

# MoGLI: Hochauflösende Verbreitungskarten für die häufigsten Gehölzarten im Schweizer Wald

Eine Zusammenfassung von Methoden und Resultaten

*Rafael O. Wüest, Ariel Bergamini, Kurt Bollmann, Andri Baltensweiler*

*Korrespondenz: Andri Baltensweiler (andri.baltensweiler@wsl.ch)*

Mit den Daten des Schweizerischen Landesforstinventars (LFI) haben wir das Verbreitungspotential der häufigsten Gehölzarten für das Waldgebiet der Schweiz modelliert und potentielle Verbreitungskarten erstellt, die gewisse Qualitätskriterien im Hinblick auf die Vorhersage der modellierten Verbreitung erfüllen. Die Verbreitungskarten wurden auf der Grundlage der Prinzipien der statistischen Verbreitungsmodellierung erstellt, wobei das erfasste Vorkommen von Arten aus dem LFI statistisch mit Umweltvariablen in Beziehung gesetzt wird. Die potentielle Verbreitung wurde dann für die gesamte Waldfläche der Schweiz mit Hilfe der abgeleiteten statistischen Beziehung vorhergesagt. Neben traditionellen Prädiktoren wie Klima oder Topographie entwickelten wir für MoGLI neue Prädiktoren, welche die Waldstruktur mit Hilfe von LiDAR (Light Detection and Ranging; ein Verfahren, das die Erdoberfläche mit Hilfe von Lasertechnologie abtastet) beschreiben, und nutzten auch Bodeneigenschaftskarten, um die Genauigkeit der räumlichen Projektionen zu maximieren.

**Die erstellten Karten können in einer einfachen Web-GIS Anwendung betrachtet werden:  
<https://www.lfi.ch/produkte/mogli/mogli.php>**

## Methoden

Das Vorgehen gliedert sich in drei Schritte: Vorbereitung von Vorkommens- und Umweltdaten, statistische Modellierung und räumliche Vorhersage.

### Vorbereitung von Vorkommens- und Umweltdaten

Einerseits verwendeten wir Vorkommensdaten von Gehölzarten aus dem Schweizerischen Landesforstinventar (NFI). Andererseits verwendete das Projekt Informationen über Umweltbedingungen, welche flächig für den gesamten Schweizer Wald verfügbar sind. Neben Informationen zu Klima, Topographie und Boden (pH-Wert) wurden für die Modellierung auch Satelliten- und LiDAR-Daten verwendet. Von LANDSAT-Satellitenbilder wurde der «Normalized Difference Vegetation Index» (NDVI) berechnet, um Informationen über die Waldproduktivität zu erhalten. LiDAR-Daten wurden zur Ableitung von Informationen über die vertikale Waldstruktur verwendet und können u.a. die Lichtverhältnisse in Waldbeständen beschreiben. Es hat sich gezeigt, dass solche Strukturmerkmale insbesondere die Modellqualität für lichtbedürftige (Strauch-)Arten wie dem Gemeinen Wacholder (*Juniperus communis* L. subsp. *communis*) und die Schlehe (*Prunus spinosa* L.) verbessern können, siehe Wüest et al. (2020).

### Statistische Modellierung

Fünf verschiedene statistische Modelle (GLMs, GAMs, MaxEnt, random Forests, artificial neural networks) wurden verwendet, um das Vorkommen (oder die Absenz) von Arten an den LFI-Probenflächen zu erklären.

Die Qualität der Modelle wurde überprüft, indem für jede Art eine Kreuzvalidierung durchgeführt wurde, welche aufzeigt, wie gut die Modelle das Vorkommen (oder die Abwesenheit) für die jeweilige Art vorhersagen. Bei der Kreuzvalidierung wurde der LFI-Datensatz nach dem Zufallsprinzip in 70% Trainings- und 30% Testdaten aufgeteilt. Alle fünf Modelle wurden dann mit den Trainingsdaten generiert, und die Vorhersagen dieser Modelle wurden mit den tatsächlich beobachteten Vorkommen/Absenzen in den Testdaten verglichen. Die Qualität der Vorhersagen wurde mit Hilfe der True Skills Statistics (TSS) bewertet. Das Kreuzvalidierungs-Verfahren wurde hundertmal wiederholt, und für jede Art wurde ein durchschnittlicher TSS-Wert berechnet. Die TSS-Werte können zwischen null (schlechtestes mögliches Modell) und eins (perfektes Modell) variieren. Karten für Arten mit unzureichender Modellqualität ( $TSS_{CV} < 0,5$ ) wurden nicht veröffentlicht, so dass nur zuverlässige Verbreitungskarten zum Herunterladen zur Verfügung stehen.

## Räumliche Vorhersage

Im letzten Schritt wurde mit Hilfe der statistischen Modelle das Vorkommen der Baumarten für die gesamte Schweizer Waldfläche vorhergesagt. Das MoGLI-Projekt stellt dabei drei Produkte zur Verfügung. Das erste Produkt, die so genannte Ensemble-Karte, ist die mittlere vorhergesagte Wahrscheinlichkeit des Vorkommens einer Art. Dazu wurden die vorhergesagten Werte aus den fünf statistischen Modellen gemittelt, was zu Werten zwischen null und eins führt (die Ensemble-Wahrscheinlichkeitskarten werden in Prozent zwischen 0% und 100% angegeben). Das zweite Produkt liefert Informationen darüber, wie stark sich die Modelle in ihren Vorhersagen unterscheiden. Dies wurde als Standardabweichung über die fünf Modelle berechnet, wobei große Werte auf hohe Diskrepanzen zwischen den Modellen hinweisen (die Standardabweichungskarten werden als Standardabweichungen multipliziert mit 100 angegeben). Das dritte Produkt, die so genannten Konsenskarten, liefert Informationen sowohl über die Vorkommens-Wahrscheinlichkeit als auch über die mit der Vorhersage verbundenen Unsicherheit. Dies wurde durch die Angabe von drei Klassen erreicht, wobei zwei Klassen (1 und 3) eine geringe Unsicherheit zugeordnet werden und entweder das Auftreten oder das Fehlen einer Art angeben, während die dritte Klasse (2) aufgrund zu großer Unsicherheit keine Informationen über das mögliche aktuelle Auftreten liefert.

Die Konsenskarten enthalten Werte von eins bis drei, die angeben, ob eine Art vorkommt oder nicht:

1 := Vorkommen unwahrscheinlich

2 := Vorkommen unsicher

3 := Vorkommen wahrscheinlich

## Resultate

### Genauigkeit der Vorhersage

Tabelle 1 enthält Einzelheiten über die Anzahl der Vorkommen ( $N_{\text{presences}}$ ), die im LFI beobachtet wurden. Sie gibt auch an, wie viele Klima- ( $N_{\text{clim}}$ ), topographische Geländeattribute ( $N_{\text{terat}}$ ), lineare Merkmale ( $N_{\text{lin}}$ ) und Fernerkundungs-Variablen ( $N_{\text{rs}}$ ) verwendet wurden.  $N_{\text{total}}$  gibt die Gesamtzahl der Prädiktorvariablen an, die die Modelle verwendet haben.  $TSS_{CV}$  gibt den durchschnittlichen  $TSS_{CV}$ -Wert bei der Kreuzvalidierung an (wobei  $TSS_{CV} = 0$  das schlechtest mögliche Modell bezeichnen würde und  $TSS_{CV} = 1$  ein perfektes Modell bezeichnen würde).

**Table 1** Modellierte Arten mit einem Qualitätskriterium über dem vorgegebenen Schwellenwert ( $TSS_{CV} > 0.5$ ). Für all diese Arten sind potentielle Verbreitungskarten verfügbar (<https://www.envodat.ch/dataset/mogli-sdm>). Die Tabelle enthält ferner die Anzahl der Vorkommen jeder Art in den NFI-Daten ( $N_{\text{presences}}$ ), die Gesamtzahl der für die Modellierung der Art verwendeten Variablen ( $N_{\text{total}}$ ) und die Anzahl der pro Kategorie verwendeten Variablen (Klima:  $N_{\text{clim}}$ ; Geländeattribute:  $N_{\text{terat}}$ ; lineare Merkmale:  $N_{\text{lin}}$ ; Fernerkundungs-Variablen:  $N_{\text{rs}}$ ), und der durchschnittliche TSS aller Kreuzvalidierungsläufe über alle Modelle ( $TSS_{CV}$ ).

Species	$N_{\text{presences}}$	$N_{\text{dim}}$	$N_{\text{erat}}$	$N_{\text{lin}}$	$N_{\text{rs}}$	$N_{\text{total}}$	$TSS_{\text{CV}}$
<i>Abies alba</i> Mill.	2307	20	33	6	9	68	0.524
<i>Acer campestre</i> L.	275	13	5	7	2	27	0.642
<i>Acer opalus</i> Mill.	73	5	1	0	1	7	0.787
<i>Acer platanoides</i> L.	236	12	3	5	3	23	0.508
<i>Alnus glutinosa</i> (L.) Gaertn.	85	5	3	0	0	8	0.600
<i>Alnus incana</i> (L.) Moench	275	7	17	0	3	27	0.528
<i>Alnus viridis</i> (Chaix) DC.	325	12	11	5	4	32	0.677
<i>Amelanchier ovalis</i> Medik.	33	2	0	0	1	3	0.639
<i>Berberis vulgaris</i> L.	175	12	2	0	3	17	0.622
<i>Carpinus betulus</i> L.	282	12	10	5	1	28	0.720
<i>Castanea sativa</i> Mill.	211	13	3	0	5	21	0.872
<i>Clematis vitalba</i> L.	230	12	5	4	2	23	0.563
<i>Cornus sanguinea</i> L.	389	14	15	6	3	38	0.636
<i>Cotoneaster tomentosus</i> Lindl.	53	3	0	0	2	5	0.603
<i>Crataegus monogyna</i> Jacq.	336	13	9	6	5	33	0.555
<i>Crataegus laevigata</i> (Poir.) DC.	207	13	3	4	0	20	0.557
<i>Cytisus scoparius</i> (L.) Link	57	5	0	0	0	5	0.887
<i>Daphne laureola</i> L.	61	4	2	0	0	6	0.704
<i>Euonymus europaeus</i> L.	245	9	8	7	0	24	0.657
<i>Fagus sylvatica</i> L.	3142	20	34	7	10	71	0.669
<i>Fraxinus excelsior</i> L.	2006	17	36	8	9	70	0.542
<i>Hedera helix</i> L.	907	15	35	6	10	66	0.622
<i>Hippocrepis emerus</i> (L.) Lassen	32	2	1	0	0	3	0.606
<i>Ilex aquifolium</i> L.	359	13	11	5	6	35	0.548
<i>Juglans regia</i> L.	189	11	3	4	0	18	0.563
<i>Juniperus communis</i> L. subsp. <i>communis</i>	151	8	3	0	4	15	0.615
<i>Juniperus communis</i> subsp. <i>alpina</i> Celak.	130	5	1	3	4	13	0.746
<i>Laburnum alpinum</i> (Mill.) Bercht. & J. Presl	36	2	1	0	0	3	0.551
<i>Laburnum anagyroides</i> Medik.	41	4	0	0	0	4	0.643
<i>Larix decidua</i> Mill.	1019	19	35	8	10	72	0.605
<i>Ligustrum vulgare</i> L.	294	12	7	7	3	29	0.669
<i>Lonicera caerulea</i> L.	62	5	0	1	0	6	0.504
<i>Lonicera xylosteum</i> L.	1179	15	33	7	10	65	0.509
<i>Ostrya carpinifolia</i> Scop.	32	3	0	0	0	3	0.853
<i>Picea abies</i> (L.) H. Karst.	4175	18	36	8	10	72	0.528
<i>Pinus cembra</i> L.	186	12	1	3	2	18	0.874
<i>Pinus mugo</i> subsp. <i>uncinata</i> (DC.) Domin	92	5	0	1	3	9	0.696
<i>Pinus mugo</i> Turra subsp. <i>mugo</i>	50	3	0	0	2	5	0.790
<i>Pinus sylvestris</i> L.	490	13	21	6	9	49	0.529
<i>Prunus avium</i> L.	610	14	31	6	10	61	0.510

<i>Prunus padus</i> L.	157	8	6	1	0	15	0.612
<i>Prunus spinosa</i> L.	153	9	2	4	0	15	0.551
<i>Pseudotsuga menziesii</i> (Mirb.) Franco	84	3	5	0	0	8	0.638
<i>Quercus petraea</i> Liebl.	295	15	5	5	4	29	0.581
<i>Quercus pubescens</i> Willd.	69	6	0	0	0	6	0.783
<i>Quercus robur</i> L.	344	10	18	6	0	34	0.607
<i>Rhododendron ferrugineum</i> L.	369	10	14	6	6	36	0.782
<i>Ribes alpinum</i> L.	83	6	2	0	0	8	0.579
<i>Robinia pseudoacacia</i> L.	36	3	0	0	0	3	0.681
<i>Sorbus chamaemespilus</i> (L.) Crantz	36	3	0	0	0	3	0.614
<i>Taxus baccata</i> L.	96	5	3	0	1	9	0.529
<i>Tilia cordata</i> Mill.	237	14	2	2	5	23	0.525
<i>Ulmus glabra</i> Huds.	476	16	18	6	7	47	0.526
<i>Vaccinium myrtillus</i> L.	369	14	9	5	8	36	0.575
<i>Viburnum lantana</i> L.	378	11	13	6	7	37	0.532
<i>Viburnum opulus</i> L.	240	10	8	6	0	24	0.531

## Referenzen

Wüest, R. O., Bergamini, A., Bollmann, K., & Baltensweiler, A. (2020). LiDAR data as a proxy for light availability improve distribution modelling of woody species. *Forest Ecology and Management*, 456, 117644. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117644>