowie die Überschirmung und die Durchwurzelung eines Baumes ähnliche Flächenausdehnungen haben.

Zunächst wurde in ArcGIS mittels „Lastools“-Toolbox und „Mosaic Dataset“ eine hochpräzise Wald-Überschirmungskarte (Auflösung: 1 m) direkt aus der ALS-Punktwolke (2011) berechnet. Hierfür wurden die Punkte mit der Klassifizierung „mittlere und obere Vegetation“ ausgewählt, sodass die kleinwüchsige Vegetation (ca. 2 bis 2,5 m Höhe) mit eher geringer hangstabilisierender Wirkung keine Berücksichtigung fand. Da die Punktwolke zum Teil an steileren Felswänden und Häusern fälschlicherweise Bäume auswies, mussten diese Fehler händisch korrigiert werden.

Zwecks eines bestmöglichen Modelltrainings wurden den Prozessdaten (GIS-Vektordaten: Punkte) entsprechend der jeweiligen Prozessstandorte die Werte der ALS-basierten Waldkarte mit 10 m Rasterweite zugewiesen, da dies die hohen Lagegenauigkeiten der ALS-Waldkarte und der Prozessdaten erlauben. Für alle anderen Standorte des Gebietes wurde die ALS-basierte Waldkarte mit 25 m Auflösung herangezogen (Abb. 10).

Diese Parameterkarte wurde modelltechnisch als Prädiktorvariable für die durch Baumwurzeln zusätzlich stabilisierten Hangbereiche verwendet.

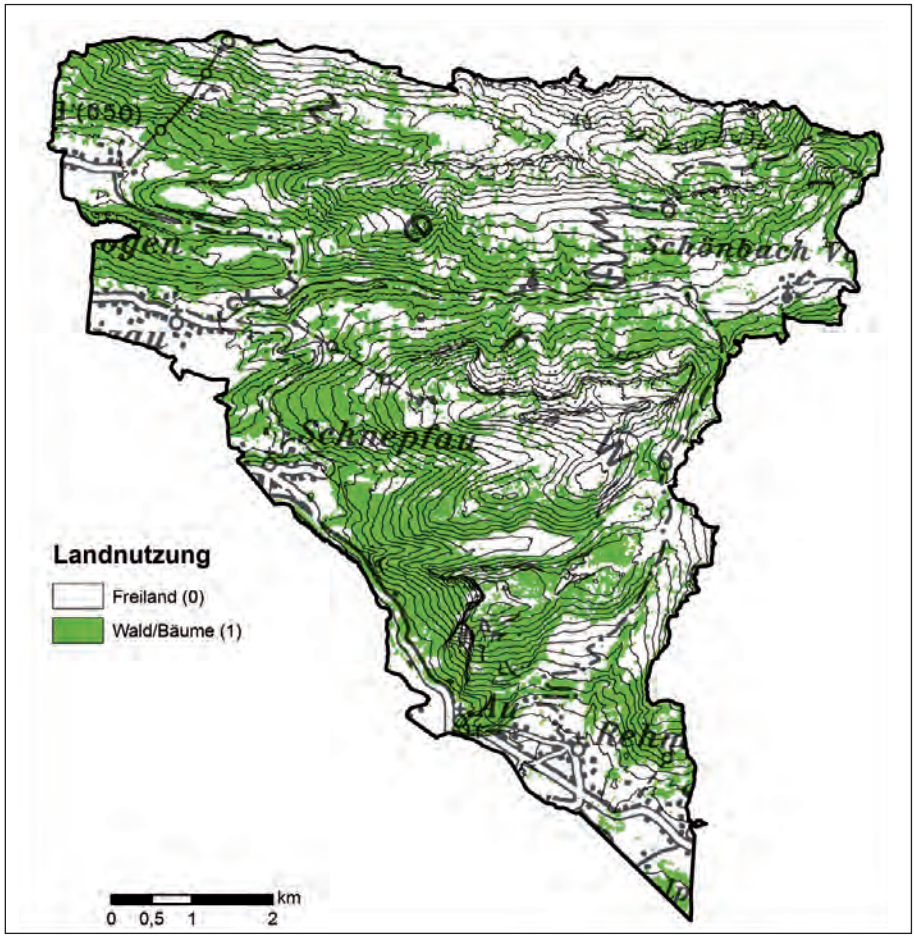


Abb. 10.
Waldkarte bzw. Landnutzung (Wald/Bäume oder Freiland) generiert aus der ALS-Punktwolke (Befliegungszeitraum 2011). Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Geländemodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

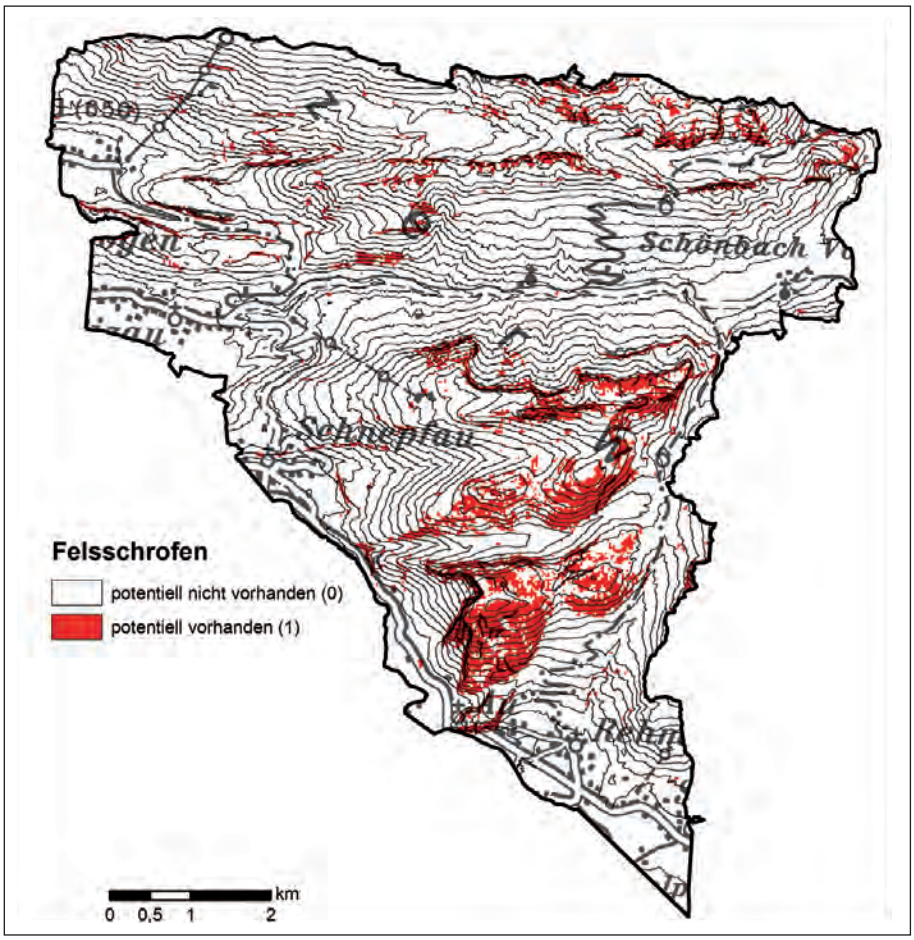


Abb. 11.
Potenzielle Verbreitung von Felsschrofen, wo keine gravitative Massenbewegung im Lockergestein möglich ist. Generiert mittels ArcGIS-Tool „Image classification", Felssignatur der ÖK 50, geotechnische Karte und Hangneigungskarten. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Geländemodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung; Situation der ÖK 200, © BEV.

**Felsschrofen**

Diese Themenkarte (Abb. 11), die keine modelltechnische Parameterkarte darstellt, liefert Informationen zu jenen Gebietsbereichen, in denen aufgrund von fehlender Lockergesteinsauflage keine gravitativen Massenbewegungen im Lockergestein auftreten können. Die Intension dieser Einschränkung war, eine Verbesserung des Modellierungsergebnisses durch Eliminierung der die Modellierung verzerrenden, nicht prozessrelevanten Bereiche herbeizuführen. Die Generierung dieser Karte erfolgte durch semiautomatische Luftbild-Klassifikation mittels des ArcGIS-Tools „Image classification" in Kombination mit der Felssignatur der Österreichischen Karte im Maßstab 1:50.000 (ÖK 50), der geotechnischen Karte und Hangneigungskarten. Da dieses Tool zahlreiche Artefakte erzeugte (Straßen, Wege, Häuser, kahle Bäume, Gewässer, Hangschutt oder Abrissbereiche der Rutschungen werden als Felsen fehlinterpretiert) und reale Felsen in abgeschatteten oder andersfärbigen Bereichen nicht erkannte, mussten diverse vermeintlichen Felsbereiche händisch korrigiert werden.

## Strategie und Methodiken

Aus den verfügbaren Basisdaten (ALS, Geologische Karte etc.) wurden durch Expertenwissen einerseits prozessorientierte Parameterkarten (*Hangneigung, Wald* etc.) generiert (Kap. Generierung prozessorientierter Parameterkarten; Abb. 12). Andererseits wurden mithilfe der Basisdaten (ALS, Luftbild) Prozessdaten-Chargen erzeugt und zu *einem* Prozessgesamtdatensatz kompiliert. Dieser wurde bereinigt und zusammen mit den Parameterkarten zum Modellierungsdatensatz verknüpft. Durch das Herausschneiden der Felsen aus dem Modellierungsdatensatz ergaben sich NoData-Werte, in welchen nicht modelliert wurde (weiße Flächen in den Modellergebnissen).

Es erfolgte eine Aufsplittung des Modellierungsdatensatzes in Trainingsdaten (vgl. Abb. 12, grün), mit welchen die eigentliche Modellierung mittels Logistischer Regression (LogReg) erfolgte, und unabhängiger Validierungsdaten (= Testdaten, rot), mit denen das Modellierungsergebnis im Anschluss validiert wurde. Entsprechend der Zielsetzung wurde getrennt mit den drei Prozessdatensätzen ALS- (1), Luftbild- (2) und Gesamtdaten (= ALS- und Luftbilddaten (3)) modelliert und validiert.

### Statistische Methoden

Der Dispositionsmodellierung wurde eine statistische Analyse aller verwendeten Parameterkarten (Kap. Generierung prozessorientierter Parameterkarten) vorgeschaltet, um Einblick in die Datenstruktur und die Zusammenhänge der Eingangsdaten zu erhalten und so eine sinnvolle Parameterauswahl treffen zu können.

Einerseits wurden die Korrelationen der Parameterkarten (unabhängige Variablen) untereinander errechnet, da eine Multikollinearität (zwei oder mehrere unabhängige Variablen korrelieren stark) die Fehler der Regressionskoeffizienten zu groß werden lässt und es zu einer Überbetonung einer Parametergruppe kommen kann. Die Korrelationen

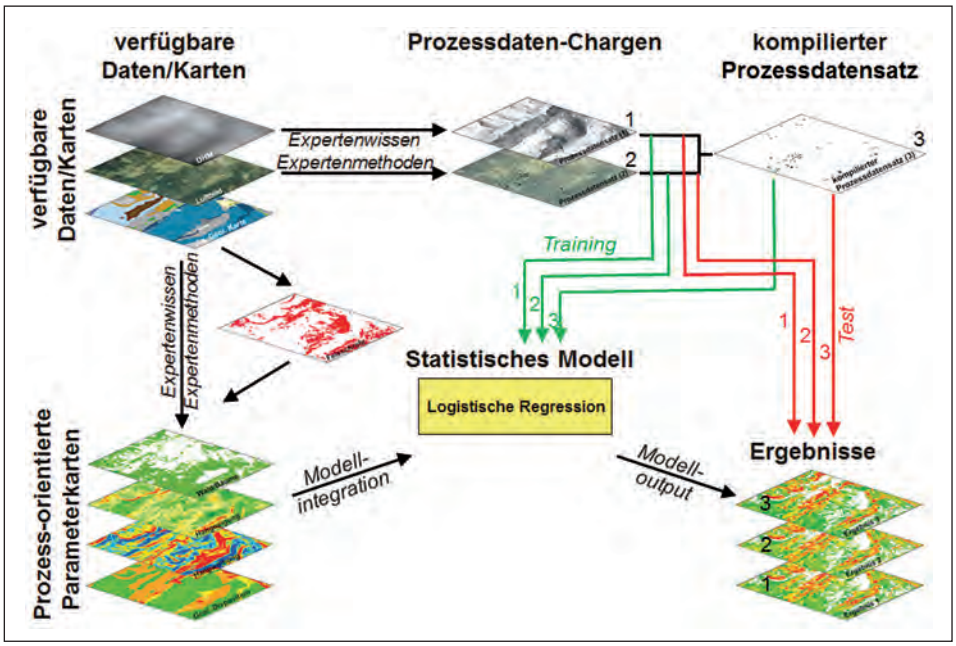


Abb. 12.
Schematische Darstellung des generellen Datenflusses im Rahmen einer Dispositionsanalyse mittels Logistischer Regression.

wurden je nach Skalenniveau als Pearsonscher-Korrelationskoeffizient oder Spearmanscher Rangkorrelationskoeffizient berechnet, wobei Korrelationen mit Betrag > |0,7| als hoch, > |0,9| als sehr hoch gelten.

Andererseits wurden die bivariaten Zusammenhänge zwischen den einzelnen Eingangsparametern (unabhängige Variablen) und der Verteilung der Massenbewegungen (abhängige Variable) analysiert, wobei für jede der drei Prozessdatensätze (ALS-, Luftbild-, Gesamtdatensatz) eine eigene Analyse durchgeführt wurde. Diese Zusammenhänge wurden für die drei unterschiedlichen Analysegebiete „gesamtes Projektgebiet", „felsfreies Projektgebiet" und „felsfreies Projektgebiet > 10° Hangneigung" errechnet. So sollte durch den stufenweisen Ausschluss jener Gebiete, in denen so gut wie keine Massenbewegungen auftreten können (Felsgebiete, Hangneigungen < 10°), ein noch besserer Einblick in die relevanten Datenzusammenhänge erzielt werden. Aus Stärke und Art des Zusammenhanges ergab sich die Bedeutung des Parameters für die Modellierung, wobei Parameter mit starkem Zusammenhang aus strategischen Gründen zuerst in die Modellierung aufgenommen wurden. Parameter mit schwachem Zusammenhang wurden später, jene ohne Zusammenhang gar nicht in die Modellierung aufgenommen. Ein schwacher Zusammenhang konnte zum Teil durch eine Transformation oder Klassenzusammenfassung des Parameters verbessert werden.

Die bivariate Statistik wurde sowohl als reine Häufigkeitsverteilung der Prozessdatenanteile über die Parameterklassen, als auch als aussagekräftigerer „Instabilitätsindex" (Prozentsatz der Prozessdaten innerhalb einer Parameterklasse/prozentueller Flächenanteil dieser Parameterklasse) durchgeführt. Beim Instabilitätsindex zeigen Werte > 1 eine überdurchschnittliche, Werte < 1 eine unterdurchschnittliche Massenbewegungsdichte in dieser Parameterklasse an.

Neben der statistischen wurde auch eine inhaltliche Analyse der Parameterkarten durchgeführt, um jene Parameter auszuschließen, die Scheinkorrelationen (Korrelation ohne realistischen Kausalzusammenhang) aufweisen oder den ingenieurgeologischen Sachverhalt (Kap. Generierung prozessorientierter Parameterkarten) nicht richtig widerspiegeln. Um ein Übergewicht an bestimmten prozessfördernden oder prozesshemmenden Faktoren zu vermeiden, wurde auch darauf Bedacht genommen, dass jeder ingenieurgeologische Sachverhalt nur einmal durch eine Parameterkarte abgebildet wurde.

## Modellierung

Zwecks Aufbereitung der Prozessdaten für die Modellierung wurde der Prozessgesamtdatensatz über eine Zufallsfunktion in einen Trainings- und einen Testdatensatz im prozentuellen Verhältnis 75:25 aufgeteilt, wobei beide Teildatensätze möglichst repräsentativ für den Gesamtdatensatz sein sollten. Die eigentliche Modellierung mittels Logistischer Regression (LogReg) erfolgte mit dem Trainingsdatensatz, während mit den unabhängigen Testdaten das Modellierungsergebnis im Anschluss validiert wurde (s.u.). Innerhalb jedes Teildatensatzes musste hierbei ein Gleichgewicht zwischen Punkten mit Massenbewegung (Code = 1) und ohne Massenbewegung (Code = 0) über die Vervielfachung der 1-Werte hergestellt werden.

Es wurden getrennte Modellierungen mittels LogReg mit Prozessdaten aus unterschiedlichen Quellen durchgeführt, um den Einfluss der einzelnen Prozessteildatensätze auf die jeweiligen Ergebnisse analysieren zu können. Die Modellierung erfolgte zunächst mit dem Prozessgesamtdatensatz (3), danach wurde getrennt nur mit dem ALS-Prozessteildatensatz (1) und nur mit dem Luftbild-Prozessteildatensatz (2) modelliert. Die Modellierung (3) wurde nach dem Standard-Modellierungsschema gerechnet, in dem sukzessive verschiedene Parameterkarten in die Modellierung einbezogen wurden. Der jeweilige Parameter wurde dann, je nach dessen Auswirkungen auf die Ergebnisvalidierung und dessen Einfluss auf die Modellierung, beibehalten oder verworfen. Parameterkarten, die zu den Prozessdaten hochkorrelieren, wurden hierbei zuerst in die Modellierung aufgenommen. Die Validierung wurde mit mehreren Validierungsmethoden durchgeführt (Kap. Validierungsme-

thoden), der Einfluss eines Parameters wurde aufgrund der Höhe der Regressionskoeffizienten, der „Odds-Ratio“, der LL-Differenz (Kap. Logistische Regression) sowie einer visuellen und nummerischen Analyse der Raster- bzw. der Rasterdifferenzkarten von Modellierungen inklusive und exklusive eines jeweiligen Parameters analysiert.

Wenn mehrere Varianten einer Parameterkarte vorlagen, wurde nur die betreffende Parameterkarte durch die andere Variante ersetzt, während die restlichen Parameterkarten unverändert blieben. Dies galt einerseits für Parameterkarten mit gleichem Sachverhalt wie *GGD I* & *II, Wald* & *Walddichte* sowie *Vertikalwölbung* & *Wölbungsklassifikation* und andererseits für Modifikationen desselben Parameters (z.B. *Vertikalwölbung*). Die Parameterkarte mit dem besser validierten Modellierungsergebnis (s.u.) wurde beibehalten, bei ähnlich gut validierten Modellergebnissen wurde die modelltechnisch bessere Karte bevorzugt. Bezüglich der geologischen Grunddisposition wurde die allgemein verfügbare Karte beibehalten. Am Ende dieser vielen Parameterkombinationen wurde dann ein bestes Ergebnis bestimmt. Für Modellierungen mit den Prozessdatenchargen (1) & (2) wurde hingegen nur mit jeweils drei ausgewählten Parameterkombinationen, inklusive jener des besten Ergebnisses mit dem Prozessgesamtdatensatz (3), gerechnet und diese dann verglichen.

**Validierungsmethoden**

Im Anschluss an die Modellierung wurde analysiert, wie sich die unterschiedlichen Prozessteildatensätze auf die Güte der Validierungen und die Pixelverteilungen der Rasterergebnisse auswirken. Darüber hinaus wurde untersucht, inwiefern es durch die Modellierung mit dem Prozessgesamtdatensatz zu einer Verbesserung des Modellierungsergebnisses gegenüber den Prozessteildatensätzen kommt.

Die Validierung hierfür wurde mit den beiden Testteildatensätzen ALS (1) und Luftbild (2) sowie mit den Testdaten des Prozessgesamtdatensatzes (Testgesamtdatensatz) (3) durchgeführt, da aus jeder dieser Validierungen unterschiedliche Erkenntnisse gewonnen werden können. Aus der Validierung mit dem Testgesamtdatensatz erschließt sich die „tatsächliche Modellgüte“ (vg), unter der Annahme, dass dieser Datensatz weitestgehend repräsentativ für die Grundgesamtheit ist. Aus der Validierung mit dem Testdatensatz derselben Datenquelle, mit der modelliert wurde (z.B. Validierung der ALS-Modellierung mit ALS-Testdatensatz), erschließt sich die „scheinbare Modellgüte“ (vs). Diese zeigt an, wie gut das Modell mit den jeweiligen zur Verfügung stehenden Daten gerechnet wurde. Die Modellgüte ist jedoch nur ein „scheinbares“ Gütemaß, da eine Verzerrung, die aufgrund einer Datenschieflage bei einer Datenquelle entsteht, durch Testdaten mit der gleichen Schieflage nicht erkannt werden kann. Sie entspricht somit jenen Validierungen, die oft in der Literatur hinsichtlich von Modellierungen mit nur einer Datenquelle angegeben werden. Hingegen stehen im Fall des Testgesamtdatensatzes alle Prozessdaten zur Verfügung, sodass diese Modellgüte dann nicht „scheinbar“ ist, sondern der „tatsächlichen Modellgüte“ entspricht.

Die Validierung mit dem Testteildatensatz der jeweils anderen Datenquelle (va) gibt Aufschluss darüber, wie sehr das Modellierungsergebnis (z.B. ALS) von der Prozessdatenverteilung der anderen Quelle (z.B. Luftbild) abweicht und zeigt somit die Schieflagen zwischen den beiden Datenchargen (ALS & Luftbild) an. Es wird dabei auch aufgezeigt, ob die jeweilige Modellierung besser die Daten derselben Quelle oder der anderen Quelle modellierte. Die unterschiedlichen Pixelverteilungen wurden schließlich mittels Rasterdifferenzkarten der jeweiligen Ergebnisse der verschiedenen Prozessteildatensätze analysiert.

Die Validierung erfolgte mittels Kombination mehrerer unterschiedlicher Validierungsmethoden. Gegenüber einer Einzelvalidierung ergeben sich dadurch Verbesserungen, da in jede Methode unterschiedliche Aspekte eingehen und so die jeweiligen Nachteile einer Methode durch die Vorteile anderer Methoden ausgeglichen werden können (ÖROK, 2015). Zur Anwendung kamen hierbei die Validierungsmethoden *Erkenntnisrate, „Prediction rate“* nach Chung & Fabbri (2003), *ROC (Receiver Operating Characteristic), Verteilung der Prozessdatendichte* bzw. *der Prozessdatenanzahl über die Dispositionsklassen* sowie die Gütetests des logistischen Regressionsmodells *Devianz, Pseudo $R^2$* und *LR-Test* (Kap. Logistische Regression). Die LogReg-Gütetests beziehen sich stets auf den gesamten Datensatz (Trainings- und Testdaten), die restlichen Validierungsmaße wurden mit den Testdaten durchgeführt.

Die *Erkenntnisrate* gibt die „true positives“ (= Sensitivity) an, also jenen Anteil der Massenbewegungspunkte, der über einem Dispositions-Schwellenwert (meist 0,5) liegt und somit richtigerweise als instabil klassifiziert wurde. Die beiden Schwellenwert-unabhängigen Methoden *ROC* und *„Prediction rate“* nach Chung & Fabbri (2003) stellen beide Kurven über zwei Koordinatenachsen dar, wobei das Validierungsmaß die Links-Oben-Ausrichtung der Kurve bzw. die Fläche unter der Kurve (= „Prediction rate“ (AUC) bzw. AUROC) darstellt. Bei beiden Methoden werden auf der y-Achse die „true-positives“ aufgetragen. Auf der x-Achse wird bei der „*Prediction rate*“ der absteigend gerankte Flächenanteil der berechneten Dispositionskarte, bei ROC die „false positive rate“ (= Specificity, Anteil der massenbewegungsfreien Punkte im instabilen Bereich) aufgetragen.

Da *ROC* und *„Prediction rate“* große Ähnlichkeiten hinsichtlich des Aufbaus und des Validierungsergebnisses zeigen, wurden diese zu *einer* Validierung zusammengefasst. Gleiches galt für die drei Gütetests der LogReg. Auf diese Weise flossen fünf verschiedene, aber gleichgewichtete Validierungsmethoden in die Gesamtvalidierung ein (Ausnahme: *Verteilung der Prozessdatenanzahl über die Dispositionsklassen* wurde schwächer gewichtet). Bei der *ROC*, „*Prediction rate*“ und *Erkenntnisrate* wurden zwei Ergebnisse mit Validierungsdifferenzen ≤ 0,01 als gleich gut betrachtet. Darüber hinaus wurden die Ergebnisse mithilfe der visuellen Analyse und der Regressionskoeffizienten auch per Expertenwissen dahingehend überprüft, ob die Pixelverteilungen der Ergebnisse und die Einflussstärken und Einflussrichtungen der Variablen ingenieurgeologisch plausibel waren.

**Logistische Regression (LogReg)**

Durch die binäre logistische Regression wird der nicht lineare Zusammenhang zwischen n unabhängigen, erklärenden Variablen $X_1$, $X_2$, …$X_n$ und einer abhängigen, dichotomen Variable Y mit den Ausprägungen 0,1 erfasst, wobei die unabhängigen Variablen jedes Skalenniveau (z.B. metrisch oder kategorial) haben können. Über einen Regressionsansatz wird die Wahrscheinlichkeit P zur Zugehörigkeit

einer Ausprägung modelliert. In der Dispositionsmodellierung ist die abhängige Variable die Disposition für das Auftreten von Massenbewegungen (ausgehend von der dichotomen Ausprägung Massenbewegung ja/nein) und die unabhängigen Variable sind die Standortfaktoren in Form der Parameterkarten *Hangneigung, Wald*, etc.

Beim einfachen linearen Regressionsmodell gilt der Zusammenhang

$$y_j = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i * x_{ij} \quad (1)$$

$x_{jj}$ = Wert der i-ten unabhängigen Variable bei Beispiel j

$y_j$ = Wert der abhängigen Variable bei Beispiel j

$\beta_0$ = Regressionskonstante

$\beta_i$ = Regressionskoeffizient der i-ten unabhängigen Variable

Dieser Ansatz ist jedoch für eine dichotome, abhängige Variable ungeeignet, da theoretisch alle Ausprägungen von - ∞ bis + ∞ und nicht nur die Werte 0 und 1 realisiert werden können. Dies kann jedoch mittels LogReg korrigiert werden. Hierfür wird im ersten Schritt nur die Wahrscheinlichkeit, dass $Y_i = 1$ ist, modelliert ($P_i = P(Y = 1)$). Um nun $P_i$ vom Intervall [0, +1] auf das Intervall [- ∞, + ∞] zu bringen, müssen noch zwei Transformationen durchgeführt werden. Hierzu werden im 2. Schritt die „Odds" (auch likelihood ratio, Wahrscheinlichkeitsverhältnis) eingeführt, welche den Quotienten aus Wahrscheinlichkeit des Eintretens $Y_i = 1$ durch die Wahrscheinlichkeit des Nicht-Eintretens ($Y_i = 0$) darstellen (vgl. Formel 2). Dieser Term variiert nun von 0 bis + ∞. Durch den natürlichen Logarithmus der Odds im 3. Schritt erhält man schließlich den „Logit" (vgl. Formel 3), welcher nun im gewünschten Intervall [- ∞, + ∞] variiert.

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \text{Odds} \quad (2)$$

$$ln\frac{P_i}{1-P_i} = ln\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)} = \text{Logit (P)} \quad (3)$$

Somit kann zwischen Logit (P(Y = 1)) und den unabhängigen Variablen eine lineare Beziehung angenommen werden, indem der Logit in Formel 1 anstelle von $Y_i$ eingesetzt wird. Wird die Gleichung nach P aufgelöst, so erhält man die logistische Regressionsgleichung (vgl. Formel 4) mit der Wahrscheinlichkeit des Auftretens $P(y_j = 1)$ und den unabhängigen Variablen $X_1, X_2, \ldots X_n$ des j-ten Beispiels:

$$P(y_j = 1) = \frac{1}{1+e^{-z_j}} = \text{logistische Funktion}$$

$$\text{mit } z_j = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i * x_{ij} \quad (4)$$

Die Regressionskoeffizienten $\beta_i$ (auch Logit-Koeffizienten) spiegeln die Einflussstärke der Variablen $X_i$ auf die Eintrittswahrscheinlichkeit $P(y_j = 1)$ wider. Der Ausdruck $e^z$ entspricht den Odds, die z-Werte entsprechen den Logits. Die logistische Funktion, die einen S-förmigen Verlauf hat (Abb. 13), transformiert also eine reell wertige Variable in eine Wahrscheinlichkeit, wodurch der Wertebereich von [- ∞, + ∞] auf [0, +1] umgewandelt wird. Die S-Kurvenform führt daher dazu, dass sich die Wahrscheinlichkeit $P_i$ bei gleichen Veränderungen der X-Werte im sehr großen oder sehr kleinen Wertebereich kaum ändert, während diese sich im mittleren Wertebereich (also um Null) am stärksten ändert.

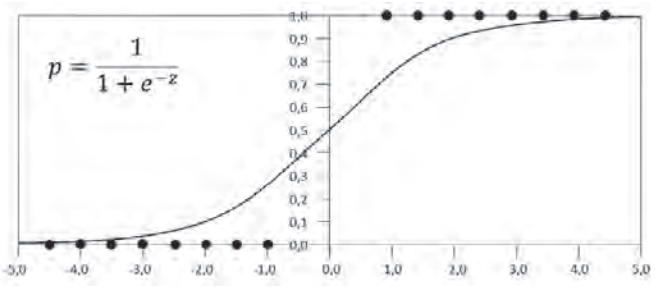


Abb. 13.
Logistische Funktion für eine unabhängige (x-Achse) und eine abhängige Variable (y-Achse).

Die Schätzung der logistischen Regressionsfunktion erfolgt mittels der Maximum-Likelihood-Methode, bei der die Regressionskoeffizienten $\beta_i$ so bestimmt werden, dass die Wahrscheinlichkeit maximal ist, die beobachteten Daten zu erhalten. Die Wahrscheinlichkeit $P_i$ soll also für $Y_i = 1$ möglichst groß, und für $Y_i = 0$ möglichst klein sein, wobei sich die Likelihood-Funktion aus dem Produkt der einzelnen Wahrscheinlichkeiten ergibt. Durch den Logarithmus dieser Funktion wird eine Summenfunktion erhalten, die sogenannte *Log-Likelihood-Funktion* (= LL-Funktion, vgl. Formel 5). Die Berechnung der Regressionskoeffizienten $\beta_i$ aus der LL-Funktion erfolgt nun iterativ über Optimierungsalgorithmen wie z.B. das Quasi-Newton-Verfahren.

$$LL(\beta_i) = \sum_{j=1}^{m} Y_j * \ln\left(\frac{1}{1+e^{-z_j}}\right) + \left(1 - Y_j\right) * \ln\left(1 - \frac{1}{1+e^{-z_j}}\right) \quad (5)$$

Die Regressionskoeffizienten $\beta_i$ verdeutlichen den Einfluss von $X_i$ auf $P_i$ jedoch nur grob in der Form, dass bei steigenden X-Werten positive Koeffizienten zu größeren, negative Koeffizienten zu kleineren Wahrscheinlichkeiten führen. Eine Vergrößerung des Koeffizienten bewirkt hierbei einen steileren Anstieg der S-Kurve im mittleren Wertebereich (um Null), was folglich zu einem flacheren Anstieg im äußeren Bereich führt. Eine genauere Interpretation der $\beta_i$ ist nur schwer möglich, da die nicht lineare Regressionsfunktion keine direkten Aussagen über die Beziehung von abhängigen und unabhängigen Variablen erlaubt. Daher wird zur Interpretation anstatt des Koeffizienten bevorzugt die „Odds-Ratio" (= OR) oder auch der Effekt-Koeffizient in der Form $e^{\beta}$ herangezogen. Sie gibt an, um wieviel sich die Wahrscheinlichkeit der Odds ändert, wenn X um 1 erhöht wird, während alle anderen Variablen konstant gehalten werden. Es gilt: OR < 1 verringert, OR > 1 erhöht die Wahrscheinlichkeit $P_i$.

Die Gütetests der LogReg beziehen sich alle auf die logarithmierte Likelihood-Funktion (LL-Funktion). Der *Likelihood-Ratio-Test* (LR-Test) berechnet *LLR*. Dies ist die Differenz zwischen dem maximalen LL-Wert des zu prüfenden Modells ($LL_v$) und dem maximalen LL-Wert des Nullmodells ($LL_o$), in dem alle Koeffizienten außer der Konstante auf Null gesetzt sind (vgl. Formel 6). Die *Devianz D* ist hingegen die Abweichung vom Idealwert und zwar als Differenz zwischen $LL_v$ und dem maximalen LL-Wert des saturierten Modells ($LL_{sat}$), welches ein perfekt angepasstes Modell mit einer Variable pro Beobachtung darstellt (vgl. Formel 7). Es gilt: Je größer *LLR* bzw. je kleiner die Devianz ist, desto besser ist die Modellanpassung. Darüber hinaus gibt es verschiedene *Pseudo $R^2$-Tests* wie jene nach *Nagelkerke* (gilt als bester Test), *McFadden* und *Cox&Snell,* wobei alle auf dem Verhältnis von $LL_v$ zu $LL_o$ basieren. Die Werte bewegen sich jedoch auf einem nied-

rigeren Niveau als beim Bestimmtheitsmaß $R^2$ (Werte von 0,2 bis 0,4 gelten bereits als gut).

$$LLR = -2*(LL_o - LL_v) \quad (6)$$

$$D = -2*(LL_v - LL_{sat}) \quad (7)$$

Analog zum LR-Test kann auch der Einfluss einer Variable bzw. deren Beitrag zur Gesamtgüte des Modells gemessen werden, indem die $LL_v$ des zu prüfenden Modells mit jener des um diese Variable reduzierten Modells $LL_r$ verglichen wird. Je höher diese LL-Differenz, desto stärker ist der Einfluss dieser Variablen bzw. deren Beitrag zur Gesamtgüte. Kein Variableneinfluss liegt jedoch dann vor, wenn die Variable den Signifikanztest nicht besteht.

Folgende Voraussetzungen sollten für die Anwendung einer LogReg erfüllt sein: Die unabhängigen Variablen sollten untereinander weitestgehend frei von Multikollinearität sein, die interessanteste Ausprägung hat Codierung 1, Einbeziehung aller relevanten unabhängigen Variablen (kein „underfitting"), Ausschluss aller irrelevanten unabhängigen Variablen (kein „overfitting"), aussagekräftige Schätzung (ab 100 Beobachtungen pro Gruppe), pro Ausprägung der abhängigen Variable mindestens 25 Beobachtungen (Hosmer & Lemeshow, 2000; Diaz-Bone & Künemund, 2003; Backhaus et al., 2015; Bruderer-Enzler & Schwarz, 2018).

## Statistische Ergebnisse und deren Diskussion

In der Diskussion der statistischen Ergebnisse wird zunächst *eine* Korrelationsmatrix der Parameterkarten vorgestellt, welche für die Modellierungen mit den Prozessteildatensätzen und mit dem Prozessgesamtdatensatz gilt. Anschließend werden die Ergebnisse der bivariaten Statistik zwischen den Prozessdaten und Parameterkarten für jeden der drei Prozessdatensätze separat vorgestellt und diskutiert.

### Korrelationsmatrix der Parameterkarten

Die Ergebnisse der Korrelationsmatrix der Parameterkarten sind in Tabelle 2 dargestellt. Parameterkombinationen, die aufgrund der sehr hohen Korrelation (> 0,9, rot markiert) nicht zusammen im Rahmen der Modellierung verwendet wurden, waren daher naturgemäß die Parameter *Wald* & *Walddichte* sowie *Vertikalwölbung* & *Wölbungsklassifikation*. Letztere lag in Form von neun Dummy-Einzelvariablen vor, welche hier jedoch zwecks besserer Anschaulichkeit für die statistische Auswertung zu *einer* Variablen zusammengefasst wurden. Alle anderen Parameterkombinationen zeigten mit Korrelationen < 0,7 keine nennenswerten Multikollinearitäten und konnten daher gemeinsam in die Modellierung einbezogen werden. Dies galt demnach sogar noch für die Kombination *Wetness-Index* & *Fließakkumulation,* welche naturgemäß hoch korreliert, jedoch mit 0,62 statistisch noch unter dem Grenzwert blieb. Auch bei der Parameterkombination *Hangneigung* & *Wald* lag das Korrelationsmaß unter 0,7, obwohl ein klarer Anstieg der Waldflächenanteile mit zunehmender Hangneigung vorlag.

Unabhängig von der Korrelationshöhe wurde zusätzlich eine inhaltliche Analyse per Expertenwissen durchgeführt. Hierbei wurden naheliegender Weise die Parameterkombinationen *Wald* & *Walddichte, GGD I* & *II, Fließakkumulation* & *Wetness-Index, Vertikalwölbung* & *Wölbungsklassifikation* sowie *Horizontalwölbung* & *Wölbungsklassifikation* für Modellierungszwecke ausgeschlossen, da sie sich jeweils auf die gleichen Sachverhalte beziehen. Weiters wurde die Parameterkarte *Exposition* aufgrund möglicher Scheinkorrelationen nicht einbezogen. Ein wesentlicher Grund hierfür ist, dass insbesondere waldfreie Südhänge (Sonnenseite) durch anthropogene Eingriffe (direkt sichtbare, z.B. Straßen, sowie nicht direkt sichtbare, z.B. Hangdrainagen) stärker geprägt sind. Dies könnte auch erklären, warum im Fall von katastrophalen Regionalereignissen die Prozessanzahl und Prozessdichte dort vergleichsweise hoch ist. Solche anthropogenen Faktoren können flächendifferenziert einen unterschiedlichen Einfluss (prozesshemmend oder pro-

| Variable 25 m | Wald | Wald-dichte | Wölbungs-klassifikation | Vertikal-wölbung | Horizontal-wölbung | Hang-neigung | Geologische GD I | Geologische GDII | Fließ-akkumulation | Wetness-Index |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Walddichte** | 0,91 | | | | | | | | | |
| **Wölbungs-klassifikation** | 0,09 | 0,08 | | | | | | | | |
| **Vertikal-wölbung** | 0,05 | 0,07 | 0,90 | | | | | | | |
| **Horizontal-wölbung** | 0,06 | 0,07 | 0,59 | 0,37 | | | | | | |
| **Hangneigung** | 0,45 | 0,51 | 0,11 | 0,11 | 0,08 | | | | | |
| **Geologische GD I** | -0,02 | -0,27 | -0,30 | -0,28 | -0,23 | -0,30 | | | | |
| **Geologische GD II** | -0,24 | -0,24 | -0,23 | -0,21 | -0,16 | -0,27 | 0,54 | | | |
| **Fließakku-mulation** | -0,10 | -0,11 | -0,42 | -0,39 | -0,38 | -0,10 | 0,28 | 0,22 | | |
| **Wetness-Index** | -0,34 | -0,35 | -0,38 | -0,35 | -0,35 | -0,59 | 0,42 | 0,35 | 0,62 | |
| **Exposition** | 0,01 | 0,00 | 0,02 | 0,03 | 0,00 | 0,05 | -0,02 | 0,00 | 0,15 | 0,02 |

Tab. 2.
Korrelationsmatrix der Parameterkarten.

zessfördernd) auf die Prozessdisposition haben, was allerdings mit allgemein verfügbaren Daten nicht abgebildet werden kann.

Die Parameterkarte *Fließakkumulation* war inhaltlich als sehr unsicher zu bewerten, da insbesondere in Karbonatgebieten die Fließrichtung und somit auch die Fließakkumulation des Grundwassers vielerorts von der Hangorientierung und Hangneigung stark abweichen können. Dies erklärt auch, warum trotz verschiedenster Versuche es nur bereichsweise gelang, plausible Ergebnisse zu erzielen.

## Bivariate Statistik

### Prozessgesamtdatensatz

Der Zusammenhang zwischen den Prozessdaten und jeder Parameterkarte wurde mittels bivariater Statistik untersucht, um Informationen zur Stärke und Richtung des jeweiligen Zusammenhangs zu erhalten. Im Folgenden werden stellvertretend für alle Parameterkarten und Prozessdatensätze jene Ergebnisse der bivariaten Statistik detailliert erläutert und diskutiert, die für den Prozessgesamtdatensatz bezüglich der Parameterkarte *GGD I* erhalten wurden:

In Abbildung 14 sind die Häufigkeitsverteilungen der Prozessdaten (violett) und der jeweilige Flächenanteil der Parameterklassen (weiß) dargestellt. Sie zeigen jeweils ein Maximum in der geologischen Dispositionsklasse 3 und ein Minimum in Klasse 4. Rückschlüsse auf die Stärke des Zusammenhanges zwischen Prozessdatenverteilung und Parameterkarte können daraus nicht abgeleitet werden. Beim aussagekräftigeren Instabilitätsindex ergab sich hingegen generell ein positiver Zusammenhang, unabhängig davon, ob dessen Berechnung auf die Analysegebiete (a) „gesamtes Projektgebiet“, (b) „felsfreies Projektgebiet“ und (c) „felsfreies Projektgebiet > 10° Hangneigung“ bezogen wurde (Abb. 15a–c). Dieser Zusammenhang wurde durch die Zusammenlegung der Klasse 3 mit der flächenmäßig nur sehr kleinen Klasse 4 verstärkt (Abb. 15d). In Analysegebiet (c) fällt gegenüber dem Analysegebiet (b) die starke Zunahme in Klasse 2 auf, da deren Bezugsfläche im Analysegebiet (c) durch den Wegfall der Bereiche mit Hangneigungen < 10° besonders stark reduziert wurde. Dies zeigt, wie sehr die Statistik bei Betrachtung des Gesamtgebietes verzerrt werden kann.

Im Rahmen der bivariaten Analyse aller anderen Parameterkarten ergaben sich deutliche Korrelationen zwischen dem Prozessgesamtdatensatz und den Parameterkarten

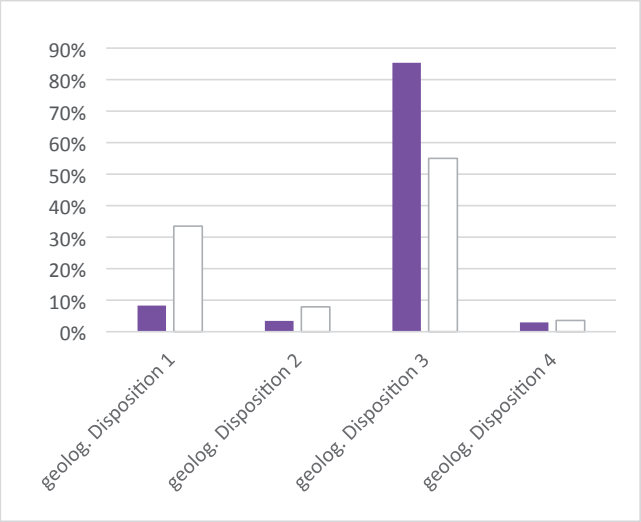


Abb. 14.
Häufigkeitsverteilung des Prozessgesamtdatensatzes hinsichtlich der Parameterkarte *GGD I* (violett = Klassenanteile der Prozessdaten, weiß = Klassenanteile der Raster-Parameterkarte).

*Wald*, *Walddichte*, *Vertikalwölbung*, *Hangneigung*, *GGD I* (*mit* Klassenzusammenlegung) und *GGD II,* wobei die Richtung des Zusammenhanges auch dem ingenieurgeologischen Verständnis entsprach. Hierbei zeigte die Parameterkarte *GGD II* eine höhere Korrelation als die Parameterkarte *GGD I*, wobei dieser Unterschied durch die Klassenzusammenlegung in *GGD I* ausgeglichen werden konnte. Diese hochkorrelierenden Parameterkarten wurden als erste in die Modellierung integriert. Die Parameterkarten *Wölbungsklassifikation, Fließakkumulation* und *Exposition* zeigten einen schwächeren Zusammenhang und wurden (mit Ausnahme der Exposition) später in die Modellierung aufgenommen. Keine Korrelation wurde für die Parameterkarten *Horizontalwölbung* und *Wetness-Index* gefunden, sodass mit diesen nicht modelliert wurde.

Bei den Parameterkarten *GGD I* (s.o.) und *Fließakkumulation* konnte der Zusammenhang durch das Zusammenlegen einer flächenmäßig kleinen Klasse mit einer größeren noch erhöht werden. Für die Parameterkarte *Fließakkumulation* mussten jedoch mehrere Klassen zusammengelegt werden, wodurch diese Parameterkarte schon beträchtlich modifiziert wurde. Wie die Häufigkeitsverteilung für den Parameter *Vertikalwölbung* zeigte, reichen die Werte in der Rasterkarte viel höher hinauf, als an den Prozessdatenpunkten. Für die Parameterkarte *Hangneigung* zeigte der Instabilitätsindex mit zunehmender Hangneigung zunächst

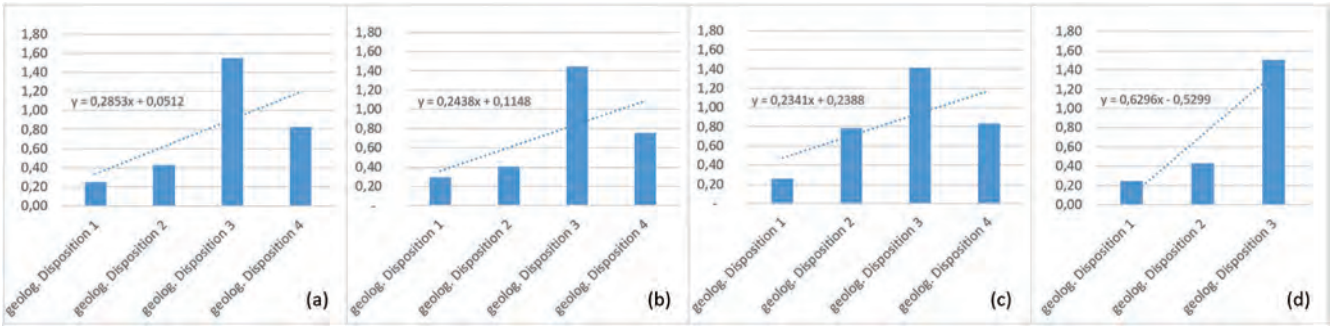


Abb. 15.
Instabilitätsindex des Prozessgesamtdatensatzes hinsichtlich der Parameterkarte *GGD I* für (a) gesamtes Analysegebiet, (b) felsfreies Analysegebiet, (c) felsfreies Analysegebiet > 10° Hangneigung und (d) gesamtes Projektgebiet mit drei Klassen.

einen klaren Anstieg bis 35°, jedoch kam es bei steileren Hangneigungen bis 60° wieder zu einer deutlichen Abnahme. Dies kann gut durch die Abnahme der Lockergesteinsmächtigkeit und zunehmender Grobkörnigkeit erklärt werden. Da solche Aspekte die Modellierung mit LogReg negativ beeinflussen können, wurden die Parameterkarten *Vertikalwölbung* und *Hangneigung* zielführend modifiziert (Kap. Generierung prozessorientierter Parameterkarten).

**Prozessteildatensätze**

Die bivariaten Statistiken für die ALS- und Luftbild-Prozessteildatensätze wurden nur für das felsfreie Gebiet durchgeführt, also genau jenes Gebiet, für das die Modellierung gerechnet wurde. Prinzipiell können hier bezüglich der Stärke des Zusammenhanges der ALS- und Luftbild-Prozessdaten zu den einzelnen Parameterkarten sowie deren Eignung für die Modellierung die gleichen Aussagen gemacht werden wie beim Prozessgesamtdatensatz (siehe oben). Von Interesse war hier insbesondere der Unterschied der statistischen Ergebnisse der ALS- und Luftbild-Prozessdaten, was im Folgenden am Beispiel der Parameterkarte *Wald* (Abb. 16a–d) detaillierter erläutert werden soll:

Hinsichtlich der Parameterkarte *Wald* (weiß) waren die Flächenteile von Wald und Freiland etwa gleich groß, während der Anteil beider Prozessteildatensätze (violett) im Freiland stets viel höher als im Wald war (Abb. 16a, b). Jedoch war der Freilandanteil der Luftbild-Prozessdaten deutlich höher als bei den ALS-Prozessdaten. Dies, und die sich daraus ergebende stärkere Korrelation der Luftbild-Prozessdaten mit der Parameterkarte *Wald,* sind auch im direkten Vergleich der Instabilitätsindizes (Abb. 16c) klar ersichtlich, wobei dies auch für die Parameterkarte *Walddichte* galt (Abb. 17a). Ein niedrigerer Prozessanteil im Wald bzw. bei höherer Walddichte bei beiden Prozessteildatensätzen (insbesondere bei den nicht durch Sichtbehinderung beeinträchtigten ALS-Daten) ist ein Hinweis darauf, dass die Baumwurzeln im Untersuchungsgebiet einen hangstabilisierenden Einfluss haben. Weiters kann gezeigt werden (Abb. 16d), dass im Wald mit beiden Prozessteildatensätzen eine vergleichbare Prozessdichte bzw. Prozessanzahl erzielt wurde, wobei nur 19 % der Prozesse im Wald mit beiden Methoden detektiert wurden. Im Freiland war hingegen die Prozessdichte mittels Luftbildauswertung deutlich höher als mittels ALS-Auswertung, sodass auch insgesamt mehr Prozesse über die Luftbildauswertung erkannt wurden. Der stärkere Zusammenhang im Luftbild-Prozessteildatensatz ist, neben der waldbedingten Sichtbehinderung, im Wesentlichen auf die je nach Auswertungsmethode unterschiedliche Art der mehrheitlich detektierten Prozesse zurückzuführen (Kap. Prozesstypen und Auswertungsmethode). Die höhere Prozessdatenanzahl mittels Luftbildauswertung sowie die gleich hohe Anzahl im Wald können sowohl auf die unterschiedlichen erkannten Prozessarten, als auch auf die Verfügbarkeit von mehreren, zeitlich unterschiedlichen Luftbildserien zurückgeführt werden.

Die unterschiedlich starken Korrelationen von ALS- und Luftbild-Prozessdaten zeigten also an, dass wahrscheinlich in beiden Datensätzen eine Schieflage bezüglich der Parameter *Wald* bzw. *Walddichte* vorlag. Eine Schieflage liegt hierbei jedoch noch nicht vor, wenn unterschiedliche Häufigkeiten in einzelnen Parameterklassen auftreten, sondern nur, wenn der generelle Trend (in Form der Steigung der Regressionsgeraden) bei beiden Teildatensätzen unterschiedlich ist. So war anzunehmen, dass bei den ALS-Prozessdaten das Verhältnis Wald/Freiland zu niedrig, bei den Luftbild-Prozessdaten hingegen zu hoch war. Daraus konnte jedoch nicht abgeleitet werden, ob einer der beiden Datensätze besser war, und wenn doch, welcher eher repräsentativ für die Grundgesamtheit war, da diese letztendlich nicht bekannt war.

Im Rahmen der bivariaten Analyse aller anderen Parameterkarten bezüglich der beiden Prozessteildatensätze haben sich folgenden Sachverhalte ergeben (Abb. 17): Hinsichtlich der Parameterkarten *Vertikalwölbung* (b), *Wölbungsklassifikation* (c), *Fließakkumulation* (f) und *GGD I* (g & h) ergab sich ein stärkerer Zusammenhang bei den Luftbild-Prozessdaten, während für die Parameterkarten *Hangneigung* (e) und *Exposition* (d) bezüglich beider Prozessteildatensätze etwa gleich starke Zusammenhänge vorlagen. Bei dem in zwei Parameterkarten aufgespaltenen Parameter *Hangneigung* (siehe Kap. Hangneigungskarte) zeigte die Parameterkarte *Hangneigung_1* (bis 35°) bei den ALS-Daten, die Parameterkarte *Hangneigung_2* (> 35°) aber bei den Luftbilddaten einen stärkeren Zusammenhang. Einzig die *GGD II* (Abb. 17i) zeigte einen etwas stärkeren Zusammenhang bei den ALS-Prozessdaten.

Der recht hohe Instabilitätsindex im Fall der Parameterkarte *GGD I* in Klasse 1 und in den oberen Klassen der Parameterkarte *Hangneigung_2* schmälerten deren Zusammenhang mit den ALS-Prozessdaten. Dies dürfte im Fall beider Parameterkarten vornehmlich im hohen Waldanteil und im Fall der Parameterkarte *GGD I* zusätzlich im hohen Anteil prozessresistenter Geologie (z.B. Karbonatgesteine) mit geringer Neigung zur Hangmurenbildung innerhalb dieser Klassen begründet sein. Jedoch traf dies im Fall der Parameterkarte *GGD II* nicht zu, trotz eines ebenfalls hohen Wald- und Karbonatanteils in Klasse 1. Hingegen war hier der Instabilitätsindex der ALS-Daten für die Klasse 4 höher. Unklar ist, ob es sich dabei möglicherweise um eine

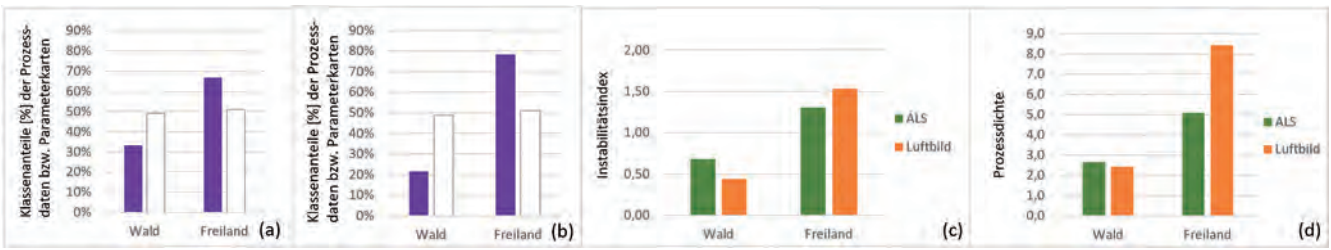


Abb. 16.
Häufigkeitsverteilung des ALS- (a) und Luftbild-Prozessdatensatzes (b) (violett = Klassenanteile der Prozessdaten, weiß = Klassenanteile der Raster-Parameterkarte), Instabilitätsindex (c) und Dichte [Prozesse/km$^2$] (d) beider Prozessdatensätze hinsichtlich der Parameterkarte *Wald* für felsfreies Analysegebiet.

Abb. 17.
Instabilitätsindex des ALS- und Luftbild-Prozessdatensatzes bezüglich der Parameterkarte *Walddichte* (a), *Vertikalwölbung* (b), *Wölbungsklassifikation* (c), *Exposition* (d), *Hangneigung* (e), *Fließakkumulation* (f), *GGD* I – 4 Klassen (g), *GGD I* – 3 Klassen (h), *GGD II* (i).

simple statistische Schwankung handelte, die sich in dieser kleinen Klasse überproportional stark auswirkte.

Es waren also auch abseits des Parameters *Wald* hinsichtlich aller Parameterkarten unterschiedlich ausgeprägte Schieflagen in den Prozessteildatensätzen festzustellen, die auch indirekt vom Parameter *Wald* beeinflusst sein könnten. Anhand der beiden geologischen Parameterkarten konnte jedoch aufgezeigt werden, dass die Schieflagen zwischen den beiden Prozessteildatensätzen nicht immer klar begründet werden konnten.

## Ergebnisse der Modellierung

Im Folgenden werden zunächst die Modellierungsergebnisse des Prozessgesamtdatensatzes und danach jene der Prozessteildatensätze vorgestellt, wobei zu Beginn ein Überblick über die Parameterkombinationen von allen Modellierungsergebnissen gegeben wird (Tab. 3). Schließlich werden noch weiterführende Analysen diskutiert, die über die reine Ergebnisdiskussion hinausgehen.

| **Bezeichnung der Modelldurchläufe** | | | Verwendete Parameter | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Prozess-gesamt-datensatz (1)** | **ALS-Prozess-daten (2)** | **Luftbild Prozess-daten (3)** | Wald | Wald-dichte | Hang-neigung | GGD I | GGD II | Vertikal-wölbung | Wölbungs-klassifika-tion | Fließ-akkumula-tion |
| Erg1 | - | - | x | | x | x | | | | |
| Erg1a | - | - | x | | $x_1$ | x | | | | |
| Erg1b | Erg1b_ALS | Erg1b_LB | x | | $x_2$ | x | | | | |
| Erg2 | Erg2_ALS | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | | | |
| Erg3 | Erg3_ALS | Erg3_LB | x | | $x_2$ | $x_1$ | | x | | |
| Erg3a | - | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | $x_1$ | | |
| Erg4 | - | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | | x | |
| Erg4a | - | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | | $x_1$ | |
| Erg5 | Erg5_ALS | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | x | | x |
| Erg5a | - | - | x | | $x_2$ | $x_1$ | | x | | $x_1$ |
| Erg6 | Erg6_ALS | - | x | | $x_2$ | | x | | | |
| Erg7 | Erg7_ALS | Erg7_LB | | | $x_2$ | $x_1$ | | | | |
| Erg8 | - | - | | x | $x_2$ | $x_1$ | | x | | |
| Erg9 | - | - | x | | $x_2$ | | x | x | | |

Tab. 3.
Parameterkombinationen und Parametervarianten der Modellierungsergebnisse mit Prozessgesamtdatensatz, ALS- bzw. Luftbild-Prozessdatensatz ($x_{1,2}$ = unterschiedliche Parametervarianten).

## Prozessgesamtdatensatz

Mittels LogReg wurden unter Einbeziehung des Prozessgesamtdatensatzes (3) und aufgrund verschiedener Parameterkombinationen bzw. Parametervarianten 14 Prozessdispositionskarten modelliert (Tab. 3: Spalte 1). Aus diesen Ergebnissen wurde das Ergebnis 3 (= *Erg3*) (Abb. 18) mit der Parameterkombination *Wald, Hangneigung, GGD I* und *Vertikalwölbung* mithilfe der angewendeten Gesamtvalidierung (Kap. Validierungsmethoden) als bestes Ergebnis identifiziert (Validierungsmaße von „Erg3“, Tabelle 4: Spalte 2).

Obwohl für dieses Ergebnis eine etwa gleich gute Gesamtvalidierung wie für die Ergebnisse 5a, 8 und 9 erzielt wurde, war dessen Validierung aber aus folgenden Gründen besser: Ergebnis Erg5a beinhaltet die inhaltlich unsichere Parameterkarte *Fließakkumulation* (Kap. Korrelationsmatrix der Parameterkarten). Die Ergebnisse „Erg8“ und „Erg9“ wurden aus Gründen der Vergleichbarkeit nicht ausgewählt, da die Parameter *Walddichte* und *GGD II* nicht als allgemein verfügbar angesehen werden können.

| Validierungsmaße | Erg3 | Erg3_LB | Erg3_ALS |
|---|---|---|---|
| „Prediction rate“ (AUC) | 0,822 | 0,835 | 0,781 |
| AUROC | 0,822 | 0,836 | 0,780 |
| Erkenntnisrate | 0,782 | 0,757 | 0,750 |
| LR-Test | 40012 | 49329 | 35315 |
| Devianz | 131.035 | 122.171 | 136.295 |
| Nagelkerke Pseudo $R^2$ | 0,37 | 0,44 | 0,33 |
| McFadden Pseudo $R^2$ | 0,23 | 0,29 | 0,21 |
| Cox&Snell Pseudo $R^2$ | 0,28 | 0,33 | 0,25 |

Tab. 4.
Validierungsmaße der Testdaten (Gesamtdaten für LogReg-Gütemaße): „Scheinbare (= tatsächliche) Modellgüte“ für Erg3, „scheinbare Modellgüte“ für „Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“.

Die Aufnahme des Parameters *Vertikalwölbung* in „Erg3“ führte gegenüber „Erg2“ zu einem etwas besser validierten Ergebnis. Dies äußerte sich in einer moderaten Verbesserung der Validierungsmaße „Dichte“ und „LogReg-Gütemaße“ (u.a. Erhöhung in LR-Test durch *Vertikalwölbung* um 1.393 in Tabelle 5), während die Validierungsmaße „Erkenntnisrate“ und „Prediction rate/ROC“ etwa gleich hoch waren. Dies veranschaulicht gut die Notwendigkeit und Sinnhaftigkeit der Gesamtvalidierung mit den fünf verschiedenen Validierungsmethoden, da hier beispielsweise die verbesserten Validierungsergebnisse nur anhand der Validierungsmaße „Prediction rate“ oder „Erkenntnisrate“ nicht sichtbar gewesen wären.

Die Regressionskoeffizienten bzw. die Odds-Ratios von Ergebnis „Erg3“ (Tab. 5) wiesen darauf hin, dass dieses durch die Parameterkarten *Wald, GGD I* und *Vertikalwölbung* etwa gleich stark beeinflusst wurde. Der Parameter *Hangneigung* schien aufgrund der hohen Koeffizienten (Tab. 5) einen sehr starken Einfluss auf das Ergebnis auszuüben. Da die Teilparameter *Hangneigung_1* und *Hangneigung_2* unterschiedliche Vorzeichen haben, reduzierte sich dieser Einfluss bei deren Addition in der logistischen Funktionsgleichung (Formel 4) jedoch deutlich. Bei der visuellen Analyse zeigten sich dann auch für alle vier Parameterkarten ähnlich hohe Einflüsse.

| Parameter | Koeffizient | Odds-Ratio | LR-Test |
|---|---|---|---|
| Konstante | 0,58 | 1,79 | |
| Hangneigung_1 | 2,47 | 11,84 | 4.175 |
| Hangneigung_2 | -2,62 | 0,07 | 20.805 |
| Wald | -0,56 | 0,57 | 8.521 |
| GGD I | 0,57 | 1,78 | 5.118 |
| Vertikalwölbung | -0,58 | 0,56 | 1.393 |

Tab. 5.
Regressionskoeffizienten, Odds-Ratio und LR-Tests der Parameter von „Erg3“.

## Prozessteildatensätze

Bei der Modellierung mittels LogReg wurden mit dem ALS-Prozessteildatensatz (1) sechs Ergebnisse und mit dem Luftbild-Prozessteildatensatz (2) drei Ergebnisse mit verschiedenen Parameterkombinationen bzw. Parametervarianten berechnet (Tab. 3: Spalten 2, 3). Somit lagen für Vergleichszwecke drei Modellierungsdurchläufe für die Prozessdatensätze (1), (2) und (3) mit jeweils drei Ergebnissen (Erg1b, Erg3, Erg7) vor. Nachdem nun „Erg3“ als bestes Ergebnis unter Verwendung des Prozessgesamtdatensatzes identifiziert wurde, wird dieses im Folgenden zunächst mit jenen Ergebnissen (Erg3_LB, Erg3_ALS) verglichen, welche aufgrund der gleichen Parameterkarten erzeugt wurden (Abb. 18–20).

Die erzielten Regressionskoeffizienten und Odds-Ratios wiesen darauf hin, dass das Ergebnis „Erg3_LB“ durch fast alle Parameter am stärksten beeinflusst wurde, während diese für das Ergebnis „Erg3_ALS“ am schwächsten waren (Tab. 5–7). Dies galt vornehmlich für die Parameter *Wald* und *GGD I*, während es für den Parameter Hangneigung*_1* in „Erg3_LB“ gar nicht zutraf, was vermutlich auch zu generell niedrigeren Dispositionswerten in diesem Ergebnis führte. Die Einflüsse der Parameter stimmten auch weitgehend mit der bivariaten Statistik (Kap. Bivariate Statistik / Prozessteildatensätze) überein, in welcher die Luftbild-Prozessdaten stets einen höheren Zusammenhang zu

| Parameter | Koeffizient | Odds-Ratio | LR-Test |
|---|---|---|---|
| Konstante | 0,38 | 1,46 | |
| Hangneigung_1 | 2,52 | 12,43 | 3.234 |
| Hangneigung_2 | -2,85 | 0,06 | 23.536 |
| Wald | -0,77 | 0,46 | 13.672 |
| GGD I | 0,77 | 2,16 | 7.271 |
| Vertikalwölbung | -0,67 | 0,51 | 1.616 |

Tab. 6.
Regressionskoeffizienten, Odds-Ratio und LR-Tests der Parameter von „Erg3_LB“.

| Parameter | Koeffizient | Odds-Ratio | LR-Test |
|---|---|---|---|
| Konstante | 0,73 | 2,07 | |
| Hangneigung_1 | 2,59 | 13,38 | 6.731 |
| Hangneigung_2 | -2,56 | 0,08 | 18.887 |
| Wald | -0,41 | 0,66 | 5.000 |
| GGD I | 0,46 | 1,59 | 3.744 |
| Vertikalwölbung | -0,46 | 0,63 | 954 |

Tab. 7.
Regressionskoeffizienten, Odds-Ratio und LR-Tests der Parameter von „Erg3_ALS“.

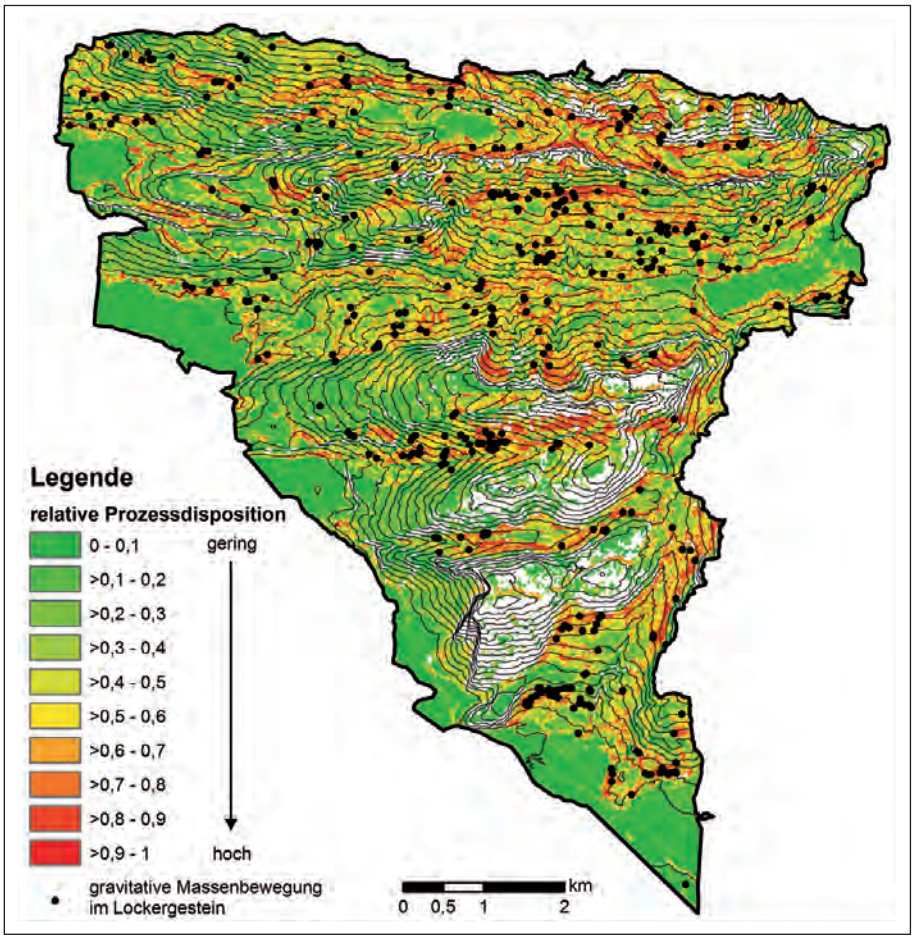


Abb. 18.
Mittels LogReg modellierte Dispositionskarte „Erg3“ für gravitative Massenbewegungen im Lockergestein, unter der Verwendung des verfügbaren Prozessgesamtdatensatzes. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Höhenmodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung.

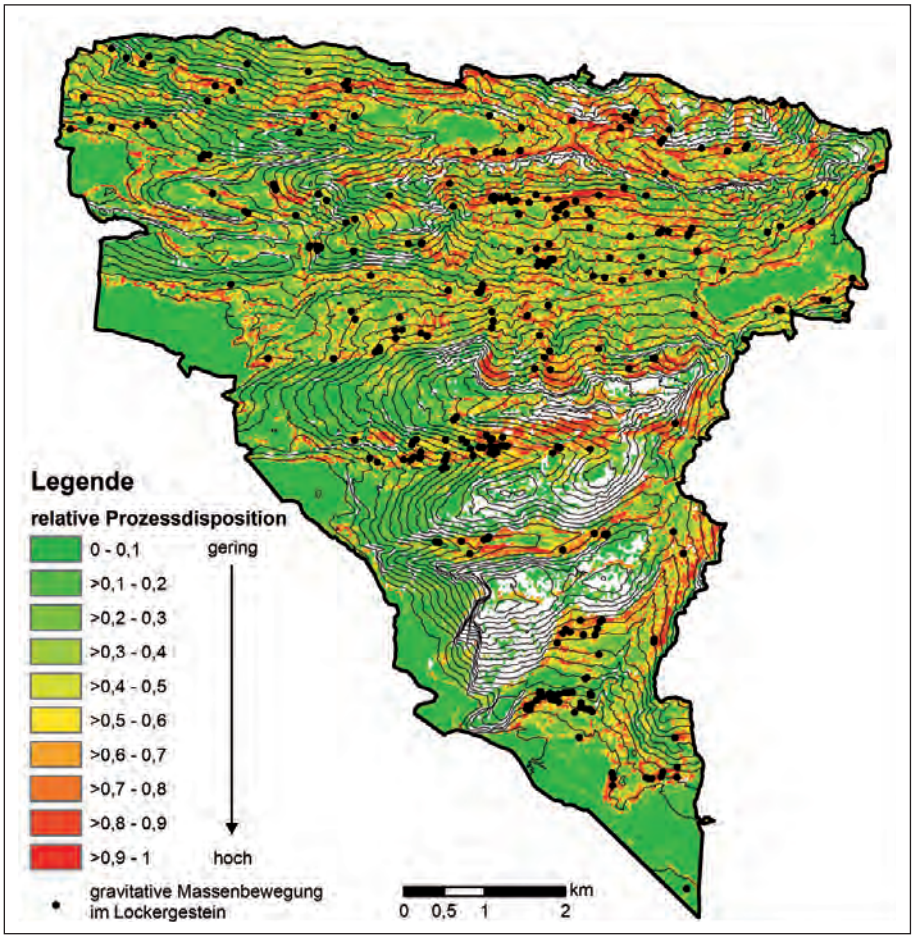


Abb. 19.
Mittels LogReg modellierte Dispositionskarte „Erg3_LB“ für gravitative Massenbewegungen im Lockergestein, unter der Verwendung der nur per visuell-kognitiver Auswertung von Luftbildern erzielten Prozessdaten. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Höhenmodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung.

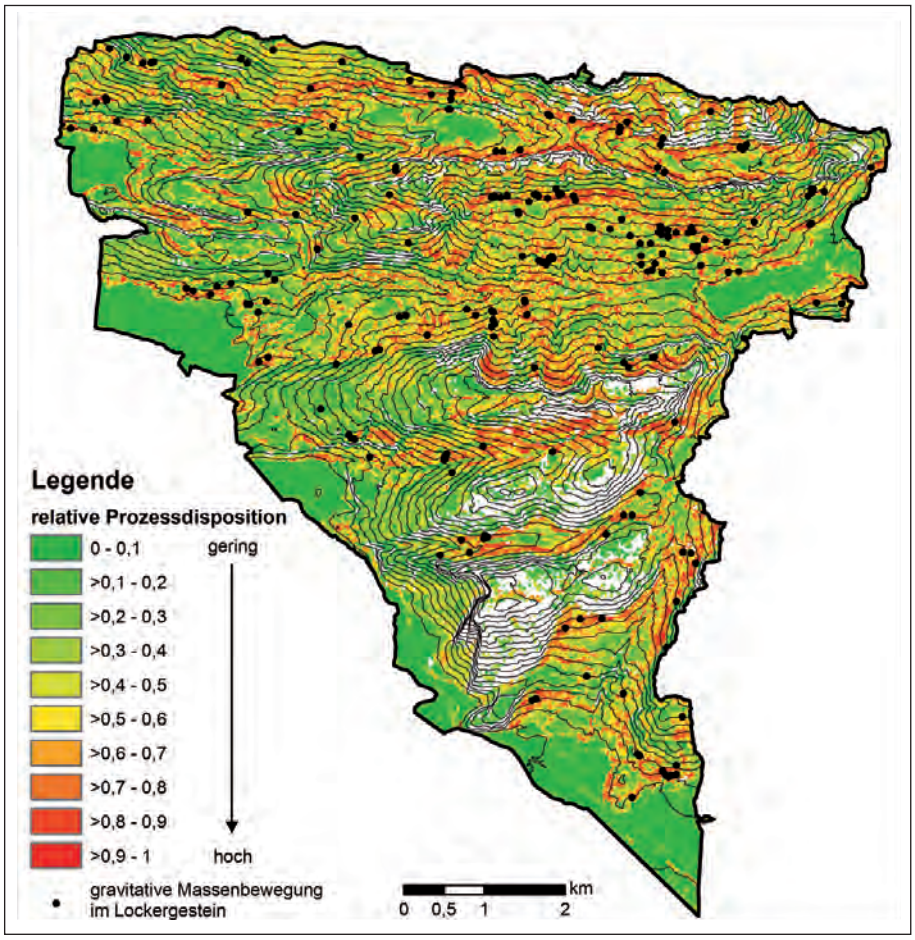


Abb. 20.
Mittels LogReg modellierte Dispositionskarte „Erg3_ALS“ für gravitative Massenbewegungen im Lockergestein, unter der Berücksichtigung der nur per visuell-kognitiver Auswertung der ALS-Daten erzielten Prozessdaten. Darstellungsgrundlagen: Höhenlinien basierend auf Höhenmodell, © Amt der Vorarlberger Landesregierung.

allen hier verwendeten Parameterkarten aufwiesen (Ausnahme: *Hangneigung_1*) als die ALS-Prozessdaten.

Von den drei Ergebnissen differenzierte „Erg3_LB“ am stärksten die Dispositionshöhen (mit mehr Pixel in hohen bzw. niedrigen Dispositionsklassen und weniger Pixel in den mittleren Klassen). Dies lag wahrscheinlich in den höchsten Einflüssen der meisten Parameter (Tab. 6) begründet. Hingegen differenzierte das Ergebnis „Erg3_ALS“ am schwächsten, sodass das „schwammigste“ Ergebnis erzielt wurde (Abb. 21).

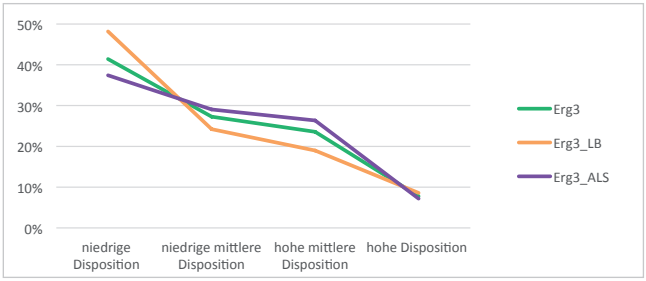


Abb. 21.
Pixelverteilung über Dispositionsklassen.

## Ergebnisanalyse und Diskussion

### Dispositionsdifferenzenkarten

Die räumlichen Dispositionsverteilungen der drei Ergebnisse (Abb. 18–20) wirkten grob betrachtet zunächst ähnlich, dennoch wichen sie im Detail klar voneinander ab. Zwecks Visualisierung und genauerer Analyse solcher Unterschiede eignen sich sehr gut Dispositionsdifferenzkarten, die auf der Basis von jeweils zwei Ergebnissen erstellt werden (Abb. 22–24). So wurde beispielsweise deutlich, dass das Ergebnis „Erg3_LB“ tendenziell niedrigere bzw. deutlich niedrigere Dispositionswerte hatte, als die Ergebnisse „Erg3“ bzw. „Erg3_ALS“. Deshalb traten die größten Differenzen in Abbildung 24 auf, Abbildung 22 zeigt vorwiegend negative (rote) und Abbildung 23 vorwiegend positive (blaue) Differenzen.

Wie sehr sich die Dispositionskarten der Ergebnisse „Erg3_LB“ und „ERG3_ALS“ unterscheiden (Abb. 24), wird allein dadurch ersichtlich, dass 23 % von allen Pixeln beider Ergebnisse mit höherer Disposition (> 0,5) im jeweils anderen Ergebnis eine geringere Disposition aufweisen. Dennoch können insgesamt die räumlich recht variablen Differenzen (-0,29 bis +0,16) beider Ergebnisse im Durchschnitt als moderat angesehen werden (durchschnittlicher Absolutbetrag: 0,063; durchschnittliche Differenz: -0,045).

Im Waldbereich (durchschnittlicher Absolutbetrag: 0,090; durchschnittliche Differenz: -0,088) waren die Differenzen tendenziell noch stärker in negativer Richtung ausgeprägt, da hier die Dispositionen des Ergebnisses „Erg3_LB“ gegenüber dem Ergebnis „Erg3_ALS“ noch geringer waren (Abb. 25).

Hingegen waren im Freiland die Dispositionen von Ergebnis „Erg3_LB“ deutlich höher als im Waldbereich, was sich dort in räumlich variablen positiven und negativen Differenzen äußerte. Demnach wurde die stabilisierende Wirkung des Waldes durch die Verwendung von Luft-

bild-Prozessdaten stärker abgebildet, als mittels ALS-Prozessdaten, was wahrscheinlich auf den stärkeren Einfluss des Parameters *Wald* im Ergebnis „Erg3_LB“ zurückzuführen war (s.o.). Diesen Trend zeigen auch die beiden anderen Differenzenkarten, welche beide im Freiland positive und negative Differenzen aufweisen. Im Waldbereich ergaben sich hingegen zwischen Ergebnis „Erg3“ und Ergebnis „Erg3_ALS“ (Abb. 23) weitgehend positive, zwischen Ergebnis „Erg3“ und Ergebnis „Erg3_LB“ weitgehend negative Differenzen (Abb. 22).

Die stabilisierende Wirkung der Baumwurzeln im Wald bestätigten auch Auswertungen der durchschnittlichen Dispositionen im Freiland und im Waldbereich für alle drei Ergebnisse (Tab. 8). Die durchschnittliche Dispositionsdifferenz zwischen Wald und Freiland war auch für das Ergebnis „Erg3_LB“ am größten, während diese für das Ergebnis „Erg3_ALS“ am kleinsten war. Daher kann angenommen werden, dass die stabilisierende Wirkung der Baumwurzeln des Waldes in Ergebnis „Erg3_LB“ wahrscheinlich überschätzt, in Ergebnis „Erg3_ALS“ hingegen unterschätzt wird. Dies bestätigten auch die Ergebnisse der bivariaten Statistik (Kap. Bivariate Statistik / Prozessteildatensätze).

In Bereichen mit moderater Hangneigung (30–35°) und der größten Prozessdichte waren die Dispositionsdifferenzen der Ergebnisse „Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“ überdurchschnittlich stark negativ, da die Dispositionen in „Erg3_LB“ im Vergleich zu „Erg3_ALS“ wiederum abnahmen (Abb. 24).

| Ergebnis | Freiland | Wald | Differenz |
|---|---|---|---|
| Erg3 | 0,42 | 0,29 | 0,13 |
| Erg3_LB | 0,41 | 0,24 | 0,17 |
| Erg3_ALS | 0,41 | 0,32 | 0,09 |

Tab. 8.
Durchschnittliche Dispositionen im Waldbereich und im Freiland für die Ergebnisse „Erg3“_“Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“.

Hinsichtlich des Parameters *GGD I* waren die Dispositionswerte von Ergebnis „Erg3_LB“ in niedrigen Parameterklassen geringer als im Ergebnis „Erg3_ALS“. Im Bereich der höheren Parameterklassen war es hingegen unterschiedlich. Der Parameter *GGD I* kam bei der Modellierung mit Luftbild-Prozessdaten also stärker zum Tragen als bei Verwendung von ALS-Prozessdaten. Dies war wahrscheinlich unter anderem wieder indirekt auf den höheren Waldanteil in Klasse 1 der Parameterkarte *GGD I* zurückzuführen.

Die beschriebenen Tendenzen der Parameter *Wald, Hangneigung* und *GGD I* deckten sich im Allgemeinen mit jenen der bivariaten Statistik und den Einflüssen der Parameter, wobei die Einflussstärke aller Parameter für das Ergebnis „Erg3“ stets zwischen jenen der Ergebnisse „Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“ lag.

Die jeweiligen Schieflagen der ALS- und Luftbild-Prozessdaten übertrugen sich also offenbar auch auf die Modellierungsergebnisse. Dies wurde im Ergebnis „Erg3_LB“ im Vergleich zum Ergebnis „Erg_ALS“ in Form
- von stärkeren Einflüssen der Parameter,
- einer stärkeren Differenzierung des Kartenbildes,

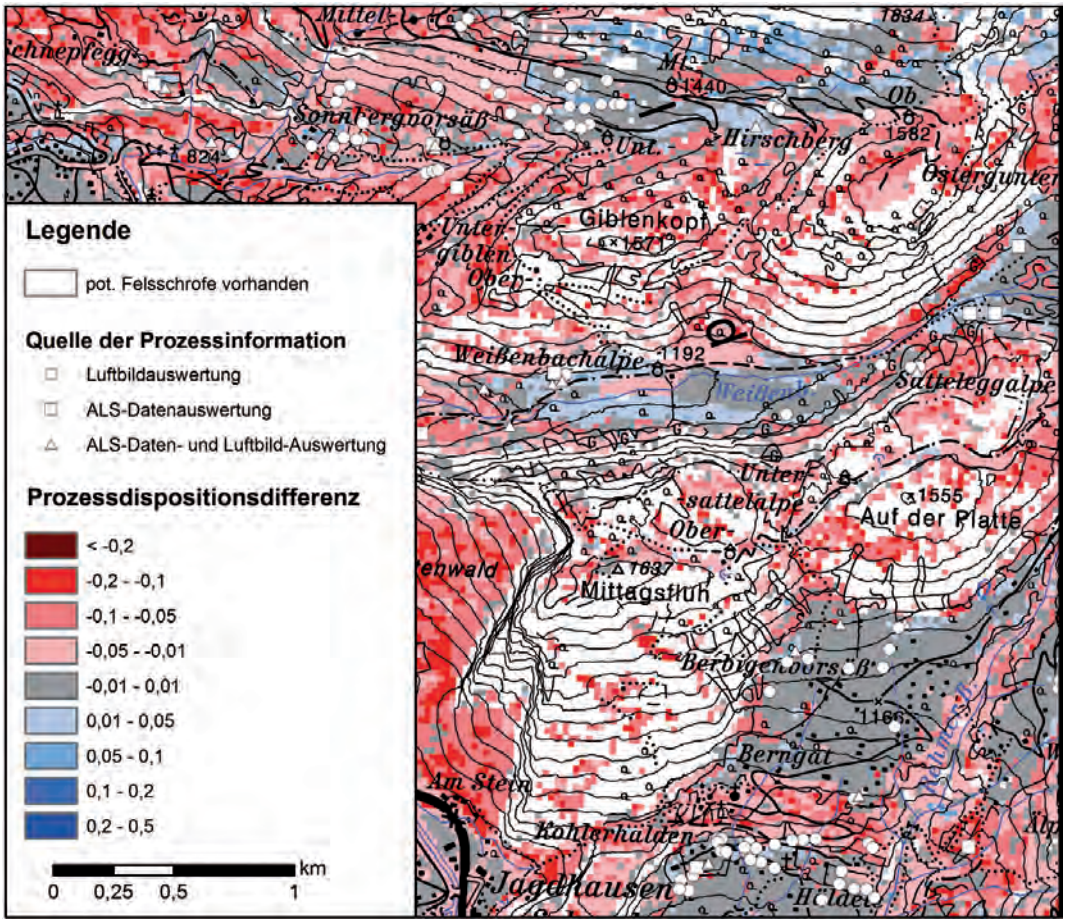


Abb. 22.
Dispositionsdifferenzenkarte „Erg3_LB“ minus „Erg3“. Darstellungsgrundlagen: Situation, Höhenlinien und Gewässernetz der ÖK 50, © BEV.

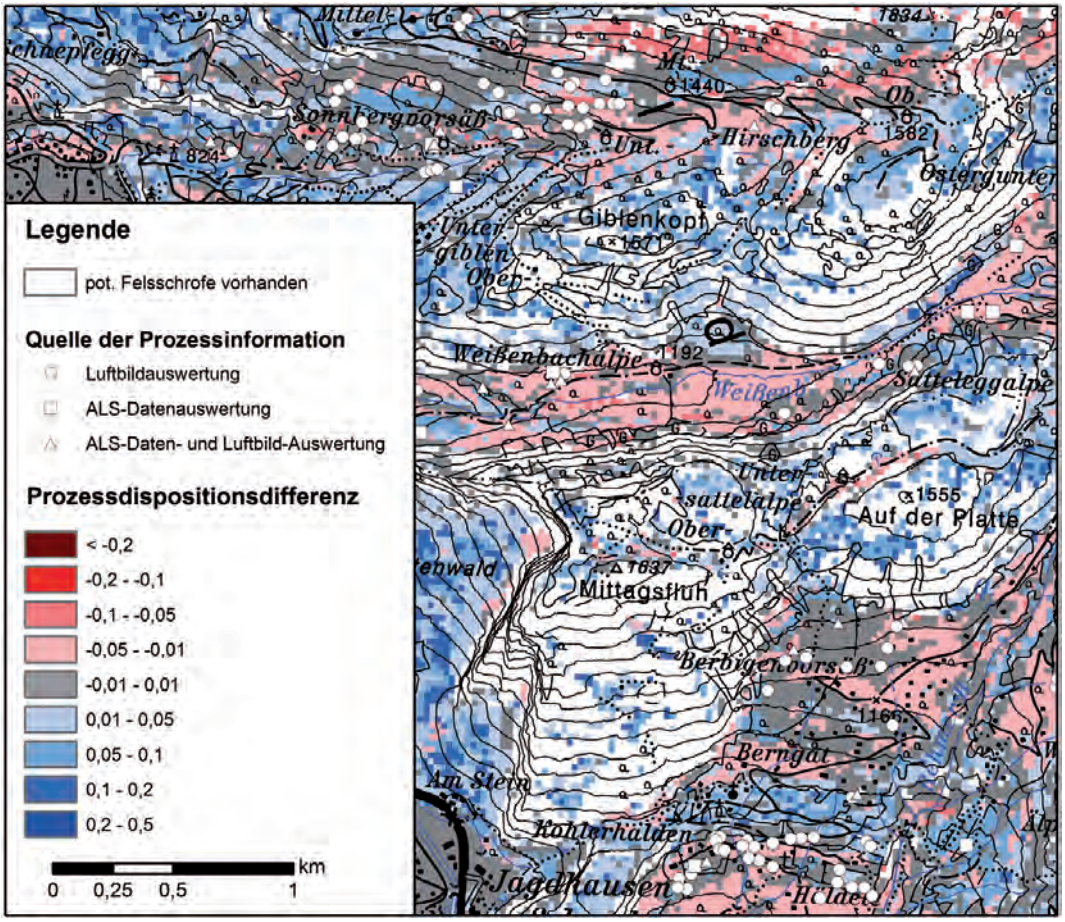


Abb. 23. Dispositionsdifferenzenkarte „Erg3_ALS“ minus „Erg3“. Darstellungsgrundlagen: Situation, Höhenlinien und Gewässernetz der ÖK 50, © BEV.

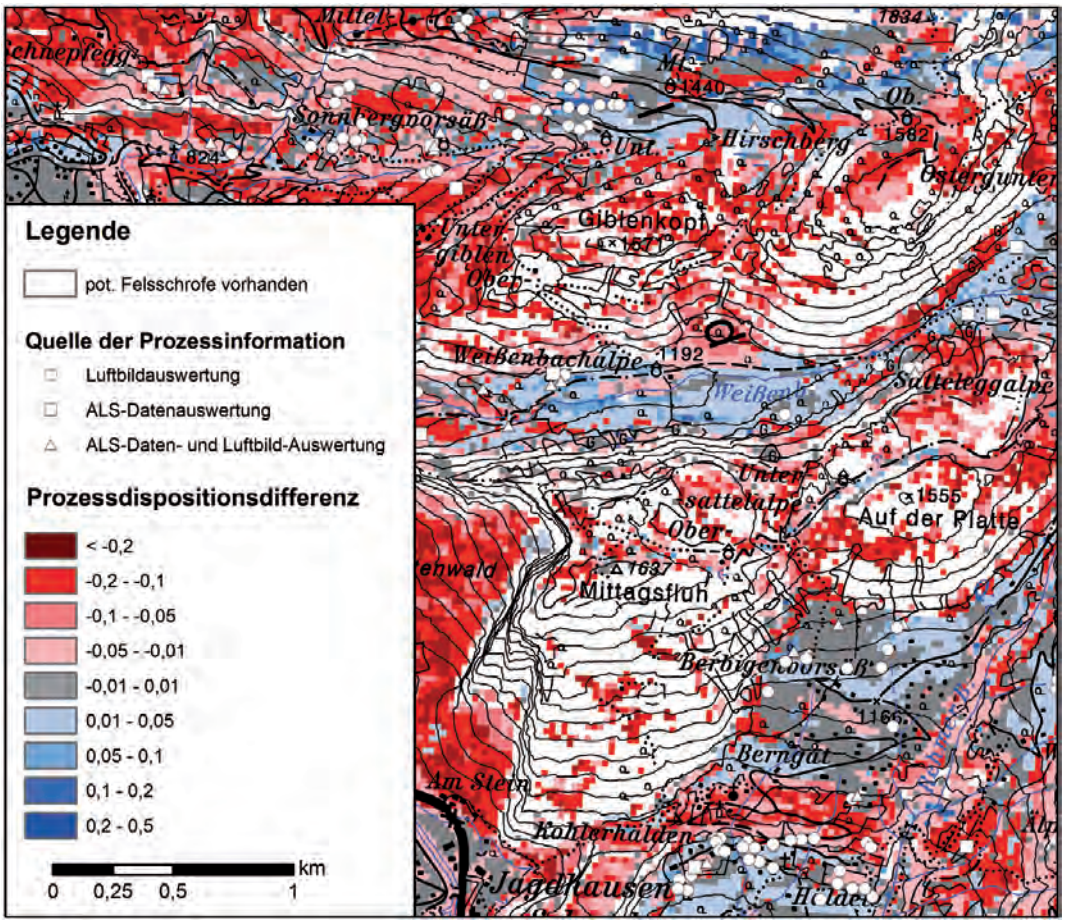


Abb. 24. Dispositionsdifferenzenkarte „Erg3_LB“ minus „Erg3_ALS“. Darstellungsgrundlagen: Situation, Höhenlinien und Gewässernetz der ÖK 50, © BEV.

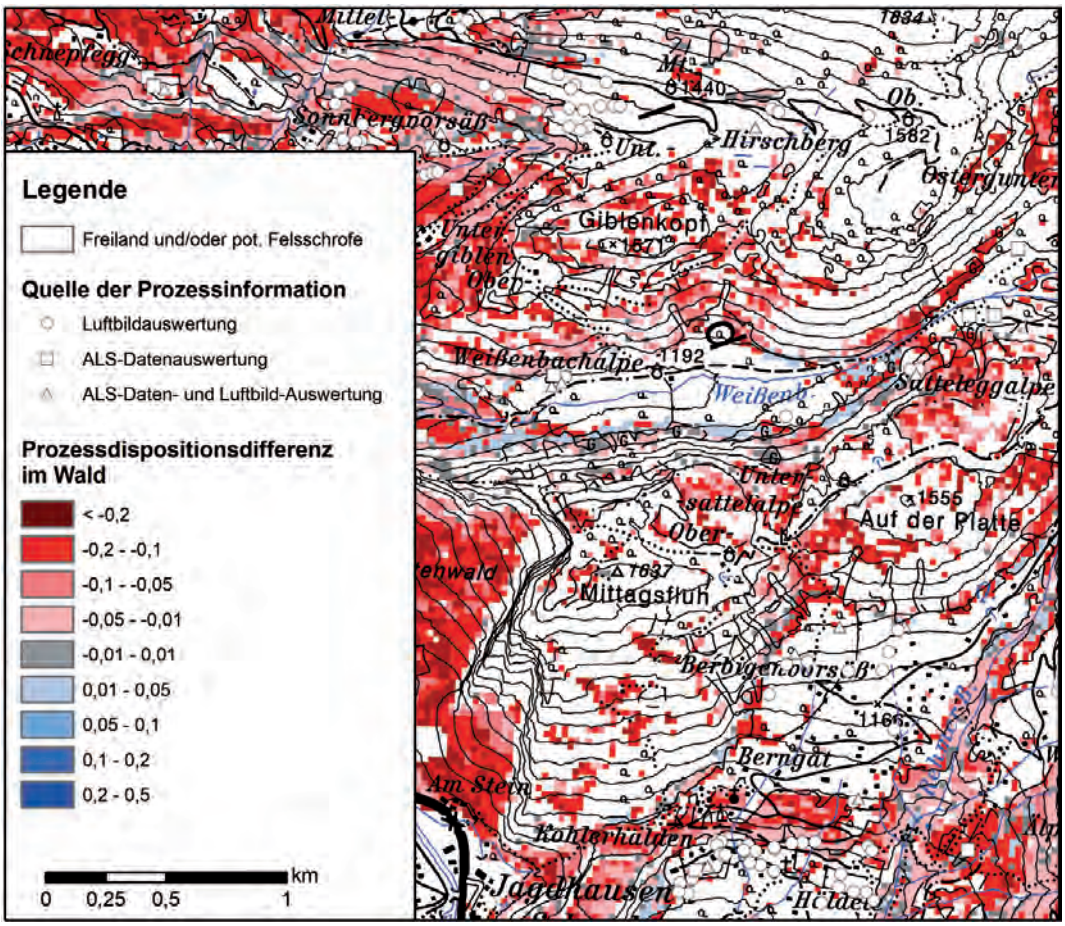


Abb. 25.
Dispositionsdifferenzenkarte „Erg3_LB“ minus „Erg3_ALS“ im Wald. Darstellungsgrundlagen: Situation, Höhenlinien und Gewässernetz der ÖK 50, © BEV.

- einer Überbetonung der stabilisierenden Wirkung des Waldes (niedrigere durchschnittliche Dispositionshöhen im Wald) und
- einer Überbetonung der geologischen Grunddisposition sichtbar.

Bei Verwendung des Prozessgesamtdatensatzes (ALS und Luftbild) verschwanden diese Schieflagen und Überbetonungen und das Kartenbild wurde ausgewogener.

## Validierungen

Hinsichtlich der „scheinbaren Modellgüte“ (vs), also der Validierung mit dem Testdatensatz der für die Modellierung verwendeten Datenquelle, erreichte das Ergebnis „Erg3_LB“ das beste Gesamtvalidierungsergebnis, gefolgt von den Ergebnissen „Erg3“ und „Erg3_ALS“ (Tab. 4). So wurde z.B. das Ergebnis „Erg3_LB“ im Vergleich zum Ergebnis „Erg3“ in der Gesamtvalidierung aufgrund der fünf verwendeten Einzelvalidierungen („Prediction rate“/ROC: besser; LogReg-Gütemaße: deutlich besser; Verteilung Prozessanzahl: leicht besser; Verteilung Prozessdichte: gleich; Erkenntnisrate: schlechter) als insgesamt „besser“ eingestuft. Der entsprechende Vergleich der Prozessdatendichte, welche – neben dem Vergleich der Prozessdatenanzahl – nicht in einem Wert darstellbar ist und daher nicht in den Tabellen der Validierungsmaße aufscheint, ist in Abbildung 26 angeführt.

Auch basierend auf der Validierung mittels „Prediction rate“ ergab sich für die drei Modellergebnisse die gleiche Reihung scheinbarer Modellgüte (Abb. 27).

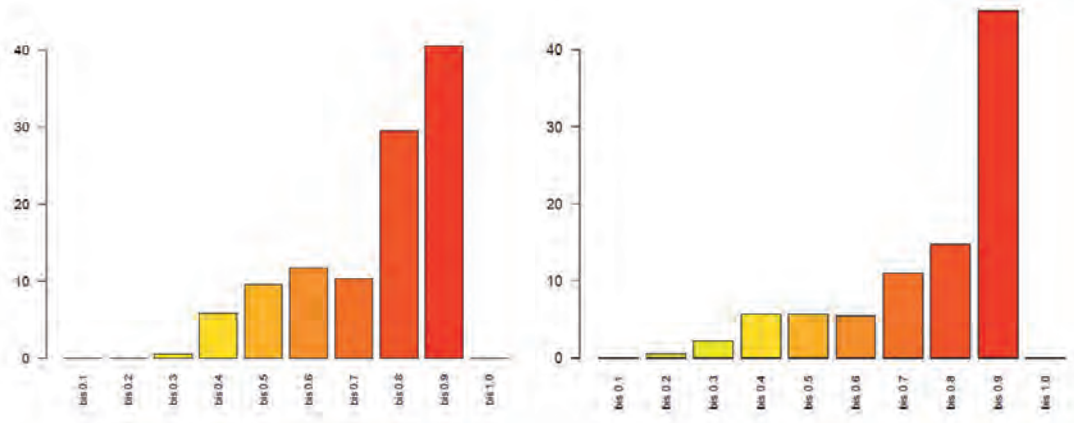


Abb. 26.
Vergleich der Prozessdatendichte der „scheinbaren Modellgüte“: Die Dichteverteilung von „Erg3“ (links) und „Erg3_LB“ (rechts) wurde als gleich gut bewertet.

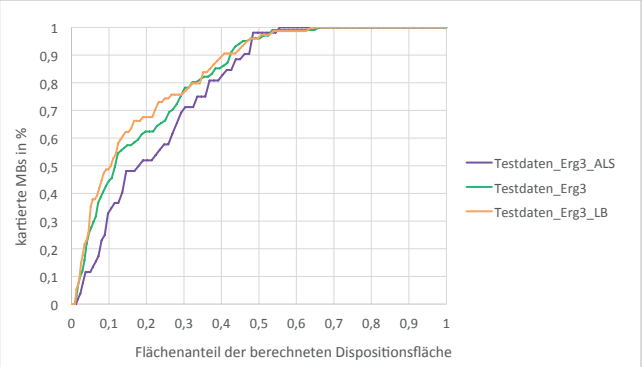


Abb. 27.
„Prediction rate“ für die „scheinbare Modellgüte“ (vs): Validierung mit Testdatensatz derselben Datenquelle, mit der modelliert wurde (für alle drei Ergebnisse von „Erg3“).

Dies lag u.a. darin begründet, dass die Parameter *Wald* und *GGD I* stärker in das Ergebnis „Erg3_LB“einflossen als bei „Erg3_ALS“ (Kap. Ergebnisse der Modellierung / Prozessteildatensätze), was bei den Luftbild-Prozessdaten mit ihrem größeren Massenbewegungsanteil im Freiland und in höheren geologischen Dispositionsklassen zur besseren Validierung führte. Hingegen fiel für Ergebnis „Erg3_ALS“ mit höherem Prozessdatenanteil im Wald und in niedrigen geologischen Dispositionsklassen sowie einem „schwammigeren“ Modellierungsergebnis die Validierung schlechter aus.

Dennoch ist das Ergebnis „Erg3_ALS“ nicht schlechter als das Ergebnis „Erg3_LB“ zu bewerten, denn es bildet einen Teil der Realität ab, den das Ergebnis „Erg3_LB“ nicht abbildet. Vielmehr hat das Ergebnis „Erg3_LB“ aufgrund des für die Validierung günstigeren Verhältnisses der Prozesse innerhalb und außerhalb des Waldes bzw. in hohen/niedrigeren geologischen Dispositionen nur „scheinbar“ die beste Modellgüte der drei Ergebnisse. Möglicherweise ist das Ergebnis „Erg3“ sogar das realistischste, da es eher auf einem repräsentativen Prozessdatensatz beruht.

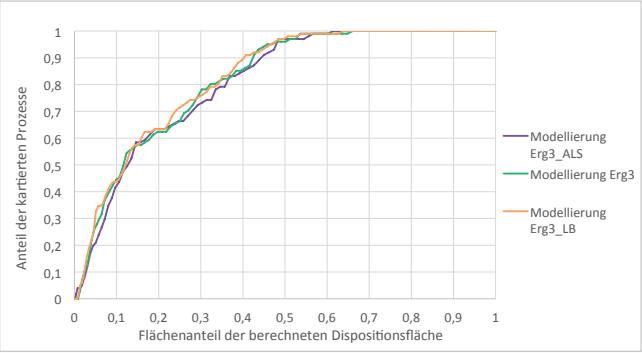


Abb. 28.
„Prediction rate“ für die „tatsächliche Modellgüte“: Validierung mit gesamtem Testdatensatz für alle drei Ergebnisse von „Erg3“.

| Validierungsmaße | Erg3 | Erg3_LB | Erg3_ALS |
|---|---|---|---|
| „Prediction rate“ (AUC) | 0,822 | 0,827 | 0,811 |
| AUROC | 0,822 | 0,826 | 0,811 |
| Erkenntnisrate | 0,782 | 0,743 | 0,782 |

Tab. 9.
Validierungsmaße der „Tatsächlichen Modellgüte“ (vg) mit gesamten Testdaten (die LogReg-Validierungsmaße sind bei „Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“ nicht anwendbar).

Hinsichtlich der „tatsächlichen Modellgüte“, also der Validierung mit dem gesamten Testdatensatz (vg), waren im Rahmen der Gesamtvalidierung alle drei Ergebnisse als etwa gleich gut zu bewerten, wobei das Ergebnis „Erg3“ vielleicht noch eine Spur besser war (Tab. 9). Da die „tatsächliche Modellgüte“ wohl die objektivste und daher aussagekräftigste Modellgüte ist, kommt es offenbar bei der Validierung mit einem Prozessteildatensatz einer Datenquelle (vs) zur Verzerrung der Modellgüte. Obwohl die drei Ergebnisse ungefähr gleich gut sind, suggeriert die „scheinbare Modellgüte“, welche häufig in der Literatur zu finden ist, klare Modellgüteunterschiede. Dies lässt sich beispielsweise mit den „Prediction rate“-Kurven gut illustrieren (Abb. 27, 28). Demnach kann die Unsicherheit aufgrund einer scheinbaren Modellgüte beseitigt oder minimiert werden, wenn die Prozessdaten beider Datenquellen (= Prozessgesamtdaten) zur Modellierung und Validierung verwendet werden.

Wichtig ist hierbei zu betonen, dass durch die „tatsächliche Validierung“ nur die Schieflage der Validierung beseitigt werden kann. Denn die Unterschiede zwischen den Modellergebnissen der Luftbild- und ALS-Prozessteildatensätze zeigten sich kaum in der tatsächlichen Validierung, sondern vielmehr im unterschiedlichen Kartenbild. Die minimale Ergebnisverbesserung durch die Modellierung mit dem Prozessgesamtdatensatz (Erg3) gegenüber der Modellierung mit nur einem Prozessteildatensatz (Erg3_LB, Erg3_ALS) war nämlich zu gering, um daraus Schlüsse ziehen zu können.

Hingegen treten durch die Gesamtvalidierung mit den Prozessteildatensätzen der jeweils anderen Datenquelle (va) größere Unterschiede auf (Tab. 10). Hierbei ist bemerkenswert, dass die Validierung mit Luftbild-Testdaten immer klar am besten abschnitt, sowohl beim Ergebnis derselben Datenquelle (Erg3_LB), als auch paradoxerweise bei jenem der anderen Datenquelle (Erg3_ALS). Die „Prediction rate“, welche sich auch hier ähnlich zur Gesamtva-

| Validierungsmaße | Erg3_LB | Erg3_ALS |
|---|---|---|
| „Prediction rate“ (AUC) | 0,79 | 0,82 |
| AUROC | 0,79 | 0,82 |
| Erkenntnisrate | 0,67 | 0,78 |

Tab. 10.
Validierungsmaße der Validierung mit Testdaten aus jeweils anderer Datenquelle (die LogReg-Validierungsmaße sind bei „Erg3_LB“ und „Erg3_ALS“ nicht anwendbar).

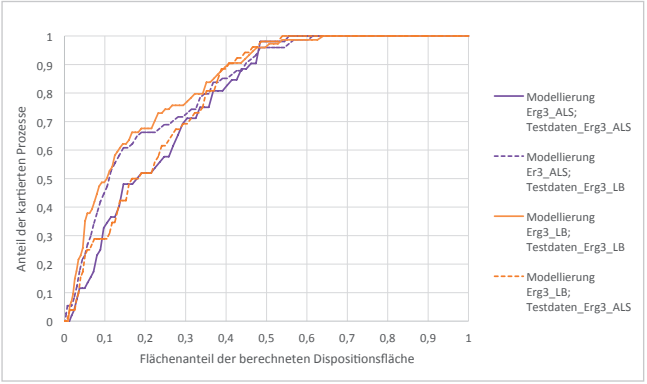


Abb. 29.
„Prediction rate“ für die Validierung (va) mit Testdaten aus der jeweils anderen Datenquelle (für „Erg3_ALS“ und „Erg3_LB“).

lidierung verhält, veranschaulicht dies deutlich (Abb. 29). Darüber hinaus zeigt die „Prediction rate“ somit auch klar eine Schieflage sowohl zwischen den beiden Prozessteildatensätzen, als auch zwischen Modellierungsergebnis und Prozessteildatensatz der jeweils anderen Datenquelle an.

Die Erkenntnisse und Aussagen der drei Validierungen mit unterschiedlichen Testdatensätzen (vs, vg und va) wurden durch analoge Validierungsvergleiche der anderen beiden Modellierungsdurchläufe zu je drei Ergebnissen (Erg1b, Erg1b_ALS, Erg1b_LB und Erg7, Erg7_ALS, Erg7_LB) weitgehend bestätigt. Einzig bei der tatsächlichen Modellgüte gab es Abweichungen, da mit dem Prozessgesamtdatensatz einmal ein klar besseres (Erg1b), einmal ein knapp besseres (Erg3) und einmal kein besseres (Erg7) Modellierungsergebnis erzielt werden konnte, als mit den Prozessteildatensätzen.

### Prozesstypen und Auswertungsmethode

Der wichtigste Faktor für die Schieflagen der Prozessteildatensätze (ALS- und Luftbild-Prozessdaten) sowie in weiterer Folge der jeweiligen Modellierungsergebnisse ist offenbar das in beiden Datensätzen unterschiedliche Prozessdatenverhältnis zwischen Wald und Freiland, wobei sich dieses zum Teil wahrscheinlich auch auf Ausprägungen anderer Parameter (z.B. *GGD I*) auswirkt. Dies kann wahrscheinlich damit begründet werden, dass mittels Luftbildauswertung überwiegend Prozesse im Freiland identifiziert werden und so der Prozessanteil im Freiland größer ist. Als Grund hierfür wurde zunächst die Überschirmung durch die Vegetation angenommen. Es liegt aber auch die Vermutung nahe, dass mittels beider Prozessdatenquellen vornehmlich unterschiedliche Prozesstypen identifiziert werden, welche in Wald und Freiland unterschiedlich häufig auftreten. Im Folgenden sollen deshalb Analysen erläutert werden, die auf folgende Arbeitshypothesen abzielen:

- Mittels Luftbildinterpretation werden überwiegend spontane Massenbewegungen identifiziert, wie flachgründige Lockergesteinsrutschungen, welche überwiegend im Freiland und deutlich seltener im Wald auftreten.
- Mittels der Auswertung von ALS-Daten werden überwiegend solche Massenbewegungen identifiziert, die eine deutliche topografische Anomalie hervorrufen und somit eher tiefgründiger Natur sind. Unabhängig von der Vegetation sind solche Prozesse überall identifizierbar.

Da beide Prozessteildatensätze keine Informationen zu diesen konkreten Prozessgruppen liefern (können), wurden zwecks Widerlegung/Bestätigung der Hypothesen exemplarisch Analysen für den Prozesstyp „Hangmure“ durchgeführt.

Anhand der je Datenquelle erzielten Prozessanteile für Hangmuren ließ sich bestätigen, dass der Anteil der mittels Luftbildauswertung identifizierten Hangmuren größer war (Abb. 30a). Bei Betrachtung aller identifizierten Hangmuren war wiederum der Freilandanteil überproportional hoch (Abb. 30b).

Bei Betrachtung des Prozessanteils in Relation zur Gesamtzahl der Hangmuren im Wald war jener mittels Luftbildauswertung besonders groß (ca. 70 %), während jener mittels ALS-Daten deutlich geringer war (ca. 50 %). Von allen Massenbewegungen im Wald, die keine Hangmuren waren, wurden hingegen mittels Luftbildauswertung deutlich weniger (44 %) erkannt. Im Freiland war dies noch eindeutiger, denn dort war der Prozessanteil in Relation zur Gesamtzahl der Hangmuren im Freiland mittels Luftbildauswertung mit 83 % doppelt so groß wie bei der ALS-Auswertung (43 %). Auch die Tatsache, dass im Wald mit nur 19 % recht wenige Massenbewegungen mit beiden Auswertungsmethoden identifiziert wurden (Kap. Bivariate Statistik / Prozessteildatensätze), ließ ebenfalls auf das Erkennen von unterschiedlichen Massenbewegungstypen schließen. Die meisten Auswertungen deuteten also drauf hin, dass die o.a. Arbeitshypothesen zutreffen.

Dies kann auch damit begründet werden, dass selbst sehr flachgründige Prozessräume, bei denen unter anderem nur die Grasnarbe abgetragen wurde, mittels Luftbildauswertung insbesondere im Freiland sehr gut identifiziert werden können. Solche Prozesse können mittels ALS-Auswertung nur fallweise, und wenn überhaupt, dann oft nur mit hoher Datenqualität (Auflösung: 0,5 m) identifiziert werden. Hinzu kommt, dass solche Prozesse aufgrund des raschen Graswuchses meist nur kurzfristig und somit vor allem nur auf zeitnahen Luftbildern gut zu sehen sind. Deshalb hängt auch die Anzahl der identifizierbaren Massenbewegungen sehr von den Befliegungszeiten der verfügbaren Luftbildserien und damit auch vom Zufall ab (Tilch, 2014).

Hinsichtlich der ALS-Auswertung lautet die Arbeitshypothese hingegen, dass vermehrt progressive, eher tiefergründige Massenbewegungen identifiziert werden. Solche Prozesse sind auch im Freiland kaum auf Luftbildern zu identifizieren, da oft aufgrund des Prozessalters Anomalien in der Vegetation fehlen und hervorgerufene langfristig sichtbare morphologische Anomalien nur im Fall von Sonnenstand-abhängigen Schattenbildungen sichtbar sind.

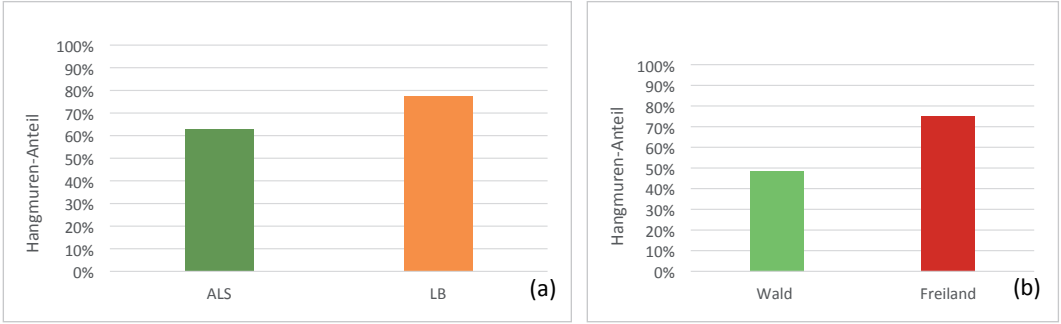


Abb. 30.
Anteil der Hangmuren an den mittels ALS-/Luftbildauswertung identifizierten Prozessen (a) sowie Anteil der Hangmuren im Wald/Freiland (b).

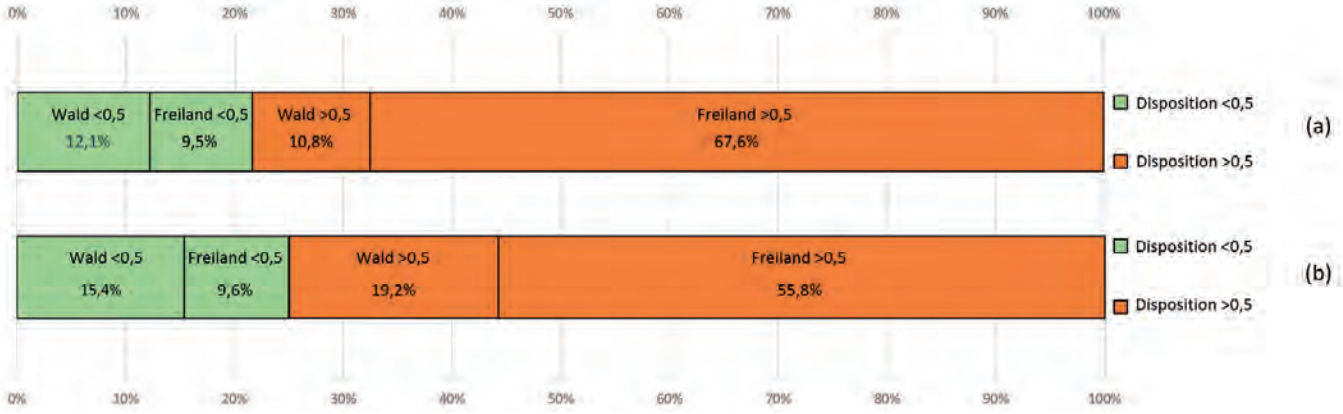


Abb. 31.
Erkenntnisraten von Ergebnis „Erg3_ALS“: Validiert mit Luftbild-Testdaten (a) und ALS-Testdaten (b), Anteil der Prozessdaten hinsichtlich Wald (ja/nein) und Prozessdisposition (< 0,5/> 0,5).

Solche Prozesse sind generell auch vorwiegend im Wald identifizierbar, da dort die topografische Anomalie aufgrund geringerer anthropogener Eingriffe zumindest reliktharft erhalten bleibt. Da die Prozessdaten keine Informationen zur jeweiligen potenziellen Prozesstiefgründigkeit enthalten, kann diese Arbeitshypothese nicht überprüft werden. Andererseits deutet die Analyse der Hangmuren indirekt auf eine Bestätigung der Arbeitshypothese hin.

Es kann insgesamt mit hoher Wahrscheinlichkeit festgestellt werden, dass mittels ALS- und Luftbildauswertung unterschiedliche Massenbewegungstypen erkannt werden und sich somit beide Auswertungsmethoden gut ergänzen. Es untermauert somit die Aussage, dass Prozessdaten aus mehreren Datenquellen deutlich zu einer Erhöhung der Repräsentativität des Datensatzes und somit zur Modellgüte beitragen können.

## Validierungsparadoxon

Nun soll jenes Paradoxon analysiert werden, welches sich durch die bessere Validierung des Modellierungsergebnisses „Erg3_ALS“ mit dem Testdatensatz der Luftbild-Prozessdaten, statt mit dem Testdatensatz der ALS-Daten, ergeben hat (Abb. 29). Wie bereits erläutert, war im Luftbild-Prozessdatensatz der Prozessanteil im Freiland deutlich größer, im Wald hingegen kleiner als im ALS-Prozessdatensatz. Dies galt auch für die Testdatensätze. Weiters befanden sich in den Modellierungsergebnissen die Prozesse im Wald, aufgrund der stabilisierenden Wirkung der Baumwurzeln, eher in mittleren Dispositionsklassen, jene im Freiland hingegen überwiegend in hohen Dispositionsklassen.

Dies kann gut veranschaulicht werden, wenn ein Schwellwert von 0,5 für die Separierung von hoher und niedriger Prozessdisposition zugrunde gelegt wird. Bei Auswertung der ALS-Prozessdaten (Abb. 31b) lagen von den Freiland-Prozessen 55,8 % in einer hohen Disposition (> 0,5), während sich nur 9,6 % in einer geringen Disposition (< 0,5) befanden. Im Wald waren die Prozessanteile in hohen und geringen Dispositionen grob betrachtet gleich groß. Wurde das Ergebnis „Erg3_ALS“ jedoch mit dem Luftbild-Testdatensatz validiert (Abb. 31a), so nahm einerseits der Prozessanteil im Wald sowohl mit hohen, als auch mit niedrigen Dispositionen durch den geringeren Waldanteil bei den Luftbildtestdaten gegenüber den ALS-Testdaten ab.

Andererseits bewirkte der höhere Anteil an Freiland-Prozessen im Luftbildtestdatensatz auch einen deutlich höheren Anteil dieser Prozesse in hohen Dispositionen (67,7 %) als bei den ALS-Testdaten (55,8 %), auch wenn der stabilisierende Einfluss des Waldes in „Erg3_ALS“ nur schwach ausgeprägt war. Durch ihren deutlich höheren Anteil trugen die Luftbild-Testdaten im Freiland daher auch bei der Validierung von Ergebnis „Erg3_ALS“ viel mehr zur Erhöhung der Erkenntnisrate (78,4 %) bei, als die ALS-Prozessdaten im Freiland (Erkenntnisrate = 75,0 %).

Dies spiegelte sich auch gut in der „Prediction rate“ von Ergebnis „Erg3_ALS“ für den x-Achsen-Wert von 0,7 (Abb. 32) wider. Das Validierungsergebnis der Luftbild-Prozessdaten (Dreiecke) war insgesamt (Wald & Freiland: orange) besser, da es durch den höheren Prozessanteil im Freiland verhältnismäßig näher bei den Freiland-Validierungswerten lag, als jenes der ALS-Prozessdaten (orange Kreise). Das heißt, das Gebiet mit dem höheren Prozessanteil (= Freiland) prägt auch die Validierung der gesamten Prozessdaten (Wald & Freilanddaten) stärker, als das Gebiet mit dem niedrigeren Prozessanteil (= Wald).

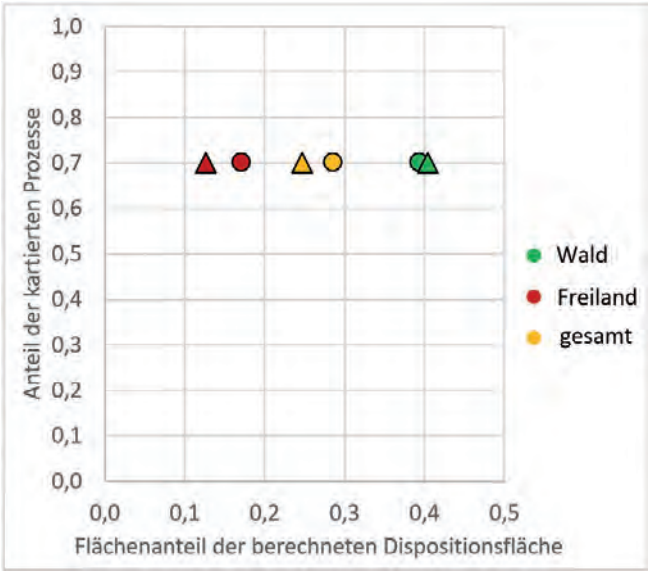


Abb. 32.
„Prediction rate“ bei 0,7 für das Ergebnis „Erg3_ALS“, validiert mit Luftbild-Testdaten (Dreiecke) und ALS-Testdaten (Kreise) hinsichtlich Wald-, Freiland- und insgesamt (Wald & Freiland).

### Modellierung ohne Parameter Wald

Schließlich wurden noch jene Modellierungsergebnisse analysiert, welche ohne den Parameter *Wald* (Erg7, Erg7_ALS und Erg7_LB) erstellt wurden. Das vordringliche Ziel bestand darin, zu überprüfen, ob sich die Schiefe in den Prozessdatensätzen durch Ausschluss des für die Schiefe relevanten Parameters (hier *Wald*) aus der Modellierung nicht mehr auf das Ergebnis übertrug. Der Validierungsvergleich der Ergebnisse „Erg7“ und „Erg1b“ (Parameterkarten von „Erg7“ + *Wald*) wies zunächst „Erg1b“ erwartungsgemäß als deutlich besseres Ergebnis aus.

Die drei Validierungen (vs, vg, va) zeigten nun die gleichen Trends wie für die Ergebnisse unter Verwendung des Parameters *Wald,* jedoch in abgeschwächter Form. So wiesen beispielsweise die drei Ergebnisse hinsichtlich der „scheinbaren Modellgüte“ (Abb. 33) die gleiche Güte-Reihenfolge und somit Schiefe auf wie bei Ergebnis „Erg3“ (Abb. 27). Auch kam es zu einem stärkeren Einfluss der Parameter *GGD I* und *Hangneigung_2* und einer stärkeren Differenzierung zwischen hohen und niedrigen Dispositionen im Ergebnis „Erg7_LB“ gegenüber „Erg7_ALS“.

Ferner ergaben sich nun für alle drei Ergebnisse auch etwas höhere durchschnittliche Dispositionen im Freiland als im Wald (Tab. 11), jedoch erst bei Eliminierung der Gebiete mit Hangneigung < 10° (Verzerrung der Statistik, da größtenteils waldfrei, aber zu flach für die Massenbewegungsentstehung). Beim Vergleich der Ergebnisse „Erg7_ALS“ und „Erg7_LB“ zeigten sich jedoch – im Gegensatz zu den Erg3-Ergebnissen – keine nennenswerten Unterschiede in den Dispositionsdifferenzen (4. Spalte in 5. und 6. Zeile).

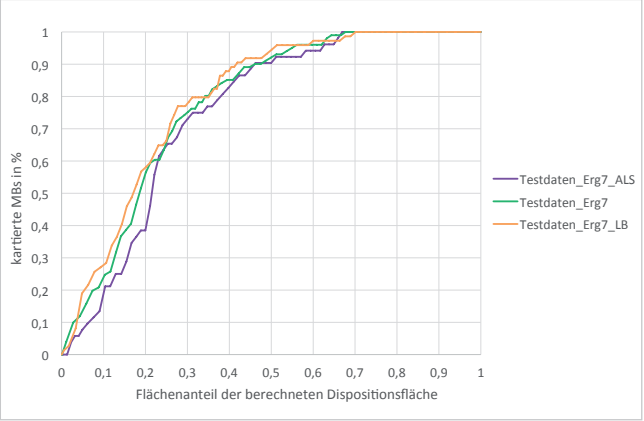


Abb. 33.
„Prediction rate“ für die „scheinbare Modellgüte“: Validierung mit Testdatensatz derselben Datenquelle, mit der modelliert wurde (für alle drei Ergebnisse von „Erg7“).

| Ergebnis | Freiland | Wald | Differenz |
|---|---|---|---|
| Erg7 | 0,359 | 0,397 | -0,038 |
| Erg7_LB | 0,344 | 0,377 | -0,033 |
| Erg7_ALS | 0,365 | 0,404 | -0,039 |
| Erg7 ohne HN < 10° | 0,438 | 0,403 | 0,035 |
| Erg7_LB ohne HN < 10° | 0,422 | 0,383 | 0,039 |
| Erg7_ALS ohne HN < 10° | 0,446 | 0,409 | 0,037 |

Tab. 11.
Durchschnittliche Dispositionen im Wald und Freiland für die Ergebnisse ohne Parameterkarte *Wald.* Auswertung mit und ohne Hangneigungsbereiche (HN) < 10°.

All diese Trends sind höchstwahrscheinlich auf die unterschiedliche Prozessdatenverteilung bezüglich Wald/Freiland zurückzuführen (Kap. Bivariate Statistik / Prozessteildatensätze). Daher kann vorsichtig angenommen werden, dass der Parameter *Wald* wahrscheinlich auch bei Ausschluss dieser Parameterkarte indirekt über die Parameterkarten *GGD I* und *Hangneigung_2* in abgeschwächter Form in die Modellierung eingeht. Dies kann durch die Beeinflussung der Waldverteilung durch *GGD I* bzw. *Hangneigung_2* begründet werden, welche zu erhöhten Waldanteilen in Klasse 1 von *GGD I* bzw. in den höheren Klassen von *Hangneigung_2* führen (Kap. Bivariate Statistik / Prozessteildatensätze). Diese bedingen wiederum unterschiedliche Verteilungen von ALS- und Luftbild-Prozessdaten und somit auch unterschiedliche entsprechende Modellierungsergebnisse.

## Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Es konnte gezeigt werden, dass es zwischen dem Luftbild-Prozessdatensatz und dem ALS-Prozessdatensatz bereits in der bivariaten Statistik hinsichtlich der meisten Parameterkarten zu unterschiedlichen Verteilungen des Instabilitätsindexes kommt. Diese Schieflagen treten verstärkt im Fall des Parameters *Wald,* aber auch im Fall des Parameters *GGD I* (Geologische Grunddisposition) auf, was sich in weiterer Folge auch auf die jeweiligen Modellierungsergebnisse überträgt. Die daraus resultierenden Ergebnisunterschiede äußern sich in den Modellierungsergebnissen mit den Luftbild-Prozessdaten gegenüber jenen mit ALS-Prozessdaten durch

- unterschiedliche Pixelverteilungen,
- niedrigere durchschnittliche Dispositionshöhen,
- stärkere Parametereinflüsse und somit Überbetonungen v.a. von *Wald* und *GGD I,*
- stärkere Differenzierungen der Kartenbilder,
- höhere Dispositionshöhen im Freiland bzw. niedrigere Dispositionshöhe im Wald sowie
- zum Teil unterschiedliche Validierungsergebnisse.

Bezüglich der Validierung hat es sich abermals bewährt, eine größere Anzahl an unterschiedlichen Validierungsmethoden zu verwenden, da in jede Methode unterschiedliche Aspekte eingehen und so die jeweiligen Nachteile einer Methode durch die Vorteile anderer Methoden ausgeglichen werden können. Hierbei war es insbesondere wichtig, folgende drei verschiedenen Validierungen zu unterscheiden: Im Fall der „scheinbaren Modellgüte“, also der Validierung mit dem jeweiligen Testdatensatz, war das mit Luftbild-Prozessdaten trainierte und validierte Modellergebnis stets besser als jene, welche mit den Prozessgesamtdaten (Luftbild- und ALS-Daten) und den ALS-Prozessdaten trainiert und validiert wurden. Hingegen waren im Fall der „tatsächlichen Modellgüte“, also der objektiven Validierung mit dem gesamten Testdatensatz (ALS und Luftbild-Daten), alle drei Ergebnisse etwa gleich gut, mit zum Teil leicht besseren Ergebnissen für das Gesamtergebnis. Der verstärkte Einfluss vor allem des Waldes, aber auch der Geologischen Grunddisposition, führen bei den Luftbild-Daten also nur scheinbar zu einem besser vali-

dierten Modellierungsergebnis, objektiv betrachtet müssen die Modellierungsergebnisse mit den Luftbild- und ALS-Prozessdatensätzen als etwa gleich gut validiert angesehen werden.

Daraus kann geschlossen werden, dass die Validierung mit nur einer Datenquelle, wie sie oft in der Literatur beschrieben wird, verzerrt sein kann und ein falsches Bild hinsichtlich der Modellgüte vermittelt. Je weniger repräsentativ diese Datenquelle ist, desto fehlerhafter wird daher das Validierungsergebnis. Ob mit dem Prozessgesamtdatensatz ein besseres Validierungsergebnis als mit einem Prozessdatensatz aus nur einer Datenquelle (ALS oder Luftbild) modelliert werden kann, konnte nicht klar beantwortet werden. So kam es nur bei einem von drei Vergleichen bei der Modellierung mit dem Prozessgesamtdatensatz zu einer nennenswerten Verbesserung der „tatsächlichen Modellgüte". Auch kann daraus gefolgert werden, dass zwei Prozessdatensätze unterschiedliche Schieflagen aufweisen können, ohne, dass dies im objektivsten Validierungsvergleich sichtbar wird.

Deutliche Unterschiede traten bei der Validierung mit dem Testdatensatz der jeweils anderen Datenquelle auf, wobei die Validierung mittels Luftbild-Testdatensatz paradoxerweise immer deutlich besser war als mit dem ALS-Testdatensatz, sogar bei der Validierung des ALS-Ergebnisses. Diese Tatsache zeigt ebenfalls klare Datenschieflagen zwischen ALS- und Luftbild-Prozessdatensatz und -Ergebnissen an. Zu welchem Anteil diese Schieflagen jedoch durch die Modellergebnisse oder die Prozessdaten hervorgerufen werden, ist aufgrund der Validierung nicht differenzierbar. Das Paradoxon der besseren Validierung mit dem Luftbild-Testdatensatz hängt wohl mit den meist deutlich höheren Dispositionen in den Freiland-Prozessdaten gegenüber dem Wald-Prozessdatensatz zusammen. Der klar höhere Anteil der Freiland-Prozessdaten im Luftbild-Prozessdatensatz trägt daher auch viel mehr zur Erhöhung der Validierung des ALS-Ergebnisse bei, als der geringere Freiland-Prozessanteil im ALS-Prozessdatensatz.

Zusammenfassend kann also gesagt werden, dass durch die drei Validierungen die Schiefe der Prozessdaten und die Verzerrung der Validierung nachgewiesen werden konnte. Die Schiefe der Modellergebnisse konnte hingegen weniger über die Validierung, als vielmehr über die Parametereinflüsse und die Pixel-Differenzen abgelesen werden. Bei Verwendung des Prozessgesamtdatensatzes minimieren sich diese Schieflagen und das Kartenbild wird ausgewogener und realistischer. Dies zeigt also, wie wichtig es zur Erhöhung der Modellgüte und der Aussagekraft der Validierung ist, ein möglichst vollständiges, repräsentatives und gut aufbereitetes Prozessinventar aus möglichst vielen unterschiedlichen Datenquellen zu verwenden.

Der Grund für die hier vorliegenden Datenschieflagen liegt, neben der waldbedingten Sichtbehinderung, noch mehr in den je nach Auswertungsmethode mehrheitlich erkannten unterschiedlichen Massenbewegungstypen. So deutet vieles darauf hin, dass mittels Luftbildinterpretation mehrheitlich spontane Massenbewegungen wie flachgründige Lockergesteinsrutschungen und Hangmuren erfasst werden, während durch ALS-Auswertung vermehrt tiefgründigere progressive Massenbewegungen erkannt werden.

Schließlich wurde noch getestet, ob sich die Schiefe in den Prozessdatensätzen durch Ausschluss des für die Schiefe relevanten Parameters (hier *Wald*) aus der Modellierung dann noch auf das Ergebnis auswirkt. Obwohl es nicht klar belegt werden konnte, gab es doch Anzeichen dafür, dass sich die Schieflage der Prozessdaten auch in diesem Fall abgeschwächt auf Modellierungsergebnis und Validierung überträgt, da zwischen den Parameterkarten (v.a. *Wald, GGD I* und *Hangneigung*) gegenseitige Abhängigkeiten bestehen.

## Literatur


Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2015): Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung. – 647 S., Heidelberg.

Bruderer-Enzler, H. & Schwarz, J. (2018): Logistische Regressionsanalyse. – Universität Zürich.
https://www.methodenberatung.uzh.ch/de/datenanalyse_spss/zusammenhaenge/lreg.html (abgerufen am: 30.01.2019).

Chung, C.J. & Fabbri, A.G. (2003): Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. – Natural Hazards, **30**, 451–472, Dordrecht.

Diaz-Bone, R. & Künemund, H. (2003): Einführung in die binäre Logistische Regression. – Mitteilungen aus dem Schwerpunktbereich Methodenlehre, **56**, 26 S., Berlin.

Guzzetti, F. (2005): Landslide Hazard and Risk Assessment. – Ph.D. Thesis, Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 373 S., Bonn. http://hss.ulb.uni-bonn.de/2006/0817/0817.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Guzzetti, F., Mondini, A.C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M. & Chang, K. (2012): Landslide inventory maps: New tools for an old problem. – Earth Science Reviews, **112**, 42–66, Amsterdam.
http://geomorphology.irpi.cnr.it/publications/repository/public/journals/2012/landslide-inventory-maps-new-tools-for-and-old-problem/ (abgerufen am: 30.01.2019).

Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. (2000): Applied Logistic Regression. – 375 S., New York.

Hunzinger, L., Bachmann, A., Brändle, R., Dändliker, P., Jud, D. & Koksch, M. (2016): Eine neue Empfehlung zur Beurteilung der Gefahr von Ufererosion an Fließgewässern. – 13th Congress Interpraevent 2016, 561–570, Luzern.

Kanonier, J., Gasser, M., Sivetz, R. & Pfefferkorn, A. (2006): Das Starkregen- und Hochwasserereignis des August 2005 in Vorarlberg. – Bericht des Amtes der Vorarlberger Landesregierung, 58 S., Feldkirch.

Markart, G., Perzl, F., Kohl, B., Luzian, R., Kleemayr, K., Ess, B. & Mayerl, J. (2007): 22. und 23. August 2005 – Analyse von Hochwasser- und Rutschungsereignissen in ausgewählten Gebieten Vorarlbergs. – BFW-Dokumentation, Schriftenreihe des Bundesforschungs- und Ausbildungszentrums für Wald, Naturgefahren und Landschaft, **5/2007**, 48 S., Wien–Innsbruck. http://bfw.ac.at/030/pdf/bfw-dok_5.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Moser, M. (2010): GEOFAST – Provisorische Geologische Karte 1:50.000 nach einem Manuskript von W. Zacher – Blatt 112 Bezau, Stand 2008, Ausgabe 2010/10. – Geologische Bundesanstalt, Wien.

Oberhauser, R., Bertle, H., de Graaf, L.W.S., Resch, W. & Wyssling, G. (1986): Exkursion C: Von Bregenz über das Schwarzachtobel in den Bregenzerwald und über Damüls-Faschina ins Großwalsertal nach Marul und Raggal (Quartär, Molasse, Helvetikum, Nördliche und Südliche Flyschzone). – Exkursionsführer im Rahmen der Wandertagung der ÖGG 1986, 69–96, Wien.

Oberhauser, R., Bertle, H. & Bertle, R. (2007): Geologische Karte von Vorarlberg 1:100.000. – Geologische Bundesanstalt, Wien.

ÖROK (Österreichische Raumordnungskonferenz) (Hrsg.) (2015): Risikomanagement für gravitative Naturgefahren in der Raumplanung, Wien. – ÖROK-Schriftenreihe, **193**, 288 S., Wien.

Rudolf-Miklau, F., Ellmer, A., Gruber, H., Hübl, J., Kleemayr, K., Lang, E., Markart, G., Scheuringer, E., Schmid, F., Schnetzer, I., Weber, C. & Wöhrer-Alge, M. (2006a): Hochwasser 2005 – Ereignisdokumentation: Teilbericht der Wildbach- und Lawinenverbauung, **126**, 142 S., Wien.

Rudolf-Miklau, F., Ellmer, A., Gruber, H., Hübl, J., Kleemayer, K., Lang, E., Scheuringer, E., Schmid, F., Schnetzer, I., Weber, C. & Wöhrer-Alge, M. (2006b): Documentation of the Disasters of August 2005 in Austria Caused by Floods and Slope Movements: Methods and Results. – International Symposium Interpraevent 2006, 25.–27.09.2006, Niigata, Japan. – Frontiers Science Series, **2**/47, 627–637, Tokyo.
http://www.interpraevent.at/palm-cms/upload_files/Publikationen/Tagungsbeitraege/2006_2_627.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Schlögel, R., Malet, J.-P., Remaître, A., Reichenbach, P. & Doubre, C. (2015): Analysis of a landslide multidate inventory in a complex mountain landscape: the Ubaye valley case study. – Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions, **15**/10, 2051–2098, Katlenburg-Lindau.

Seijmonsbergen, A.C., van Westen, C.J., Rupke, J. (Hrsg.) & Krieg, W. (Hrsg.) (1988): Geotechnische Karte 1:10.000, Vorarlberg, Austria, Blatt Bezau. – Geomorphologische, geotechnische und Naturgefahrenkarten des Hinteren Bregenzerwaldes (Vorarlberg, Austria), 82 S., Kartenbeilagen, Amsterdam–Bregenz.

Steger, S., Brenning, A., Bell, R. & Glade, T. (2017): The influence of systematically incomplete shallow landslide inventories on statistical susceptibility models and suggestions for improvements. – Landslides, **14**/5, 1767–1781, Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/s10346-017-0820-0

Tilch, N. (2014): Identifizierung gravitativer Massenbewegungen mittels multitemporaler Luftbildauswertung in Vorarlberg und angrenzender Gebiete. – Jahrbuch der Geologischen Bundesanstalt, **154**/1–4, 21–39, Wien.
https://opac.geologie.ac.at/wwwopacx/wwwopac.ashx?command=getcontent&server=images&value=JB1541_021_A.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Tilch, N., Melzner, S., Janda, C. & Koçiu, A. (2009): Simple applicable methods for assessing natural hazards caused by landslides and erosion processes in torrent catchments. – EGU-Poster-Session HS11.1/NH4.4: Rainfall triggered landslides and debris flows and their effect on erosion and sediment yield in river catchments, **11**, Vienna.
https://www.geologie.ac.at/fileadmin/user_upload/dokumente/pdf/poster/poster_2009_egu_tilch_etal.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Tilch, N., Schwarz, L. & Winkler, E. (2011a): Einfluss der Prozessdatenqualität auf die mittels Neuronaler Netze, Logistischer Regression und heuristischer GBA-Methode erstellten Dispositionskarten hinsichtlich spontaner gravitativer Massenbewegungen im Lockergestein und die Ergebnisvalidierung. – Poster im Rahmen des Geoforums Umhausen, 20./21.10.2011, Niederthai.
https://www.geologie.ac.at/fileadmin/user_upload/dokumente/pdf/poster/poster_2011_geoforum_umhausen_tilch_etal_01.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Tilch, N., Schwarz, L., Hagen, K., Aust, G., Fromm, R., Herzberger, E., Klebinder, K., Perzl, F., Proske, H., Bauer, C., Kornberger, B., Kleb, U., Pistotnik, G. & Haiden, T. (2011b): Modelling of Landslide Susceptibility and affected Areas – Process-specific Validation of Databases, Methods and Results for the Communities of Gasen and Haslau (AdaptSlide). – Endbericht des Projektes ADAPTSLIDE im Rahmen des EU-Projektes ADAPTALP, 305 S., Wien–Graz–Innsbruck.
http://bfw.ac.at/050/pdf/ASlide_Endbericht_fin_201110119.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Tilch, N., Schwarz, L. & Winkler, E. (2013): Gefahren(hinweis) karten für gravitative Massenbewegungen (Hangrutschungen und Hangmuren) – Herausforderungen, Limitierungen, Chancen. – Berichte der Geologischen Bundesanstalt, **100**, 47–53, Wien.
http://opac.geologie.ac.at/wwwopacx/wwwopac.ashx?command=getcontent&server=images&value=BR0100_047_A.pdf (abgerufen am: 30.01.2019).

Tilch, N., Schwarz, L. Koçiu, A., Winkler, E. & Motschka, K. (2018): Potentiale aerogeophysikalischer Daten hinsichtlich der Modellierung von realitätsnäheren Dispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen – eine Fallstudie im Bregenzerwald. – Tagungsband des 20. Geoforums Umhausen, 240–245, Niederthai.

Zezere, J.-L., Henriques, C.S., Garcia, R.A.C., Oliviera, S.C., Piedale, A. & Neves, M. (2009): Effects of landslide inventories uncertainty on landslide susceptibility modelling. – Proceedings Landslide Processes: From Geomorphologic Mapping to Dynamic Modelling, Strasbourg, France, 6–7 February 2009, 81–86, Strasbourg.
https://www.researchgate.net/publication/254234522_Effects_of_landslide_inventories_uncertainty_on_landslide_susceptibility_modelling (abgerufen am: 30.01.2019).

Eingelangt: 27. November 2018, angenommen: 17. Dezember 2018

# ZOBODAT - www.zobodat.at

Zoologisch-Botanische Datenbank/Zoological-Botanical Database

Digitale Literatur/Digital Literature

Zeitschrift/Journal: Jahrbuch der Geologischen Bundesanstalt

Jahr/Year: 2018

Band/Volume: 158

Autor(en)/Author(s): Schwarz Leonhard, Tilch Nils

Artikel/Article: Einfluss unterschiedlicher Prozessdatenquellen (ALS, Luftbild) auf die Modellierung von Prozessdispositionskarten für flachgründige Massenbewegungen im Lockergestein – Fallstudie Bregenzerwald (Österreich) 73-103