

**Zeitschrift:** Veröffentlichungen des Geobotanischen Institutes der Eidg. Tech. Hochschule, Stiftung Rübel, in Zürich  
**Herausgeber:** Geobotanisches Institut, Stiftung Rübel (Zürich)  
**Band:** 122 (1994)

**Artikel:** Simulation der räumlichen Verteilung von Pflanzengesellschaften auf der Basis von Standortskarten : dargestellt am Beispiel des MaB-Testgebiets Davos = Simulation of the special distribution of plant communities based on maps of site factors : investigated in the MaB test site Davos  
**Autor:** Fischer, Hagen S.  
**Kapitel:** 4: Das Bayes-Modell  
**DOI:** <https://doi.org/10.5169/seals-308986>

#### Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften auf E-Periodica. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen sowie auf Social Media-Kanälen oder Webseiten ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. [Mehr erfahren](#)

#### Conditions d'utilisation

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. La reproduction d'images dans des publications imprimées ou en ligne ainsi que sur des canaux de médias sociaux ou des sites web n'est autorisée qu'avec l'accord préalable des détenteurs des droits. [En savoir plus](#)

#### Terms of use

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. Publishing images in print and online publications, as well as on social media channels or websites, is only permitted with the prior consent of the rights holders. [Find out more](#)

**Download PDF:** 31.01.2026

**ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>**

## 4. DAS BAYES-MODELL

Das Problem der Simulation der räumlichen Verteilung von Pflanzengesellschaften kann als diskriminanzanalytisches Problem aufgefasst werden. Für jeden Punkt im Gelände muss aufgrund von Standortsfaktoren entschieden werden, welche Pflanzengesellschaft dort wächst. Da die im MaB-Projekt Davos erhobenen Standortsfaktoren jedoch zum grossen Teil kategorische Variablen sind, kann ein metrisches Modell (z.B. lineare Diskriminanzanalyse) nicht angewendet werden.

Im MaB-Projekt wurde von ZUMBÜHL und BINZ (BINZ und WILDI 1988) eine Parallelepiped-Klassifikation (PPD-Klassifikation: MATHER 1987) gewählt. Dieser auf dem Konzept der ökologischen Grenzen beruhende Algorithmus wurde von Box (1981) erfolgreich für eine globale Simulation der Verteilung von Vegetationsformationen auf der Basis von Klimavariablen eingesetzt. Für die regionale Simulation der Verteilung von Vegetationsassoziationen erwies sich das Verfahren jedoch als sehr problematisch. Bei zu eng gefassten Grenzen sind grosse Teile der Karte nicht simulierbar, bei zu weit gefassten ist der Algorithmus nicht eindeutig. Das Mehrdeutigkeitsproblem wurde im MaB-Projekt mit einer a priori festgelegten Prioritätenliste gelöst, die allerdings nicht vegetationskundlich legitimiert ist. Das Ergebnis war mit nur ca. 20% richtig simulierten Pixeln nicht befriedigend. Auch im deutschen MaB-Projekt in Berchtesgaden wurde eine PPD-Klassifikation zur Simulation der Vegetation benutzt (HEHL und LANGE 1987). Mit einer sehr komplexen Abgrenzung, die für jede Kategorienkombination separat die Möglichkeit bzw. Unmöglichkeit des Auftretens der verschiedenen Pflanzengesellschaften definiert, wurde eine Übereinstimmung von 59% mit der erhobenen Karte erreicht. Bei der Häufigkeitsverteilung der in diesem Projekt bearbeiteten fünf Pflanzengesellschaften (57%, 28%, 7%, 7%, 0.3%) ist allerdings schon mit einer Zufallszuordnung unter Berücksichtigung der Häufigkeiten eine Übereinstimmung von 41% zu erwarten.

Theoretisch wäre ein Multinomial-Modell zur Lösung des vorliegenden Problems geeignet (DEICHSEL und TRAMPISCH 1985). Hierzu muss jedoch die Häufigkeitsverteilung in einer mehrdimensionalen Kontingenztabelle bestimmt werden. Für sechs Standortsvariablen mit je 10 Kategorien und 63 Vegetationseinheiten hat diese Kontingenztafel  $63 \cdot 10^6$  Felder. Für gesicherte Aussagen über die Häufigkeitsverteilung in der Kontingenztabelle sollten pro Feld etwa 10 Beobachtungen zu Verfügung stehen. Hierzu sind somit ca. 63

Millionen Beobachtungen erforderlich. Da der Perimeter nur etwa 34'000 Pixel umfasst, sind von einem solchen Ansatz keine befriedigenden Ergebnisse zu erwarten.

Bei dem für die vorliegende Arbeit entwickelten und in diesem Kapitel beschriebenen Modell treten die genannten Schwierigkeiten nicht auf, da es von bivariaten Häufigkeitsverteilungen zwischen jeweils einer Standortsvariablen und den Vegetationseinheiten ausgeht. Das Modell basiert auf der Annahme, dass die ökologischen Standortsfaktoren weitgehend voneinander unabhängig auf die Vegetation einwirken, d.h. dass die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten einer Gesellschaft bei einer bestimmten Kategorie eines Faktors unabhängig von den anderen Faktoren ist. Diese Annahme ermöglicht es, die multivariaten Auftretenswahrscheinlichkeiten aller Vegetationseinheiten mit Hilfe der Bayes-Regel (Thomas Bayes, 1702-1761 vgl. KLEITER 1980) aus den bivariaten Häufigkeitsverteilungen zu schätzen. Damit kann für jedes Pixel die wahrscheinlichste Vegetationseinheit bestimmt werden.

#### 4.1. DER BAYES-KLASSIFIKATOR

In Kapitel 4.1 werden die folgenden Symbole verwendet:

$i$	Index, der den i-ten Vegetationstyp bezeichnet [1, 2, ... m].
$m$	Anzahl der Vegetationstypen.
$k$	Index, der die k-te Kategorie einer Standortsvariablen bezeichnet [1, 2, ... n].
$n$	Anzahl der Kategorien der Standortsvariablen.
$u$	Index, der die u-te Standortsvariable bezeichnet [1, 2, ... q].
$q$	Anzahl der Standortsvariablen.
$V_i$	i-ter Vegetationstyp.
$x_u$	u-te Standortsvariable.
$\vec{x}$	Standortsvektor
$f_{uik}$	Element der Kontingenztabelle der u-ten Standortsvariablen, das die Häufigkeit des i-ten Vegetationstyps bei der k-ten Kategorie der Standortsvariablen darstellt.
$f_{u..}, f_{..i}, f_{...}$	Zeilen-, Spalten- und Gesamtsumme der u-ten Kontingenztabelle.
$g_{uik}$	Element der angepassten Kontingenztabelle.
$p(x)$	Univariate a priori Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Standortsbedingung x.
$p(\vec{x})$	Multivariate a priori Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Standortsvektors $\vec{x}$ .
$p(V_i, x)$	A priori Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des Vegetationstyps i und der Standortsbedingung x.
$p(V_i x)$	Univariate bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Vegetationstyps $V_i$ .

$p(V_i   \vec{x})$	Multivariate bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Vegetationstyps $i$ .
$p(x_u   V_i)$	Univariate bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Standortsbedingung $x_u$ bei gegebenem Vegetationstyp $V_i$ .
$p(\vec{x}   V_i)$	Multivariate bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Standorts $\vec{x}$ bei gegebenem Vegetationstyp $V_i$ .
$\hat{p}(\dots)$	Schätzung einer Wahrscheinlichkeit.

Das Bayes-Modell basiert auf den bivariaten Häufigkeitsverteilungen (Kontingenztabellen) der abhängigen Variablen (Vegetationseinheit) und den unabhängigen Variablen (Standortsfaktoren: Meereshöhe, Neigung, Strahlung, Ausgangsgestein, Boden, Nutzung usw.). Die Tabelle einer zweidimensionalen Häufigkeitsverteilung hat folgende Form:

$f_{11}$	$\dots$	$f_{1k}$	$\dots$	$f_{1n}$	$  f_{1..}$
$\dots$		$\dots$		$\dots$	
$f_{i1}$	$\dots$	$f_{ik}$	$\dots$	$f_{in}$	$  f_{i..}$
$\dots$		$\dots$		$\dots$	
$f_{m1}$	$\dots$	$f_{mk}$	$\dots$	$f_{mn}$	$  f_{m..}$
<hr/>					
$f_{..1}$	$\dots$	$f_{..k}$	$\dots$	$f_{..n}$	$  f_{..}$

Die Zeilen entsprechen den Vegetationseinheiten (Kategorien der abhängigen Variablen), die Spalten den ökologischen Standortsfaktoren (Kategorien der unabhängigen Variablen).  $f_{ik}$  ist die Häufigkeit des Vorkommens der  $i$ -ten Vegetationseinheit bei der  $k$ -ten Kategorie der betrachteten Standortsvariablen.  $f_{i..}$  ist die Randsumme der  $i$ -ten Zeile, die absolute Häufigkeit der  $i$ -ten Vegetationseinheit.  $f_{..k}$  ist die Spaltensumme der  $k$ -ten Kolonne, die absolute Häufigkeit der  $k$ -ten Kategorie des Standortsfaktors.  $f_{..}$  ist das 'grand total', die Gesamtsumme aller Werte der Tabelle. Als Beispiel zeigt Tab. 13 die Häufigkeitsverteilung der Waldgesellschaften in 100 m Höhenintervallen.

Aus den Kontingenztabellen lassen sich die a priori-Wahrscheinlichkeiten  $\hat{p}(x)$  der Kategorien der unabhängigen Variablen  $x$  als relative Häufigkeiten der jeweiligen Kategorie schätzen:

$$\hat{p}(x) = f_{..k} / f_{..} \quad (1)$$

Analog ergibt sich für die Schätzung der a priori-Wahrscheinlichkeit einer Vegetationseinheit  $V_i$ :

$$\hat{p}(V_i) = f_{i..} / f_{..} \quad (2)$$

**Tab. 13.** Häufigkeitsverteilung der 15 Waldgesellschaften auf 8 Höhenstufen.

### Frequency distribution of 15 forest communities in 8 altitude intervals.

D = Dolomit - dolomite, S = Serpentin - serpentine

Elevation (m)	1600	1700	1800	1900	2000	2100	2200	2300	$f_i$	$\hat{p}(V_i)$
<i>Melico-Piceetum</i>	57	158	131	89	26	.	.	.	461	.072
<i>Veronica latifoliae-Piceet.</i>	1	90	23	.	.	.	.	.	114	.018
<i>Sphagno-Piceetum calam.</i>	143	562	635	501	314	81	.	.	2236	.350
<i>Sphagno-Piceetum aden.</i>	40	107	71	76	69	16	.	.	379	.059
<i>Calamagrostidi vari.-Piceet.</i>	.	1	8	20	14	1	.	.	44	.007
<i>Larici-Piceetum</i>	5	199	530	475	287	154	6	.	1656	.259
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	.	.	.	11	44	45	2	.	102	.016
<i>Erico-Pinetum mont. (D)</i>	.	1	13	10	10	.	.	.	34	.005
<i>Erico-Pinetum mont. (S)</i>	.	73	74	67	22	.	.	.	236	.037
<i>Sphagno-Pinetum montanae</i>	.	.	.	.	1	.	.	.	1	.000
Legföhren (Silikat)	.	8	83	99	120	82	36	.	428	.067
Legföhren (D)	.	.	5	22	32	26	.	.	85	.013
Legföhren (S)	.	25	63	63	79	87	52	1	370	.058
<i>Alnetum vir./A.-Cicerbitet.</i>	.	9	44	114	49	12	.	.	228	.036
<i>Betula-Sorbus aucup.-Ges.</i>	.	5	3	5	.	.	.	.	13	.002
$f_k$	246	1238	1683	1552	1067	504	96	1	6387	
$\hat{p}(x)$	.039	.194	.264	.243	.167	.079	.015	.000		1.000

**Tab. 14.** Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten  $\hat{p}(V_i|x)$  [%].

Tab. 11. Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten  
*Estimates of the conditional probabilities*  $\hat{p}(V_i|x)$  [%].

D = Dolomit - dolomite, S = Serpentin - serpentine.

#### 4.1.1. Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Die Schätzungen für die univariaten bedingten Wahrscheinlichkeiten  $\hat{p}(V_i|x)$  (state-conditional probability), d.h. die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des Vegetationstyps  $i$ , wenn die Kategorie  $k$  des Standortsfaktors  $x$  gegeben ist, sind die Elemente der spaltenweise relativierten Kontingenztabelle (Beispiel s. Tab. 14):

$$\hat{p}(V_i|x) = f_{ik} / f_{\cdot k} \quad (3)$$

Die Zeilensummen in Tab. 14 sind zu den Erwartungswerten der relativen Häufigkeit der Vegetationseinheiten proportional, wenn alle Kategorien der unabhängigen Variablen gleich häufig vorkommen würden. D.h. die relativierten Zeilensummen sind die a priori-Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten einer Vegetationseinheit unter der Annahme von gleichverteilten unabhängigen Variablen. Diese Tabelle ist unabhängig von der Häufigkeitsverteilung der unabhängigen Variablen im jeweiligen Untersuchungsgebiet. Mit Hilfe einer solchen Tabelle können aus veränderten a priori-Wahrscheinlichkeiten der unabhängigen Variablen neue a priori-Wahrscheinlichkeiten der abhängigen Variablen geschätzt werden (s. Kap. 4.5).

#### 4.1.2. Multivariate bedingte Wahrscheinlichkeiten

Die multivariaten bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(V_i|\vec{x})$  für das Auftreten der verschiedenen Vegetationstypen werden nach der Bayes Formel (DUDA und HART 1973, S. 32) aus den bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(\vec{x}|V_i)$  berechnet:

$$p(V_i|\vec{x}) = \frac{p(\vec{x}|V_i) p(V_i)}{p(\vec{x})} \quad (\text{Bayes Formel}) \quad (5)$$

mit:

$p(V_i \vec{x})$	Bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Vegetationstyps $i$ bei gegebenem Standort $\vec{x}$ .
$p(\vec{x} V_i)$	Bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Standorts $\vec{x}$ bei gegebenem Vegetationstyp $i$ .
$\vec{x}$	Vektor der Standortsvariablen.
$p(V_i)$	A priori-Wahrscheinlichkeit der Vegetationseinheit $i$ .

Die Schätzung der a priori-Wahrscheinlichkeit  $\hat{p}(V_i)$  ist die relative Häufigkeit der Vegetationseinheit.  
 $p(\vec{x})$  A priori-Wahrscheinlichkeit der Standortsbedingungen  $\vec{x}$  (= Standortsvektor); konstant an einem gegebenen Punkt.

Die multivariaten bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(\vec{x}|V_i)$  können unter der Annahme, dass die Einflüsse der Standortsfaktoren auf die Vegetation untereinander unabhängig sind, aus den univariaten bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(x|V_i)$  geschätzt werden:

$$\hat{p}(\vec{x}|V_i) = \prod_{u=1}^q \hat{p}(x_u|V_i)$$

mit:

$\hat{p}(\vec{x}|V_i)$  Schätzung der multivariaten bedingten Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Standorts  $\vec{x}$  bei gegebenem Vegetationstyp  $i$ .

$\hat{p}(x_u|V_i) = f_{uik} / f_{ui}$ . Schätzung der univariaten bedingten Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Standortsbedingung  $x_u$  bei gegebenem Vegetationstyp  $V_i$ .

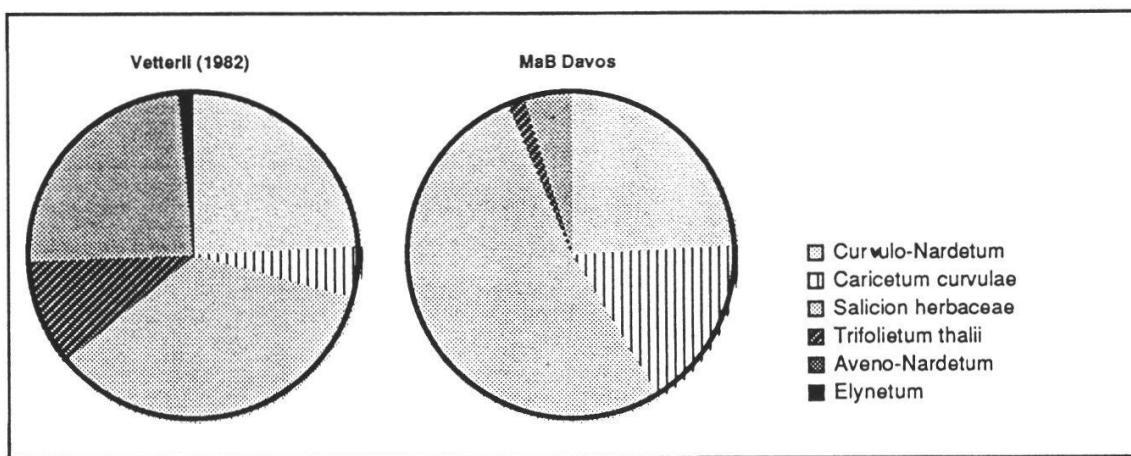
Für jeden Punkt im Gelände ergibt sich somit ein Vektor der Auftretenswahrscheinlichkeit aller Vegetationseinheiten. Diejenige Vegetationseinheit mit der höchsten Wahrscheinlichkeit ist dann das Simulationsergebnis. In der digitalen Bodenkarte sind für die meisten Pixel zwei Bodentypen angegeben. Für jeden angegebenen Bodentyp wird eine Vegetationseinheit simuliert, so dass als Ergebnis bis zu zwei Vegetationseinheiten pro Pixel vorliegen.

## 4.2. ERSTELLUNG DER KONTINGENZTABELLEN

Die Kontingenztabellen können entweder aus vorhandenen pflanzensoziologischen Aufnahmen oder aus digitalisierten Karten abgeleitet werden. Um aus den Kontingenztabellen Wahrscheinlichkeiten berechnen zu können, müssen die Tabellen auf erhärteten Stichproben beruhen. Das bedeutet, dass die einzelnen Beobachtungen unabhängig voneinander sind und eine zufällige Stichprobe der Population (Grundgesamtheit) darstellen. Bei pflanzensoziologischen Untersuchungen in Mitteleuropa wird in der Regel keine statistische

Versuchsplanung zugrunde gelegt. Es kann deshalb nicht davon ausgegangen werden, dass eine aus pflanzensoziologischen Tabellen erstellte Kontingenztabelle die Häufigkeitsverteilung der Pflanzengesellschaften repräsentiert. Ziel dieser Arbeiten ist es, alle im Untersuchungsgebiet existierenden Vegetationstypen und alle vorkommenden Standorttypen zu dokumentieren. Daher besteht in diesen Datensätzen eine Tendenz zur Gleichverteilung sowohl der Vegetations- als auch der Standorttypen. In dieser Arbeitsmethode ist implizit die Annahme enthalten, dass objektiv erkennbare Vegetationseinheiten existieren. Diese Annahme ist umstritten und soll hier nicht näher behandelt werden. Dieses Problem ist u.a. bei FISCHER und BEMMERLEIN (1989) diskutiert.

Die Tendenz zur Gleichverteilung lässt sich nachweisen durch den Vergleich der relativen Häufigkeiten der Pflanzengesellschaften in pflanzensoziologischen Tabellen mit der Häufigkeit der Pflanzengesellschaften, die sich aus kartographischen Datenerhebungen ergeben. Exemplarisch sind in Fig. 7 die Verhältnisse der alpinen Rasengesellschaften auf Silikatgestein dargestellt, die von VETTERLI (1982) bei Davos pflanzensoziologisch untersucht wurden. Deutlich ist erkennbar, dass die selteneren Gesellschaften (*Trifolietum thalii*, *Aveno-Nardetum* und *Elynetum*) überproportional häufig vertreten sind. Das umfangreiche Datenmaterial pflanzensoziologischer Arbeiten aus dem Gebiet von Davos (GIGON 1971, HUNDT 1985, KUOCH 1970, KUOCH und AMIET 1970,



**Fig. 7.** Relative Häufigkeiten der Vegetationstypen der alpinen Rasen auf Silikat bei VETTERLI (1982) und Flächenanteil im Testgebiet Davos.

*Relative frequency of the alpine mat vegetation types on silicate according to VETTERLI (1982) and relative area of these types in the test site Davos.*

VETTERLI 1981, 1982, ZUMBÜHL 1983) und Graubünden (BRAUN-BLANQUET und SUTTER 1976) ist aus diesem Grund für die Erstellung der Kontingenztabellen nicht verwendbar.

Aus diesem Grund wurden die Kontingenztabellen für das Vegetationsmodell als Stichprobe aus den digitalen Karten des MaB-Projekts abgeleitet. Hierbei können die Beobachtungen zufällig oder regelmässig über das Untersuchungsgebiet verteilt werden. Eine zufällige Verteilung hat den Vorteil, dass auch bei regelmässigen Mustern im Untersuchungsgebiet die Ergebnisse repräsentativ sind. Mit einer regelmässigen Verteilung der Beobachtungen lässt sich eine vorgegebene, konstante räumliche Auflösung einhalten. Da aufgrund von Autokorrelationsanalysen (s. Kap. 4.3.1) das Vorliegen von regelmässigen Mustern im Untersuchungsgebiet ausgeschlossen werden kann, wurden die Kontingenztabellen auf der Basis eines regelmässigen Rasters aus den digitalen Karten abgeleitet.

#### 4.2.1. Die Überlagerung verschiedener Datenebenen

Bei der Erstellung der Kontingenztabellen durch Überlagerung digitaler Karten treten in Abhängigkeit vom Datentyp verschiedene Schwierigkeiten auf. **Rasterdaten** sind relativ problemlos zu überlagern. Die vom digitalen Höhenmodell abgeleiteten Rastervariablen Neigung, Exposition, Horizontüberhöhung und direkte Sonnenstrahlung sind räumlich völlig konsistent und können problemlos überlagert werden. Auch bei den auf Satellitendaten beruhenden Variablen (Ausaperung) kann von einer weitgehend pixelgenauen geometrischen Korrektur ausgegangen werden. Nur in den höchstgelegenen Gipfelregionen kann aufgrund der Parallaxe eine Verschiebung um 1-2 Pixel auftreten.

**Flächendaten** verursachen dagegen eine Reihe von Problemen. Die **räumliche Genauigkeit**, d. h. die Genauigkeit der Lage der in der Geländekartierung erhobenen Grenzen zwischen den Kartiereinheiten hängt stark vom Orientierungsvermögen des Bearbeiters ab. Wenn ein präziser Höhenmesser zur Verfügung steht, kann zumindest die Höhenlage eines Punktes auf etwa 10 m genau bestimmt werden. Dies ist nicht möglich bei 'Gegenhangkartierung', die wegen der besseren Übersichtlichkeit und aus ökonomischen Gründen gelegentlich durchgeführt werden muss. Die horizontale Lage im Gelände ist jedoch bei fehlenden Orientierungspunkten schwierig zu bestimmen. Besonders im Bereich der alpinen Rasen, wo über hunderte von Metern keine markanten Punkte vorhanden sind, ist häufig mit Fehlern zu rechnen. Durch

die Verwendung von Ortholuftbildern wurde im MaB Projekt versucht, diesen Fehler klein zu halten.

Die **thematische Auflösung** betrifft die Klassifikation kontinuierlicher Variablen. Sowohl die Vegetation als auch die Böden sind kontinuierliche Phänomene. Nur die Klassifikation ermöglicht eine Kartierung kontinuierlicher Variablen als Flächendaten. Die Klassifikation ist jedoch weitgehend konventionell, wie die Vielzahl existierender Boden- und Vegetations-Klassifikationskonzepte zeigt (FISCHER und BEMMERLEIN 1989). Wenn die Abgrenzung der Klassen in verschiedenen Variablen nicht aufeinander abgestimmt ist, entstehen Inkonsistenzen, die die Möglichkeit der Vorhersage begrenzen. Eine Lösung für dieses Problem bietet die Verwendung kontinuierlicher Variablen im Modell oder die Entwicklung von aufeinander abgestimmten Klassifikationssystemen.

Für die Kartierung in einem gegebenen Massstab (hier 1:10'000) muss aus der fachwissenschaftlich begründeten Klassifikation durch Zusammenfassen von Primär-Einheiten (z.B. Pflanzen-Assoziationen) zu Kartiereinheiten ein dem jeweiligen Projektziel und Kartiermassstab angepasste Einteilung in Kartiereinheiten getroffen werden. Diese Klassifikation muss auf die Grösse der kleinsten Teilflächen abgestimmt sein, die bei der Kartierung noch ausgeschieden werden sollen. Die **räumliche Auflösung** beeinflusst auch die statistischen Ergebnisse einer Analyse über den Zusammenhang zwischen verschiedenen Variablen. Es können keine verlässlichen Informationen über hauptsächlich kleinflächig vorkommende Pflanzengesellschaften wie Flachmoore gewonnen werden, wenn die Bodentypen, von denen diese Pflanzengesellschaften abhängig sind, in der Bodenkarte nicht auskartierte sind. Daher dürfen nur solche Variablen in einer Analyse benutzt werden, die zumindest näherungsweise gleiche räumliche Auflösung aufweisen. Hier liegt ein Problem der Datenbank Davos. Die feinste räumliche Auflösung hat die Vegetationskarte mit 1 ha. Die Bodenkarte hat eine räumliche Auflösung von 4 ha. Für die Nutzungskarte ist kein Wert angegeben. Sie scheint jedoch eine räumliche Auflösung von mehr als 10 ha zu haben (vgl. Kap. 4.3.1).

Weitere Inkonsistenzen der Daten entstehen bei der **Digitalisierung** durch die Umwandlung von Vektordaten in Rasterdaten. Die Linien der erhobenen Karten werden zunächst auf einem Trommelscanner in ein Graustufen-Rasterbild umgewandelt. Durch Setzen eines geeigneten Schwellenwerts werden sie dann in ein Binär-Rasterbild transformiert, das nur noch die Information 'weiss' oder 'schwarz' enthält. Aus diesem wird dann mit einem Linienverdünnungs-Algorithmus ein Linienbild erzeugt. Arbeitsaufwendiger kann das

gleiche Ergebnis auch durch manuelles Abfahren der Linien auf einem Digitizer erhalten werden. Danach werden den einzelnen Flächen Codes für den Inhalt zugewiesen. Bei der folgenden Rastervergrößerung erfolgt nochmals eine starke Abstraktion, die zu Verschiebungen von den Grenzen einzelner Datenebenen führen kann.

Die räumliche Genauigkeit könnte verbessert werden, wenn vor der Gelände-kartierung auf photogrammetrischem Weg eine Basiskarte erstellt würde, auf der alle Strukturen und Grenzlinien, die im Luftbild erkenntlich sind, eingetragen sind, auch wenn sie zunächst noch nicht identifiziert werden können. Sodann sollte als erste Kartierung die der Vegetation erfolgen, da diese Ebene als einzige an der Erdoberfläche erkennbar ist. Aus diesen beiden Karten kann dann eine Basiskarte erstellt werden, die allen anderen Teilprojekten wie Gestein, Boden, Nutzung usw. als Kartierungsgrundlage dient. Die in der Vegetationskarte eingezeichneten Grenzen dienen als Orientierungspunkte für

**Tab. 15.** Beziehung zwischen Nutzung und Vegetation.

*Relation between land use and vegetation.*

dtTS/ha·a = Doppelzentner (100 kg) Trockensubstanz pro Hektar und Jahr  
*quintal (100kg) dry matter per hectar and year*

Nutzungskategorie	Vegetation
1) Wald	Alle Waldgesellschaften inkl. Grünerlengebüsch und Vorwald ohne Legföhren.
2) Mahd	Alle Wiesengesellschaften sowie Feucht- und Nassstandorte.
3) Weide, ungepflegt	Alle beweideten Flächen, die holzige Pflanzen enthalten (subalpine Zwergsstrauchges., Legföhrengebüsche) sowie alpine Rasen. Die Kategorie "ungenutzt" nach GÜNTER (1985) wurde hierzugezählt, da bei dem hohen Wildbesatz des Gebiets und wegen der meist nicht umzäunten Almen zumindest von Beweidung durch Haustiere (Rinder, Schafe, Pferde) sowie Hoch- und Niederwild ausgegangen werden muss.
4) Weide, intensiv	Alle Weidegesellschaften ohne holzige Pflanzen ( <i>Poion alpiniae, Nardion</i> )
5) nicht nutzbar	Alle Gesellschaften, die nach der Untersuchung von PETERER (1985) einen landwirtschaftlichen Ertrag von höchstens 1dtTS/ha·a haben. (Flechtenheiden, Schutt- und Rohbodenvegetation, Fels, Firn, Wasser).
6) Siedlung	Alle Flächen die in der Vegetationskarte als Siedlung ausgewiesen sind.

die anderen Kartierer, die dann selbstverständlich pflanzensoziologische Vegetationseinheiten unterscheiden können müssen. Die Kartierer können dann ihre Grenzen bewusst neben die Vegetationsgrenzen zeichnen oder zusätzliche Grenzlinien einführen. Nur so ist gewährleistet, dass die gleiche im Gelände scharf erkennbare Grenze nicht in drei verschiedenen Teilkarten an drei verschiedenen Stellen verläuft.

Besonders deutlich zeigen sich die Schwierigkeiten, die sich bei der digitalen Überlagerung mehrerer konventionell erhobenen Karten ergeben, bei der Überlagerung der Nutzungskarte mit der Vegetationskarte. Offensichtliche "Fehler", wie z.B. als Fettwiese genutzte Wälder oder nicht nutzbare Fettwiesen, ergeben sich aus der nicht genau deckungsgleichen Grenzziehung der einzelnen Karten und der unterschiedlichen Aggregierung.

Aufgrund dieser Schwierigkeiten wurde für die Simulation nicht die von GÜNTER (1985) erhobene Nutzungskarte benutzt sondern eine aus der Vegetation abgeleitete. Da bei der Geländeerhebung der Nutzungskarte diese ja offensichtlich auch nur aus der Vegetation abgeleitet wurde, scheint dieses Vorgehen berechtigt. Zur Ableitung der Nutzung von der Vegetation wurde eine vereinfachte Nutzungsklassifikation benutzt, die nur 6 Nutzungsklassen umfasst. Diese 6 Nutzungsklassen, die in Tab. 15 dargestellt sind, können eindeutig Gruppen von Vegetationstypen zugeordnet werden.

### **4.3. DAS PROBLEM DER UNABHÄNGIGKEITEN**

Für das Bayes-Modell sind drei verschiedene Unabhängigkeiten zu fordern:

- 1) Die Unabhängigkeit der Beobachtungen, auf denen die Kontingenztabellen beruhen.
- 2) Die Unabhängigkeit der Wirkungen der Standortsfaktoren auf die Vegetation.
- 3) Die Unabhängigkeit der Standortsfaktoren untereinander.

Diese Annahmen werden in diesem Kapitel diskutiert.

#### **4.3.1. Unabhängigkeit der Beobachtungen**

##### **Die räumliche Autokorrelation**

Bei der statistischen Analyse räumlicher Prozesse, muss damit gerechnet werden, dass die Beobachtungen aufgrund von räumlicher und zeitlicher Autokorrelation nicht unabhängig sind. LEGENDRE und FORTIN (1989) defi-

nieren Autokorrelation wie folgt: "A variable is said to be autocorrelated (or regionalized) when its value, measured at a particular sampling point, allows an approximation of the value of the same variable at other points of space or time, if one knows the shape of the autocorrelation function (for instance, a gradient)." Das bedeutet, dass zwei nahe beieinander gelegene Beobachtungspunkte nicht zwei unabhängige Beobachtungen repräsentieren, sondern in Abhängigkeit der Form der Autokorrelationsfunktion mehr oder weniger zweimal die gleiche Beobachtung sind. Um den Einfluss der räumlichen Autokorrelation auf die Kontingenztabellen abschätzen zu können, wurden für alle im Modell benutzten Variablen die Korrelogramme berechnet. Ein gebräuchlicher Koeffizient zur Beschreibung der Autokorrelation **metrischer Variablen** ist der verallgemeinerte Moran Koeffizient I (1950, zit. nach CLIFF und ORD 1981, S. 17):

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{(2)} w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}$$

mit:

$$\sum_{(2)} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n ; i \neq j$$

$n$  Anzahl Beobachtungen

$w_{ij}$  räumlicher Beziehungskoeffizient

$z_i$   $x_i - \bar{x}$ , wobei  $x_i$  die Beobachtung am i-ten Ort ist

$S_0 = \sum_{(2)} w_{ij}$

Der räumliche Beziehungskoeffizient  $w_{ij}$  gibt die Art der räumlichen Beziehung an. Im einfachsten Fall ist er 1, wenn die beiden Beobachtungen i und j benachbart sind, und 0 wenn sie nicht benachbart sind (binäre Wichtungskoeffizienten). Es können aber auch kontinuierliche Wichtungskoeffizienten gewählt werden, etwa die inverse Distanz der Beobachtungen. Betrachtet man nicht nur unmittelbar benachbarte Punkte sondern nacheinander alle Punkt-paare, die gleichen Abstand haben, bzw. in die gleiche Distanzklasse fallen, so erhält man die räumliche Autokorrelation in Abhängigkeit von der Distanz. Die Graphen dieser Funktion heissen Korrelogramme. Für die Berechnung der Autokorrelation muss Stationarität des stochastischen Prozesses angenommen werden.

Der Erwartungswert der Autokorrelation  $E(I)$  ist nach CLIFF und ORD (1981, S. 21):

$$E(I) = \frac{-1}{n-1}$$

n: Anzahl Beobachtungen

Bei dem grossen Stichprobenumfang dieser Untersuchung ist der Erwartungswert mit  $-3.8 \cdot 10^{-6}$  näherungsweise Null.

Die Varianz der Autokorrelation  $\text{Var}(I)$  ist:

$$\text{Var}(I) = \frac{n[(n^2-3n+3)S_1 - nS_2 + 3S_0^2] - b_2 [(n^2-n)S_1 - 2nS_2 + 6S_0^2]}{(n-1)^3 S_0^2}$$

mit:

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{(2)} (w_{ij} + w_{ji})^2$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^n (w_{i.} + w_{.j})^2$$

$$\text{wobei } w_{i.} = \sum_{j=1}^n w_{ij} \text{ und } w_{.j} = \sum_{j=1}^n w_{ji}$$

$$b_2 = \frac{m_4}{m_2^2}$$

$$m_2 \text{ ist das zweite Moment (Varianz): } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

$$m_4 \text{ das vierte Moment: } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4$$

$$(n-1)^{(3)} = (n-1)(n-2)(n-3)$$

Der Wertebereich des Autokorrelationskoeffizienten  $I$  liegt in der Regel nicht zwischen -1 und +1, wie der Pearson Korrelationskoeffizient. Für grosses  $n$  und symmetrische Wichtungskoeffizienten ist die obere Grenze des Autokorrelationskoeffizienten nach CLIFF und ORD (1981, S. 21):

$$|I| \leq \frac{n}{S_0} \left[ \frac{2nS_1 - S_2}{4n(n-1)} \right]^{1/2} = I_{\max}$$

Transformiert man den Moran I-Koeffizienten linear nach diesem Wertebereich, so dass die resultierenden Koeffizienten, wie der Pearson Korrelationskoeffizient, zwischen +1 und -1 liegen, erhält man den modifizierten Autokorrelationskoeffizienten  $r_d$ .

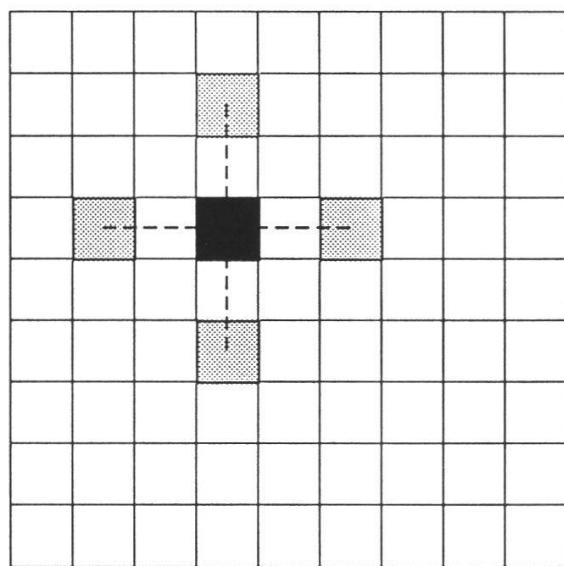
Die Berechnungen vereinfachen sich, wenn die Punkte auf einem regelmässigen Gitter in einem rechteckigen Ausschnitt mit r Zeilen und c Spalten liegen und symmetrische, binäre Wichtungskoeffizienten gewählt werden. Vergleicht man jeden Punkt mit je einem, der darüber, darunter, links und rechts in einem bestimmten Abstand d liegt, so spricht man in Analogie zum Schach von der Turm-Konstellation (rook's case, Fig. 8). In diesem Fall berechnen sich  $S_0$ ,  $S_1$  und  $S_2$  nach UPTON und FINGLETON (1985) wie folgt:

$$\begin{aligned} S_0 &= 2 [ c(r-d) + r(c-d) ] \\ S_1 &= 2 S_0 \\ S_2 &= 8 ( 8rc - 7rd - 7cd + 4d^2 ) \end{aligned}$$

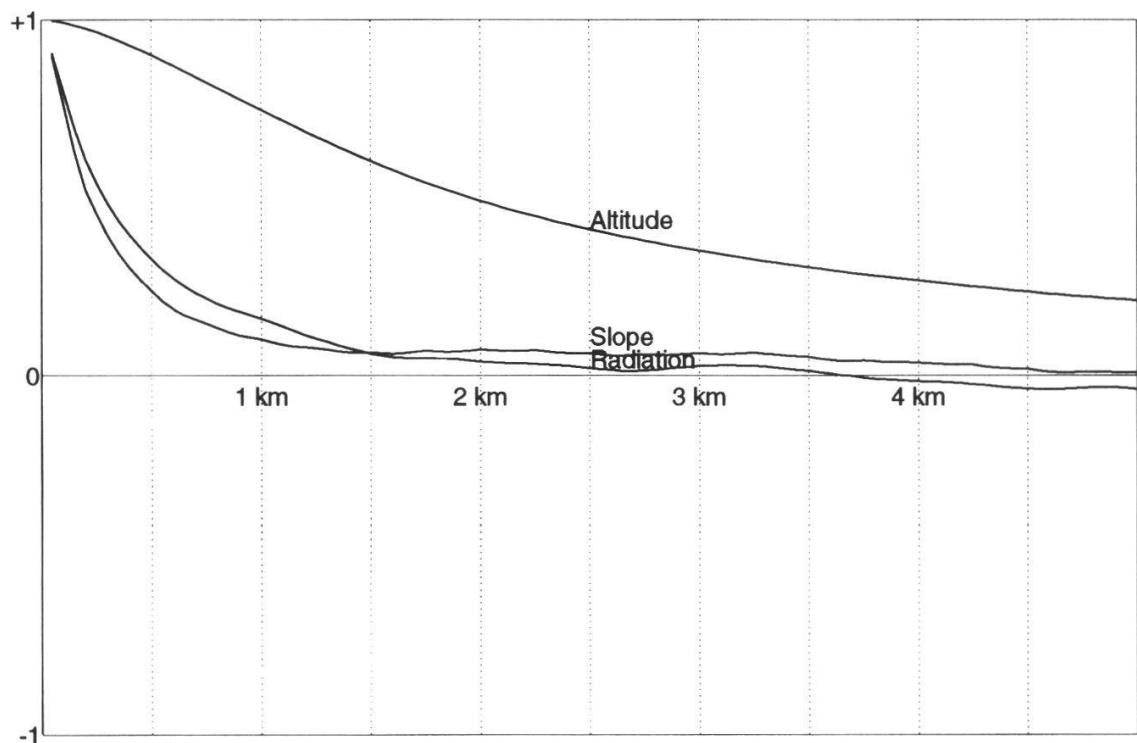
mit:

- r Anzahl Zeilen
- c Anzahl Spalten
- d Distanz in Anzahl Zeilen bzw. Spalten

Die Korrelogramme der metrischen Variablen mit diesem modifizierten Autokorrelationskoeffizienten  $r_d$  sind in Fig. 9 dargestellt. Wegen des grossen Stichprobenumfangs ist die Standardabweichung aller Werte der Kurve mit etwa 0.002 so klein, dass sie graphisch nicht dargestellt wurde. Für die Höhe über dem Meer zeigt sich auch bei relativ grossen Distanzen eine hohe räumliche Autokorrelation. Dies ist eine Folge der grossräumigen Muster in der Topographie mit den parallelen Seitentälern des Landwassertals, dem Flüelatal, dem Dischmatal, dem Sertigtal und dem Monsteiner Tal. Die Korrelogramme der Hangneigung und der direkten Sonnenstrahlung dagegen zeigen, dass die Muster dieser Variablen auf einem wesentlich kleineren Massstab liegen.



**Fig. 8.** Turm-Konstellation: 4 gleich weit vom schwarzen Punkt entfernte Nachbarpunkte.  
*Rock's case: 4 neighbour points with same distance to the black point.*



**Fig. 9.** Korrelogramme der metrischen Variablen  
*Correlograms of the metric variables.*  
Altitude a.s.l. = Höhe über Meer, slope = Neigung, radiation = Strahlung

Für **kategoriale Variablen** ist die Anzahl der ungleichen Kategorien benachbarter Punkte ein Mass für die Autokorrelation  $J_{\text{tot}}$  (join-count statistics, CLIFF und ORD 1981, S.11 ff.):

$$J_{\text{tot}} = \frac{1}{2} \sum_{(2)} w_{ij} y_{ij}$$

mit:

$$\sum_{(2)} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n, i \neq j$$

$n$  Anzahl Beobachtungen

$w_{ij}$  räumlicher Beziehungs koeffizient

$y_{ij} = 1$  wenn die Punkte i und j zu verschiedenen Kategorien gehören

$y_{ij} = 0$  wenn die Punkte i und j zur gleichen Kategorie gehören

Der Erwartungswert für  $J_{\text{tot}}$  ist:

$$E(J_{\text{tot}}) = S_0 \sum_{r=1}^{k-1} \sum_{s=r+1}^k \frac{n_r n_s}{n(n-1)}$$

mit:

$k$  Anzahl der Kategorien

$n_r$  Anzahl Punkte der Kategorie r

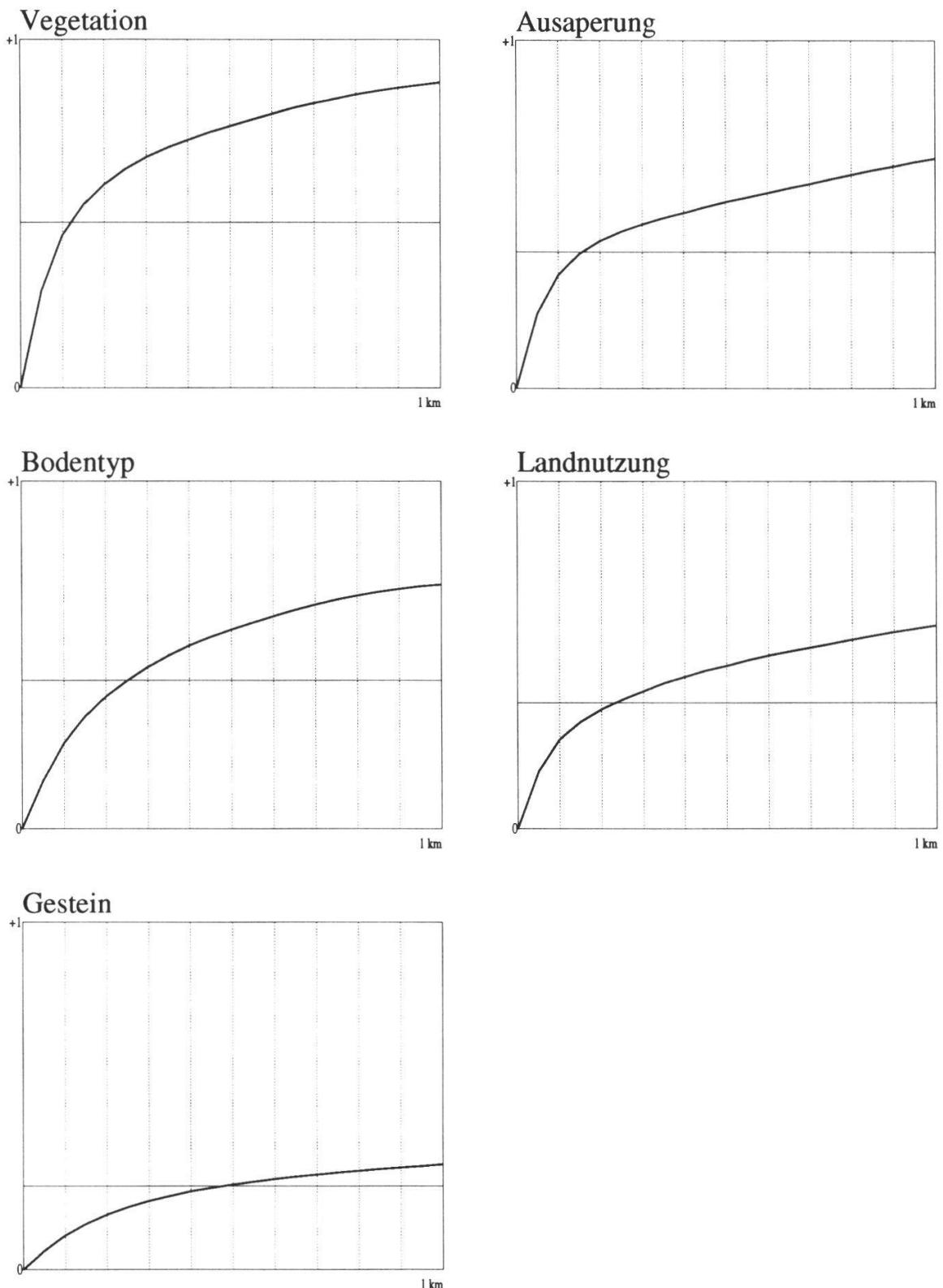
$n_s$  Anzahl Punkte der Kategorie s

Für binäre, symmetrische Gewichte ist der Wertebereich von  $J_{\text{tot}}$ :

$$J_{\text{tot}} = \left[ 0, \frac{S_0}{2} \right]$$

Relativiert man  $J_{\text{tot}}$  mit dem Maximalwert erhält man die relativierte Join-Count Statistik  $J_{\text{rel}}$ , die einen Wertebereich von 0 bis 1 hat:

$$J_{\text{rel}} = \frac{J_{\text{tot}}}{\frac{1}{2} S_0}$$



**Fig. 10.** Korrelogramme der kategorischen Variablen. (Erläuterungen siehe Text).  
*Correlograms (Join count statistics) of the categorical variables (details see text).*

Die Korrelogramme mit der relativierten Join-Count Statistik  $J_{\text{rel}}$  für die Vegetation und die kategorischen Standortsvariablen sind in Fig. 10 dargestellt. Die horizontale Linie markiert dabei den unter der Annahme von räumlicher Unabhängigkeit erwarteten Wert (entspricht 0 bei Morans I). Bei diesem Koeffizienten bedeutet der Wert 0 maximal positive räumliche Autokorrelation (entspricht +1 bei Morans I) und der Wert 1 maximal negative räumliche Autokorrelation (entspricht -1 bei Morans I). An der Vegetation zeigt sich, dass bei einer Distanz von knapp 150 m der bei Unabhängigkeit erwartete Wert auftritt. Beim Bodentyp wird dieser Wert erst in einer Distanz von 250 m erreicht, beim Gestein bei knapp 500 m, bei der Landnutzung nach GÜNTER (1985) bei 300 m und bei der Ausaperung bei 150 m. Zur Interpretation dieser Werte muss berücksichtigt werden, dass die Autokorrelation kategorischer Variablen von der zugrundeliegenden Klassifikation und der räumlichen Auflösung der Kartierung abhängig ist. Bei der Vegetations- und der Bodenkarte decken sich die Werte in etwa mit der von den Kartierern angestrebten Genauigkeit von 1 ha bzw. 4 ha (KRAUSE 1986, ZUMBÜHL 1986). Bei der Landnutzungskartierung von GÜNTER (1985) fehlen Angaben zur angestrebten Kartiergenauigkeit, so dass hier kein Vergleich möglich ist. Aufgrund eigener Beobachtungen im Testgebiet erscheint der Wert von 300 m ein plausibles Mass für die räumliche Auflösung der Landnutzungskarte zu sein. Die im Vergleich mit den anderen kategorischen Variablen relativ weit reichende räumliche Autokorrelation in der Variablen Gestein deutet auf grossflächige Muster in der geologischen Karte hin. Dies trifft insofern zu, als das ganze Gebiet des Dischmatales aus Gneis besteht. Bei einer feineren Gesteinsklassifikation, die etwa noch zwischen Ortho- und Paragneis differenziert, würde das Korrelogramm sicher kleinräumigere Muster zeigen. Das Korrelogramm der Ausaperungskarte, die von Keller (1987) mittels multitemporaler Klassifikation von LANDSAT MSS Daten gewonnen wurde, ist vom räumlichen und zeitlichen Auflösungsvermögen des Satellitensensors geprägt.

Bei der Erstellung der Kontingenztabellen muss nun aufgrund der in Fig. 9 und 10 dargestellten Korrelogramme die Distanz für die einzelnen Beobachtungen so festgelegt werden, dass die geforderte Unabhängigkeit der Beobachtungen garantiert ist. Im Hinblick auf das Ziel der Analyse, die Vegetation zu simulieren, orientiert sich die statistische Versuchsplanung zur Erstellung der Kontingenztabellen primär am Korrelogramm der Vegetationskarte. Es wurde deshalb ein regelmässiges Raster mit 150 m Gitterweite gewählt. Bei dieser Distanz ist die Autokorrelation auch für die wichtigsten kategorischen Variablen gering. Der Einfluss der räumlichen Autokorrelation auf die

Kontingenztabellen, und damit auf die Modellergebnisse, wird damit so weit wie möglich reduziert. Die Gefahr, dass bei regelmässiger Datenerhebung regelmässige Muster im Untersuchungsobjekt die Ergebnisse verfälschen, kann für die vorliegenden Karten aufgrund der Autokorrelationsanalyse ausgeschlossen werden, da regelmässige Muster zu periodischen Schwankungen im Korrelogramm führen würden.

#### **4.3.2. Unabhängigkeit der Wirkungen**

##### **Das Gesetz der relativen Standortskonstanz**

Das Bayes-Modell setzt voraus, dass die Standortsfaktoren unabhängig voneinander auf die Vegetation wirken, d. h. dass die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten einer Gesellschaft bei einer bestimmten Kategorie eines Faktors unabhängig von den anderen Faktoren ist. Diese Unabhängigkeitsforderung scheint dem von WALTER und WALTER (1953) postulierten "Gesetz der relativen Standortskonstanz" zu widersprechen, das eine Abhängigkeit der Wirkung verschiedener Standortsfaktoren auf die Pflanzenarten postuliert. Als Beispiel führt er u.a. den Blutfruchtbaum (*Terminalia porphyrocarpa*) an, dessen Ansprüche an die edaphischen Feuchteverhältnisse vom Jahresniederschlag abhängig sind. In bezug auf Vegetationstypen - nicht Arten - ist diese Frage jedoch von der gewählten Vegetationsklassifikation abhängig. Bei entsprechend feiner Klassifikation der Vegetation werden die standörtlich verschiedenenartigen Wuchsorte einer Pflanzenart unterschiedlichen Vegetationstypen zugeordnet. Innerhalb dieser Vegetationstypen sind die Abhängigkeiten geringer als innerhalb einer einzelnen Art. Das Ziel der pflanzensoziologischen Vegetationsklassifikation ist die Bildung von floristisch, physiognomisch und standörtlich weitgehend einheitlichen Assoziationen. Es ist daher anzunehmen, dass im Hinblick auf das hier diskutierte Vegetationsmodell die Forderung nach unabhängiger Wirkung der Standortsfaktoren zumindest näherungsweise als erfüllt betrachtet werden kann.

Um diese These zu belegen, wurde die Korrelation zwischen Meereshöhe und direkter Sonnenstrahlung für jeden Vegetationstyp untersucht. Es ist zu erwarten, dass die gleichen Vegetationseinheiten mit zunehmender Meereshöhe bei höheren Strahlungssummen auftreten, da die Strahlung die niedrigere Allgemeintemperatur kompensiert. Für jeden Vegetationstyp wurde der Pearson-Korrelationskoeffizient berechnet, der den linearen Zusammenhang zwischen zwei Variablen beschreibt (Tab. 16). Bezogen auf das gesamte Untersuchungsgebiet beträgt die Korrelation zwischen Meereshöhe und

**Tab. 16.** Korrelation zwischen Meereshöhe und Direktstrahlung in den einzelnen Vegetationstypen. (Details s. Text).

*Correlation between altitude above sea level and direct solar radiation within the vegetation types. (Details see text).*

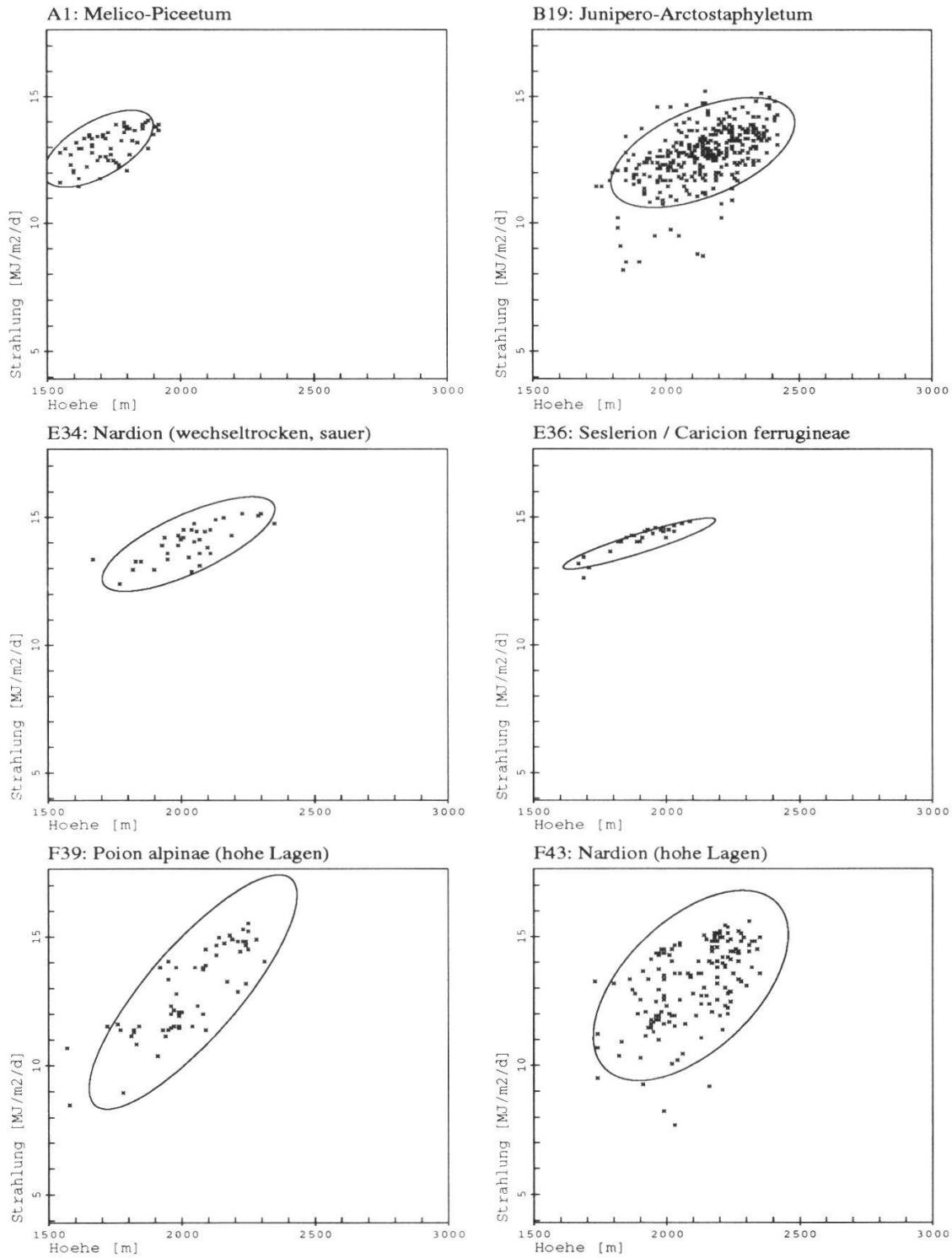
n Stichprobenumfang - sample size  
 r Korrelationskoeffizient - correlation coefficient  
 95% VB 95%-Vertrauensbereich für den Korrelationskoeffizienten  
 95% confidence interval for the correlation coefficient  
 sig. >.33 Irrtumswahrscheinlichkeit für  $r > 0.33$ : \* 5%, \*\* 1%, \*\*\* 0.1%  
 significance level for  $r > .33$ : \* 5%, \*\* 1%, \*\*\* 0.1%

Vegetationstyp	Nr.	n	r	95% VB	sig.>.33
<i>Melico-Piceetum</i>	A 1	61	<b>0.603</b>	0.414, 0.742	**
<i>Veronica latifoliae-Piceetum</i>	A 2	15	0.644	0.196, 0.869	
<i>Sphagno-Piceetum calamagrostietosum</i>	A 3	258	0.207	0.087, 0.321	
<i>Sphagno-Piceetum adenostyletosum</i>	A 4	42	0.299	-0.006, 0.553	
<i>Calamagrostidi variae-Piceetum</i>	A 5	7	0.111	-0.701, 0.797	
<i>Larici-Piceetum</i>	A 6	186	0.354	0.221, 0.474	
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	A 7	12	0.373	-0.256, 0.780	
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Dolomit)	A 8	3	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Serpentin)	A 9	31	-0.093	-0.433, 0.271	
<i>Sphagno-Pinetum montanae</i>	A 10	0	0.000	-1.000, 1.000	
Legföhren (Silikat)	A 11	53	0.487	0.250, 0.669	
Legföhren (Dolomit)	A 12	10	0.129	-0.545, 0.702	
Legföhren (Serpentin)	A 13	37	0.294	-0.033, 0.564	
<i>Alnetum viridis/Aden.-Cicerbitetum</i>	A 14	24	-0.154	-0.525, 0.266	
<i>Betula-Sorbus aucuparia-Ges.</i>	A 15	2	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Rhododendro-Vaccinietum</i>	B 16	259	0.365	0.254, 0.466	
<i>Empetro-Vaccinietum</i>	B 17	103	0.219	0.027, 0.396	
<i>Calamagrostietum villosae</i>	B 18	3	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Juniper-Arctostaphyletum</i>	B 19	322	<b>0.539</b>	0.456, 0.612	***
<i>Jun.-Arctostaphyletum callunetosum</i>	B 20	27	0.536	0.195, 0.761	
Flechtenheiden	B 21	28	0.317	-0.064, 0.617	
<i>Caricetum fuscae</i>	C 22	18	0.391	-0.093, 0.725	
<i>Caricetum davallianae</i>	C 23	14	0.511	-0.027, 0.819	
<i>Eriophoro-Trichophoretum caesp.</i>	C 24	2	0.000	-1.000, 1.000	
<i>M.-Cardaminetalia/Caricetalia davall.</i>	C 25	1	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Calthion, Polygono-Ranunculetum</i>	D 26	6	0.656	-0.333, 0.958	
<i>Ran. aconitifolius-Trisetum flav.-Ges.</i>	D 27	28	-0.036	-0.404, 0.341	
"Typische" <i>Trisetum flavescens-Ges.</i>	D 28	30	-0.253	-0.562, 0.118	
<i>Heracleum sph.-Facies d. Tris. flav. G.</i>	D 29	93	0.479	0.305, 0.622	
<i>Cam. scheuchzeri-Trisetum flav.-Ges.</i>	D 30	45	0.543	0.297, 0.722	
<i>Polygono-Trisetion</i> (Terrasse)	D 31	10	0.739	0.204, 0.934	
<i>Ligusticum mutellina-Festuca viol.-G.</i>	D 32	1	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Nardion</i> (nährstoffarme, saure Stando.)	E 33	5	-0.805	-0.996, 0.690	
<i>Nardion</i> (wechseltr., saure Standorte)	E 34	35	<b>0.737</b>	0.535, 0.859	***
<i>Nardion/Seslerion/Caricion ferrugineae</i>	E 35	40	<b>0.568</b>	0.312, 0.747	*
<i>Seslerion/Caricion ferrugineae</i>	E 36	26	<b>0.917</b>	0.822, 0.963	***
<i>Caricion ferrugineae/Polygono-Trisetion</i>	E 37	9	0.154	-0.568, 0.742	
<i>Poion alpinae</i> (tiefe Lagen)	F 38	12	0.719	0.248, 0.915	
<i>Poion alpinae</i> (hohe Lagen)	F 39	59	<b>0.826</b>	0.723, 0.893	***

**Tab. 16** (Fortsetzung - contin.)

Vegetationstyp	Nr.	n	r	95% VB	sig.>.33
<i>Rumicetum alpini</i>	F 40	0	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Alchemillo-Deschapsietum caespitosi</i>	F 41	1	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Nardion</i> (tiefe Lagen)	F 42	38	0.087	-0.240, 0.395	
<i>Nardion</i> (hohe Lagen)	F 43	154	<b>0.535</b>	0.411, 0.639	***
<i>Curvulo-Nardetum</i> u.ä.	G 44	198	0.302	0.170, 0.423	
<i>Caricetum curvulae</i>	G 45	141	0.330	0.174, 0.470	
<i>Salicion herbaceae</i>	G 46	428	0.348	0.262, 0.428	
<i>Festuco violaceae-Trifolietum thalii</i>	G 47	13	0.263	-0.337, 0.711	
<i>Aveno-Nardetum/Festucetum halleri</i>	G 48	39	-0.015	-0.329, 0.302	
<i>Elynetum</i>	G 49	0	0.000	-1.000, 1.000	
<i>Seslerion/Poion alpinae</i>	H 50	26	0.491	0.128, 0.738	
<i>Seslerion</i> v.a <i>Seslerio sempervirentis</i>	H 51	64	0.469	0.252, 0.641	
<i>Seslerion</i> z.T. <i>Caricetum firmae</i>	H 52	11	0.734	0.194, 0.933	
<i>Arabidion coeruleae</i>	H 53	25	0.522	0.160, 0.760	
<i>Caricetum ferruginea</i>	H 54	2	0.000	-1.000, 1.000	
Serpentinrasen (Rohboden)	I 55	21	<b>0.705</b>	0.394, 0.872	*
Serpentinrasen (rel. entwickelte Böden)	I 56	9	0.535	-0.201, 0.885	
<i>Androsacion alpinae</i>	K 57	208	0.121	-0.016, 0.253	
Silikatblockhalden	K 58	177	0.093	-0.055, 0.238	
<i>Thlaspeion/Androsacion</i>	K 59	41	0.135	-0.180, 0.425	
Dolomitblockhalden	K 60	3	0.000	-1.000, 1.000	
Serpentinfelsvegetation	K 61	139	0.338	0.182, 0.478	
Fels, Firn, Wasser	L 62	221	0.102	-0.030, 0.231	

direkter Sonnenstrahlung 0.33, da mit zunehmender Meereshöhe die Atmosphärendicke abnimmt und der maximal mögliche Direktstrahlungsfluss zunimmt. Auch die Abschattung durch die umliegenden Berge nimmt mit zunehmender Meereshöhe ab. Somit kann eine Abhängigkeit der Strahlungsansprüche von der Meereshöhe nur in den Vegetationstypen angenommen werden, die eine höhere Korrelation zwischen Meereshöhe und Direktstrahlung als 0.33 annehmen. Für fünf Typen ist die Korrelation mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von weniger als 0.1% grösser als 0.33, und zwar im *Junipero-Arctostaphyletum* (B19), im wechseltrockenen, sauren *Nardion* (E34), im *Seslerion/Caricion ferruginea* (E36), im *Poion alpinae* der hohen Lagen (F39) und im *Nardion* der hohen Lagen (F43). Im *Melico-Piceetum* (A1) ist die Irrtumswahrscheinlichkeit kleiner als 1%. Für diese Gesellschaften sind in Fig. 11 die Scatterdiagramme dargestellt. Die Ellipsen in dieser Figur sind die Linien gleicher Wahrscheinlichkeitsdichte, die 90% aller Beobachtungen umfassen. Im *Nardion/Seslerion/Caricion ferruginea* (E35) sowie in den Serpentinrasen auf Rohboden (I55) ist die Irrtumswahr-



**Fig. 11.** Verteilung der Vorkommen der Gesellschaften mit der stärksten Abhängigkeit von Meereshöhe und Direktstrahlung. Die Ellipsen zeigen die Linien gleicher Wahrscheinlichkeitsdichte, die 90% aller Beobachtungen umfassen.

*Distribution of the plant communities with the strongest correlation between altitude above sea level and direct solar radiation. Ellipses indicate lines of equal density of probability that covers 90% of all observations.*

scheinlichkeit kleiner als 5%. Bei allen anderen Vegetationstypen kann keine Abhängigkeit nachgewiesen werden.

Versuche, die relative Standortskonstanz in das Modell einzubeziehen (vgl. Kap. 4.4), zeigen keine Verbesserung des Ergebnisses. Das deutet darauf hin, dass die Nichtberücksichtigung der Abhängigkeiten kein limitierender Faktor für das Modell ist. Für den vorliegenden Datensatz kann die Annahme der Unabhängigkeit der Wirkungen der Standortsfaktoren folglich als erfüllt gelten.

#### **4.3.3. Unabhängigkeit der Standortsfaktoren**

##### **Naturgesetzmässige Abhängigkeiten**

Abhängigkeiten der Standortsfaktoren voneinander können naturgesetzmässig sein, wie die Abhängigkeit des Ausaperungszeitpunkts von der Meereshöhe. Für das Modell hat das zur Folge, dass die redundante Information zu einer unterschiedlichen Gewichtung der Variablen führt. Wenn etwa Meereshöhe und Ausaperung als Variablen benutzt werden, erhöht die Ausaperung das Gewicht der Meereshöhe. Eine ungleiche Gewichtung ist jedoch nicht unerwünscht, sondern nach WATANABE's "ugly duckling theorem" (1985, S. 452) sogar Voraussetzung um überhaupt Gruppen definieren zu können. Dieses Theorem besagt, dass die Ähnlichkeit zweier beliebiger, nichtidentischer Objekte eine Konstante ist, wenn die Ähnlichkeit als Anzahl gleicher Prädikate definiert wird und die Prädikate, anhand derer die Ähnlichkeit gemessen wird, gleiches Gewicht haben. Eine Konsequenz aus diesem Theorem ist, dass eine natürliche Klassifikation von Objekten nicht existiert. Um die auf einer impliziten Gewichtung in der pflanzensoziologischen Methode beruhenden Klassifikation der Vegetation (NOY-MEIR et al. 1975, FISCHER und BEMMERLEIN 1989) im Modell zu reproduzieren sind also geeignete Gewichtungen erforderlich. Durch Auswahl geeigneter Variablen besteht die Möglichkeit den Einfluss der Abhängigkeiten auf das Modell zu steuern (s. Kap. 4.7).

Neben der Auswahl der Standortsfaktoren sind die Abhängigkeiten der Variablen untereinander bei kategorischen Variablen auch von deren Klassifikation abhängig. Werden als Bodentypen etwa die Kategorien Silikatregosol und Karbonatregosol verwendet, sind diese von der Variablen Gestein abhängig, da der erste Typ nur auf Flächen mit Silikatgestein und der zweite nur auf Flächen mit Karbonatgestein vorkommt. Diese Abhängigkeit kann beseitigt werden indem entweder die beiden Regosole zu einer Bodeneinheit zusam-

mengefasst werden, oder indem die Variablen Gestein und Bodentyp zu einer integralen Variablen zusammengefasst werden. Die zweite Möglichkeit führt zu einer sehr grossen Kontingenztabelle, da die Anzahl der Spalten der neuen Tabelle gleich dem Produkt aus der Anzahl der Spalten der beiden ursprünglichen Tabellen ist. Dabei besteht die Gefahr, dass die Häufigkeiten in den einzelnen Feldern der Kontingenztabelle wegen eines zu geringen Stichprobenumfangs nicht zuverlässig geschätzt werden können. Aus diesem Grund wurde die zweite Möglichkeit gewählt. Die von Krause (1986) erhobenen Kartiereinheiten werden nach fachwissenschaftlichen Kriterien

**Tab. 17.** Zuordnung der Bodenkartiereinheiten (Krause 1986) zu den im Modell verwendeten Bodentypengruppen.

*Relation between the soil type mapping units (Krause 1986) and the soil type groups used in the model.*

Bodentypengruppe	typisches Profil (nach Benzler et al. 1982)	Bodentyp (Nr.) (nach Krause 1986)
Fels Lithosole	C AC-C	Fels (0) Silikatolithosol (1) Mischgesteinslithosol (2) Karbonatlithosol (3) Humussilikatboden (4) Humuskarbonatboden (5) Humussilikatgesteinboden (6) Humuskarbonatgesteinboden (7) - " - auf Fels (8) Humusmischgesteinboden (10) - " - auf Fels (11)
Rohböden	A <sub>i</sub> -C	Karbonatregosol (9) Silikatregosol (12) Mischgesteinregosol (13) Rendzina (14)
Regosole/Rendzinen	A <sub>h</sub> -C	Fluvisol (15) Saure Braunerde (16) Braunerde (17) Braunpodsol (18) Podsol (19) Humuseisenpodsol (20)
Fluvisol Braunerden	A <sub>h</sub> -M-II... A <sub>h</sub> -B <sub>v</sub> -C	Karbonatohgley (21) Silikatohgley (22) Braunerdegley (23) Buntgley (24) Fahlgley (25)
Podsole	L-O-A <sub>h</sub> -A <sub>e</sub> -B <sub>h</sub> -B <sub>s</sub> -C	Gesteinsgley (28)
Gleye	A <sub>h</sub> -G <sub>o</sub> -G <sub>r</sub>	Halbmoor (26) Saueres Halbmoor (27)
Halbmoore	nH-(F)-II...	

derart zusammengefasst, dass die Abhängigkeit des Bodentyps vom Gestein weitgehend reduziert wird.

### **Stichprobe, Population, Universum**

Ein weiterer Grund für Abhängigkeiten kann darin bestehen, dass die Stichproben nicht repräsentativ für die Vegetationstypen sind. Bei geeigneter Datenerhebung erlaubt eine Stichprobe eine unbeeinflusste Schätzung von Grössen einer statistischen Population. Die Stichprobe ist die Menge der vorliegenden Beobachtungen. Die Population ist die Menge der zu einem bestimmten Zeitpunkt existierenden Realisierungen eines Phänomens (z.B. Vegetation). Der Begriff statistische "Population" ist nicht mit dem in der Populationsbiologie gebräuchlichen Begriff identisch. Neben der Stichprobe und der statistischen Population muss in diesem Zusammenhang aber noch eine weitere Menge, das Universum (die Menge aller möglichen statistischen Populationen) berücksichtigt werden. Wenn die statistische Population keine zufällige Realisierung des Universums darstellt, so ist auch die Stichprobe nicht unbeeinflusst. Die Gefahr, dass aufgrund dessen Abhängigkeiten in der Stichprobe vorhanden sind, ist um so grösser, je kleiner die geographische Basis, d.h. das Gebiet, in dem die Stichprobe erhoben wird, ist. Eine Vergrösserung der geographischen Basis ist jedoch nur bedingt möglich, da mit grösserer Entfernung kulturhistorische Einflüsse, historisch chorologische Phänomene und andere grossräumige Phänomene in der Vegetation an Bedeutung gewinnen, die im hier vorgestellten regionalen Modell nicht berücksichtigt sind.

Die Abhängigkeiten der Standortsfaktoren voneinander, die von den naturräumlichen Gegebenheiten und den sozioökonomischen Bedingungen des Untersuchungsgebiets zum Untersuchungszeitpunkt beeinflusst sind, haben Einschränkungen für die Übertragbarkeit der Kontingenztabellen auf andere Gebiete und auf Szenarien zur Folge. Dies betrifft vor allem die folgenden, wegen fehlender empirischer Grundlage nicht simulierbaren Fälle:

- Fettwiesenwirtschaft wird gegenwärtig im Untersuchungsgebiet nur auf Alluvium und karbonathaltiger Mischmoräne betrieben. Sie kann deshalb auf anderen geologischen Schichten nicht simuliert werden.
- Karbonatgestein kommt fast nur in der alpine Stufe und fast nur in Süd-Exposition vor. Die intensive Weidenutzung der alpinen Kalkrasen bedingt, dass kein Zergstrauchgürtel auf Kalk und Dolomit ausgebildet ist.
- Waldwirtschaft wird nicht auf Alluvium, Kalk und in der supra-subalpinen Stufe (*Larix-Pinus cembra*-Gürtel sensu SCHMID 1961) betrieben.

**Tab. 18.** Korrelationskoeffizienten r zwischen den metrischen Variablen.  
*Correlation coefficient r between the metric variables.*

	Höhe	Neigung
Neigung	0.26	
Strahlung	0.33	-0.20

Diese genannten Fälle definieren Einschränkungen für Szenarien, und sind bei der Anwendung des Modells und der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen.

Die naturräumlichen Gegebenheiten bedingen, dass in unterschiedlichen Untersuchungsgebieten z.B. bestimmte Gesteinstypen nur in einer bestimmten Höhenstufe vorkommen. Diese naturräumlichen Abhängigkeiten beeinflussen die Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten. Wenn der Gesteinstyp, von dem eine bestimmte Pflanzengesellschaft abhängig ist, in einer Höhenstufe nicht oder nur selten vorkommt, so wird die bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens dieser Höhenstufen bei der Pflanzengesellschaft  $p(x|V_i)$  unterschätzt. Tritt der Gesteinstyp in der betrachteten Höhenstufe gehäuft auf, wird die bedingte Wahrscheinlichkeit überschätzt.

Um abzuschätzen, wie gross diese Abhängigkeiten im Untersuchungsgebiet sind, wurden für die im Modell benutzten metrischen Variablen die Korrelationskoeffizienten berechnet.

Die positive Korrelation zwischen Meereshöhe und Neigung zeigt eine geringe Tendenz zu steilerem Gelände in höheren Lagen. Die positive Korrelation zwischen Meereshöhe und Strahlung beruht auf der abnehmenden Atmosphärendicke bei zunehmender Meereshöhe und dem damit zunehmenden maximal möglichen Direktstrahlungsfluss. Da die niedrigsten Strahlungssummen an steilen Nordhängen vorkommen, ist der Korrelationskoeffizient

**Tab. 19.** Kontingenzkoeffizient K für Paare von Standortsfaktoren.  
*Contingency coefficient for pairs of site factors.*

	Höhe	Neigung	Strahlung	Gestein	Bodentyp	Nutzung
Neigung	0.20					
Strahlung	0.17	0.17				
Gestein	0.17	0.15	0.20			
Bodentyp	0.29	0.20	0.12	0.30		
Nutzung	0.46	0.18	0.15	0.20	0.40	
Ausaperung	0.39	0.09	0.17	0.12	0.25	0.35

zwischen Strahlung und Neigung negativ. Die letzten beiden Koeffizienten sind durch physikalische Abhängigkeiten der Maximalwerte bedingt und nicht durch eine spezielle Ausprägung des Untersuchungsgebiets.

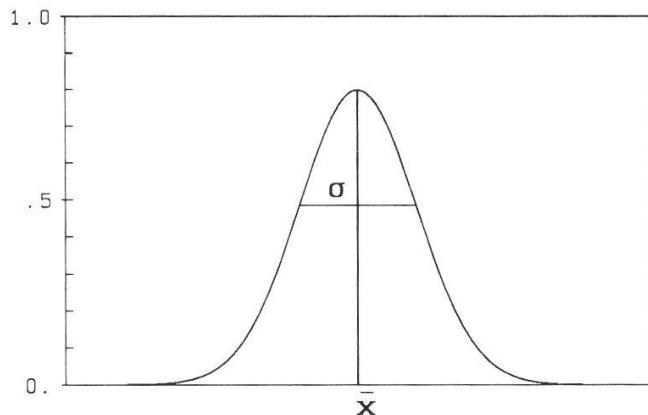
Für alle Variablen, die metrischen und die kategorischen, wurde der Kontingenzkoeffizient K, (SACHS 1979, S. 72) berechnet.

Die grössten Abhängigkeiten bestehen zwischen der Variablen Nutzung und der Meereshöhe ( $K=0.46$ ), dem Bodentyp ( $K=0.40$ ) sowie der Ausaperung ( $K=0.35$ ), da die Verteilungsmuster der Landnutzung von den naturräumlichen Voraussetzungen abhängen. Dies wird im Modell dadurch berücksichtigt, dass die Variable 'Nutzung' zur Definition von Untermodellen benutzt wird.

Die relativ hohe Korrelation zwischen Meereshöhe und Ausaperung ( $K=0.39$ ) zeigt eine hohe Redundanz der Information. Es ist daher zu erwarten, dass die Einbeziehung der Ausaperung in das Modell die Vorhersage nicht massgeblich verbessert.

#### 4.4. PARAMETRISIERUNG

In Kapitel 4.1 wurden die multivariaten bedingten Wahrscheinlichkeiten des Auftretens der verschiedenen Vegetationstypen aus bivariaten Kontingenztabellen geschätzt. Dazu müssen die kontinuierlichen Variablen Höhe, Neigung und Strahlung willkürlich in Intervalle unterteilt werden. Die kontinuierlichen Variablen werden dann wie kategoriale Variablen behandelt. Dieses Verfahren hat den Vorteil, dass keine Annahmen über die Verteilung der Variablen gemacht werden müssen. Allerdings geht bei der Transformation einer kontinuierlichen Variablen in eine kategoriale Variable Information verloren. Das Modell kann nur noch berücksichtigen, ob zwei Werte im gleichen Intervall liegen oder nicht. Die Distanzen zwischen ungleichen Intervallen können nicht ausgewertet werden. Zudem muss in Abhängigkeit von der Breite der Intervalle eine grosse Zahl von Parametern geschätzt werden. In Kapitel 4.3 wurde gezeigt, dass diese Schätzungen von verschiedenen Faktoren beeinflusst sein können. Nimmt man an, dass diese Einflüsse auf die Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten zufällig verteilt sind mit Mittelwert 0, können diese Fehler durch Anpassen eines geeigneten, funktionalen Zusammenhangs ausgeglichen werden. Da die bedingten Wahrscheinlichkeiten eine Optimumkurve darstellen, liegt es nahe, eine Gaußkurve anzupassen (Fig. 12). Hierbei sind nur zwei Parameter zu schätzen, während



$$p(x|V_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma^2}}$$

**Fig. 12.** Die Gauss'sche Normalverteilung.  
The Gaussian normal distribution.

beim kategorischen Ansatz die Anzahl der zu bestimmenden Parameter in Abhängigkeit von der Diskretisierung etwa 5 bis 15 beträgt.

Um die Parameter  $\bar{x}$  und  $\sigma$  zu bestimmen gibt es drei Möglichkeiten.

- 1) Mittelwert und Standardabweichung der Stichprobe
- 2) Logit-Regression
- 3) Iterative Anpassung der Gauss'schen Kurve

Diese Verfahren werden in den folgenden Kapiteln diskutiert.

#### 4.4.1. Mittelwert und Standardabweichung der Stichprobe

Eine einfache Methode zur Bestimmung der Gauss'schen Kurve besteht in der Benutzung des Mittelwerts und der Standardabweichung der Stichprobe als Schätzung für  $\bar{x}$  und  $\sigma^2$ .

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$$

Wenn die Stichprobe jedoch nicht aus dem ganzen möglichen Wertebereich der Variablen  $x$  stammt, führt dieses Verfahren zu fehlerhaften Schätzungen.

Das ist etwa bei Vegetationstypen der Fall, die auch unterhalb von 1500 m Meereshöhe vorkommen. Aus diesen Höhen liegen keine verwertbaren Beobachtungen vor.

#### 4.4.2. Logit-Regression

Eine zweite Möglichkeit ergibt sich aus der Logarithmierung der Gauss'schen Formel (JONGMAN et al. 1987):

$$\begin{aligned}\log_e(p(x|V_i)) &= \log_e\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) - 0.5 \frac{(x-\bar{x})^2}{\sigma^2} \\ &= \log_e\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) - 0.5 \frac{(x^2 - 2x\bar{x} + \bar{x}^2)}{\sigma^2} \\ &= \log_e\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) - \frac{1}{2\sigma^2}x^2 + \frac{\bar{x}}{\sigma^2}x - \frac{\bar{x}^2}{2\sigma^2}\end{aligned}$$

mit:

$$b_0 = \log_e\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) - \frac{\bar{x}^2}{2\sigma^2}$$

$$b_1 = \frac{\bar{x}}{\sigma^2}$$

$$b_2 = -\frac{1}{2\sigma^2}$$

ergibt sich die quadratische Gleichung:

$$\log(p(x|V_i)) = b_0 + b_1x + b_2x^2$$

deren Koeffizienten durch eine polynomiale Regression bestimmt werden können. Als Beobachtungen werden die bedingten Wahrscheinlichkeiten in equidistanten Variablenintervallen benutzt. Aus diesen Koeffizienten können die gesuchten Parameter wie folgt bestimmt werden:

$$\bar{x} = \frac{-b_1}{2b_2}$$

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{-2b_2}}$$

Diese Analysen wurden mit der IMSL-Routine RCURVE durchgeführt. Da die bedingten Wahrscheinlichkeiten logarithmiert werden, können die Variablenintervalle, in denen der jeweilige Vegetationstyp nicht beobachtet wurde, für die Bestimmung der Parameter nicht berücksichtigt werden, da der Logarithmus nur für streng positive Werte definiert ist. Vor allem bei Vegetations-typen, die im Untersuchungsgebiet selten sind, führt dieses Verfahren zu unsicheren Ergebnissen. Ein weiterer Nachteil der auf dem Kriterium der kleinsten quadratischen Abweichung von logarithmierten Wahrscheinlichkei-ten beruhenden polynomialen Regression besteht darin, dass kleine Werte einen grösseren Einfluss auf das Ergebnis haben als grosse. Die Parameter der Wahrscheinlichkeitsverteilung werden also besonders stark von untypischen Beobachtungen bestimmt.

#### 4.4.3. Iterative Anpassung der Gauss'schen Kurve

Ein drittes Verfahren, das die Nachteile der Logit-Regression nicht aufweist, ist die direkte, iterative Anpassung der Gauss'schen Kurve an die Beobach-tungen. Als Startwerte für die Parameter (initial estimates) werden Mittelwert und Standardabweichung der Stichprobe benutzt. Diese werden dann so verändert, dass die Quadrate der Abweichungen der Beobachtungen von der Gauss'schen Kurve minimal sind. Wenn die Fehler unabhängig und normal verteilt sind, führt dieses Verfahren zu einer Maximum Likelihood Lösung der Schätzung (JONGMAN et al. 1987). Für die Berechnungen wurde die IMSL-Routine DRNLIN eingesetzt. Um möglichst verlässliche Ergebnisse zu er-ziehen, wurden einige seltene Vegetationseinheiten nach fachwissenschaftlich begründeten Kriterien mit anderen zusammengefasst, die bezüglich des jeweiligen Standortsfaktors die gleichen oder sehr ähnliche Ansprüche haben. Es zeigte sich, dass für nahezu alle Vegetationseinheiten der Verlauf der so bestimmten Wahrscheinlichkeitsdichte innerhalb des Vertrauensbereichs (nach SACHS 1979, S. 41) der bedingten Wahrscheinlichkeiten in den einzelnen Variablenintervallen liegt. In einigen Fällen, in denen dieses

**Tab. 20.** Mittelwert und Standardabweichung der metrischen Variablen.  
*Mean and standard deviation of the metric variables.*

Vegetationseinheit		Höhe ü.M.	Neigung		Strahlung	
<i>Melico-Piceetum</i>	A 1	1694	96	25	5	165
<i>Veronico latifoliae-Piceetum</i>	A 2	1759	14	26	83	9
<i>Sphagno-Piceetum calamagrost.</i>	A 3					123
<i>Calamagrostidi variae-Piceetum</i>	A 5	1761	12	18	92	32
<i>Sphagno-Piceetum adenostyletosum</i>	A 4			28	43	105
<i>Larici-Piceetum</i>	A 6	1824	12	25	53	13
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	A 7	2111	86	29	6	125
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Dolomit)	A 8	1761	12	18	92	12
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Serpentin)	A 9					157
Legföhren (Silikat)	A 11	1931	13	32	60	105
Legföhren (Dolomit)	A 12	1960	97	34	8	122
Legföhren (Serpentin)	A 13	1971	17	23	80	159
<i>Alnetum viridis/Aden.-Cicerbitetum</i>	A 14	1852	79	32	10	36
<i>Betula-Sorbus aucuparius</i> -Ges.	A 15	1748	13	25	28	115
<i>Rhododendro-Vaccinietum</i>	B 16	2109	10	25	83	131
<i>Empetro-Vaccinietum</i>	B 17	2301	83	26	7	152
<i>Calamagrostietum villosae</i>	B 18	1850	10	32	33	119
<i>Junipero-Arctostaphyletum</i>	B 19	2140	16	28	61	39
<i>Jun.-Arctostaphyletum callunetosum</i>	B 20					163
Flechtenheiden	B 21	2256	13	30	78	152
<i>Caricetum fuscae</i>	C 22	2014	18	8	52	12
<i>Caricetum davallianae</i>	C 23	1938	17	20	93	167
<i>Eriophoro-Trichophoretum caesp.</i>	C 24	2103	91	7	5	10
<i>M.-Cardaminetalia/Caricetalia davall.</i>	C 25	2186	16	20	71	175
<i>Calthion</i>	D 26	1557	68	6	7	18
<i>Ran. aconitifolius-Trisetum flav.</i> Ges.	D 27					9
"Typische" <i>Trisetum flavescens</i> -Ges.	D 28			4	2	
<i>Heracleum-Facies d. Tris. flav.</i> -Ges.	D 29	1609	63	11	7	142
<i>Campanula scheuchzeri-Tris.flav.</i> -Ges.	D 30	1744	17	18	78	17
<i>Polygono-Trisetion</i> (Terrasse)	D 31	1900	49	7	6	144
<i>Ligusticum mutellina-Fest. viol.</i> -Ges.	D 32	2028	15	25	61	10
<i>Nardion</i> (nährstoffarme, sauere St.)	E 33					11
<i>Nardion</i> (wechseltr., sauere Standort)	E 34	2028	15	25	61	178
<i>Nardion/Seslerion/Caricion ferr.</i>	E 35	2043	10	21	69	176
<i>Seslerion/Caricion ferruginea</i>	E 36	1899	13	25	54	6
<i>Caricion ferrerr./Polygono-Trisetion</i>	E 37	2085	46	15	6	178
<i>Poion alpinae</i> (tiefe Lagen)	F 38	1659	53	19	9	149
<i>Poion alpinae</i> (hohe Lagen)	F 39	2042	18	13	92	29
<i>Nardion</i> (Weiden tiefe Lagen)	F 42	1733	10	21	73	164
<i>Nardion</i> (Weiden hohe Lagen)	F 43	2090	17	20	81	27
<i>Carex curvula-Nardus stricta</i> Rasen	G 44	2405	12	25	101	182
<i>Caricion curvulae</i>	G 45	2527	13	31	132	16
<i>Salicion herbaceae</i>	G 46	2427	12	21	117	25
<i>Festuco-Trifolietum thalii</i>	G 47	2277	10	21	78	166
<i>Aveno-Nardetum/Festucetum halleri</i>	G 48	2292	12	29	73	14
<i>Seslerion/Poion alpinae</i>	H 50	2154	92	17	7	187

**Tab. 20** (Forts. - continued)

Vegetationseinheit		Höhe ü.M.		Neigung		Strahlung
<i>Seslerion coeruleae sempervirentis</i>	H 51	2252	14	26	105	191
<i>Seslerion z.T. Caricetum firmae</i>	H 52	2435	96	27	6	193
<i>Arabidion coeruleae</i>	H 53	2300	10	17	93	190
Serpentinrasen (Rohboden)	I 55	2406	10	12	40	192
Serpentinrasen (rel.entw.Böden)	I 56	2264	47	12	4	173
<i>Androsacion alpinae</i>	K 57	2573	15	29	94	161
Silikatblockhalden	K 58	2460	13	22	96	172
<i>Thlaspeion/Androsacion</i>	K 59	2414	14	30	102	190
Dolomitblockhalden	K 60	2350	52	23	7	152
Serpentinfelsvegetation	K 61	2370	15	19	84	172
Fels, Firn, Wasser	L 62	2645	12	31	141	156

heuristische Verfahren nicht konvergierte, wurde aufgrund visueller Beurteilung des Kurvenverlaufs entweder die Lösung der Logit-Regression oder die der Schätzung aus der Stichprobe benutzt. Die Ergebnisse, die für die Simulation benutzt wurden, zeigt Tab. 20.

#### 4.4.4. Bivariate bedingte Wahrscheinlichkeit

Um die relative Standortskonstanz (vgl. Kap. 4.3.2) im Modell zu berücksichtigen, kann für Paare von Variablen die bivariate Form der Gauss'schen Formel zur Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeiten eingesetzt werden:

$$p(x_1, x_2 | V_i) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{0.5}{1-r^2} \left[ \left(\frac{x_1-\bar{x}_1}{\sigma_1}\right)^2 + 2r \frac{(x_1-\bar{x}_1)(x_2-\bar{x}_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \left(\frac{x_2-\bar{x}_2}{\sigma_2}\right)^2 \right]\right\}$$

mit:

- $p(x_1, x_2 | V_i)$  bivariate bedingte Wahrscheinlichkeit
- $\bar{x}_1, \bar{x}_2$  Mittelwerte der beiden Variablen
- $\sigma_1, \sigma_2$  Standardabweichungen der beiden Variablen
- $\sigma_{12}$  Kovarianz

$$r = \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_1^2\sigma_2^2}} : \text{Korrelationskoeffizient}$$

Wie schon im Kapitel 4.3.2 erwähnt, wird mit dieser Erweiterung des Modells im vorliegenden Fall aber keine Verbesserung der Ergebnisse erzielt.

#### 4.4.5. Ökologische Präferenzfunktion

Die bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(x|V_i)$ , die Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten von bestimmten Standortsbedingungen bei gegebener Vegetation, sind von der a priori-Wahrscheinlichkeit  $p(x)$  der Standortsbedingungen abhängig. Ebenso sind die bedingten Wahrscheinlichkeiten  $p(V_i|x)$ , die Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten von bestimmten Vegetationstypen bei gegebenen Standortsbedingungen, von der a priori-Wahrscheinlichkeit  $p(V_i)$  der Vegetationstypen abhängig. Beide sind deshalb wenig geeignet, um die Standortsansprüche der Vegetationstypen zu vergleichen und die ökologischen Optima und Amplituden der Vegetationstypen zu beschreiben. Die mit der a priori-Wahrscheinlichkeit relativierten bedingten Wahrscheinlichkeiten sind jedoch unabhängig von den a priori-Wahrscheinlichkeiten. Aus der Bayes Formel (Kap. 4.1.2) folgt:

$$\frac{p(V_i|x)}{p(V_i)} = \frac{p(x|V_i)}{p(x)}$$

Diese Funktion beschreibt die relative Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Vegetationstyps bei gegebenen Standortsbedingungen. Der Wert 1 bedeutet, dass der Typ mit genau der Wahrscheinlichkeit auftritt, die seiner Häufigkeit im Untersuchungsgebiet entspricht. Ist die relative Wahrscheinlichkeit kleiner als 1, so meidet die Pflanzengesellschaft die jeweiligen Standortsbedingungen, ist er grösser als 1 präferiert der Vegetationstyp die Standortsbedingungen. Diese Funktion der relativierten Wahrscheinlichkeitsdichte wird deshalb im folgenden **ökologische Präferenzfunktion** genannt.

Um die einzelnen Gesellschaften leichter vergleichen zu können, wurde eine Gauss'sche Kurve an die ökologischen Präferenzfunktionen angepasst.

$$\frac{p(V_i|x)}{p(V_i)} = \max \cdot e^{- (x-\bar{x})^2 / 2\sigma^2}$$

In den Tab. 21 bis 23 sind die Maxima ( $\max$ ), Optima ( $\bar{x}$ ) und Standardabweichungen ( $\sigma$ ) der ökologischen Präferenzfunktionen für die wichtigsten Pflanzengesellschaften des Untersuchungsgebiets dargestellt. Das Maximum

zeigt, wie stark ein Vegetationstyp von dem Standortsfaktor abhängig ist. Typen, deren Maximum nahe bei 1 liegt, verhalten sich weitgehend indifferent bezüglich des untersuchten Faktors, während Typen, deren Maximum gross ist, eine hohe Spezifität für einen bestimmten Bereich des Standortsfaktors haben. Das Optimum gibt an, bei welchem Wert des Standortsfaktors  $p(V_i|x)$  maximal ist. Somit ist die **ökologische Amplitude** einer Pflanzen- gesellschaft (range) der Bereich des Standortsfaktors, für den die ökologische Präferenzfunktion grösser als 1 ist.

Die Grenzen dieses Intervalls lassen sich bestimmen indem die Gauss'sche Kurve logarithmiert wird:

$$1 = \frac{p(V_i|x)}{p(V_i)} = \max \cdot e^{-(x-\bar{x})^2/2\sigma^2}$$

$$\log_e(1) = \log_e(\max) - \frac{1}{2\sigma^2} x^2 + \frac{\bar{x}}{\sigma^2} x - \frac{\bar{x}^2}{2\sigma^2}$$

mit:

$$\log_e(1) = 0$$

$$b_0 = \log_e(\max) - \frac{\bar{x}^2}{2\sigma^2}$$

$$b_1 = \frac{\bar{x}}{\sigma^2}$$

$$b_2 = -\frac{1}{2\sigma^2}$$

erhalten wir die Grenzen der ökologischen Amplitude  $x_1$  und  $x_2$  als Lösung der quadratischen Gleichung:

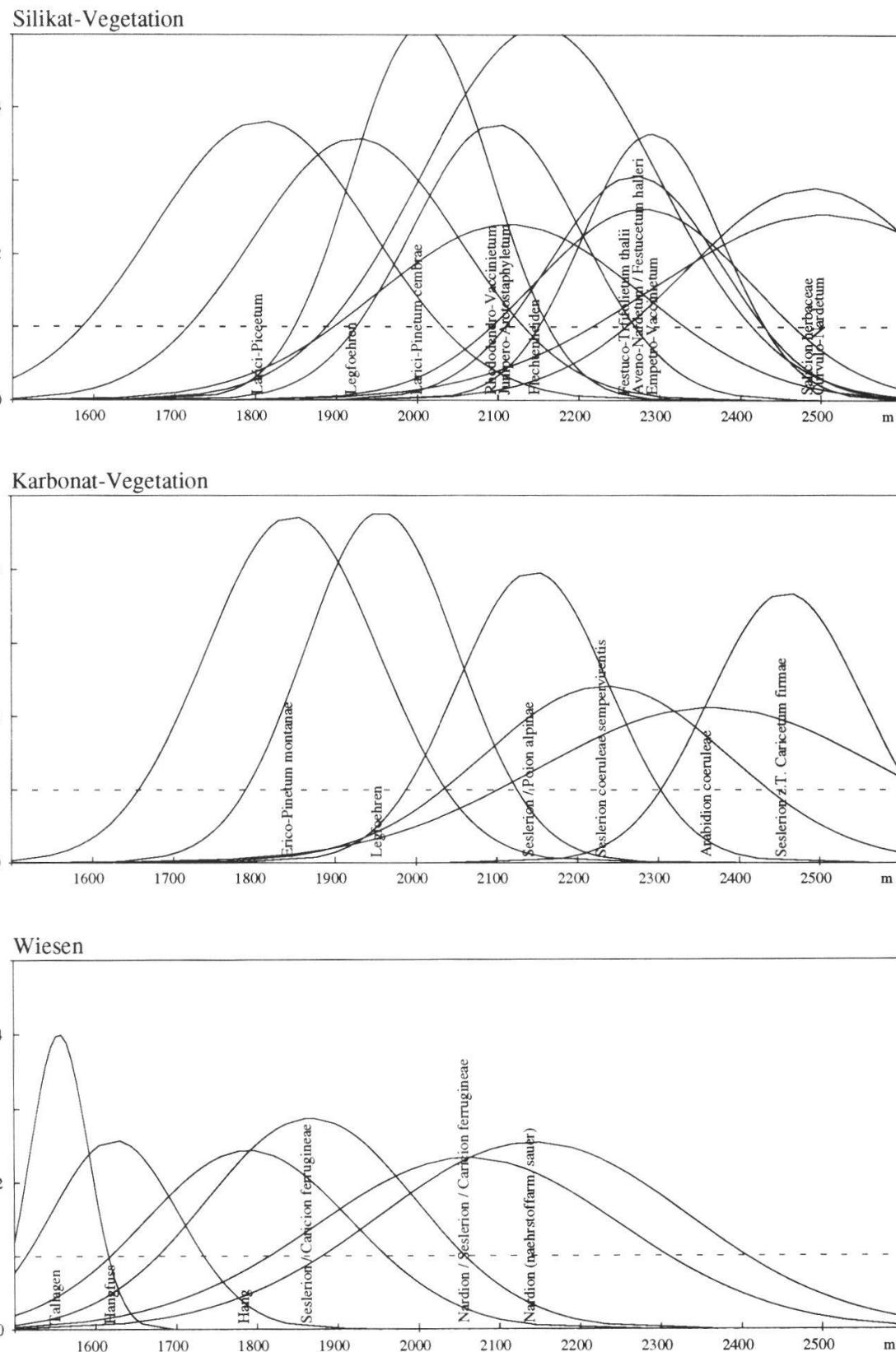
$$x_{1,2} = \frac{-b_1 \pm \sqrt{b_1^2 - 4b_0 b_2}}{2b_2}$$

Wenn das Optimum der Gesellschaft nahe bei Null liegt, kann die rechnerisch ermittelte untere Grenze der ökologischen Amplitude negativ sein. Für Variablen, die im negativen Bereich nicht definiert sind, wie die direkte Sonnenstrahlung oder die Neigung, ist in diesen Fällen die untere Grenze der ökologischen Amplitude Null. Bei der Interpretation der ökologischen Amplitude

muss, wie auch beim Optimum, der Maximalwert der ökologischen Präferenzfunktion berücksichtigt werden. Eine kleine ökologische Amplitude bei geringem Maximum bedeutet, dass die Gesellschaft keinen Bereich des ökologischen Faktors besonders bevorzugt. Die ökologische Amplitude bedeutet nicht, dass die betreffende Gesellschaft ausserhalb dieses Bereichs nicht vorkommen kann. Ausserhalb der ökologischen Amplitude ist die Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Gesellschaft jedoch geringer als aufgrund der Häufigkeit der Gesellschaft und der Häufigkeit der betreffenden Standortsverhältnisse zu erwarten ist. Gegenüber der herkömmlichen Methode, die ökologische Amplitude als den grössten und kleinsten beobachteten Wert anzugeben, hat das hier vorgestellte Verfahren zwei Vorteile:

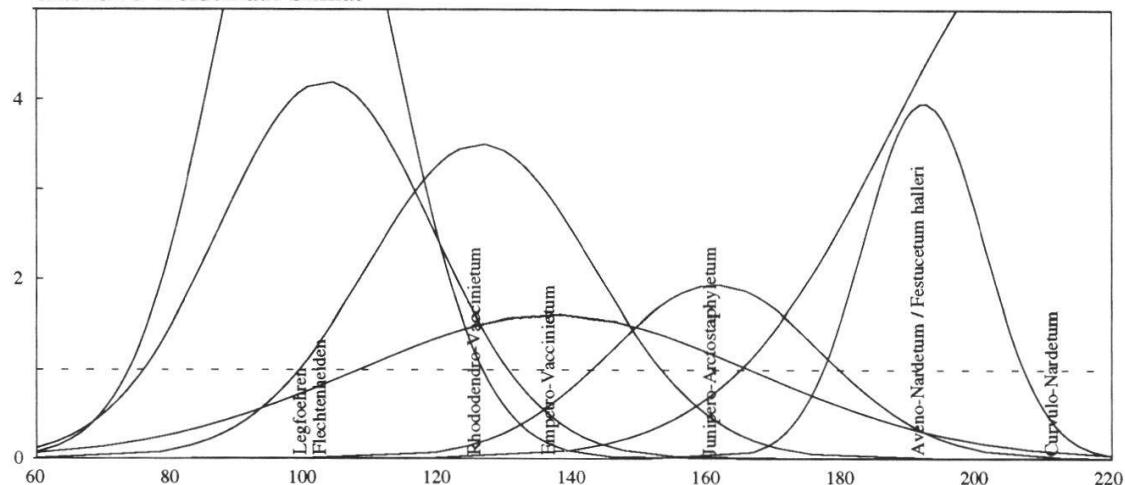
- 1) Die Schätzung für die ökologische Amplitude nimmt nicht monoton mit dem Stichprobenumfang zu, wie es bei Statistiken der Fall ist, die auf Extremwerten beruhen.
- 2) Zur Definition wird die gesamte Verteilung der Gesellschaft herangezogen, so dass die ökologische Amplitude vor allem auch von den typischen, mittleren Beobachtungen der Gesellschaft bestimmt ist.

In den Tabellen nicht aufgeführt sind Gesellschaften, für die die Parameter der Präferenzfunktion nicht zuverlässig geschätzt werden können, weil sie zu selten sind oder weil ihr Optimum zu weit ausserhalb des Beobachtungsintervalls liegt. Bei der Auswahl der dargestellten Gesellschaften wurde die absolute Häufigkeit der Vegetationstypen, die Verteilung der Häufigkeiten auf die Variablenintervalle, auf denen die Schätzung der Parameter beruhen, und fachwissenschaftliche Plausibilität der Ergebnisse berücksichtigt. Bei Gesellschaften die völlig indifferent bezüglich des Faktors sind, sind keine Werte in den Tabellen angegeben. Exemplarisch sind in Fig. 13 bis 15 die ökologischen Höhen-, Neigungs- und Direktstrahlungs-Präferenzfunktionen für einige Gesellschaften dargestellt.



**Fig. 13.** Ökologische Höhen-Präferenzfunktionen der häufigsten Pflanzengesellschaften.  
Ecological altitude preference function of the most frequent plant communities.

extensive Weiden auf Silikat



**Fig. 14.** Ökologische Strahlungs-Präferenzfunktionen der extensiven Weiden auf Silikatgestein.  
*Ecological radiation preference Function of the extensive pastures on silicate.*

**Tab. 21.** Parameter der ökologischen Höhen-Präferenzfunktionen.

*Parameters of the ecological altitude preference function.*

<sup>1)</sup> Parameter berechnet mittels log-Regression - parameter estimated by log-regression

Vegetationstyp	n	max.	$\bar{x}$	$\sigma$	ökol. Amplitude	
<i>Melico-Piceetum</i>	A 1	55	7.2	1590	140	1300 1880
<i>Sphagno-Piceetum calamagr.</i>	A 3	258	7.0	1340	330	690 1990
<i>Larici-Piceetum</i>	A 6	179	3.8	1800	130	1580 2030
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	A 7	13	5.1	2000	80	1840 2160
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Serpentin)	A 9	31	4.8	1720	110	1510 1920
Legföhren (Silikat)	A 11	51	3.6	1920	130	1710 2130
Legföhren (Dolomit)	A 12	10	4.8	1950	90	1780 2120
Legföhren (Serpentin)	A 13	41	2.6	1940	180	1690 2190
<i>Alnetum vir./A.-Cicerbitetum</i>	A 14	24	5.5	1850	70	1710 1980
<i>Rhododendro-Vaccinietum</i>	B 16	235	3.8	2090	100	1920 2260
<i>Empetro-Vaccinietum</i>	B 17	101	3.6	2290	80	2150 2420
<i>Junipero-Arctostaphyletum</i>	B 19	298	2.4	2110	160	1890 2330
Flechtenheiden	B 21	43	5.1	2150	140	1880 2410
"Typische" <i>Trisetum flavescens</i> -Ges.	D 28	32	4.0	1550	30	1490 1610
<i>Heracleum</i> -Facies d. <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 29	86	2.6	1620	80	1510 1730
<i>Campanula scheuchzeri</i> - <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 30	43	2.4	1780	120	1610 1950
<i>Nardion/Seslerion/Caricion ferruginea</i> e	E 35	36	2.3	2060	190	1810 2300
<i>Seslerion/Caricion ferruginea</i> e	E 36	27	2.9	1860	130	1670 2050
<i>Poion alpinae</i> (hohe Lagen)	F 39	66	1.3	2050	230	1880 2220
<i>Nardion</i> (Weiden tiefe Lagen)	F 42	37	5.1	1710	80	1560 1850
<i>Nardion</i> (Weiden hohe Lagen)	F 43	183	1.4	2110	220	1930 2280

**Tab. 21.** (Fortsetzung - continued)

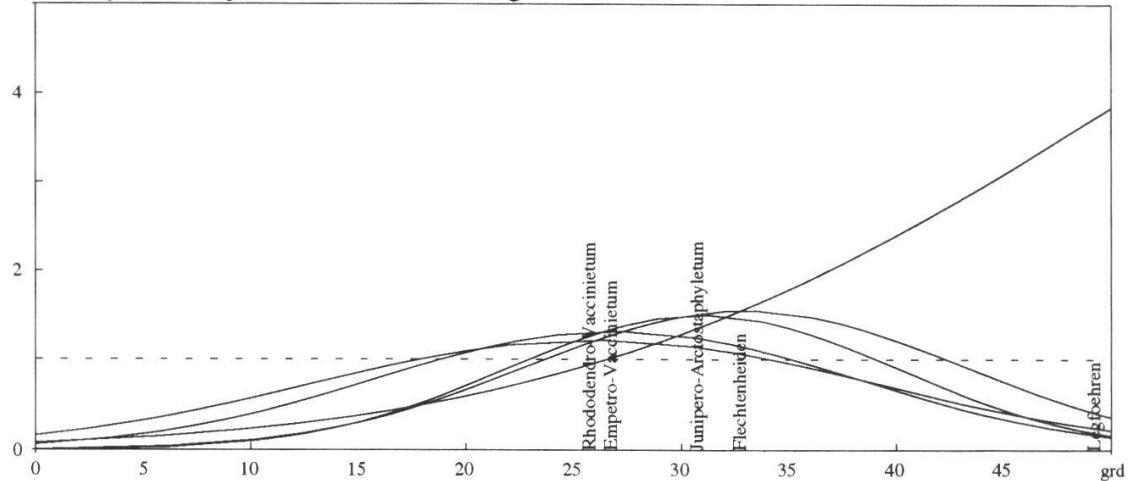
Vegetationstyp		n	max.	$\bar{x}$	$\sigma$	ökol. Amplitude
Krummseggen-Borstgrasrasen	G 44	198	2.5	2500	210	2210 2780
<i>Caricion curvulae</i> <sup>1)</sup>	G 45	178	9.1	2940	250	2350 3150
<i>Salicion herbaceae</i>	G 46	412	2.9	2480	150	2250 2710
<i>Festuco-Trifolietum thalii</i>	G 47	11	3.1	2260	100	2100 2420
<i>Aveno-Nardetum/Festucetum halleri</i>	G 48	38	2.6	2270	130	2090 2460
<i>Seslerion/Poion alpinae</i>	H 50	25	4.0	2140	90	1980 2300
<i>Seslerio-Semperviretum</i>	H 51	60	2.4	2230	150	2030 2430
<i>Seslerion</i> z.T. <i>Caricetum firmae</i>	H 52	15	3.7	2450	90	2300 2610
<i>Arabidion coeruleae</i>	H 53	24	2.1	2360	210	2100 2620
Serpentinrasen (Rohboden)	I 55	23	2.9	2440	140	2240 2650

**Tab. 22.** Parameter der ökologischen Direktstrahlungs-Präferenzfunktionen.

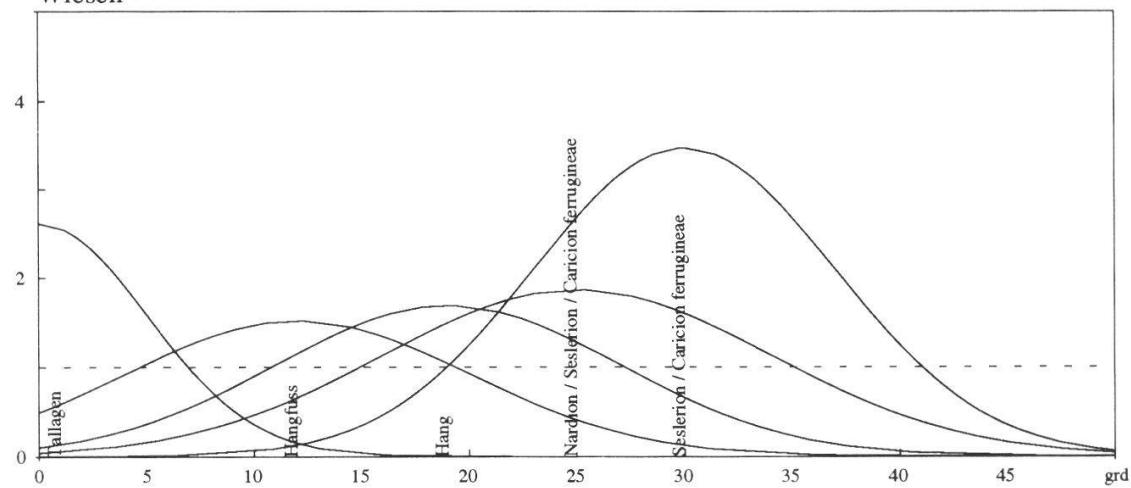
Parameters of the ecological direct solar radiation preference function.

Vegetationstyp		n	max.	$\bar{x}$	$\sigma$	ökol. Amplitude
<i>Melico-Piceetum</i>	A 1	55	2.86	165.	10.	151. 179.
<i>Sphagno-Piceetum calamagr.</i>	A 3	258	5.22	64.	43.	0. 142.
<i>Larici-Piceetum</i>	A 6	179	2.01	161.	16.	142. 180.
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	A 7	13	4.51	109.	13.	86. 132.
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Dolomit)	A 8	3	1.99	169.	17.	149. 189.
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Serpentin)	A 9	31	1.87	147.	21.	124. 170.
Legföhren (Silikat)	A 11	51	7.77	100.	13.	74. 126.
Legföhren (Serpentin)	A 13	41	1.72	155.	22.	132. 178.
<i>Rhododendro-Vaccinietum</i>	B 16	235	3.50	126.	17.	99. 153.
<i>Empetro-Vaccinietum</i>	B 17	101	1.60	137.	30.	108. 166.
<i>Junipero-Arctostaphyletum</i>	B 19	298	1.94	161.	16.	143. 179.
Flechtenheiden	B 21	43	4.20	103.	16.	76. 130.
<i>Caltion</i>	D 26	10	2.06	136.	16.	117. 155.
"Typische" <i>Trisetum flavescens</i> -Ges.	D 28	32	3.39	139.	8.	126. 152.
<i>Heracleum</i> -Facies d. <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 29	86	2.16	127.	22.	100. 154.
<i>Campanula scheuchzeri</i> - <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 30	43	1.37	139.	35.	111. 167.
<i>Polygono-Trisetion</i> (Terrasse)	D 31	10	2.57	145.	11.	130. 160.
<i>Poion alpinae</i> (hohe Lagen)	F 39	66	1.13	155.	43.	134. 176.
<i>Nardion</i> (Weiden tiefe Lagen)	F 42	37	3.24	109.	25.	71. 147.
<i>Nardion</i> (Weiden hohe Lagen)	F 43	183	1.12	160.	43.	140. 180.
<i>Curvulo-Nardetum</i>	G 44	198	6.00	212.	25.	165. 259.
<i>Caricion curvulae</i>	G 45	178	0.99	160.	90.	- -
<i>Salicion herbaceae</i>	G 46	412	-	-	-	-
<i>Aveno-Nardetum/Festucetum halleri</i>	G 48	38	3.96	192.	9.	177. 207.
<i>Seslerion/Poion alpinae</i>	H 50	25	5.67	190.	8.	175. 205.
<i>Seslerio-Semperviretum</i>	H 51	60	7.59	192.	6.	180. 204.
<i>Seslerion</i> z.T. <i>Caricetum firmae</i>	H 52	15	8.24	198.	10.	177. 219.
<i>Arabidion coeruleae</i>	H 53	24	5.00	192.	7.	179. 205.
Serpentinrasen (rel.entw.B.)	I 56	9	2.56	177.	14.	158. 196.

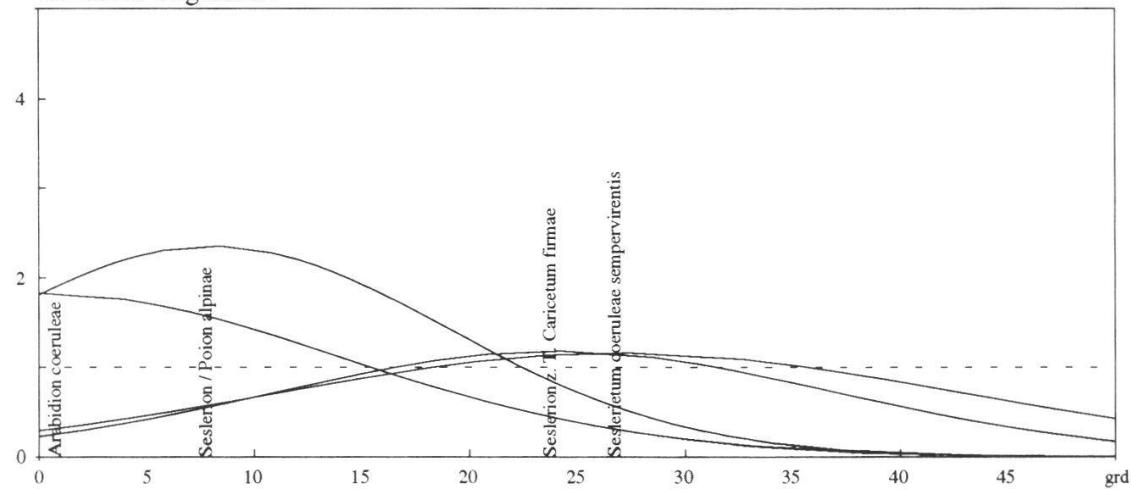
(Zwerg-)Strauchgesellschaften auf Silikatgestein



Wiesen



Karbonat-Vegetation



**Fig. 15.** Ökologische Neigungs-Präferenzfunktionen der Wald- und Strauchgesellschaften auf Silikatgestein.

*Ecological slope preference function of the forest and shrub communities on silicate.*

Da das digitale Höhenmodell auf einem 100 m-Raster beruht und die Genauigkeit mit zunehmender Steilheit des Geländes abnimmt, treten bei den Schätzungen der ökologischen Präferenzfunktion bei Neigungen über ca. 30° grössere Varianzen auf. Für Gesellschaften, die ihr Optimum deutlich über 30° haben, wie die Legföhren auf Silikat, können die Parameter folglich nicht verlässlich geschätzt werden. Sie sind in der Tabelle nicht aufgeführt.

**Tab. 23.** Parameter der ökologischen Neigungs-Präferenzfunktionen.

*Parameters of the ecological slope preference function.*

- 1) Parameter berechnet auf der Basis des Intervalls [10°, 50°] - *Parameter estimated from the interval [10°, 50°]*
- 2) Parameter berechnet mittels log-Regression - *Parameter estimated by log-regression.*

Vegetationstyp	n	max.	$\bar{x}$	$\sigma$	ökol. Amplitude
<i>Melico-Piceetum</i>	A 1	70	1.7	23	7 16 30
<i>Sphagno-Piceetum</i>	A 3/4	305	1.2	25	13 17 33
<i>Larici-Piceetum</i>	A 6	179	1.7	24	7 17 31
<i>Larici-Pinetum cembrae</i>	A 7	12	1.9	36	10 25 47
<i>Erico-Pinetum montanae</i> (Serpentin) <sup>1)</sup>	A 9	23	2.5	19	5 12 26
Legföhren (Silikat)	A 11	51	8.4	<45	29 26 -
Legföhren (Serpentin)	A 13	42	1.4	19	11 10 28
<i>Rhododendro-Vaccinietum</i>	B 16	227	1.2	25	13 17 33
<i>Empetro-Vaccinietum</i>	B 17	103	1.3	27	11 19 35
<i>Junipero-Arctostaphyletum</i> <sup>1)</sup>	B 19/20	319	1.5	31	9 23 39
Flechtenheiden	B 21	45	1.5	33	10 24 42
<i>Calton</i>	D26/27	39	2.3	0	11 0 14
"Typische" <i>Trisetum flavescens</i> -Ges.	D 28	31	5.8	0	4 0 7
<i>Heracleum</i> -Facies d. <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 29	86	1.5	11	9 3 19
<i>Campanula scheuchzeri</i> - <i>Tris. flav.</i> -Ges.	D 30	43	1.7	19	8 11 27
<i>Polygono-Trisetion</i> (Terrasse)	D 31	10	2.5	0	10 0 14
<i>Nardion</i>	E 33/34	38	4.0	30	6 20 40
<i>Nardion/Seslerion/Caricion ferrugineae</i>	E 35	35	1.9	25	10 14 36
<i>Seslerion/Caricion ferrugineae</i>	E 36	27	3.5	30	7 19 41
<i>Poion alpinæ</i> (Weiden tiefe Lagen)	F 38	12	1.8	0	18 0 20
<i>Poion alpinæ</i> (Weiden hohe Lagen)	F 39	60	1.2	15	15 5 25
<i>Nardion</i> (Weiden tiefe Lagen)	F 42	37	-	<45	- - -
<i>Nardion</i> (Weiden hohe Lagen)	F 43	183	1.1	14	20 4 24
<i>Carex curvula-Nardus stricta</i> -Rasen	G 44	197	-	-	- - -
<i>Caricion curvulae</i>	G 45	168	-	-	- - -
<i>Salicion herbaceae</i>	G 46	411	2.2	0	22 0 28
<i>Festuco-Trifolietum thalii</i> <sup>2)</sup>	G 47	11	1.9	22	7 14 30
<i>Aveno-Nardetum/Festucetum halleri</i>	G 48	38	2.1	37	9 26 48
<i>Seslerion/Poion alpinæ</i>	H 50	25	3.6	0	14 0 22
<i>Seslerio-Semperviretum</i>	H 51	60	1.2	26	18 16 36
<i>Seslerion</i> z.T. <i>Caricetum firmæ</i>	H 52	15	1.2	23	13 16 30
<i>Arabidion coeruleae</i>	H 53	24	3.7	0	14 0 23
Serpentinrasen (Rohboden)	I 55	22	7.7	10	3 4 16

#### 4.5. SCHÄTZUNG DER A PRIORI-WAHRSCHEINLICHKEIT

Der in Kapitel 4.1 bis 4.4 beschriebene Ansatz ermöglicht eine Simulation der aktuellen Vegetationsverteilung. Das Modell kann in dieser Form zur flächen-deckenden Vegetationskartierung, ausgehend von stichprobenhaften Erhebungen im Kartierungsgebiet, eingesetzt werden. Wenn es jedoch zur Simulation der Vegetation unter anderen Landnutzungsszenarien oder in anderen Untersuchungsgebieten eingesetzt werden soll, müssen die a priori-Wahrscheinlichkeiten der Vegetationseinheiten an die veränderten Verhältnisse angepasst werden. Im univariaten Fall geschieht dies durch Anpassung der Kontingenztabellen an die veränderten Häufigkeitsverteilungen der Kategorien der Standortsfaktoren im neuen Untersuchungsgebiet oder im neuen Landnutzungsszenarium:

$$g_{uik} = f_{uik} \cdot \frac{f_{u.k}^*}{f_{u.k}}$$

mit:

- $g_{uik}$  Element der angepassten Kontingenztabelle
- $f_{u.k}^*$  beobachtete Häufigkeit der k-ten Kategorie der u-ten Standortsvariablen in dem zu simulierenden Untersuchungsgebiet bzw. Landnutzungsszenarium
- $f_{u.k}$  beobachtete Häufigkeit der k-ten Kategorie der u-ten Standortsvariablen in der Stichprobe.

Die Zeilensummen der angepassten Kontingenztabellen sind proportional zu den a priori-Wahrscheinlichkeiten der Vegetationseinheiten in dem zu simulierenden Szenarium bezüglich der Standortsvariablen u:

$$\hat{p}_u(V_i) = \frac{g_{ui.}}{g_{u..}}$$

Das geometrische Mittel dieser univariaten Schätzungen der a priori-Wahrscheinlichkeiten für die Vegetationseinheiten, ist die multivariate Schätzung der a priori-Wahrscheinlichkeiten:

$$\hat{p}(V_i)^* = \left( \prod_{u=1}^q \hat{p}_u(V_i) \right)^{1/q}$$

Nun können die Wahrscheinlichkeiten des Auftretens der Vegetationseinheiten für alle Pixel nach Formel (5) (Kap. 4.1.2) berechnet werden. Da  $p(\vec{x})$  für alle Vegetationseinheiten eines Pixels konstant ist und die Summe der bedingten Wahrscheinlichkeiten aller Vegetationseinheiten gleich 1 sein muss, ergibt sich:

$$p(V_i | \vec{x}) = \frac{p(\vec{x} | V_i) p(V_i)}{\sum_{i=1}^m (p(\vec{x} | V_i) p(V_i))}$$

Diese Berechnungen werden für jede Nutzungsklasse separat ausgeführt. Das Modell ist dadurch in Untermodelle aufgeteilt. Das Modell ist somit ein Lokationsmodell (DEICHSEL und TRAMPISCH 1985, S. 97). Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass für jede Nutzungsklasse, die eine Vegetationsformation determiniert, separat die für diese Vegetation wichtigsten Standortsvariablen ausgewählt werden können. Darüberhinaus wird eine genauere Schätzung der a priori-Wahrscheinlichkeiten der Vegetationstypen bei der Simulation von Szenarien erreicht, da die veränderten Häufigkeitsverteilungen der Standortstypen in den Nutzungsklassen berücksichtigt werden.

Die Anpassung der Kontingenztabelle ist nur für Gebiete zulässig, die ähnliche naturräumliche Bedingungen aufweisen wie das Gebiet, aus dem die Stichprobe stammt. Für den vorliegenden Datensatz kann die Gültigkeit für den Teil des Einzugsgebiets des Landwassers angenommen werden, der über 1500 m über dem Meer liegt. Jenseits der Wasserscheiden, im Prättigau und im Engadin, herrscht ein anderes Grossklima als im Testgebiet. Unterhalb von 1500 m ü.M. liegen keine Beobachtungen vor. Um das Modell auf andere Gebiete anzuwenden, ist es erforderlich, eine neue Stichprobenerhebung durchzuführen.

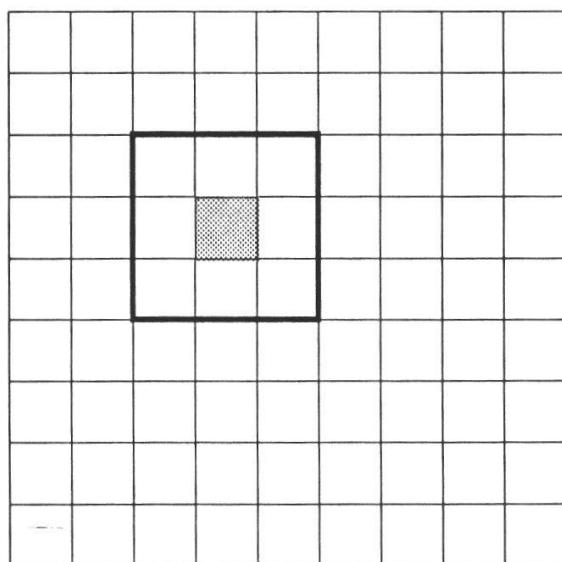
## 4.6. GENERALISIERUNGSFILTER

Um die unterschiedliche räumliche Auflösung der Datenbank und der erhobenen Vegetationskarte auszugleichen, d.h. den unterschiedlichen Generalisierungsgrad der Karten einander anzugeleichen, werden die Wahrscheinlichkeiten noch mit einem Generalisierungsfilter geglättet, indem sie in einem 3x3 Pixel grossen Fenster gemittelt werden.

$$\hat{p}^*(i,j) = \frac{1}{9} \left( \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 \hat{p}(i+k, j+l) \right)$$

$\hat{p}(i,j)$  Schätzung der Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines bestimmten Vegetationstyps in der Rasterzelle  $(i,j)$ .

Mit diesem Filterungsprozess wird neben der Anpassung der simulierten Vegetationskarte an die räumliche Auflösung der erhobenen Karte eine Simulation der "Konkurrenz" zwischen den Vegetationseinheiten erreicht. Eine Vegetationseinheit, die an einer bestimmten Stelle im Gelände optimale Bedingungen hat, d.h. eine hohe Auftretenswahrscheinlichkeit zeigt, kann sich dadurch auf Nachbarpixel "ausbreiten" auf denen eine Gesellschaft simuliert wurde, die dort isoliert und nur unter suboptimalen Standortsbedingungen wächst.



**Fig. 16.** Generalisierungsfilter: Der Wert des grauen Pixels wird durch den Mittelwert der Pixel im dick umrandeten Fenster ersetzt.

*Generalisation filter: the value of the grey pixel is replaced by the mean of the pixels inside the bordered window.*

## 4.7. VARIABLENAUSWAHL

### 4.7.1. A priori-Auswahl mit informationstheoretischen Statistiken

Zur Auswahl der Variablen können fachwissenschaftliche Kriterien oder statistische Analysen herangezogen werden. Eine Auswahl auf Grund fachwissenschaftlicher Kriterien wurde bereits in Kapitel 4.2.1, 4.3.3 und in Kapitel 3 diskutiert.

Informationstheoretische Methoden bieten die Möglichkeit, den Informationsgehalt kategorischer Variablen sowie den Zusammenhang zwischen solchen Variablen zu messen. Der bivariate Zusammenhang zwischen den Standortsfaktoren und der Vegetation ist ein Mass für die a priori-Bedeutung einer Variablen für das Vegetationsmodell. Ausführliche Darstellungen zur Informationstheorie, insbesondere deren Anwendung in der Vegetationskunde und Geographie finden sich u.a. bei MARGALEF (1958), SCHWARZ (1981), FEOLI et al. (1984). Die **Entropie H(A)** ist ein Mass für den Informationsgehalt der Variablen A:

$$H(A) = - \sum( p(i) \log_2(p(i)) )$$

mit:

H(A)	Entropie der Variablen A
p(i)	Wahrscheinlichkeit des Auftretens der i-ten Kategorie

Die Entropie ist um so grösser, je mehr Kategorien die Variable enthält und je gleichmässiger die Beobachtungen auf die Kategorien verteilt sind. Sie ist also abhängig von der gewählten Klassifikation, d.h. der Definition der Kategorien. In Tab. 24 sind die Entropien der im Modell benutzten Variablen aufgeführt. Die höchste Entropie hat die Vegetation, da diese Variable die meisten Kategorien aufweist. Die geringste Entropie zeigt die Variable Gestein, da der grösste Teil des Untersuchungsgebiets auf die Kategorie Silikatgestein entfällt.

Im bivariaten Fall werden die Entropien der beiden Variablen aus den relativierten Randsummen der Kontingenztabelle berechnet. In dieser Arbeit ist dabei zwischen der unabhängigen Variablen A (Standortsfaktoren) und der abhängigen Variablen B (Vegetation) zu unterscheiden.

$$H(A) = - \sum( p(x) \log_2(p(x)) )$$
$$H(B) = - \sum( p(V_i) \log_2(p(V_i)) )$$

Die Entropie kategorischer Variablen ist ähnlich der Varianz bei metrischen Variablen. Die Entropie einer Variablen lässt sich in einen Anteil aufspalten, der beiden Variablen gemeinsam ist und **Synentropie T(A,B)** genannt wird, und in einen Anteil der spezifisch für die betreffende Variable ist. Die Synentropie ist analog zur Kovarianz bei quantitativen Skalen.

$$T(A,B) = - \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n p(V_i, x) \log_2 \left( \frac{p(x) \cdot p(V_i)}{p(V_i, x)} \right)$$

mit:

$$p(V_i, x) \approx \hat{p}(V_i, x) = f_{ik}/f_{..}$$

Die Gesamtentropie der Kontingenztabelle wird **Verbundentropie H(AxB)** genannt:

$$H(AxB) = - \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n p(V_i, x) \log_2(p(V_i, x))$$

mit:

$$p(V_i, x) \approx \hat{p}(V_i, x) = f_{ik}/f_{..}$$

Die Synentropie ist nicht nur vom Grad der Organisation, sondern auch von der Entropie der Variablen abhängig. Es gilt:

$$0 \leq T(A,B) \leq \min(H(A), H(B))$$

Die Synentropie ist 0, wenn die beiden Variablen völlig unabhängig sind, und sie hat ihren Maximalwert bei perfekter Abhängigkeit. Ein Mass für den Zusammenhang zwischen zwei Variablen, das unabhängig von der Entropie der Variablen ist, erhält man durch das Relativieren der Synentropie mit der Verbundentropie. Dieser informationstheoretische **Zusammenhangskoeffizient S(A,B)** ist analog zum Korrelationskoeffizienten. Der Zusammenhangskoeffizient ist wie der Korrelationskoeffizient symmetrisch und variiert zwischen 0 und 1.

$$S(A,B) = \frac{T(A,B)}{H(AxB)}$$

Ein zur Regression analoges Konzept, bei dem zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen unterschieden wird, ist das Kanalmodell oder

Sender-Empfänger-Modell. Die Begriffe 'Sender' und 'Empfänger' deuten auf die Herkunft des Konzepts aus der Theorie der Nachrichtenübertragung hin und bezeichnen die unabhängige (Sender) und abhängige Variable (Empfänger). Die Abhängigkeit des Empfängers vom Sender wird durch den **Vorhersageindex VI** (KRIPPENDORF 1986) beschrieben.

$$VI = \frac{T(A,B)}{H(B)}$$

Der Vorhersageindex entspricht dem Regressionskoeffizienten bei quantitativen Skalen. Er ist ein Mass für den Anteil der Entropie der abhängigen Variablen, der durch die unabhängige Variable "erklärt" werden kann.

Für die im Modell benutzten Variablen wurden die Entropie und der Vorhersageindex nach obiger Definition berechnet. Die Resultate sind in Tab. 24 dargestellt.

Nach den informationstheoretischen Statistiken in Tab. 24 wird die Vegetation am besten durch die Landnutzung, die Meereshöhe und die Geologie "erklärt".

Die direkte Sonnenstrahlung variiert im Lauf des Jahres. Für die Simulation muss die mittlere Strahlung während einer bestimmten Periode benutzt werden. Im MaB-Projekt wurden hier zwei Varianten gewählt: die erste Heuperiode vom 16. Mai bis 15. Juli und die Vegetationsperiode vom 16. Mai bis zum 30 September. Beide haben den Nachteil, dass sie eine feste Zeitspanne umfassen, die die unterschiedliche Vegetationszeit in den verschiedenen Vegetationsstufen nicht berücksichtigt. Dies gelingt jedoch, wenn die tatsächliche Vegetationsperiode benutzt wird, die definiert ist als der Zeitraum

**Tab. 24.** Entropie und Vorhersageindex der im Modell benutzten Variablen.  
*Entropy and predictability index of the variables used in the model.*

Variable	Entropie	Vorhersageindex (%)
Vegetation	4.9	-
Landnutzung	2.0	47.6
Höhe ü. M.	3.6	30.9
Geologie	1.2	29.8
Ausaperung	2.4	25.3
Bodentypengruppen	2.4	23.2
Neigung	2.0	18.1
Strahlung (16.05-15.07.)	3.3	12.5
Strahlung (Vegetationsperiode)	3.3	11.6
Strahlung (16.05.-30.09.)	3.3	10.7

zwischen der Ausaperung und dem Tag im Jahr, an dem die Tagesmitteltemperatur unter 5°C fällt (s. Kap. 3.3.4). Vergleicht man den Vorhersageindex dieser drei Strahlungsvariablen, so zeigt die mittlere Strahlung während der Heuperiode mit 12.5% den numerisch höchsten Vorhersagewert. Diese Periode fällt für einen Grossteil der Vegetationseinheiten in die Zeit der Ausaperung, die auch von der Sonnenstrahlung abhängt. Die Ausaperung hat mit 25.3% einen vergleichsweise hohen Vorhersageindex. Der hohe Vorhersageindex der Strahlung in der ersten Heuperiode ist daher durch einen grossen Anteil von redundanter Information bedingt. Den niedrigsten Vorhersageindex hat die mittlere Sonnenstrahlung im Zeitraum 15. Mai bis 30. September. Diese Variable misst für viele Vegetationseinheiten die Strahlung während einer Zeit, zu der die Pflanzen noch nicht oder nicht mehr aktiv sind, also von der Strahlung auch nicht beeinflusst werden. Aus diesen Gründen wurde für die Simulation die mittlere Direktstrahlung pro Tag während der tatsächlichen Vegetationsperiode benutzt, die einen Vorhersageindex von 11.6% hat.

#### 4.7.2. A posteriori-Auswahl mit Simulationsversuchen

Eine a posteriori-Auswahl der Variablen kann aufgrund der Ergebnisse von Simulationsversuchen getroffen werden. Dabei wird nacheinander je eine Variable bei der Simulation nicht berücksichtigt. Die Zunahme der Simulationsfehler ist ein a posteriori-Mass für die Bedeutung der nicht berücksichtigten Variablen. Zum Vergleich der simulierten mit der erhobenen Vegetationskarte siehe Kap. 4.8. Bei diesem Verfahren werden, im Gegensatz zur bivariaten a priori-Beurteilung der Variablen, implizit auch die Abhängig-

**Tab. 25.** Prozentualer Anteil richtig simulierter Pixel in den einzelnen Nutzungsklassen in Abhängigkeit von der Variablenauswahl. (Die höchsten Werte sind fett, die niedrigsten Werte kursiv dargestellt.)

*Percentage portion of correctly simulated pixels within the land use classes depending on variable selection. (The highest values are printed in bold, the lowest in italic.)*

Nutzungsklasse	nicht berücksichtigte Variable							Anzahl Pixel
	keine	Höhe	Neig.	Strahl.	Geo.	BGR	Aper	
Wiesen	62.9	60.1	56.8	61.2	<b>63.0</b>	57.4	60.7	3320
intensive Weide	<b>76.0</b>	74.7	75.7	75.9	<b>73.3</b>	74.9	75.3	2507
Wald	<b>65.9</b>	65.1	65.3	65.3	<b>65.1</b>	<b>64.5</b>	65.0	5417
extensive Weide	<b>75.2</b>	70.8	75.7	70.3	<b>71.4</b>	<b>70.2</b>	73.8	16379
nicht nutzbar	77.4	<b>77.5</b>	75.8	77.3	<b>69.6</b>	72.6	77.1	7391

keiten zwischen den Variablen berücksichtigt. Die Auswahl der Variablen wird im Modell für jede Nutzungsklasse separat getroffen. Die Ergebnisse dieser Simulationsversuche zeigt Tab. 25.

In der Nutzungsklasse der Wiesen wurde das beste Simulationsergebnis ohne Berücksichtigung der Variablen Gesteinstyp erzielt. Ein grosser Teil der als Wiesen genutzten Flächen liegt auf Gebieten, die in der geologischen Karte als "diverse Gesteine" kartiert sind. In dieser Kategorie sind sehr verschiedene Gesteinstypen zusammengefasst, die im Gelände kleinräumig wechseln und deshalb in der Karte nicht aufgelöst wurden. Für die Simulation bedeutet dies, dass für diese Flächen keine Information über den Gesteinstyp vorliegt. Dieser Sachverhalt verursacht die geringe Bedeutung des Gesteins für die Simulation der Wiesen. Die grösste Bedeutung für die Simulation der Wiesen hat die Neigung und der Bodentyp. Dies deutet daraufhin, dass für eine Verbesserung der Simulation der Wiesen in erster Linie genauere Information für den Boden erforderlich ist. In Kapitel 5 wird dies durch ein Modell, das auf gemessenen bodenchemischen Variablen beruht, bestätigt werden.

In der Nutzungsklasse "nicht nutzbar" konnte das Simulationsergebnis durch Verzicht auf die Variable Höhe verbessert werden. Nicht nutzbare Flächen sind vor allem durch anstehenden Fels und durch Serpentingeröll bedingt. Diese Faktoren sind nicht an eine bestimmte Höhenstufe gebunden.

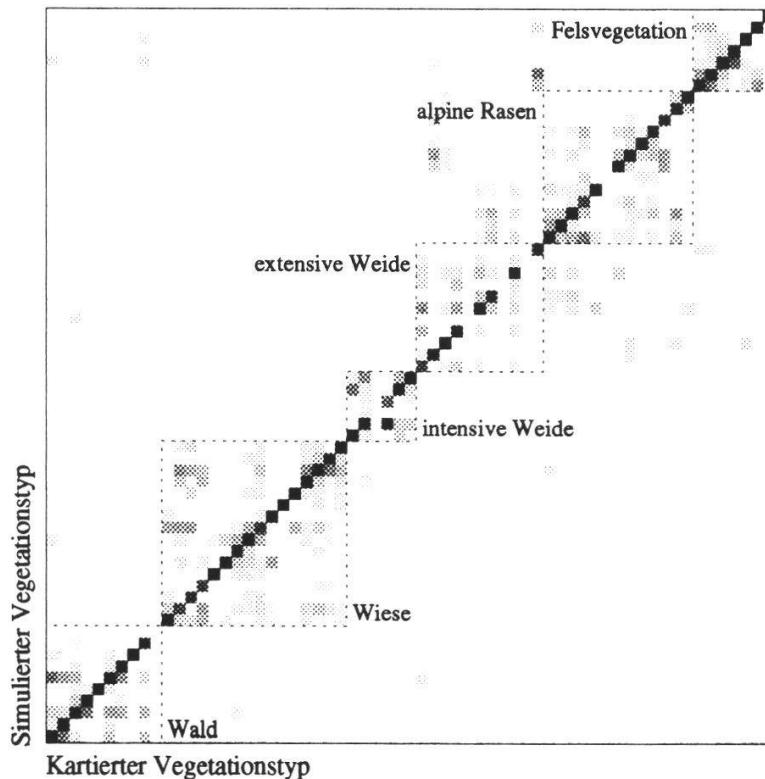
In allen anderen Nutzungsklassen wird das beste Ergebnis erzielt, wenn alle 6 Variablen in das Modell einbezogen werden.

Die schlechtesten Simulationsergebnisse wurden durch Weglassen der Variablen Neigung (bei den Wiesen), Bodentyp (bei den Wäldern und den extensiven Weiden) und des Gesteinstyps (bei den intensiven Weiden und den nicht nutzbaren Flächen) erreicht. Daran zeigt sich die grosse Bedeutung der edaphischen Faktoren für die räumliche Verteilung der Pflanzengesellschaften.

#### **4.8. VERGLEICH DER SIMULIERTEN MIT DER ERHOBENEN VEGETATIONSKARTE**

In der Datenbank sind für jede Teilfläche bei der Vegetation bis zu 3 Einheiten, beim Bodentyp bis zu 2 Einheiten angegeben. Das Modell simuliert für jeden Bodentyp eine Vegetationseinheit. Da sich die Teilflächen der Vegetations- und Bodenkarte nicht decken, kann nicht eindeutig entschieden werden, welche der drei Vegetationseinheiten und welche der beiden Bodentypen auf einem bestimmtem Pixel vorkommen. Daher muss ein Pixel dann

als **vollständig richtig** simuliert betrachtet werden, wenn eine der beiden simulierten Vegetationseinheiten mit einer der drei kartierten Vegetationseinheiten übereinstimmt. Da die Vegetation ein kontinuierliches Phänomen ist, besteht bei der Kartierung der Vegetation ein gewisser Ermessensspielraum für den Kartierer, welcher Vegetationseinheit eine bestimmte Teilfläche zuzuordnen ist. Um diesen Ermessensspielraum beim Vergleich der erhobenen mit der simulierten Vegetationskarte gerecht zu werden, werden Pixel, bei denen das Modell eine zu den kartierten Einheiten ähnliche Vegetationseinheit simuliert hat, als '**bedingt richtig**' bezeichnet. Zwei Vegetationseinheiten werden in diesem Zusammenhang als ähnlich betrachtet, wenn es Übergänge zwischen ihnen im Untersuchungsgebiet gibt. Dabei wurde die Liste der bei ZUMBÜHL (1986) angegebenen Übergänge zugrunde gelegt. Die Vergleichsmatrix in Fig. 17 ist die graphische Darstellung der spaltenweise relativierten Kontingenztabelle, die die erhobene Vegetationskarte mit der simulierten vergleicht. Dunkle Rasterzellen zeigen hohe Häufigkeiten an, weiss steht für Null. Für fast alle Vegetationseinheiten finden sich die grössten Häufigkeiten auf der Diagonalen der Matrix.



**Fig. 17.** Vergleich der simulierten mit der erhobenen Vegetationskarte.  
*Comparison of the simulated and the recorded vegetation map.*

**Tab. 26.** Mit dem Modell erzielte Ergebnisse. - *Results obtained with the model.*

	vollständig richtig (%)	bedingt richtig (%)	Fehler (%)	Anzahl Pixel
gesamt:	73	91	9	35058
Wiese	63	89	11	3220
Weide, intensiv	76	97	3	2507
Weide, extensiv	75	92	8	16379
Wald	66	93	7	5417
nicht nutzbar	78	85	15	7391

Tab. 26 zeigt die mit diesem Modell erzielten Ergebnisse. Die grösste Fehlerquote tritt mit 15% bei den nicht nutzbaren Flächen auf. Dies ist mit der gröberen räumlichen Auflösung der Bodenkarte, vor allem in den landwirtschaftlich nicht interessanten Gebieten zu erklären. Kleinflächige Schutt- und Blockfelder sind im Gegensatz zur Vegetationskarte in der Bodenkarte nicht als eigene Einheiten ausgeschieden. Der geringste Anteil vollständig richtig simulierter Pixel findet sich bei den Wiesen. Diese Flächen sind meist intensiv genutzt, wobei sehr unterschiedliche Düngeverfahren und Düngeintensitäten eingesetzt werden. Dies hat einen grossen Einfluss auf die Ausprägung der Wiesengesellschaften, wie ZUMBÜHL (1983) zeigte. Bei der Landnutzungskartierung im MaB Projekt wurden diese unterschiedlichen Nutzungsformen jedoch nicht differenziert. Auch in dem benutzen Bodenklassifikationssystem spiegeln sich diese Unterschiede offensichtlich nicht ausreichend wider. Mit insgesamt 73% richtig simulierter Pixel (und 91% zumindest bedingt richtig simulierter Pixel) sind die Ergebnisse dennoch für planerische Anwendungen ausreichend.

Mit einem zweistufigen Filterprozess lassen sich die falsch simulierten Pixel im Hinblick auf ihre räumliche Verteilung klassifizieren. Der erste Filter

**Tab. 27.** Geometrische Fehlerklassenstatistik. - *Geometric error classes statistics.*

Klasse	Geometrie (%)	Anzahl Pixel (%)	Fehler (%)	Karte (%)
A	Punkte	149	4.8	0.4
B	schmale Linien	827	26.8	2.4
C	breitere Linien	1433	46.4	4.1
D	Flächen	681	22.0	1.9

klassifiziert nach der Häufigkeit weiterer falsch simulierter Pixel in einer 3 x 3 Pixel grossen Umgebung in die Klassen A = 0 (einzelne Pixel), B = 1-2 (lineare Elemente), C = 3-7 (Streifen und Randbereiche von Flächen) und D = 8 (Flächen). Der zweite Filter ordnet alle Pixel der Klasse C, in deren 3 x 3 Pixel grossen Umgebung mindestens ein Pixel der Klasse D vorkommt, der Klasse D zu. Damit umfasst die Klasse C nur noch streifenförmige Elemente und die Klasse D Flächen inklusive der Ränder. Tabelle 25 zeigt die Häufigkeitsverteilung der Fehler in diesen Klassen. Karte 4 zeigt die räumliche Verteilung der falsch simulierten Pixel. Einzelne Pixel sind grün dargestellt, schmale Linien gelb, breite Linien rot und flächige Fehler blau.

4.8% der Fehler (149 Pixel) entfallen auf isoliert liegende Punkte, deren Umgebung zumindest bedingt richtig simuliert ist. Diese Fehler erklären sich durch das beschränkte räumliche Auflösungsvermögen der Datenbasis. 26.8% der Fehler (827 Pixel) sind lineare Elemente. Diese liegen meist an der Grenze wichtiger Standortsfaktoren, vor allem an geologischen Gesteinsgrenzen, und sind durch die begrenzte räumliche Genauigkeit der Kartierung zu erklären. 46.0% entfallen auf die Klasse C. Diese Fehler sind lineare Elemente, die breiter als ein Pixel sind (räumliche Kartierfehler >50 m) sowie kleine isolierte Flächen (< 9 Pixel). Nur 22.0% aller falsch simulierten Pixel (1.9% der gesamten Karte) liegen in grösseren falsch simulierten Flächen. Diese werden im folgenden genauer diskutiert.

- 1) Auf der geologisch heterogenen rechten Landwassertalseite treten kleinräumige Wechsel des geologischen Untergrundes auf, die in der geologischen Kartierung nicht ausgeschieden sind. Diese kleinräumigen Muster, die kleiner als die räumliche Auflösung der geologischen Karte, aber grösser als die Auflösung der Vegetationskarte sind, wurden als "diverse Gesteine" kartiert. Information über den geologischen Untergrund liegt somit nicht vor. Da die Geologie aber in der informationstheoretischen Analyse den höchsten Vorhersagewert für die Vegetation hat (s. Kap. 4.7.1), sind auf diesen Flächen erhebliche Fehler zu erwarten. Sie sind durch das Fehlen wichtiger ökologischer Information erklärbar.
- 2) In der Bodentypenkarte sind Schutt- und Blockfelder nicht als eigene Kategorie ausgeschieden. Daher können diese, in der Vegetationskarte als verschiedene Typen geführten Einheiten, nicht differenziert werden. Kleinflächige Felspartien sind in der Bodenkarte nur als Untertyp aufgeführt. Die Vegetationskarte weist eine feinere Unterscheidung der alpinen Rasen flachgründiger Standorte von der Felsvegetation auf, die nicht vollständig simuliert werden kann.

- 3) Zwischen Ober und Unter Laret kommt an einem Südhang auf Serpentinit der Perlgras-Fichtenwald (*Melico-Piceetum*) vor. Zwischen Serpentinit und Ophicalzit gibt es einen fliessenden Übergang mit mehr oder weniger starker Karbonatbeimengung im Serpentinit. Auf der fraglichen Fläche ist der Serpentinit bereits mit Kalk durchsetzt. Die petrographische Abgrenzung zwischen Serpentinit und Ophicalzit ist hier nicht auf die ökologische Abgrenzung zwischen *Melico-Piceetum* und *Erico-Pinion* abgestimmt.
- 4) Südöstlich der Chüpfenflue ist Silikatvegetation auf Kalk kartiert worden. Bei diesem Standort handelt es sich um eine Mittelmoräne zwischen zwei ehemaligen kleinen Gletscherzügen, von denen der eine aus dem Kalkgebiet, der andere aus Silikatgebiet kam. Die beiden Flanken der Moräne bestehen entsprechend aus verschiedenem Material. Dies ist in der geologischen Karte nicht differenziert.
- 5) An der oberen Grenze des subalpinen Zwergstrauchgürtels sind an einigen Stellen Zwergstrauchgesellschaften simuliert worden, obwohl die Vegetationskarte bereits alpine Rasen ausweist. Hier spiegelt sich im Modell die Verschiebung der Vegetationsgürtel durch Beweidung und Weidepflege an der Grenze zwischen der subalpinen und der alpinen Stufe wieder. Die Nutzungsgeschichte ist eine sehr schwer zu erhebende Variable, da exakte flächenbezogene Aufzeichnungen nur selten vorliegen. Luftbilder liegen für das Untersuchungsgebiet erst seit 1929 vor. Die Sukzessionsgeschwindigkeit im alpinen Raum ist wegen der kurzen Vegetationszeit und den niedrigen Temperaturen sehr langsam. Daher muss davon ausgegangen werden, dass der Einfluss der menschlichen Nutzung auf die Vegetation wesentlich weiter zurück reicht. Alte Gesetze und Nutzungsrechte erlauben keine Rückschlüsse auf die tatsächlichen Nutzungen und Nutzungsintensitäten, da es keine Angaben gibt, ob sie eingehalten oder ausgenutzt worden sind. Die Nutzungsgeschichte ist somit eine Variable, die die Möglichkeiten prognostischer Modelle limitiert.
- 6) Östlich des Schiahorns sind Kalkschneetälchen (*Arabidion*) und alpine Rasen auf Kalk (*Seslerion*) verwechselt worden. Aufgrund des Reliefs ist hier mit Kaltluftabfluss zu rechnen, der in der Simulation jedoch nicht berücksichtigt werden konnte, da Modelle hierfür nicht vorliegen. Diese Simulationsfehler zeigen, dass nicht nur die lange Schneedeckung für die Ausbildung dieser Gesellschaft massgeblich ist, wie bei ZUMBÜHL (1986) angeben ist, sondern dass Kaltluftabfluss eine kürzere Schneedeckendauer kompensieren kann.

- 7) Im Dischmatal treten häufig Verwechslungen von *Rhododendron*- und Legföhrengebüschen auf. Für die standörtliche Differenzierung dieser beiden Gesellschaften liegen auch in der Literatur nur wenig Angaben vor.
- 8) Grünerlen-Gebüsche (*Alnetum viridis*) findet man im Untersuchungsgebiet auf grundfeuchten, oft bachnahen Flächen. In der Bodenkarte sind sie wegen ihrer geringen Grösse meist nicht ausgeschieden.
- 9) In der Nähe von Almhütten sind stellenweise Borstgrasrasen (*Nardion*) simuliert worden, während in der Vegetationskarte Fettweiden kartiert sind. Hier spielt offensichtlich eine Bodenverbesserung durch Düngung in der Nähe der Almen eine Rolle, die sich im benutzten Bodenklassifikationssystem nicht widerspiegelt, oder wegen des gröberen räumlichen Auflösungsvermögens der Bodenkarte nicht erfasst sind. Düngemassnahmen in der alpinen Stufe können lang anhaltende Veränderungen der Vegetation verursachen, wie HEGG (1984) anhand von 50jährigen Dauerflächenbeobachtungen auf der Schynigen Platte bei Interlaken nachweisen konnte.

#### 4.9. ANWENDUNGSBEISPIELE

Das vorgestellte Modell kann benutzt werden, um Informationen über die Vegetation, die für Teilflächen des Untersuchungsgebiets, Transekten oder einzelne Punkte (pflanzensoziologische Aufnahmen) vorliegen, in die Fläche zu interpolieren. Es ist somit ein Hilfsmittel zur Vegetationskartierung. Da auch in der kommerziellen Kartographie die elektronische Datenverarbeitung immer weitere Verbreitung findet, ist zu erwarten, dass in Zukunft für immer mehr Gebiete die nötigen Standortskarten in digitaler Form zugänglich sein werden. Für digitale Geländemodelle wird das in allernächster Zeit schon der Fall sein.

Durch Veränderung der Landnutzungskarte können Prognosen über die zu erwartende Vegetation bei veränderter Landnutzung erstellt werden. Aus der veränderten Vegetation kann auch auf die zu erwartende landwirtschaftliche Produktivität geschlossen werden. Für Wiederaufforstungen gibt das Modell wertvolle Hinweise auf die natürlichen Waldtypen für eine naturnahe Forstwirtschaft.

#### 4.9.1. Klimaszenarium

Als Anwendungsbeispiel für das Modell soll in diesem Kapitel ein aktuelles Szenarium vorgestellt werden, das die Veränderung der landwirtschaftlichen Situation in Davos unter veränderten grossklimatischen Bedingungen beschreibt. Es wird angenommen, dass die Temperaturen als Folge des globalen Treibhauseffekts um ca. 2°C ansteigen. Mit Hilfe des vorgestellten Modells kann dann die zu erwartende Änderung der räumlichen Verteilung der Pflanzengesellschaften simuliert werden. Bei diesem Szenarium wurde ferner angenommen, dass die Landwirte ihre traditionellen Nutzungsmuster beibehalten. Eine Veränderung der Bodenverhältnisse wurde wegen der geringen Geschwindigkeit der bodenbildenden Prozesse zunächst vernachlässigt. Die Veränderung der thermischen Verhältnisse wurden im Modell durch eine Reduktion der Meereshöhe um 400 m realisiert. Da die Daten, die dem Modell zugrunde liegen, nur Beobachtungen oberhalb 1500 m umfassen, konnten die Teile des Testgebiets, die unter 1900 m liegen nicht bearbeitet werden.

Diese Simulation wird im folgenden mit der Vegetation unter heutigen Bedingungen verglichen. Die auffälligsten Veränderungen der Vegetation zeigen sich an der Grenze zwischen subalpinem Zwergstrauchgürtel und alpinen Rasen. Aufgrund der für die Vegetation günstigeren Temperaturverhältnisse weiten sich die Zwergstrauchbestände (v.a. das *Junipero-Arctostaphyletum*) deutlich aus. Ihre Höhengrenze verschiebt sich allerdings um weniger als 400 Höhenmeter, da mit zunehmender Höhe flachgründige Böden das Vorkommen der Zwergstrauchgesellschaften ausschliessen. Da sich die alpinen Rasen aus edaphischen Gründen nicht nach oben ausweiten können, kommt es zu einer drastischen Reduktion der für die Almwirtschaft wichtigen Matten. Karte 3 und 5 zeigen die simulierte Verbreitung der Vegetationstypen unter heutigen Bedingungen bzw. die bei erhöhter Temperatur zu erwartenden Verhältnisse.

Jedem simulierten Vegetationstyp kann ein mittlerer landwirtschaftlicher Ertrag zugeordnet werden (PETERER 1985). Damit ist es möglich, eine landwirtschaftliche Ertragsbilanz zu erstellen. Der aus der simulierten Vegetationskarte (Szenarium: Ist-Zustand) berechnete landwirtschaftliche Gesamtertrag (Heu- und Weideertrag) zeigt mit 103% von dem aus der erhobenen Vegetationskarte abgeleiteten Ertrag eine sehr gute Übereinstimmung. Der Heuertrag wird mit 111% vom Modell etwas überschätzt. Dagegen fällt der Weideertrag mit 92% etwas zu gering aus. Für das simulierte Klimaszenarium

ergibt sich ein nahezu unveränderter Gesamtertrag (103%). Der Heuertrag steigt durch die höhere Produktivität der Wiesen jedoch auf 142%. Dagegen fällt der Weideertrag durch den Verlust der alpinen Rasen auf insgesamt 88%. In Karte 6 sind die Flächen auf denen eine Ertragszunahme durch Temperaturerhöhung zu erwarten ist rot, Flächen mit einer Ertragsabnahme blau dargestellt. Je dunkler die Farbe dargestellt ist, desto grösser ist die erwartete Ertragsänderung.

#### 4.9.2. Wahrscheinlichkeitskarten

Statt den Vegetationstyp mit der jeweils höchsten Auftretenswahrscheinlichkeit in der Karte darzustellen, kann auch die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines bestimmten Vegetationstyps kartographisch dargestellt werden. Karte 7 zeigt die Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Waldtyps *Sphagno-Piceetum*. In Rot sind Flächen mit hoher Auftretenswahrscheinlichkeit dargestellt, Blau zeigt niedrige Wahrscheinlichkeiten. Auf den weissen Flächen ist die Wahrscheinlichkeit null. Diese Karten eröffnen eine völlig neue Dimension geobotanischer Karten. Bislang stellten geobotanische Karten einen Zustand dar, der existiert (Karten der aktuellen Vegetation) oder einen Zustand, der existieren könnte (Klimaszenarium, potentielle natürliche Vegetation: KOWARIK 1987). Die Wahrscheinlichkeitskarten zeigen dagegen die aktuell existierende Möglichkeit des Auftretens eines bestimmten Vegetationstyps. Hieraus ergeben sich verschiedene Anwendungsmöglichkeiten.

Im Rahmen der Landschaftsplanung ergibt sich in Mitteleuropa häufig die Notwendigkeit, für bestimmte Biotope, die beispielsweise Strassenbaummassnahmen zum Opfer fallen, Ersatzflächen zu finden. Die grössten Erfolgssichten, durch entsprechende Biotopmanagementmassnahmen einen gewünschten Vegetationstyp zu erhalten, bestehen auf den Flächen, die in der Wahrscheinlichkeitskarte hohe Werte anzeigen. Die Wahrscheinlichkeitskarten sind also eine Planungsgrundlage, um die optimalen Flächen auszuwählen.

Im Rahmen von Biotopkartierungen werden nur ausgewählte, aus der Sicht des Naturschutzes wertvolle Vegetationstypen auskartiert. Der Kartieraufwand kann unter Umständen erheblich reduziert werden, wenn aufgrund von Wahrscheinlichkeitskarten der zu kartierenden Biototypen diejenigen Teilgebiete des Kartiergebietes festgelegt werden, in denen das Vorkommen von wertvollen Biotopen erwartet werden kann.