

Kosteneffiziente Berechnung von Windenergiepotentialen mit ArcGIS

DIPLOMARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur

im Rahmen des Studiums

Wirtschaftsingenieurwesen Informatik

eingereicht von

Richard Hirner

Matrikelnummer 0426434

an der
Fakultät für Informatik der Technischen Universität Wien

Betreuung
Betreuer: Dipl.-Ing. Dr. Johann Auer
Betreuender Assistent: Mag. Dr.techn. Gerhard Totschnig

Wien, 6. August 2012

(Unterschrift Verfasser)

(Unterschrift Betreuer)

Erklärung zur Verfassung der Arbeit

Hiermit erkläre ich, dass ich diese Arbeit selbständig verfasst habe, dass ich die verwendeten Quellen und Hilfsmittel vollständig angegeben habe und dass ich die Stellen der Arbeit – einschließlich Tabellen, Karten und Abbildungen –, die anderen Werken oder dem Internet im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, auf jeden Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht habe.

Wien, 6. August 2012

Richard Hirner

Hinweis: Die Abbildungen und Karten sind in Farbe aussagekräftiger. Die Diplomarbeit ist als PDF-Datei mit Farben öffentlich über die Homepage der Bibliothek der TU Wien abrufbar.

Abstract

Results from large-scale wind models are commonly used to estimate wind energy potentials for certain regions if there are no detailed wind maps available. The accuracy of these wind models for medium- and small-scale applications can be increased using a geo-statistical model.

A linear regression model in various versions shows small relations between the COSMO-EU wind model, detailed wind maps (for Austria and Spain) and geo-statistical parameters like orography and slope. Locations which are useful for wind harvesting because of their high average wind speed are weighted heavier in the selected regression. The identified relations are more clear when a bias correction is applied to compensate large-scale differences in the wind maps and if the mentioned weights are applied.

Data preparation and processing was done with ArcGIS and the open-source statistics package R and can be repeated for other areas easily.

Zusammenfassung

Um Windenergiepotentiale für bestimmte Gebiete schätzen zu können, wenn keine lokalen Windatlanten zur Verfügung stehen, werden oft Ergebnisse großräumiger Windmodelle wie ALADIN oder COSMO-EU verwendet. Um die Genauigkeit der damit erstellten Windkarten zu erhöhen, können diese mithilfe eines geostatistischen Modells verbessert werden.

Ein lineares Regressionsmodell in verschiedenen Variationen zeigt geringe Zusammenhänge zwischen der Windgeschwindigkeit des COSMO-EU-Modells, der Windgeschwindigkeit gemäß lokalen Windatlanten (für Österreich und Spanien) und geostatistischen Parametern wie Orografie und Hangneigung. Dabei werden Punkte, die sich aufgrund ihrer hohen mittleren Windgeschwindigkeit besonders für die Windenergienutzung eignen, in der ausgewählten Regression höher bewertet. Die erhaltenen Zusammenhänge sind deutlicher, wenn eine Bias-Korrektur, die großräumige Unterschiede zwischen dem verwendeten Windatlantas und dem Windmodell ausgleicht, und die beschriebene Gewichtung durchgeführt wird.

Die Zusammenstellung und Verarbeitung der Daten erfolgte mit ArcGIS und der offenen Statistik-Software R und kann daher leicht auch für andere Gebiete durchgeführt werden.

Inhaltsverzeichnis

Erklärung zur Verfassung der Arbeit	i
Abstract	iii
Zusammenfassung	iii
Inhaltsverzeichnis	iv
Abbildungsverzeichnis	vi
Tabellenverzeichnis	viii
I Einleitung	1
1 Kontext	3
1.1 Motivation / Fragestellung	3
1.2 Verwendete Software	3
1.3 Physikalische und metereologische Grundlagen	4
1.4 Geoinformatische Grundlagen	8
1.5 Grundlagen der Regressionsrechnung	10
1.6 Existierende Windkarten	13
2 Datenquellen für Winddaten	15
2.1 ALADIN-Modell (ZAMG)	15
2.2 COSMO-EU-Modell (Deutscher Wetterdienst)	21
2.3 Windatlas Österreich (AuWiPot)	23
2.4 Spanischer Windatlas (Atlas Eólico de España)	24
3 Andere Datenquellen	27
3.1 Orografie: Shuttle Radar Topography Mission	27
3.2 Rauigkeit: CORINE Land Cover	28
3.3 Installierte Windleistung in Europa	29
3.4 Ländergrenzen: ArcGIS	29

3.5	Netzknoten des Stromnetzes	30
II	Analyse	33
4	Regressionsmodell	35
4.1	Bias-Korrektur	35
4.2	Erklärende Variablen	40
4.3	Vollständige Regressionsgleichung	49
4.4	Modellannahmen	49
4.5	Datenaufbereitung für Regressionsanalyse	50
5	Regression: Windatlas Österreich	55
5.1	Häufigkeitsverteilungen, Plausibilität	55
5.2	Korrelationen	56
5.3	Regression mit ALADIN-Daten	58
5.4	Regression mit COSMO-EU-Daten	61
6	Regression: Spanischer Windatlas	63
6.1	Häufigkeitsverteilungen, Plausibilität	63
6.2	Korrelationen	64
6.3	Regression mit ALADIN-Daten	64
6.4	Regression mit COSMO-EU-Daten	66
III	Ergebnisse	69
7	Verschiedene Korrekturmodelle	71
7.1	Gewichtung nach Modell	71
7.2	Gewichtung nach Volllaststunden	92
7.3	Gewichtung nach installierter Windleistung	101
8	Schlussfolgerungen	107
8.1	Ausgewähltes Regressionsmodell	107
8.2	Schätzung der nutzbaren Fläche	120
8.3	Anwendung auf andere Gebiete	121
A	Spanischer Windatlas: Datendownload	123
A.1	Vorbereitung	123
A.2	Durchführung	124
A.3	Konvertierung und Import in ArcGIS	126

Abbildungsverzeichnis

1.1	Windrose	6
1.2	UTM-Zonen	9
2.1	Easting/Northing-Berechnung mit Geotrans	17
2.2	ALADIN-Orografie (Ausschnitt), mit Ländergrenzen	19
2.3	ALADIN-Windkarte (Ausschnitt) für 90 m Höhe, mit Ländergrenzen	20
2.4	COSMO-EU-Windkarte (Ausschnitt) für 100 m Höhe, mit Ländergrenzen	21
2.5	AuWiPot-Windkarte für 100 m Höhe	23
2.6	Spanischer Windatlas: mittlere Windgeschwindigkeiten für 80 m Höhe	26
3.1	SRTM-Orografie (Österreich)	28
3.2	Rauigkeitslängen z_0 (Österreich)	29
3.3	Einteilung des österreichischen Staatsgebiets nach Netzknoten	30
4.1	SRTM-Höhe Österreich, geglättet auf 100 km	36
4.2	SRTM-Höhe Spanien, geglättet auf 100 km	36
4.3	SRTM-Höhe Deutschland, geglättet auf 100 km	37
4.4	Bias-Korrektur $B_{AuWiPot,COSMO}$	38
4.5	Bias-Korrektur $B_{Germany,COSMO}$	38
4.6	Bias-Korrektur $B_{Eolico,COSMO}$	39
4.7	Differenzbildung mit geglätteter Orografie	41
4.8	Höhendifferenzen Δh_5 für Österreich (Ausschnitt)	42
4.9	Höhendifferenzen Δh_{5_41} für Österreich	42
4.10	Höhendifferenzen Δh_{41_161} für Österreich	43
4.11	Höhendifferenzen Δh_{161_400} für Österreich	43
4.12	Höhendifferenzen Δh_5 für Spanien (Ausschnitt)	44
4.13	Höhendifferenzen Δh_{5_41} für Spanien	44
4.14	Höhendifferenzen Δh_{41_161} für Spanien	45
4.15	Höhendifferenzen Δh_{161_400} für Spanien	45
4.16	Höhendifferenzen Δh_5 für Deutschland (Ausschnitt)	46
4.17	Höhendifferenzen Δh_{5_41} für Deutschland (Ausschnitt)	46
4.18	Höhendifferenzen Δh_{41_161} für Deutschland (Ausschnitt)	47
4.19	Höhendifferenzen Δh_{161_400} für Deutschland	47

7.1	GoodPoints Österreich laut Windatlas Österreich	73
7.2	GoodPoints Spanien laut Windatlas Spanien	73
7.3	GoodPoints Deutschland laut DWD-Windatlas	74
7.4	COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Österreich)	92
7.5	COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Spanien)	93
7.6	COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Deutschland)	93
8.1	Regressionsergebnis Österreich (mit Bias-Korrektur)	111
8.2	Windatlas Österreich	111
8.3	COSMO-EU-Modell für Österreich, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)	112
8.4	Differenzen zwischen Windatlas Österreich und Regressionsergebnis (mit Bias-Korrektur)	112
8.5	Fehlerquadrate zwischen Windatlas Österreich und Regressionsergebnis (mit Bias-Korrektur)	113
8.6	Vergleich GoodPoints Österreich zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)	113
8.7	Regressionsergebnis Spanien (mit Bias-Korrektur)	114
8.8	Spanischer Windatlas	114
8.9	COSMO-EU-Modell für Spanien, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)	115
8.10	Differenzen zwischen spanischem Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur	115
8.11	Fehlerquadrate zwischen spanischem Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur	116
8.12	Vergleich GoodPoints Spanien zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)	116
8.13	Regressionsergebnis Deutschland (mit Bias-Korrektur)	117
8.14	DWD-Windatlas Deutschland	117
8.15	COSMO-EU-Modell für Deutschland, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)	118
8.16	Differenzen zwischen DWD-Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur	118
8.17	Fehlerquadrate zwischen DWD-Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur	119
8.18	Vergleich GoodPoints Deutschland zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)	119
A.1	Haltepunkt in JavaScript Debugger setzen	126
A.2	Koordinaten des Datenpunktes links oben auslesen	127

Tabellenverzeichnis

2.1	LCC-Projektionsparameter der ALADIN-Daten	16
4.1	Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Österreich)	39
4.2	Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Spanien)	39
4.3	Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Deutschland)	39
5.1	Häufigkeitsverteilungen der vorhandenen Daten (Österreich)	55
5.2	Korrelationsmatrix (Österreich)	56
5.3	Regression ALADIN / AuWiPot	59
5.4	Kontroll-Regression ALADIN / AuWiPot	59
5.5	Regression COSMO-EU / AuWiPot	62
5.6	Kontroll-Regression COSMO-EU / AuWiPot	62
6.1	Häufigkeitsverteilungen der vorhandenen Daten (Spanien)	63
6.2	Korrelationsmatrix (Spanien)	64
6.3	Regression ALADIN / Windatlas Spanien	65
6.4	Kontroll-Regression ALADIN / Windatlas Spanien	65
6.5	Regression COSMO-EU / Windatlas Spanien	67
6.6	Kontroll-Regression COSMO-EU / Windatlas Spanien	67
7.1	AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell	76
7.2	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell	77
7.3	AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung	78
7.4	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung	79
7.5	AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung	80
7.6	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung	81
7.7	AtEs-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell	82
7.8	AtEsDe-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell	83
7.9	AtEs-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung	84
7.10	AtEsDe-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung	85
7.11	AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints	87
7.12	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints	88
7.13	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints, mit COSMO-Skalierung	89
7.14	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints, ohne Bias	90
7.15	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung	91
7.16	AtEs-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden	95
7.17	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden	96

7.18	AtEs-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden, mit COSMO-Skalierung . . .	97
7.19	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden, mit COSMO-Skalierung .	98
7.20	AtEs-Regression, Gewichtung nach VLSPoints	99
7.21	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach VLSPoints	100
7.22	AtEs-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung	102
7.23	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung	103
7.24	AtEs-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung, mit COSMO-Skalierung	104
7.25	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung, mit COSMO-Skalierung	105
8.1	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints, reduzierte Parameterzahl	109
8.2	AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell GoodPoints, reduzierte Parameterzahl/kein β_{flat}	110
8.3	Residuen bei Erklärung nur durch das COSMO-Modell	110
8.4	Nutzbare Fläche gemäß verschiedenen Berechnungen (in km ²)	121

Teil I

Einleitung

Kontext

1.1 Motivation / Fragestellung

In dieser Arbeit soll eine Methode beschrieben werden, um mit einem GIS-System bestehende großräumige Windpotentialkarten mithilfe eines statistischen Modells, das geografische Gegebenheiten berücksichtigt, zu verbessern. Diese Verbesserung kann und soll keine genauen Untersuchungen oder gar Standortanalysen ersetzen, sondern die Möglichkeit bieten, existierende Daten ohne großen Aufwand zu verbessern und somit die Genauigkeit weiterführender Berechnungen (z.B. der Abschätzung des Windpotentials eines Gebietes oder Landes) zu erhöhen. Der Unterschied zu verbreiteten Methoden wie WaSP (siehe weiter unten) besteht darin, dass existierende, auf großräumigen Modellen basierende Windkarten und nicht die Messdaten bestimmter Messstationen als Eingabedaten verwendet werden.

Im ersten Teil werden die Herkunft der verwendeten Daten sowie existierende Literatur zu dem Thema erläutert, im zweiten Teil die Regressions-Analyse durchgeführt und im dritten Teil die Ergebnisse und Schlussfolgerungen dargestellt.

Die Analyse stützt sich auf vorhandene Windkarten, nämlich den Österreichischen Windatlas und den Atlas Eólico für Spanien.

1.2 Verwendete Software

Für diese Arbeit wurde unten genannte Software verwendet. Angegebene Befehle, Skripts usw. sind für die angegebenen Versionen entwickelt und getestet.

- Rasterverarbeitung: **CDO** [14] Version 1.5.0, Plattform: CentOS 5.5 (64-Bit-Linux)
- GIS: **ArcGIS** 10 SP5 in der englischen Version, Plattform: Windows 7 (64-Bit)

- Statistik: **R**¹ Version 2.15.0 (2012-03-30), Plattform: Fedora Core 16 (64-Bit-Linux)

Andere verwendete Software wird samt Versionsangabe an den betreffenden Stellen erwähnt.

Kommandozeilenbefehle, Skripts und Ähnliches wurden in einer Linux-Umgebung mit bash-kompatibler Shell ausgeführt und müssen bei Verwendung unter anderen Plattformen gegebenenfalls angepasst werden.

Karten-Erstellung mit ArcGIS

Alle Karten wurden mit ArcGIS erstellt. Dabei wurde immer eine lineare Farbskala gewählt und als Legende hinzugefügt. Es ist zu beachten, dass die Ober- und Untergrenze der jeweiligen Skala **nicht** die vorkommenden Minimal- und Maximalwerte der dargestellten Größe sind. Werte, die über der Ober- bzw. unter der Untergrenze liegen, werden in der Farbe der Ober- bzw. Untergrenze dargestellt. Die Ober- und Untergrenzen wurden so gewählt, dass die Karten sowohl möglichst kontrastreich sind als auch einen guten Überblick über die Größenordnung zulassen.

In den Abbildungen 7.4 ff., 8.6, 8.12 und 8.18 wurden jeweils zwei Größen gleichzeitig dargestellt. Die Mischfarben können eindeutig und schnell in die Farben der jeweiligen Teilskala zerlegt werden.

1.3 Physikalische und meteorologische Grundlagen

Die Grundlagen von Windströmungen und ihrer Beschreibung sind beispielsweise in [15] und [8] zu finden. Im Folgenden werden die wichtigsten Begriffe in Bezug auf die vorliegende Arbeit erklärt.

Luftbewegungen in der Atmosphäre werden als „Wind“ bezeichnet. Die Windgeschwindigkeit kann als zeit- und ortsabhängiges Vektorfeld $v(\vec{x}, t)$ angegeben werden. Die Ortsangabe erfolgt meistens in Form von zwei Koordinaten, die den Punkt auf der Erdoberfläche angeben (z.B. Längen- und Breitengrad in einem wohldefinierten Referenzsystem wie WGS84) plus einer Höhenangabe (Höhe über Grund).

Die Erde wird von der Sonne mit Strahlungsenergie versorgt. Davon werden ca. 2,5 % in Energie von Luftströmungen umgewandelt. Wind wird durch verschiedene Kräfte angetrieben:

- **Druckgradientkraft:** Zwischen Gebiete unterschiedlichen Luftdrucks bzw. unterschiedlicher Luftdichte entsteht eine dem Gradienten entgegengerichtete Ausgleichsströmung (Diffusion).

¹The R Project for Statistical Computing, <http://www.r-project.org>, abgerufen am 15.2.2012

- Die **Coriolis-Kraft** ist eine Scheinkraft, d.h. sie beschleunigt die Luftmassen nicht durch tatsächlichen Antrieb, sondern spiegelt die Rotation der Erde um ihre Achse wider. Dadurch werden an sich geradlinige Ausgleichsströmungen auf der Nordhalbkugel nach rechts (relativ zur Bewegungsrichtung) und auf der Südhalbkugel nach links abgelenkt, d.h. es entstehen wirbelförmige Störungen (z.B. auf Satellitenbildern als Wolkenformationen sichtbar).
- In rotierenden Systemen wie Wirbelstürmen ist noch die **Zentrifugalkraft**, die die Luft nach außen drückt, von Bedeutung.

Die Luftströmungen in großer Höhe sind relativ kontinuierlich, während in Bodennähe durch Reibung und Hindernisse starke Abweichungen erzeugt werden. In solchen **lokalen Windsystemen** kann außerdem die unterschiedliche Erwärmung und Abkühlung verschiedener Gebiete eine Rolle spielen (thermische Winde, z.B. als Berg-Talwinde bzw. Tag-Nacht-Winde in Küstennähe).

Von der kinetischen Energie des Windes $E_{\text{kin}} = \frac{mv^2}{2}$ kann nur ein Teil von Windrädern genutzt werden [1]. Die durch ein Windrad strömende Luft hat einen sekundlichen Energiegehalt von

$$P_0 = \frac{1}{2} \rho v^3 A$$

(A... Querschnittsfläche des Windrades, ρ ... Luftdichte), von dem selbst bei idealen Verhältnissen maximal $\frac{16}{27}$ umgesetzt werden können (maximaler Wirkungsgrad). Unter realen Verhältnissen ist dieser maximale Wirkungsgrad noch kleiner (ca. $\frac{5,2}{27}$). Die für die Windenergieumsetzung relevante Größe ist die dritte Potenz der Windgeschwindigkeit (v^3).

Die Windverhältnisse an einem Standort werden als verfügbares **Windpotential** bezeichnet.

Die Messung der Windgeschwindigkeit erfolgt meistens mechanisch (z.B. beim Schalenanemometer über sich im Wind um eine Achse drehende Schalen) oder akustisch (Ultraschallanemometer messen die Schallgeschwindigkeit in verschiedenen Raumrichtungen, woraus sich die Windgeschwindigkeit errechnen lässt). Die Messgeräte sind oft auf Masten montiert, um in interessanten Höhen messen zu können.

Für die Beschreibung der Windgeschwindigkeit in Bezug auf die Analyse der Windpotentiale werden meistens Mittelwerte über eine Zeit von ca. 10 Minuten verwendet, um turbulentes Verhalten herauszumitteln. Diese 10-Minuten-Mittelwerte können als Zeitserie aufgezeichnet werden; für die Analyse werden aber möglichst stationäre Werte benötigt. Da die mittlere Windgeschwindigkeit an einem Standort zwar etwas über die allgemeinen Windverhältnisse an diesem Standort aussagt, aber nicht zur Berechnung der nutzbaren Windenergie verwendet werden kann ($\overline{v^3} \neq \bar{v}^3$), wird die Windgeschwindigkeit oft in Klassen eingeteilt und für einen Standort die Häufigkeitsverteilung der Klassen samt Windrichtung aufgezeichnet (Windrose, siehe Abbildung 1.1).

Da sich in Windkarten nicht für jeden Punkt eine Windrose zeichnen lässt, wird eine weitere Vereinfachung durchgeführt und die Häufigkeiten der Windgeschwindigkeiten als **Weibull-**

Verteilung angeben:

$$f(v) = \frac{k}{C} \left(\frac{v}{C}\right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{C}\right)^k\right)$$

$k = k(\vec{x})$ und $C = C(\vec{x})$ werden dabei für jeden Punkt im Koordinatensystem angegeben. k wird als Formparameter bezeichnet und nimmt üblicherweise einen Wert zwischen 1 und 3 an. Im Spezialfall $k = 1$ ist die Weibull-Verteilung ident mit der Exponentialverteilung mit konstanter Ausfallrate, mit $k = 2$ ergibt sich die Rayleigh-Verteilung. Es kann also eine große Bandbreite an Formen abgedeckt werden, und in der Tat lassen sich gemessene Windgeschwindigkeitsverteilungen sehr gut durch die Weibull-Verteilung approximieren. Oft sind in Windkarten nur die **mittleren Windgeschwindigkeiten** und nicht die zwei Parameter der Verteilung angegeben — in diesem Fall lässt sich zwar sagen, ob ein Standort hohe Windgeschwindigkeiten aufweist, aber nicht, welche Energie an diesem Standort tatsächlich mit Windrädern umgesetzt werden könnte. Die mittlere Windgeschwindigkeit lässt sich auch aus den Weibull-Parametern berechnen:

$$\bar{v} = C \cdot \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right) \approx C \left(0,568 + \frac{0,434}{k}\right)^{\frac{1}{k}}$$

An den meisten Orten gibt es einen charakteristischen **Tagesgang** der Windgeschwindigkeit, oft ein Minimum in der Nacht und ein Maximum zu Mittag, hervorgerufen durch lokale thermische Winde. Die Auswirkungen des Tagesgangs zeigen sich auch bei der Betrachtung der Flauten (zusammenhängende Zeiträume, in denen die Windgeschwindigkeit unter die minimale für den Betrieb von Windrädern benötigte Geschwindigkeit sinkt).

Der Zeitverlauf der Windgeschwindigkeiten ist nicht glatt, sondern schwankt sogar innerhalb kurzer Zeiträume (Minuten) sehr stark (Turbulenz). Die Turbulenz muss bei Auslegung und Aufbau eines Windkraftwerks berücksichtigt werden. Die Turbulenzintensität innerhalb eines

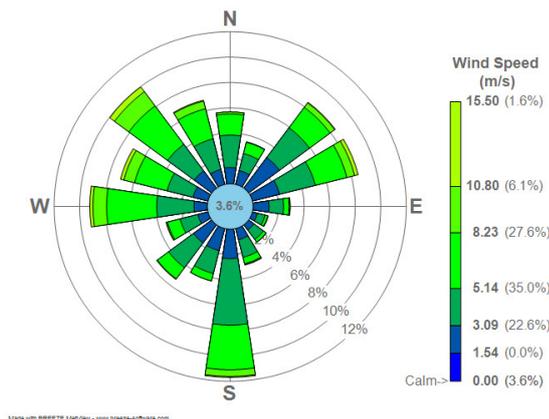


Abbildung 1.1: Windrose, Quelle: Wikimedia Commons

Zeitintervalls ist als Standardabweichung der Windgeschwindigkeit bezogen auf den Mittelwert ($\frac{\sigma_v}{\bar{v}}$) definiert. Die Maxima des zeitlichen Verlaufs der Windgeschwindigkeit bezeichnet man als Böen. Sie sind für Windkraftwerke insofern interessant, als diese durch zu starke Winde keinen Schaden nehmen oder gar die Umgebung gefährden dürfen.

Wie oben erwähnt, nimmt die Windgeschwindigkeit in Bodennähe wegen der Reibung ab. Diese **topographischen Einflüsse** können grob in drei Kategorien eingeteilt werden [23]:

1. Orografie (Hügel, Berge usw.)
2. Oberflächen-Rauigkeit
3. Hindernisse

Die Abnahme der Windgeschwindigkeit zum Boden hin ist umso größer, je rauer die Oberfläche ist. In Höhen bis zu ca. 100 m lässt sich die Windgeschwindigkeit durch ein **logarithmisches Grenzschichtprofil** annähern:

$$\frac{v(h)}{v_0} = \frac{\log \frac{h-d}{z_0}}{\log \frac{h_0-d}{z_0}}$$

$v = v(h)$ ist hierbei die Windgeschwindigkeit in der Höhe h , v_0 die Windgeschwindigkeit in der Höhe h_0 (dies könnte z.B. eine gemessene Geschwindigkeit sein). d gibt den Versatz der Grenzschicht vom eigentlichen Boden an, d.h. bei niedriger Vegetation und weitgestreuten Hindernissen ungefähr Null (bei dicht stehenden Hindernissen wie Wäldern oder Städten ungefähr $\frac{3}{4}$ der Höhe der Hindernisse). z_0 ist die sogenannte **Rauigkeitslänge**, die durch die Oberflächenbeschaffenheit bestimmt wird (Tabellen geben Werte von 10^{-4} für Wasser oder Eis bis zu 5 für Wälder und Städte an).

Auch orografische Gegebenheiten und einzelne größere Hindernisse haben Auswirkungen auf die Windgeschwindigkeit — entweder positive, z.B. Geschwindigkeitsüberhöhungen über Hügeln und Bergrücken oder negative, z.B. Abschattung und starke Turbulenz durch große Hindernisse. **Hindernisse** bewirken eine lokale Verwirbelung (in Windrichtung), die ungefähr bis ins Doppelte der Hindernishöhe hinaufreichen und sich über eine Länge der zwanzigfachen Hindernishöhe erstrecken kann.

Zur Berechnung und Simulation von Windströmungen gibt es verschiedene **meteorologische Modelle** [17]. Diese benötigen unter anderem Daten über Wind, Temperatur, Feuchtigkeit in der Atmosphäre und der Erde sowie Orografie und Rauigkeit des Terrains sowie äußere Einflüsse wie großräumige Druckgradienten und Sonneneinstrahlung. Die Modelle können nach ihrer Dynamik in kinematische (Massenerhaltungs-)Modelle, hydrostatische und nicht-hydrostatische Modelle eingeteilt werden. Weitere Einteilungskriterien sind Zeitbereich (diagnostisch oder prognostisch), räumliche Ausdehnung (lokal = „microscale“, klein- und mittlräumig = „meso-scale“ sowie synoptische Modelle), Berücksichtigung der Reibung, Formulierung (analytische, spektrale, Gitternetzmodelle) sowie Art des Modells (Fluss- oder Klimamodell).

1.4 Geoinformatische Grundlagen

Geodätisches Datum

Für Ortsangaben auf der Erdoberfläche (eine solche Angabe wird als geodätisches Datum bezeichnet) können verschiedene Koordinatensysteme verwendet werden. Als Bezugsfläche wird dabei mangels Durchführbarkeit nicht die reale Erdoberfläche, sondern ein geeignetes Referenzellipsoid verwendet. Der Bezug zu realen Orten auf der Erde wird über Bezugspunkte (z.B. sogenannte Fundamentalstationen) hergestellt.

Früher wurden für jedes Land eigene optimale Referenzsysteme gewählt, während heute meist das ETRS-89 (European Terrestrial Reference System 1989) für Europa und ITRS-2005 (International Terrestrial Reference System 2005) bzw. das vereinfachte **WGS84** (World Geodetic System 1984 [16])-System für internationale Angaben verwendet wird. WGS84 besteht unter anderem aus

- einem globalen Referenzellipsoid,
- dem Geoid (derzeit das EGM96-Geoid), einem detaillierten Modell für die Abweichung der realen Erdform von diesem idealen Ellipsoid sowie
- einem Satz dreidimensionaler Koordinaten der zwölf über die Erde verteilten Fundamentalstationen.

Ein anderes verwendetes System ist das **Europäische Datum 1950 (ED50)**, in dem das Vermessungsnetz der westeuropäischen Staaten (Europanetz) ab 1950 gerechnet wurde.

Die zwei Koordinaten geodätischer Daten werden meist als Längen- und Breitengrad angegeben. Längen- und Breitengrad allein (d.h. ohne Angabe des Referenzsystems) können nicht eindeutig einem realen Punkt auf der Erdoberfläche zugeordnet werden.

Darstellung auf Karten / Projektion

Zur Darstellung auf Karten ist es oft hilfreich, die geodätischen Daten zu projizieren (obwohl Längen- und Breitengrad natürlich auch direkt als Abszisse und Ordinate verwendet werden können). Je nach Projektion können andere Eigenschaften, wie z.B. Längen-, Flächen- oder Winkeltreue der Karte erreicht werden, die wiederum je nach Einsatzgebiet ausgewählt werden (z.B. eignen sich winkeltreue Karten gut zur Navigation und längentreue Karten zur Streckenmessung). Es kann entweder die gesamte Erdoberfläche oder ein bestimmter Ausschnitt abgebildet werden.

Die **UTM (Universal Transverse Mercator)**-Projektion [7] arbeitet mit einer transversalen Merkator-Projektion (winkeltreu), die die Erde in 6° breite Zonen von West nach Ost einteilt (siehe Abbildung 1.2). Auf der Nordhalbkugel sind die Zonen durch den Äquator und

den 84-ten nördlichen Breitengrad, auf der Südhalbkugel durch den Äquator und den 80-ten südlichen Breitengrad begrenzt. Spanien fällt z.B. in die 29-te bzw. 30-te Zone auf der Nordhalbkugel, d.h. in die UTM-Zonen 29N und 30N. Innerhalb einer Zone werden die Koordinaten in Metern angegeben.

Beispielsweise entspricht die WGS-84 Ortsangabe N 48° 12' W 16° 22' (Wien) den UTM-Koordinaten 33N 601551,5339432 (ebenfalls WGS84).

Bei der **Lambertschen Schnittkegelprojektion** (Lambert Conformal Conical Projection, LCC) wird ein Kegel mit der Erdkugel geschnitten, wobei ein oder zwei Standardparallelen verzerrungsfrei wiedergegeben werden [22, S. 104 ff.]. Die Projektion ist winkel-, aber nicht flächen- oder längentreu. Parameter, die diese Projektion vollständig definieren, sind:

1. Winkel der beiden Standardparallelen (ϕ_1, ϕ_2)
2. Breitengrad des Ursprungs (ϕ_0) und Zentralmeridian (λ_0)
3. Kugelradius = Radius der Erde

Geografische Informationssysteme

„Geografische Informationssysteme (GIS) sind rechnergestützte Systeme zur Erfassung, Verwaltung, Analyse und Präsentation von raumbezogenen Informationen.“ [2]

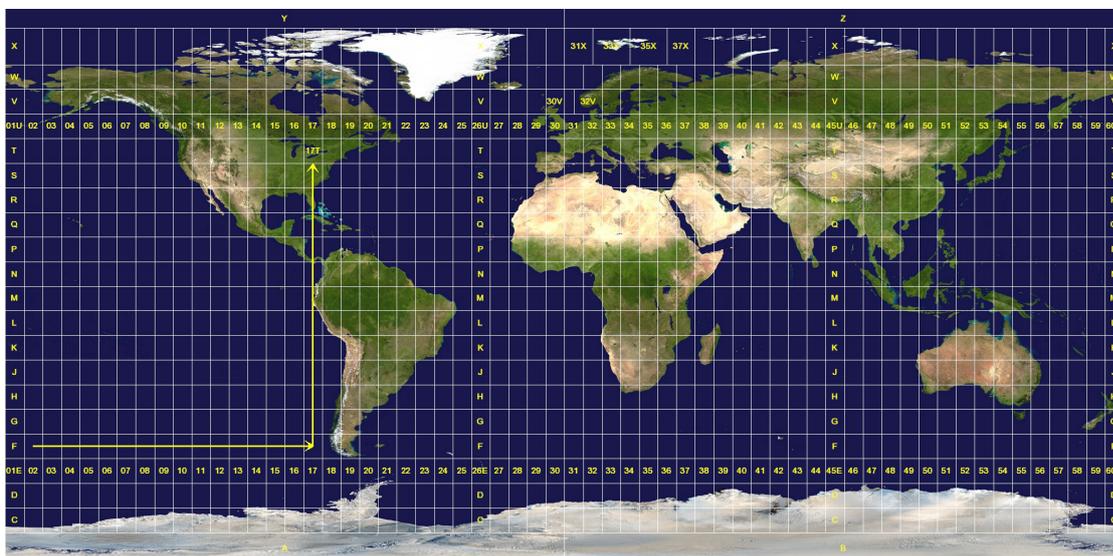


Abbildung 1.2: UTM-Zonen, Quelle: Wikimedia Commons

Geografische Daten (raumbezogene Informationen) liegen als Raster- oder Vektordaten vor. Für **Rasterdaten** ist ein Koordinatensystem definiert, und die Daten liegen als Bild in diesem Koordinatensystem vor (d.h. jedem Bildpunkt sind Informationen zugeordnet). Nur Punkte, die genau auf dem Raster liegen, können berücksichtigt werden. Beispiele für typische Rasterdaten sind digitalisierte Karten (orografische Karten, Windkarten usw.). Der Vorteil von Rasterdaten liegt darin, dass alle Informationen in der gleiche Art und Weise vorliegen und dadurch große Mengen von Informationen leicht verarbeitet werden können. Typische Datenformate für geografische Rasterdaten sind GRIB, ESRI Grid oder GeoTIFF.

Auch für **Vektordaten** muss ein Koordinatensystem definiert sein, aber es wird kein diskretes Gitter definiert und die Daten können auch geometrische Elemente wie Polygonzüge beinhalten. Beispiele für typische Vektordaten sind Ländergrenzen oder Straßenverläufe. Rasterdaten können als Spezialfall von Vektordaten aufgefasst werden, da ein Raster mit n Punkten auch als n Vektordatensätze mit jeweils Ortsangabe plus Information dargestellt werden kann. Umgekehrt können Vektordaten nur mit Verlusten in Rasterdaten umgewandelt werden können (Vektorisierung). Typische Formate für geografische Vektordaten sind Shapefiles und KML.

CSV-Dateien können sowohl Raster- als auch Vektordaten beinhalten, je nachdem, ob jeder Datensatz auf einem Gitterpunkt irgendeines Gitters liegt (dann können die Daten als Rasterdaten behandelt werden) oder ob jeder Datensatz eine eigene Ortsangabe hat (dann müssen die Daten als Liste von Ortsangaben, d.h. Vektoren, plus dazugehöriger Information behandelt werden).

GIS bieten meist umfangreiche Möglichkeiten zur automatischen Analyse und Verarbeitung der gespeicherten Daten. Das im Zuge dieser Arbeit verwendete GIS ist ein kommerzielles System namens ArcGIS bzw. dessen Desktop-Komponente **ArcMap**. Es beinhaltet neben den Standardfunktionen verschiedene Erweiterungen, von denen die folgenden verwendet wurden:

- ArcGIS Geostatistical Analyst beinhaltet verschiedene Interpolationsfunktionen, mit denen nur an bestimmten Punkten bekannte Daten auf dazwischenliegende Gebiete interpoliert werden können.
- ArcGIS Spatial Analyst bietet unter anderem Entfernungsanalysen, statistische Analysen, Karten-Algebra, und Funktionen zum Extrahieren und Zusammentragen von Rasterdaten.

1.5 Grundlagen der Regressionsrechnung

Die Grundlagen der Regressionsrechnung mit der Methode der kleinsten Quadrate und ihrer praktischen Anwendung sind in [18, 12] dargestellt.

Formulierung

Die Aufgabe der Regressionsanalyse ist es, Beziehungen zwischen einer abhängigen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen herzustellen. Im Kontext dieser Arbeit ist die ortsabhängige Windgeschwindigkeit $v(\vec{x})$ die abhängige Variable, die im gesamten Betrachtungsgebiet möglichst gut aus verschiedenen unabhängigen Variablen $a_i(\vec{x})$ erklärt werden soll. Bei der hier verwendeten **linearen Regression** wird die abhängige Variable als Linearkombination der n unabhängigen Variablen dargestellt:

$$v(\vec{x}) = \sum_i^n \beta_i a_i(\vec{x}) + \beta_0 + \varepsilon_i$$

Da die reale Windgeschwindigkeit aber nicht genau einer solchen Linearkombination entsprechen wird, existiert für jeden Datenpunkt ein Fehler $\varepsilon_i = v_i - \hat{v}_i$ (Störgröße).

Anstatt die Summennotation zu verwenden, kann das Modell auch in Matrixschreibweise formuliert werden ($\vec{\beta} = (\beta_i)$, $\vec{a} = (1; a_0; a_1; \dots)$), sodass das Gesamtmodell folgende Form hat:

$$v(\vec{x}) = \vec{\beta} \cdot \vec{a}(\vec{x}) + \varepsilon(\vec{x})$$

Die Formulierung für n konkrete Datensätze, aus denen die optimalen Werte für die p Parameter β_i berechnet werden sollen, lautet:

$$\vec{v}(\vec{x}) = \tilde{X} \cdot \vec{\beta} + \vec{\varepsilon}(\vec{x})$$

\tilde{X} wird dabei als Datenmatrix bezeichnet und hat die Dimension $n \times (p + 1)$. Eine mögliche und häufig verwendete Methode zur Schätzung der optimalen Koeffizienten ist die Minimierung der Fehlerquadrate $SQE = \sum_{i=1}^n \varepsilon^2$.

Die Residuen ε_i sind die Differenzen zwischen den geschätzten und den wahren Werten.

Das Bestimmtheitsmaß bzw. der Erklärungsgrad ist gegeben durch:

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Variation(Residuen)}}{\text{Variation}(v)} = \frac{\sum_i^n (\hat{v}_i - \bar{v})^2}{\sum_i^n (v_i - \bar{v})^2}$$

Anschaulich gesprochen heißt ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,8$, dass das gewählte Modell 80 % der Messdaten „erklären“ kann. Das heißt aber weder, dass ein kausaler Zusammenhang besteht, noch dass die verwendeten Parameter signifikant sind.

Das korrigierte Bestimmtheitsmaß R_{adj}^2 verwendet Mittelwerte der Quadrate statt Summen der Quadrate, sodass die Anzahl der Freiheitsgrade keine Rolle mehr spielt und Modelle mit unterschiedlicher Parameteranzahl besser verglichen werden können.

Vorgangsweise

Um eine sinnvolle lineare Regressionsanalyse durchführen zu können, sind folgende Schritte notwendig:

1. Aufstellen des linearen Modells und Datenaufbereitung

Zuerst muss überlegt werden, welche Daten in welcher Form in die Analyse einfließen sollen. Beispielsweise müssen Messwerte keineswegs in linearer Form ins Modell eingehen, sondern es kann eine beliebige Funktion des Messwerts als Eingabewert verwendet werden, wenn es dafür eine sinnvolle Erklärung gibt. (Lineare Regression bedeutet lediglich, dass die abhängige Variable als Linearkombination der unabhängigen Variablen dargestellt wird, verbietet aber nicht die Transformation der unabhängigen Variablen.)

Es sollte auch überlegt werden, wie mit fehlenden Daten umgegangen wird und wie zuverlässig die Eingabedaten sind (**Plausibilisierung**).

Etwaige Korrelationen zwischen unabhängigen Variablen (**Multikollinearität**) müssen untersucht und beachtet werden, da das Verfahren zur Berechnung der Regressionskoeffizienten durch solche Korrelationen instabil wird (Änderung von β_i einer Größe a_i beeinflusst eine anderen Größe a_j).

2. Durchführen der Regressionsrechnung

3. Bei der **Validierung** werden die Ergebnisse auf ihre statistische Signifikanz untersucht. Mit dem F-Test wird festgestellt, wie wahrscheinlich die sogenannte **Nullhypothese** (alle Parameter β_i außer β_0 sind Null) ist. Die Wahrscheinlichkeit der Nullhypothese für die einzelnen Parameter wird mit dem t-Test bestimmt.

Die Residuenanalyse kann helfen, unbekannte Variablen aufzudecken (wurden alle erklärenden Größen berücksichtigt, müssen die Residuen zufallsverteilt sein).

Der Effekt der Überanpassung tritt auf, wenn zu viele unabhängige Variablen im Modell verwendet und ihnen dadurch eine eigentlich nicht vorhandene Bedeutung zugemessen wurde. Dies kann z.B. mit Kreuzvalidierungsverfahren erkannt werden, bei denen die Regression mit verschiedenen Teilmengen der Datensätze durchgeführt wird und sich bei Signifikanz ungefähr die gleichen Koeffizienten ergeben müssen.

Auch die Untersuchung von Ausreißern aus dem gefundenen Modell kann Informationen über die Brauchbarkeit der Ergebnisse liefern.

Sind bestimmte Parameter nicht signifikant oder haben sie keinen nennenswerten Anteil am Erklärungsgrad, können sie weggelassen und die Regressionsrechnung neu durchgeführt werden. Durch die Korrelation zwischen Parametern kann das Weglassen eines Parameters zu unerwarteten Effekten führen, sodass diese **Selektion der Parameter** sorgfältig durchgeführt werden muss. Insbesondere macht es einen Unterschied, ob jeweils ein oder mehrere Parameter weggelassen werden und in welcher Reihenfolge dies geschieht.

4. Falls erforderlich, kann mit den Ergebnissen nun eine **Prognose** durchgeführt werden. Dazu ist ein ausreichender Erklärungsgrad erforderlich. Außerdem können Prognosen nur innerhalb des Arbeitsbereichs durchgeführt werden (**Interpolation**), da die Regression für Bereiche außerhalb des Arbeitsbereichs (Extrapolation) nur unter äußerst strengen Bedingungen sinnvolle Ergebnisse liefert.

Für prognostizierte Werte sollte auch ein Konfidenzintervall angegeben werden, d.h. welche Abweichungen bei einem Konfidenzniveau von z.B. 95 % erwartet werden (der wahre Wert befindet sich dann mit 95 %-iger Wahrscheinlichkeit innerhalb des Konfidenzintervalls).

1.6 Existierende Windkarten

US-amerikanischer Windatlas

Der US-amerikanische Windatlas [5] besteht aus zwölf regionalen Windatlanten, die zu einem Gesamtwerk zusammengefügt wurden. In Anhang A ist die Methodik der Erstellung beschrieben. Je nach Gebiet wurden unterschiedliche Datentypen und Analyseverfahren verwendet. Für gebirgige Gebiete (Kapitel „Wind Power Estimates for Mountainous Areas“) wurden die Winde größerer Höhen benützt, um die Windgeschwindigkeiten an Bergkämmen und -gipfeln zu schätzen. Außerdem wurden in solchen Gebieten vermehrt qualitative Indikatoren verwendet. Die Autoren kommen dabei zu dem Schluss:

[...] There is no universal procedure for reliably estimating the wind energy potential over mountainous areas. A procedure that appears to work well in one area of the country may give totally unrealistic estimates in another part of the country. Moreover, a procedure may not apply to all seasons of the year.

Die qualitativen Indikatoren umfassen topographische und meteorologische Indikatoren, die Deformation der Vegetation durch den Wind sowie äolische Landschaftsformen (Verwüstung, Sanddünen usw.).

Als topographische Indikatoren mit **positiver** Auswirkung auf die Windgeschwindigkeit werden genannt:

- + Fugen, Schluchten und Pässe in Gebieten mit hohen Druckgradienten
- + lange Täler, die sich von Gebirgszügen aus in die Tiefe erstrecken
- + Hochebenen und Plateaus
- + Ebenen und Täler mit andauernden starken Fallwinden und hohen Druckgradienten
- + freiliegende Bergrücken und Gipfel in Gebieten mit starken Höhenwinden

- + freiliegende Küstengebiete in Gegenden mit starken Höhenwinden oder hohen Temperatur- bzw. Druckgradienten

Als Indikatoren mit **negativer** Auswirkung auf die Windgeschwindigkeit werden genannt:

- Täler, die mit den in der Höhe vorherrschenden Winden einen rechten Winkel bilden
- abgeschirmte, windgeschützte Becken
- kurze und/oder enge Schluchten und Täler
- Gebiete mit hoher Rauigkeit, z.B. bewaldete Hügel

Europäischer Windatlas, WASP

Für die Erstellung von Windatlanten existiert das von der Technischen Universität Risø (Dänemark) entwickelte und vertriebene Computerprogramm WASP². WASP-Berechnungen finden in fünf Schritten statt:

1. Import und Analyse existierender Messdaten (Zeitreihen von Windgeschwindigkeit und -richtung)
2. Erzeugung der Basisdaten für Windkarten
3. Erstellung von Windkarten unter Berücksichtigung des Terrains (Geländeform, Oberflächenbeschaffenheit bzw. Rauigkeit, Hindernisse)
4. Windpotentialschätzung für bestimmte Gebiete
5. Berechnung der Energieausbeute von Windfarmen an konkreten Standorten

Die verwendeten Modelle und Methoden sind im Europäischen Windatlas [23] beschrieben.

Der typische Einsatzzweck von WASP ist die Berechnung von lokalen Windkarten zur optimalen Standortwahl und Auslegung von Windparks. Mithilfe von WASP wurden aber auch Windkarten für ungefähr 110 Länder (Stand: Mai 2012) erstellt³. Einige davon wurden zum Europäischen Windatlas zusammengefasst.

²<http://www.wasp.dk>, abgerufen am 19.5.2012

³<http://www.windatlas.dk/>, abgerufen am 19.5.2012

Datenquellen für Winddaten

2.1 ALADIN-Modell (ZAMG)

Die wichtigste Datengrundlage für das Regressionsmodell sind die Wetterdaten von 2000 bis 2009, die von der Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik (ZAMG) für das Projekt AutRES100 mithilfe des spektralen Wettermodells ALADIN nachgerechnet wurden.

Als Basis für die Berechnungen dienen Resultate des ERA-Interim-Projekts, in dem das globale Wetter seit 1989 nachgerechnet wird. Diese Daten haben eine niedrige räumliche (ca. 110 km) und zeitliche (6 Stunden) Auflösung, die mit dem ALADIN-Modell auf **10 km Maschenweite** und 1 Stunde erhöht wurde. Das ALADIN-Modell wird dabei nach jeweils 6 Stunden mit den ERA-Interim-Daten neu initialisiert, sodass alle 6 Stunden ein Sprung in den ALADIN-Daten auftritt.

Die ALADIN-Daten bestehen aus Zeitserien von 87 Parametern wie Windgeschwindigkeiten, Temperatur, Luftdruck, Luftfeuchtigkeit in verschiedenen Höhen; Globalstrahlung, Bewölkung, Niederschlag usw. und sind im GRIB1-Format gespeichert. Die GRIB-Codes dieser Parameter können der Datei `ALADIN/codes.txt` entnommen werden.

Die vorliegenden Zeitserien (eine Datei pro Stunde) können dem beiliegendem Shell-Skript `ALADIN/getwind.sh` zu einer Datei pro Monat zusammengefasst werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Daten aus den Jahren **2007 bis 2010** verwendet (vier Jahre), um die langfristige Windcharakteristik zu ermitteln. Laut [8, S. 455] benötigt man statistische Untersuchungen über mehrere Jahre, um die Langzeit-Charakteristik des Windes festzustellen. Nach [15, S. 35] sind die Abweichungen der mittleren Windgeschwindigkeiten, die von Jahr zu Jahr auftreten, „nicht allzu groß“ (in 50 % aller Jahre unter 0,2 m/s).

Name	Bedeutung	Wert (Einheit)
ELON0	Zentralmeridian	10°
ELAT0	Standardparallele	50°
ELON1	Längengrad des südwestlichsten Punkts	-9,996623132496154°
ELAT1	Breitengrad des südwestlichsten Punkts	34,041241567864500°
ELON2	Längengrad des nordöstlichsten Punkts	49,914514338573550°
ELAT2	Breitengrad des nordöstlichsten Punkts	67,980183712796010°
EDELX	Rasterzellengröße (Abszisse)	10.000 m
EDELY	Rasterzellengröße (Ordinate)	10.000 m

Tabelle 2.1: LCC-Projektionsparameter der ALADIN-Daten

Projektion der Daten

Die ALADIN-Daten liegen in der Lambertschen Schnittkegelprojektion (siehe Seite 9) vor. Die Projektionsparameter der ALADIN-Daten in ihrem am ursprünglichsten vorliegenden Format (FA) sind Tabelle 2.1 zu entnehmen.

Die Standardparallele ELAT0 ist in ArcGIS als Standardparallele 1, Standardparallele 2 und Breitengrad des Ursprungs zu verwenden [6, Winkeltreue Lambert-Kegelprojektion (Unterstützte Kartenprojektionen)].

Da die Projektion bereits durch diese Parameter und den Zentralmeridian bestimmt ist und ihren Ursprung bei 10° E und 50° N hat, muss der richtige Ursprung über eine Translation (False Easting/Northing) eingestellt werden. Der Datenursprung ist der nordwestlichste Punkt, dessen Koordinaten aber nicht spezifiziert sind. Deshalb kann der nordöstlichste Punkt verwendet und um die Breite der Karte (358 Einheiten zu 10 km) korrigiert werden.

Zur Berechnung der Verschiebung wird das Programm MSP GEOTRANS 3.1 [24] verwendet (Abbildung 2.1).

Der nordöstlichste Punkt der ALADIN-Daten hat gegenüber der Projektion also die Koordinaten: 1.689.653,5 m östlich; 2.502.687,7 m nördlich, in 10 km-Einheiten sind das 168,96535 östlich; 250.2687,7 nördlich. Nach der Korrektur um die 358 Breitereinheiten ergeben sich also **189,03465 für False Easting** und **-250,26877 für False Northing**.

Als geographisches Koordinatensystem (legt die Abbildung von Längen- und Breitengrade auf reale Punkte der Erdoberfläche fest) dient bei ALADIN eine sphärisch angenommene Erde mit einem Radius von 6367,47 km. [13]

In ArcGIS sind also für die ALADIN-Daten folgende Projektionsparameter einzustellen:

```
ALADIN
Projection: Lambert_Conformal_Conic
False_Easting: 189,03465
False_Northing: -250,26877
```

The screenshot shows the MSP GEOTRANZ 3.1 software interface. The window title is "MSP GEOTRANZ 3.1". The menu bar includes "File", "Edit", "Options", "Datum", "Ellipsoid", "Convert", and "Help". Below the menu bar are icons for file operations. The main interface is divided into two sections, each with a "Datum:" and "Ellipsoid:" dropdown menu. The top section is set to "Geodetic" and "No Height". The bottom section is set to "Lambert Conformal Conic (1 Standard Parallel)".

Top Section (Geodetic):

- Datum: WGE: World Geodetic System 19...
- Ellipsoid: WE: WGS 84
- Geodetic: Geodetic
- No Height: No Height
- Longitude: 49.91451433857355
- Latitude: 67.98018371279601
- Height (m): 0
- 90% ...: Unk, N/A, N/A
- Sources: Unknown

Bottom Section (Lambert Conformal Conic):

- Datum: WGE: World Geodetic System 19...
- Ellipsoid: WE: WGS 84
- Lambert Conformal Conic (1 Standard Parallel)
- Central Meridian: 10
- Origin Latitude: 50
- Scale Factor: 1.00000
- False Eastin...: 0
- False Northi...: 0
- Easting / X (m): 1689653,5
- Northing / Y (...): 2502687,7
- 90% ...: Unk, N/A, N/A
- Sources: Unknown

Buttons: "Convert Upper -> Lower" and "Convert Lower -> Upper".

Abbildung 2.1: Easting/Northing-Berechnung mit Geotrans

Central_Meridian: 10,000000
 Standard_Parallel_1: 50,000000
 Standard_Parallel_2: 50,000000
 Scale_Factor: 1,000000
 Latitude_Of_Origin: 50,000000
 Linear Unit: <custom>
 Meters per unit: 10.000

Name: ALADIN_Sphere
 Angular Unit: Degree (0,017453292519943299)
 Prime Meridian: Greenwich (0,000000000000000000)
 Datum: <custom>

```
Spheroid: <custom>
  Semimajor Axis: 6367470,000000000000000000
  Semiminor Axis: 6367470,000000000000000000
  Inverse Flattening: 0,000000000000000000
```

Um GRIB-Dateien mit ALADIN-Daten korrekt in ArcGIS zu importieren, müssen sie mit dieser Projektion versehen werden. Dazu kann der ArcGIS-Befehl „Data Management / Projections and Transformations / Define Projection“ verwendet werden.¹

Orografie

Die den ALADIN-Daten zugrunde liegende Orografie (Höhenangabe für jeden Punkt im Gitter) lässt sich aus dem Parameter Geopotential berechnen. Das Geopotential Φ ist definiert als die Arbeit, die nötig ist, um Luft mit der Einheitsmasse von 1 kg auf eine bestimmte Höhe z anzuheben: $\Phi = \int_0^h g(h) dh$. Da die Erdbeschleunigung in den interessanten Höhen (einige km) als konstant angesehen werden kann, ergibt sich die Höhe zu $z = \frac{\Phi}{g}$.

Die Geopotentiale an den verschiedenen Gitterpunkten wurden von der ZAMG zur Verfügung gestellt: `Daten/ALADIN/SURFGEOPOTENTIAL-NeuFein.asc`. Diese Liste kann mit einem Tabellenverarbeitungsprogramm in ein geeignetes Format (z.B. dBase) gebracht und dann mit der Funktion „File / Add Data / Add XY Data“ in ArcGIS importiert werden.

Es wurde auch eine Rasterversion erstellt, die sich im ArcGIS-Raster `Europe.gdb\AladinOro` befindet (siehe Abbildung 2.2).

Windgeschwindigkeiten

Die berechneten Windgeschwindigkeiten liegen für 10, 50, 90, 130, 200 und 600 m Höhe über Grund vor (Einheit: m/s), jeweils als u- und v-Komponente (d.h. in die Achsenrichtungen zerlegt). Für die Analyse wurden die Werte in **90 m Höhe** verwendet, da die Vergleichsdaten in 100 (Österreichischer Windatlas) bzw. 80 (spanischer Windatlas) m Höhe vorliegen.

Um die Mittelwerte eines Jahres zu bekommen, werden die Daten mithilfe von CDO zuerst für das ganze Jahr aggregiert:

```
cdo mergetime wind-2009-*.grb wind-2009-all.grb,
dann für jedes Jahr die interessante(n) Höhe(n) ausgewählt:
cdo sellevel,90 wind-2009-all.grb wind-2009.grb
und schließlich alle Jahre in eine Datei geschrieben:
cdo mergetime wind-20{07,08,09,10}.grb wind.grb
```

¹In der verwendeten ArcGIS-Version funktionierte das Zuweisen einer Projektion zu einer GRIB-Datei nicht, insbesondere wenn mehrere Datenbänder vorhanden waren. Als Abhilfe kann die GRIB-Datei vor dem Festlegen der Projektion mit „Data Management Tools / General / Copy“ in eine native ArcGIS-Datenbank kopiert werden.

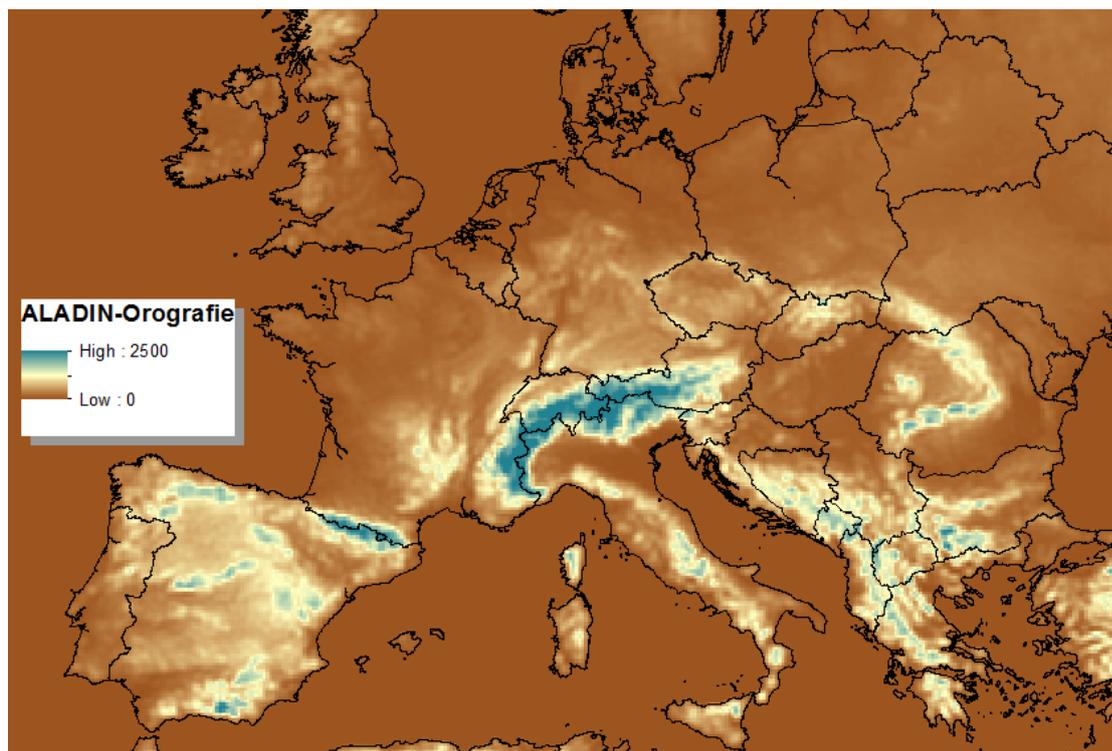


Abbildung 2.2: ALADIN-Orografie (Ausschnitt), mit Ländergrenzen

Die Datei `wind.grb` beinhaltet nun die Zeitserien der relevanten Winddaten aller verwendeten Jahre und dient als Grundlage für weitere Berechnungen.

Die Windgeschwindigkeiten werden als vektorielle Beträge ($w(x, y, t) = \sqrt{u(x, y, t)^2 + v(x, y, t)^2}$) gebildet. 33 und 34 sind die Codes für die u- und v-Komponenten der Windgeschwindigkeit. Mit `runmean, 7` wird ein gleitender Durchschnitt über 7 Stunden gebildet, der die 6-stündliche Zurücksetzung des Modells ausgleicht. Vom Betrag wird ein zeitlicher Gesamtmittelwert gebildet (`timavg`, siehe Abbildung 2.3).

```
cdo timavg -sqrt -add \
  -sqr -runmean,7 -selcode,33 wind.grb \
  -sqr -runmean,7 -selcode,34 wind.grb \
  wind-avg.grb
```

Durch die Verfügbarkeit der Zeitserien kann auch die mittlere Windgeschwindigkeit hoch drei $|\bar{v}(\vec{x}, t)|^3$ (die proportional zur in Windkraftwerken umsetzbaren Leistung ist) ermittelt werden:

```
cdo timavg \
  -pow,3 \
```

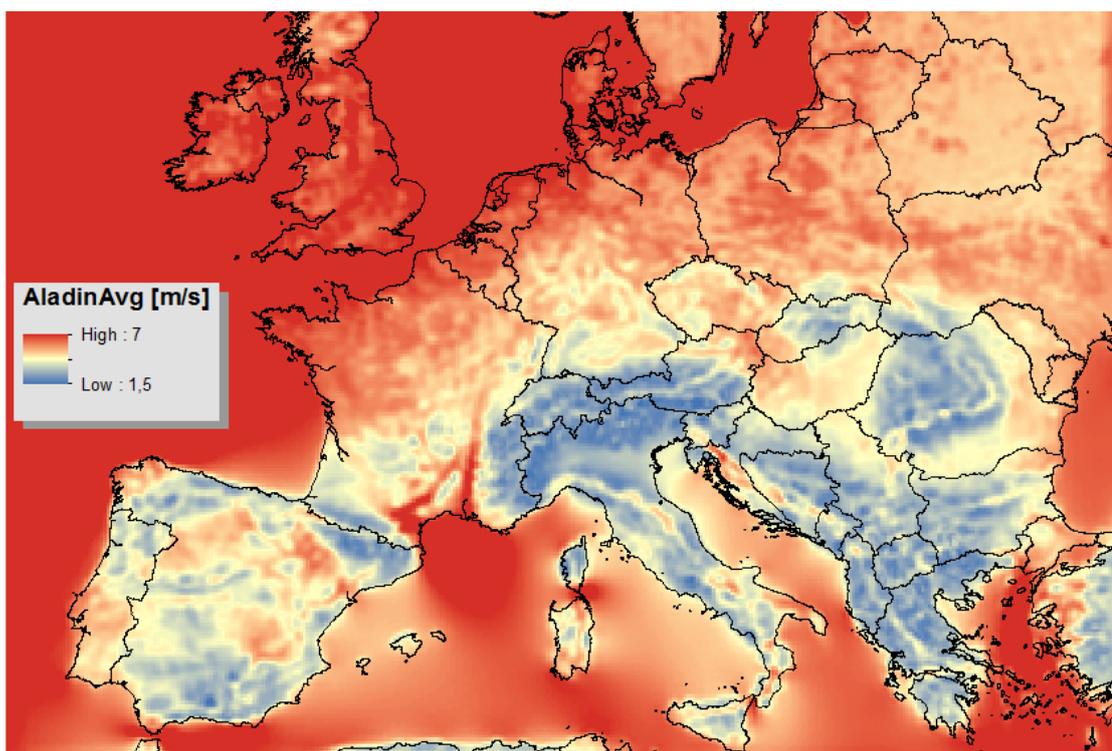


Abbildung 2.3: ALADIN-Windkarte (Ausschnitt) für 90 m Höhe, mit Ländergrenzen

```
-sqrt -add \  
  -sqr -runmean,7 -selcode,33 wind.grb \  
  -sqr -runmean,7 -selcode,34 wind.grb \  
wind-avg3.grb
```

Die Hauptrichtung der Windgeschwindigkeiten kann aus den zeitlichen Mittelwerten der u- und v-Komponenten mit der atan2(y,x)-Funktion (Ergebnis in Radiant) bestimmt werden:

```
cdo atan2 \  
  -timavg -selcode,34 wind.grb \  
  -timavg -selcode,33 wind.grb \  
wind-atan2.grb
```

Um die Daten in ArcGIS zu verwenden, muss die Projektion in ArcGIS richtig festgelegt werden (siehe *Projektion der Daten* auf Seite 16). Korrekt georeferenzierte Versionen für jeweils 90 m Höhe befinden sich in den folgenden ArcGIS-Rastern:

- $\overline{|\vec{v}(\vec{x}, t)|}$ — Europe.gdb\AladinAvg

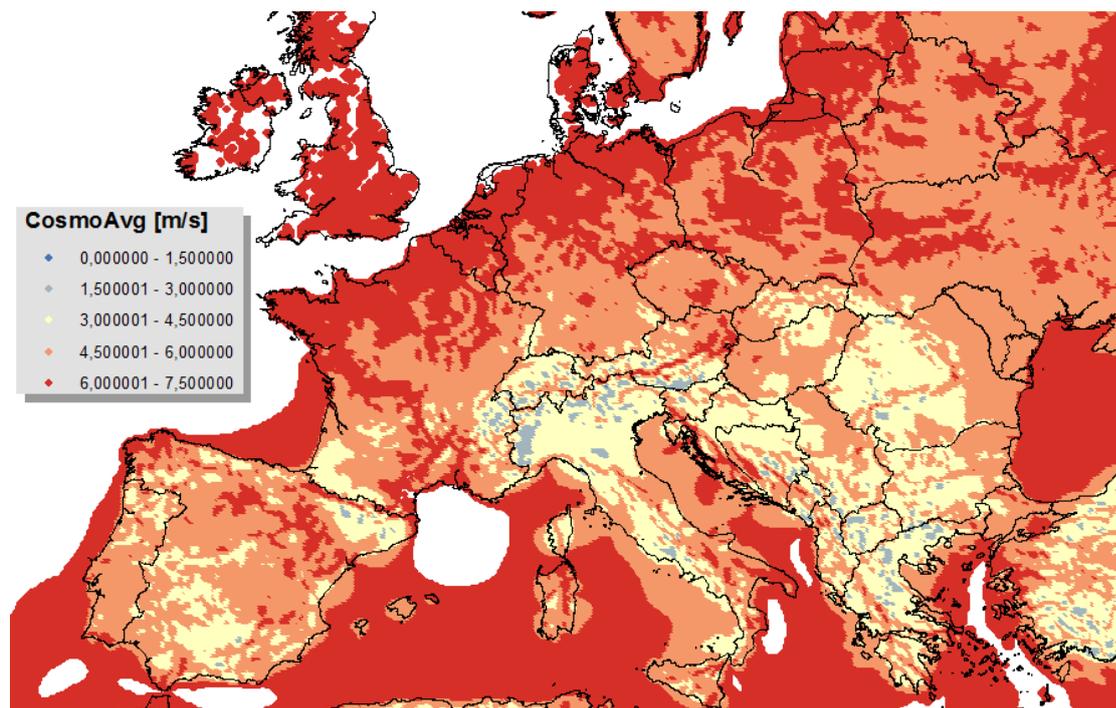


Abbildung 2.4: COSMO-EU-Windkarte (Ausschnitt) für 100 m Höhe, mit Ländergrenzen

- $\overline{|\vec{v}(\vec{x}, t)|^3}$ — Europe.gdb\AladinAvg3
- $\text{atan2}\left(\overline{v_y(\vec{x}, t)}, \overline{v_x(\vec{x}, t)}\right)$ — Europe.gdb\AladinAtan2

2.2 COSMO-EU-Modell (Deutscher Wetterdienst)

Der deutsche Wetterdienst (DWD) betreibt ein Wettervorhersagemodell für Europa namens COSMO-EU [20]. Es hat mit einer **Maschenweite von 7 km** auf 40 Schichten insgesamt 17,5 Millionen Gitterpunkte und stellt Wettervorhersagen für bis zu 3 Tage im Voraus bereit. Durch seinen Skalenbereich ist seine Hauptaufgabe die Erfassung wetterrelevanter, kleinräumiger meteorologischer Strukturen. Die prognostischen atmosphärischen Variablen beinhalten Luftdruck, horizontale und vertikale Windkomponenten, Temperatur und Niederschlag.

Die mittleren Windgeschwindigkeiten in **100 m Höhe** für die **Jahre 2005 bis 2009** stehen als Rasterdaten zur Verfügung (DWD/wind-2005-9.grb). Die mit CDO gebildeten Mittelwerte befinden sich in DWD/wind-mean.grb.

Die von COSMO-EU für das Gitter verwendete Projektion (geographische Koordinaten mit

rotiertem Pol) wird von ArcGIS nicht nativ unterstützt, weshalb COSMO-EU-Rasterdaten nicht direkt in ArcGIS importiert werden können. Dazu wird die Liste der Koordinaten jedes Gitterpunkts benötigt (*DWD/coord.txt*).

Mit folgender Vorgangsweise können die Daten dennoch in ArcGIS verwendet werden:

1. Zuerst muss das GRIB-Raster mit *wgrib*² ins Textformat gebracht werden:

```
wgrib wind-mean.grb -d all -text -o wind-mean.txt
```

In diesem Format werden einfach die Werte (d.h. mittleren Windgeschwindigkeiten) aller Gitterpunkte der Reihe nach ausgegeben.

2. Mit dem beiliegenden PERL-Skript *COSMO-EU/create-csv.pl* wird eine CSV-Datei mit den Spalten Breitengrad, Längengrad und Windgeschwindigkeit erzeugt³ und mit den (mit den Koordinaten der Gitterpunkten zusammengeführten) Rasterdaten gefüllt. Die Rasterdaten werden also gewissermaßen in Vektordaten konvertiert.
3. Diese CSV-Datei kann nun über „File / Add Data / Add XY data“ in ArcGIS hinzugefügt werden. Als Koordinatensystem wird mangels näherer Informationen WGS84 ausgewählt (bei 7 km Auflösung spielen die Unterschiede im Referenzsystem aber ohnehin keine Rolle).
4. Um ein Raster in einer bestimmten Projektion mit interpolierten Werten zu erzeugen, kann das Werkzeug „Geostatistical Analyst Tools / Interpolation / Local Polynomial Interpolation“ verwendet werden. Dabei ist zu beachten, dass das Ausgabekoordinatensystem, der Verarbeitungsbereich (Extent) und die Maschenweite (Cell Size) in den Umgebungsvariablen korrekt gesetzt sind.

Die COSMO-EU-Punkte sind im Vektor-Datensatz *Europe.gdb\CosmoAvg* abgelegt.

Abbildung 2.4 zeigt einen Ausschnitt der mittleren COSMO-EU-Windgeschwindigkeiten.

Besser aufgelöste DWD-Winddaten

Im späteren Teil der Arbeit (Teil III) wurden auch besser aufgelöste Winddaten (Maschenweite 1 km, 80m) vom Deutschen Wetterdienst verwendet. Diese liegen bereits als ESRI-Raster in einer Gauß-Krüger-Projektion (ArcGIS: PD 83 GK Zone 3) vor.

Die Daten wurden für die weitere Verwendung in die UTM 32N-Projektion konvertiert und in *Germany.gdb\GermanyAvg80* abgelegt.

²<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/wesley/wgrib.html>, abgerufen am 22.5.2012, verwendete Version: *wgrib v1.8.1.0h (5-11)*

³Damit ArcGIS (zumindest auf Systemen mit deutscher Lokalisierung) die Werte lesen kann, müssen sie zwingend mit einem Tabulatorzeichen getrennt werden.

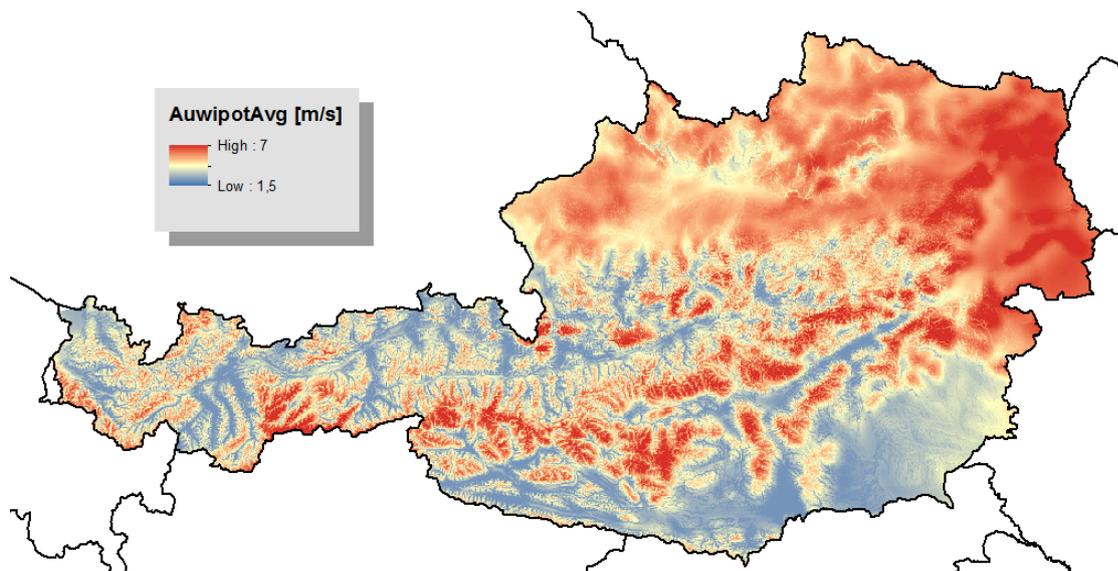


Abbildung 2.5: AuWiPot-Windkarte für 100 m Höhe

Volllaststunden

Es wurde auch eine Karte mit Volllaststunden gemäß COSMO-EU-Modell verwendet. Dabei wurden die Windgeschwindigkeitsverteilungen in Volllaststunden pro Jahr umgerechnet.

Die Daten tragen in den Geodatenbanken die Bezeichnung `CosmoVLS` o.Ä.

2.3 Windatlas Österreich (AuWiPot)

Vom Windatlas Österreich⁴ sind mittlere Windgeschwindigkeiten (Einheit: m/s) aus ganz Österreich mit einer Auflösung von 100 m in den Höhen 50 und 100 m verfügbar. [11]

Die Daten wurden aus der **Kombination eines dynamischen Modells (MM5) mit einer geostatistischen Modellierung**, die auch reale Messdaten berücksichtigt, gewonnen:

1. Die Ausgangsdaten bildeten die Ergebnisse des numerischen Wettermodells MM5, das mit einer horizontalen Maschenweite von 2 km betrieben und dem Reanalyse-Datensatz ERA40 gespeist wurde.
2. Mit einem Interpolationsalgorithmus und einem digitalen Geländemodell (SRTM, siehe Seite 27) wurden die MM5-Modellergebnisse auf eine Auflösung von 100 m × 100 m herunterskaliert.

⁴<http://www.windatlas.at>, abgerufen am 18.12.2011

3. Da das MM5-Modell höhere Werte als die Messdaten lieferte, wurde eine regionale Bias-Korrektur eingeführt. Dazu wurden die relativen Abweichungen an den Messpunkten berechnet, über das gesamte Betrachtungsgebiet interpoliert und als Korrekturterm verwendet. Im flachen Gebiet nördlich der Alpen lieferte das MM5-Modell recht gute Ergebnisse, während im komplexen Gelände Abweichungen von 50 bis 120 % festgestellt wurden.
4. Die Berücksichtigung von Geländeformen (**Gelände-Korrektur**) erfolgte über **Differenzbildungen des Geländes mit unterschiedlichen Glättungslängen**. Diese Höhendifferenzen (negativ für Schluchten und Täler, positiv für Bergkämme und Gipfel) wurden als Korrekturterme verwendet, wobei die Gewichtung über lineare Regression zwischen den punktuellen Abweichungen der Windgeschwindigkeiten und den Differenzen der geglätteten Topographie sowie der **Hangneigung** als zusätzlicher Größe bestimmt wurde.
5. Zu guter Letzt wurden Messwerte von über 200 Stationen als lokale Feinschliff-Korrektur eingesetzt.

Die Daten liegen im WGS84-Koordinatensystem vor. Die mittleren Windgeschwindigkeiten in 100 m Höhe befinden sich im ArcGIS-Raster `Europe.gdb\AuwipotAvg` (siehe Abbildung 2.5). Die Originalwerte wurden dabei durch 1000 dividiert, um einheitlich die Einheit m/s zu verwenden.

2.4 Spanischer Windatlas (Atlas Eólico de España)

Der spanische Windatlas [9] wurde mit dem MASS (Mesoscale Atmospheric Simulation System)-Modell erstellt. Dieses dynamische Modell, das mit verschiedenen Reanalysedaten gespeist wurde, arbeitet mit Massen-, Impuls- und Energieerhaltungsgleichungen. Die Ergebnisse der MASS-Simulation wurden mit WindMap, einem anderen Massenerhaltungsmodell, nachbearbeitet, um lokale topographische Effekte besser zu berücksichtigen.

Folgende relevante Daten für das Gebiet der spanischen Halbinsel stehen zur Verfügung:

1. Windgeschwindigkeitsverteilung nach Himmelsrichtungen (Weibull-Parameter) in 80 m Höhe, räumliche Auflösung $2,5 \text{ km} \times 2,5 \text{ km}$
2. Windgeschwindigkeitsverteilung nach Jahreszeit (Weibull-Parameter) in 80 m Höhe, räumliche Auflösung $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$
3. Windgeschwindigkeitsverteilung im Jahresmittel (Weibull-Parameter) in 30, 60, 80 und 100 m Höhe, räumliche Auflösung $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$

Die Daten liegen für die kanarischen Inseln im WGS84- und für den Rest von Spanien im European Date 1950-Referenzsystem vor, wobei nur letztere verwendet wurden. Die Koordinaten sind im UTM-System angegeben.

Die Windgeschwindigkeitsverteilungen in 80 m Höhe wurden über die Windrichtungen gemittelt. Die so erhaltenen mittleren Windgeschwindigkeiten (siehe Abbildung 2.6) wurden nach Höhenkorrektur für die Regressionsrechnungen verwendet.

Herunterladen der Daten

Die Winddaten können leider nicht direkt heruntergeladen werden, da sie nur indirekt über eine Web-Anwendung verfügbar sind. Einzelne Datenpunkte können im Browser abgerufen werden. Um mehrere Datenpunkte auf einmal abzurufen, wurde die im Anhang A beschriebene Vorgangsweise verwendet.

Weil die Daten nicht als Raster, sondern nur Punkt für Punkt heruntergeladen werden können, wurden sie in einer dBase-Datei abgespeichert und mit „File / Add Data / Add XY Data“ hinzugefügt. Diese Vektordaten sind unter `Europe.gdb\EolicoAvg` verfügbar.

Werden Rasterdaten benötigt, können sie mit „Conversion Tools / To Raster / Point to Raster“ (Ausgabe-Koordinatensystem ED1950 UTM 30N, Zellengröße 2500 m) erzeugt werden. So erzeugte Rasterdaten befinden sich in `Spain.gdb\Eolico80`.

Für die weitere Bearbeitung ist zu beachten, dass die vorhandenen Daten nicht in einem zusammenhängenden rechteckigen Gebiet liegen.

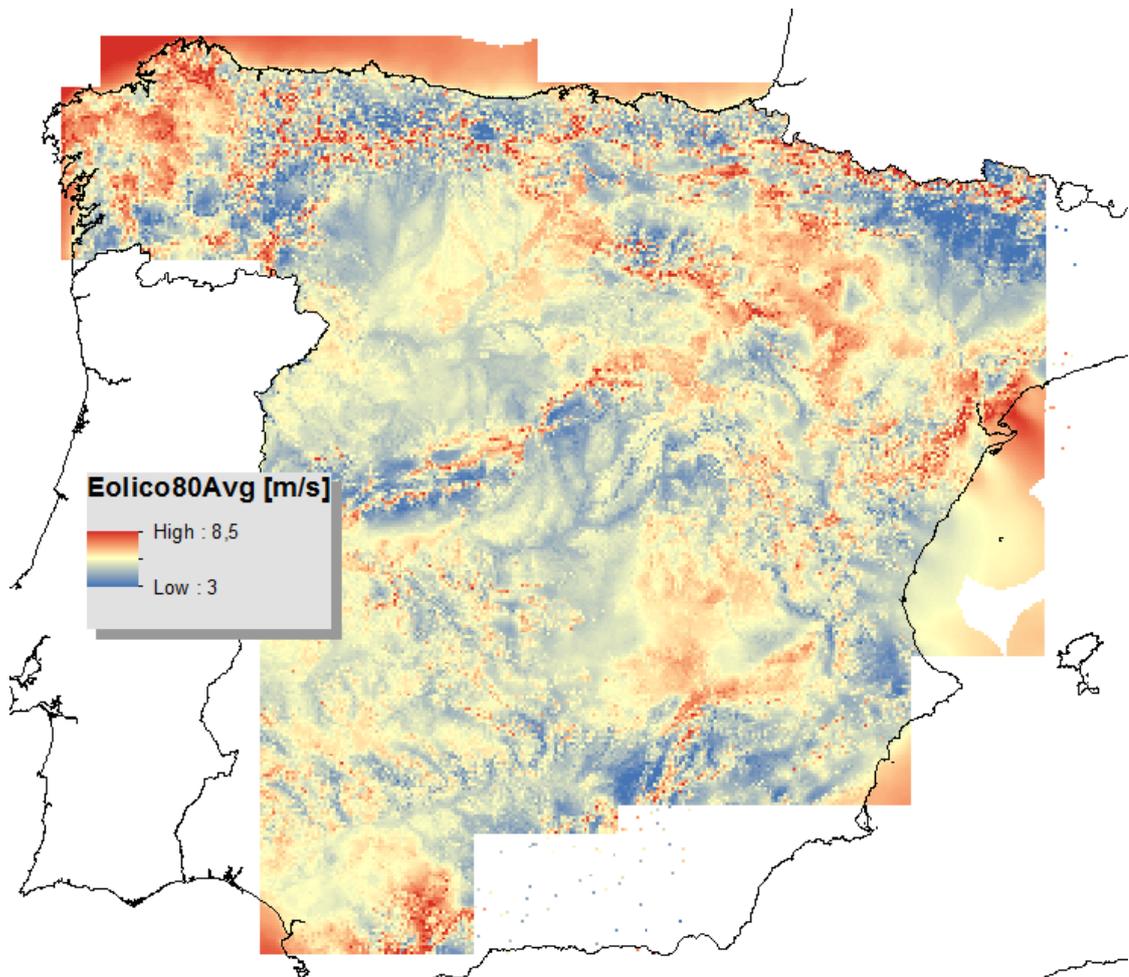


Abbildung 2.6: Spanischer Windatlas: mittlere Windgeschwindigkeiten für 80 m Höhe

Andere Datenquellen

3.1 Orografie: Shuttle Radar Topography Mission

Mit den Ergebnissen der Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) stehen detaillierte topografische Daten mit einer Auflösung von ca. 90 m für die gesamte Erde zur Verfügung ([10]). Als geographisches Koordinatensystem wurde das mittlerweile übliche und sehr genaue WGS84-System (Referenzgeoid: EGS96) gewählt.

Die Daten sind in quadratische Bereiche mit einer Größe von je $5^\circ \times 5^\circ$ unterteilt. Zur Verwendung in ArcGIS müssen die benötigten Bereiche im GeoTIFF-Format heruntergeladen¹ und dann als Mosaik-Daten importiert werden: „Data Management Tools / Raster / Mosaic Dataset / Add Rasters To Mosaic Dataset“. Die Teilung der Daten in Bereiche ermöglicht eine bessere Handhabung und schnellere Weiterverarbeitung; leider funktionieren nicht alle ArcGIS-Operationen mit Mosaik-Daten. In so einem Fall muss der relevante Teilbereich vor der Weiterverarbeitung mit „Data Management Tools / Raster / Raster Processing / Clip“ herausgeholt werden.

Mithilfe der ArcGIS-Funktionen „Spatial Analyst Tools / Surface / Aspect“ bzw. „Slope“ ist es auch möglich, aus den SRTM-Geländedaten die punktlokale Steigung (Hangneigung) bzw. die Richtung der Steigung (als Winkelangabe) zu ermitteln.

Die SRTM-Daten befinden sich im ArcGIS-Mosaik `Europe.gdb\SrtmOro`.

¹<http://srtm.csi.cgiar.org/SELECTION/inputCoord.asp>, abgerufen am 17.12.2011

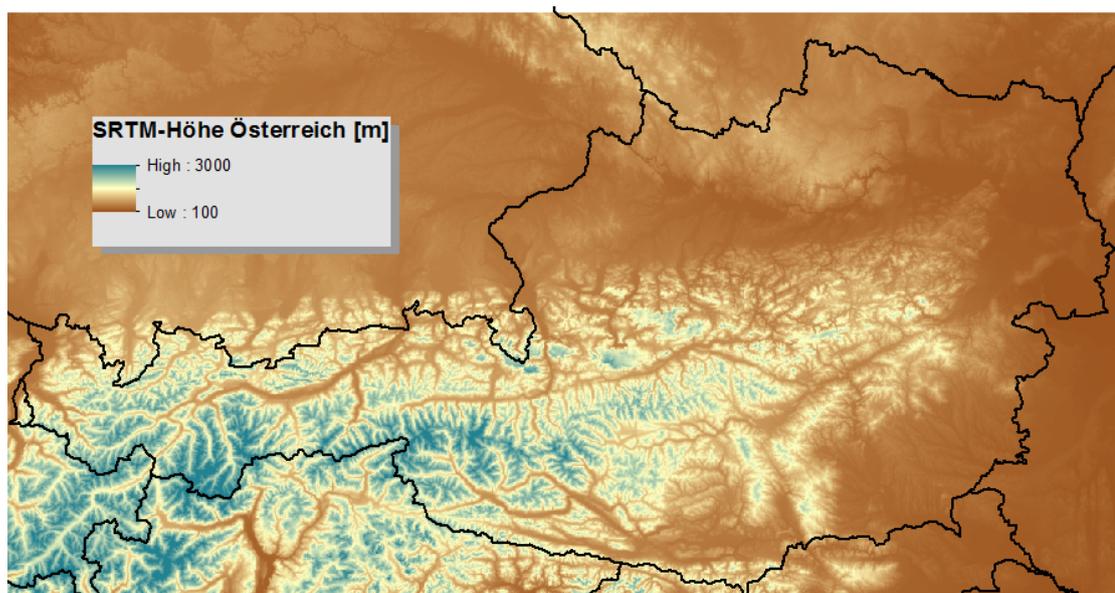


Abbildung 3.1: SRTM-Orographie (Österreich)

3.2 Rauigkeit: CORINE Land Cover

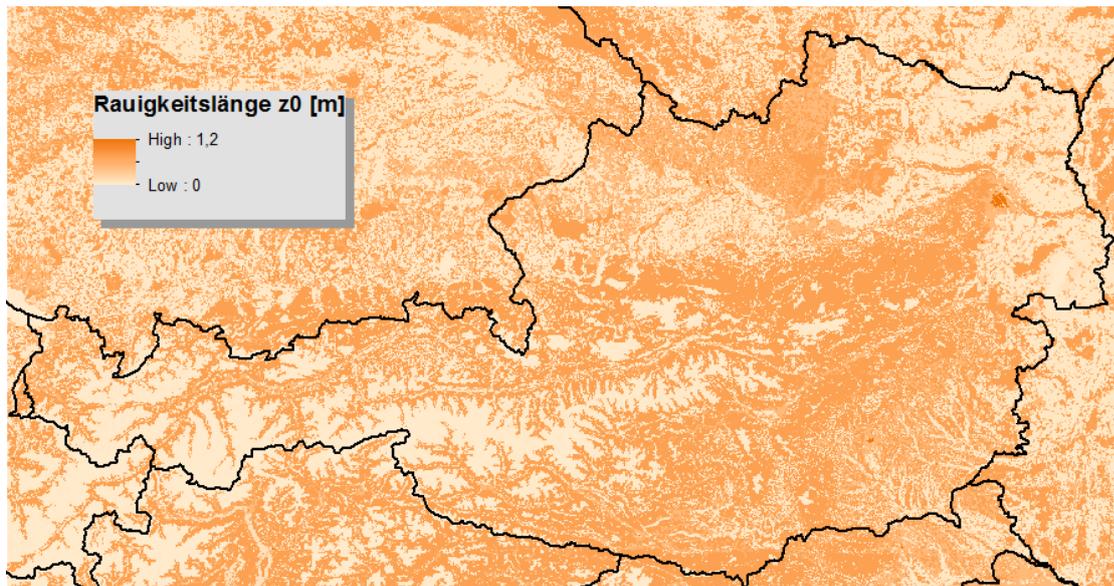
Die europäische Umweltagentur EEA stellt im Rahmen des CORINE Land Cover (CLC)-Projekts geografische Daten zur Landnutzung in Europa im Raster²- (in 100 und 250 m Auflösung) und Vektorformat zur Verfügung [4]. In [21] sind typische Rauigkeitslängen für die Landnutzungsklassen von CLC angegeben, die eine gute Schätzung erlauben.

Zur Nutzung in ArcGIS wurde eine Entsprechungstabelle zwischen den Codes der Landnutzungsklassen und den entsprechenden Rauigkeitslängen erstellt, ins dBASE-Format gebracht und dann mit „Spatial Analyst Tools / Reclass / Reclass by Table“ auf die Landnutzungsdaten angewandt. Da dieses Werkzeug keine Kommazahlen verarbeiten kann, muss statt der Rauigkeitslänge z_0 der Wert $10000 \cdot z_0$ in der Ersetzungstabelle verwendet werden. Nach der Ersetzung können die Werte auf der entstandenen Karte einfach wieder durch 10.000 dividiert werden („Spatial Analyst Tools / Math / Divide“).

Ein so erstelltes Raster mit Rauigkeitslängen in 100 m Auflösung befindet sich in `Europe.gdb\CLCRoughness`.

Abbildung 3.2 zeigt die so ermittelten Rauigkeitslängen für Österreich.

²http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/ds_resolveuid/SH04UZP80M

Abbildung 3.2: Rauigkeitslängen z_0 (Österreich)

3.3 Installierte Windleistung in Europa

Für die mit der installierten Windleistung gewichteten Regressionen (siehe *Gewichtung nach installierter Windleistung* auf Seite 101) wurde die „Europe wind farms database“ (Stand: 2011) von The Wind Power³ verwendet.

Die relevanten Daten der Anlagen (Längen- und Breitengrad sowie Leistung in kW) wurden aus dem Excel-Format ins CSV-Format gebracht und dann als Vektordaten in ArcGIS importiert.

3.4 Ländergrenzen: ArcGIS

Ländergrenzen sind über ArcGIS Online verfügbar: „File / Add Data / From ArcGIS Online“, dann nach „World Countries“ (mit Anführungszeichen) suchen. In dieser Arbeit wurde das Paket, das von ESRI selbst stammt, verwendet.

Um nur Spanien und Österreich anzuzeigen, kann in den Eigenschaften der Ebene folgende Abfrage als „Definition Query“ eingegeben werden:

```
"COUNTRY" IN ('Austria', 'Spain')
```

³<http://www.thewindpower.net>, abgerufen am 10.7.2012

Bei „Symbology“ kann eingestellt werden, dass für diese Länder nur die Umrise angezeigt werden. So kann die Ebene mit den Ländergrenzen immer über allen anderen Ebenen gehalten werden.

3.5 Netzknoten des Stromnetzes

Für Zwecke, die nicht im Rahmen dieser Arbeit liegen, werden die Positionen der Stromnetzknoten und der nächstgelegene Netzknoten für jede Kartenposition benötigt. Außerdem sollen im GRIB-Format vorliegende Daten für jeden Netzknoten und seine Umgebung berechnet werden können.

Es liegen zwei Listen von Stromnetzknoten in Europa im KML-Format vor:

```
Daten/Netzknoten Dominik Final.kml
```

```
Daten/Netzknoten Stefan Final.kml
```

Diese können in ArcGIS zuerst mit „Conversion Tools / From KML / KML To Layer“ in Feature-Ebenen umgewandelt und dann mit „Data Management Tools / General / Merge“ zu einer Ebene zusammengefügt werden. Das Ergebnis befindet sich in der ArcGIS-Feature-Ebene `Europe.gdb\Netzknoten`.

Um den nächstgelegenen Netzknoten für jeden Punkt zu erhalten, können den Netzknoten Thiessen-Polygone zugeordnet werden. Jeder Punkt in einem Thiessen-Polygon ist dem dazugehörigen Netzknoten näher als jedem anderen Netzknoten.

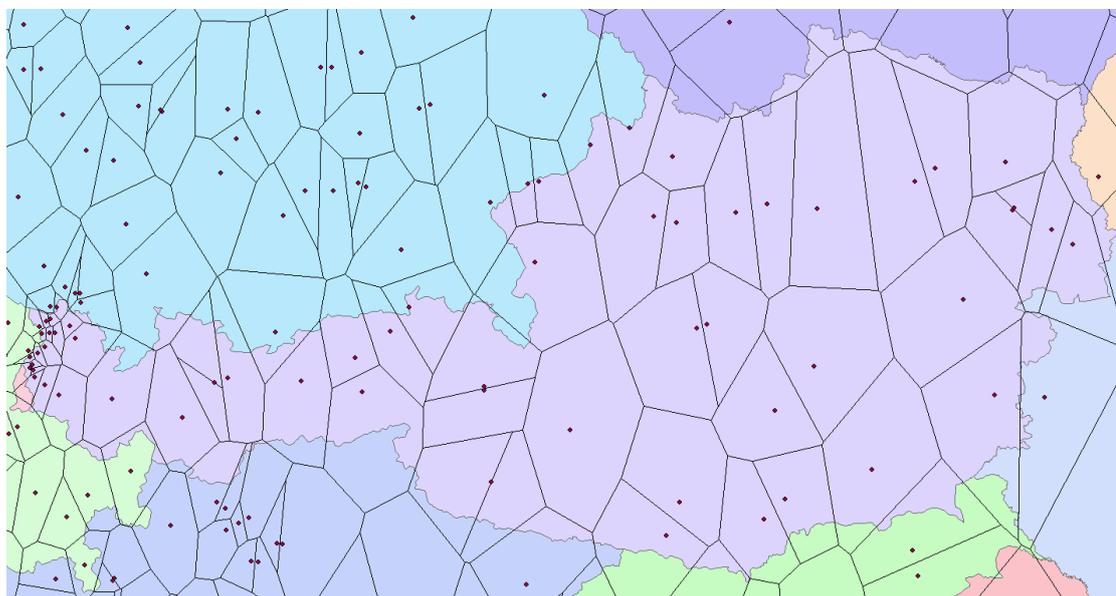


Abbildung 3.3: Einteilung des österreichischen Staatsgebiets nach Netzknoten

Aggregieren von Daten pro Netzknoten

Um ALADIN-Daten nach einem bestimmten Netzknoten und seiner zugehörigen Umgebung zu filtern, wird für diesen Netzknoten eine Maske benötigt. Diese Maske ist ein Bild in der Größe des ALADIN-Rasters, in dem jeder Gitterpunkt, der zum Netzknoten gehört, den Wert 1, sonst den Wert 0 hat.

Mit dem beiliegenden Python-Skript `Vektordaten/stromnetz-masken.py` können die Masken für alle Netzknoten automatisch erstellt werden. Es muss in in ArcGIS zu den Werkzeugen hinzugefügt werden (dazu zuerst in ArcCatalog eine Toolbox anlegen, dann diese in ArcInfo über „ArcToolbox / Add Toolbox“ hinzufügen und über „Toolbox / Add Script“ das Python-Skript hinzufügen, Parameter wie gleich beschrieben hinzufügen) und nimmt drei Parameter zur Ausführung: den ALADIN-Raster (Typ: Rasterebene), die Polygon-Ebene mit den Thiessen-Polygonen (Typ: Feature-Ebene) und das Verzeichnis, in dem die Masken abgelegt werden sollen (Typ: String).

Die Nummer in den Dateinamen der Masken ist die von ArcGIS vergebene OBJECTID. Um sie für einen bestimmten Netzknoten bzw. sein Polygon zu erhalten, kann die ArcGIS-Info-Funktion verwendet werden (den entsprechenden Punkt einfach damit anklicken).

Die so erzeugten Masken liegen im TIFF-Format vor. Damit sie mit CDO verwendet werden können, müssen sie in das NetCDF-Format umgewandelt werden. Dazu können folgende Befehle verwendet werden (wobei die Verwendung von `parallel`⁴ optional ist; OBJECTID in diesem Beispiel von 0 bis 3003):

```
parallel -i convert -flip \
  'maske{}.tif' 'maske{}-flipped.tif' -- {0..3003}
parallel -i gdal\_translate -of netCDF \
  'maske{}-flipped.tif' 'maske{}.cdf' -- {0..3003}
```

`convert` ist ein Programm der ImageMagick⁵-Werkzeugsammlung und spiegelt in diesem Aufruf die Bilder.

`gdal_translate` ist ein Teil der GDAL⁶-Bibliothek zur Verarbeitung von georeferenzierten Daten.

Die nun im NetCDF-Format vorliegenden Masken können mit CDO verwendet werden, um aus vorliegenden ALADIN-Daten den entsprechenden Netzknoten zu filtern, z.B. hier nur die Winddaten der Punkte, die in der Maske 99 liegen (alle Punkte außerhalb werden auf 0 gesetzt):

```
cdo mul wind-2009.grb maske99.cdf wind-2009-masked.grb
```

⁴<http://savannah.gnu.org/projects/parallel>, abgerufen am 8.1.2011

⁵<http://www.imagemagick.org/>, abgerufen am 8.1.2011

⁶<http://www.gdal.org/>, abgerufen am 8.1.2011

Teil II

Analyse

Regressionsmodell

Der Kern der Analyse ist ein lineares Regressionsmodell, mit dem Korrelationen zwischen den hochauflösenden Winddaten und der Orographie der entsprechenden Gegenden gefunden und damit die Daten des großräumigen Wettermodells verbessert werden sollen. Beispielsweise sollen Gebiete in Österreich, die im Gebirge liegen und vom ALADIN- bzw. COSMO-EU-Modell überbewertet werden, entsprechend korrigiert werden. Durch diese korrigierte Karten ist dann eine bessere Einschätzung des Windpotentials möglich.

Es werden nur die Beträge der mittleren Windgeschwindigkeiten (im Folgenden der Einfachheit halber als v anstatt \bar{v} bezeichnet) korrigiert. Der Modellansatz lautet also:

$$v(\vec{x}) = \beta_0 \underbrace{a_0}_1 + \beta_1 a_1(\vec{x}) + \beta_2 a_2(\vec{x}) + \dots + \varepsilon(\vec{x}) = \vec{\beta}(\vec{x}) \cdot \vec{a}(\vec{x}) + \varepsilon(\vec{x})$$

Hierbei sind die ortsabhängige mittlere Windgeschwindigkeit $v(\vec{x})$ die erklärte (abhängige) Variable, $\beta_{1,2,\dots}$ die Regressionskoeffizienten, $a_{1,2,\dots}(\vec{x})$ die erklärenden (unabhängigen) Variablen und $\varepsilon(\vec{x})$ die Residuen.

Die erklärten Variablen sind v_{AuWiPot} , v_{Germany} und v_{Eolico} ; die erklärenden Variablen sind v_{Aladin} bzw. v_{COSMO} und die aus der Topografie abgeleiteten Parameter.

4.1 Bias-Korrektur

Da die Geländeparameter als lokale Korrekturen keine mittel- bis großflächigen Unterschiede zwischen den hochauflösenden Daten und den Wettermodellen erklären kann, wird eine Bias-Korrektur eingeführt.

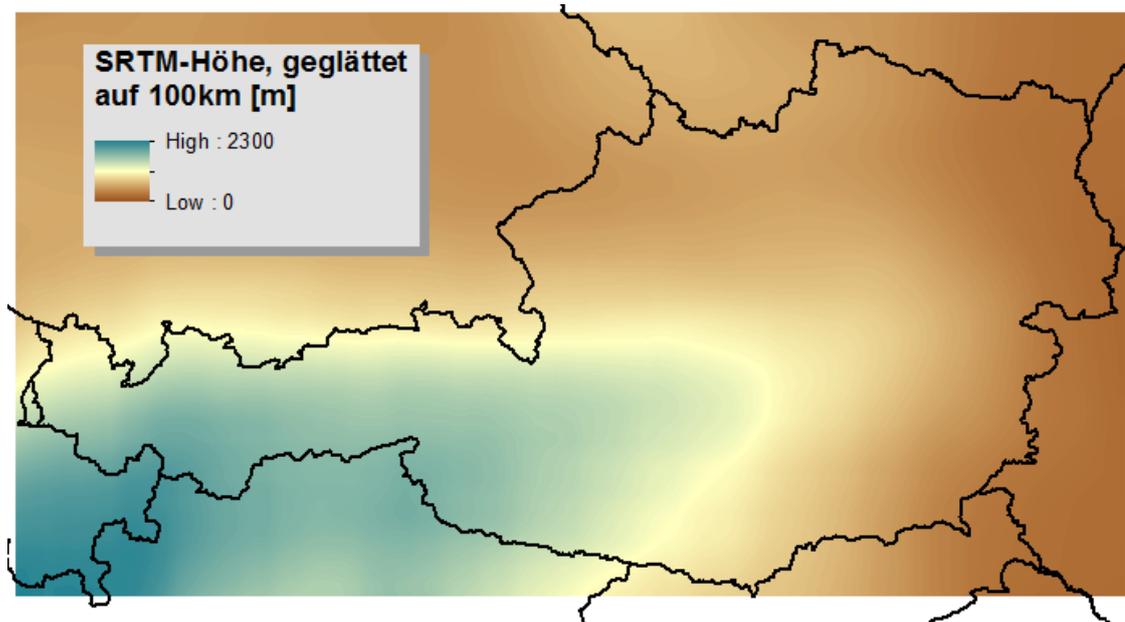


Abbildung 4.1: SRTM-Höhe Österreich, geglättet auf 100 km

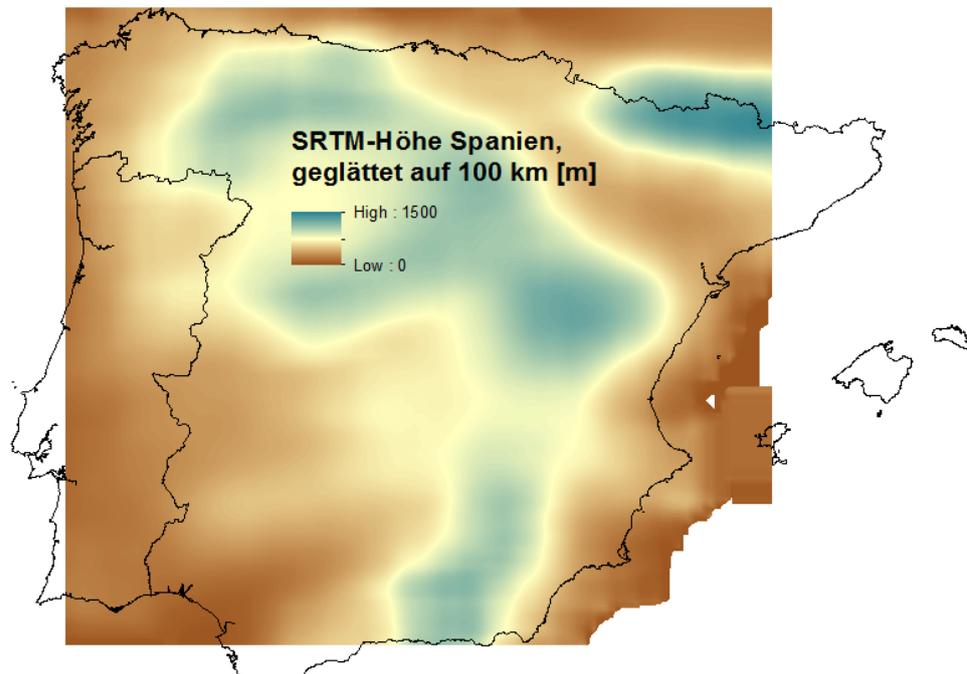


Abbildung 4.2: SRTM-Höhe Spanien, geglättet auf 100 km

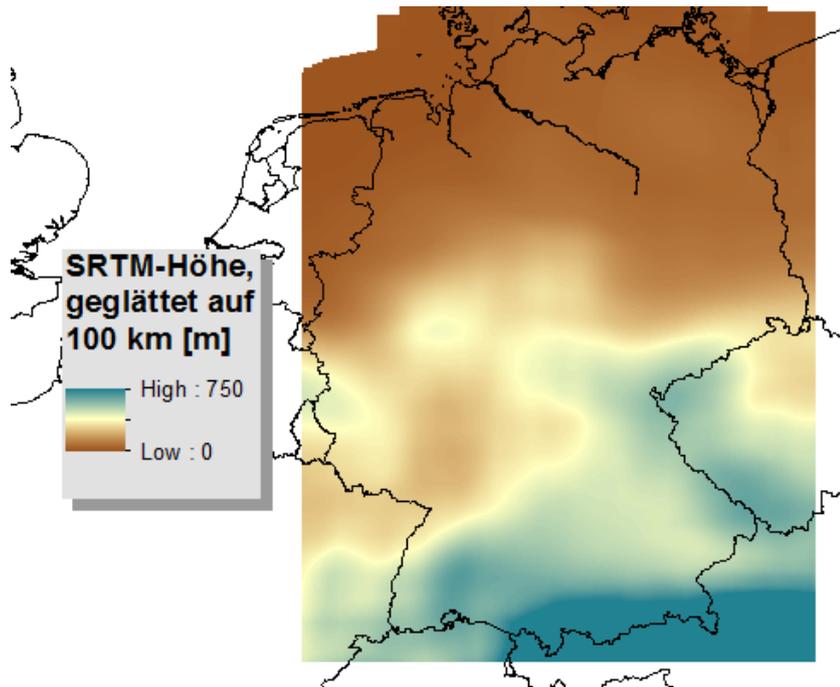


Abbildung 4.3: SRTM-Höhe Deutschland, geglättet auf 100 km

Dazu wird von allen Windkarten (auf 100 m über Grund) eine auf $100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$ geglättete Version erstellt (ArcGIS: Focal Statistics, Rechteck, Höhe: 100 km, Breite: 100 km); siehe Abbildungen 4.1 ff.

Der Unterschied zwischen den so geglätteten hochauflösenden Daten und Wettermodellen wird als Bias $B(\vec{x})$ definiert:

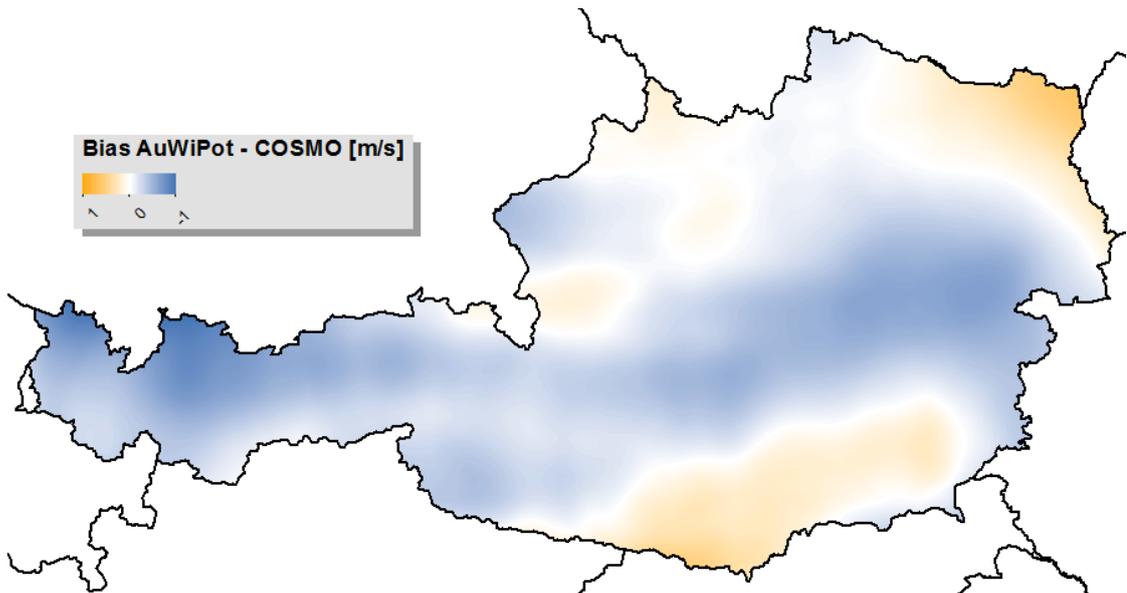
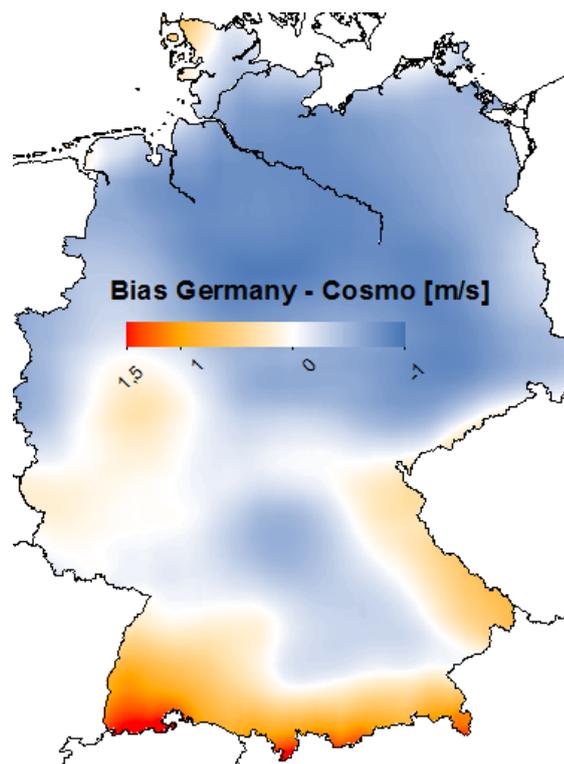
$$B_{\text{ALADIN}} := v_{\text{Atlas}_{100\text{km}}} - v_{\text{ALADIN}_{100\text{km}}}$$

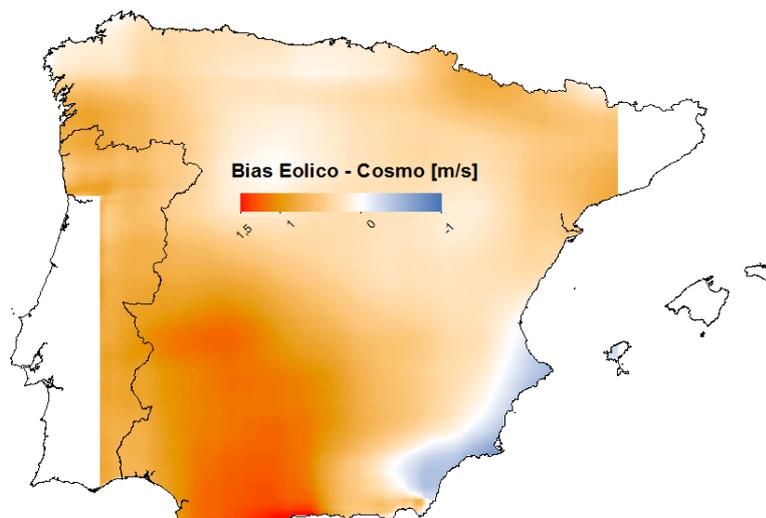
$$B_{\text{COSMO}} := v_{\text{Atlas}_{100\text{km}}} - v_{\text{COSMO}_{100\text{km}}}$$

wobei v_{Atlas} die jeweiligen hochauflösenden Windgeschwindigkeiten sind. Die Abbildungen 4.4 ff. zeigen die Bias-Korrekturen B_{COSMO} in den verschiedenen Gebieten (zur besseren Vergleichbarkeit mit identischen Farben).

Die Tabellen 4.1 ff. zeigen die Korrelation zwischen den Bias-Werten und den auf 100 km geglätteten SRTM-Höhen h_{400} bzw. den sehr großräumigen Geländedifferenzen Δh_{161_400} . Hier kann ein starker Zusammenhang zwischen den Bias und h_{400} beobachtet werden, d.h. die COSMO-Daten weisen gegenüber den Windatlas-Daten im großräumigen Gebirgsgebiet größere Verschiebungen auf.

Die Bias-Korrektur geht nur als Offset, nicht als Parameter in die Regression ein und wird daher nicht mit einem Koeffizienten multipliziert.

Abbildung 4.4: Bias-Korrektur $B_{\text{AuWiPot,COSMO}}$ Abbildung 4.5: Bias-Korrektur $B_{\text{Germany,COSMO}}$

Abbildung 4.6: Bias-Korrektur $B_{\text{Eolico,COSMO}}$

	B_{COSMO}	h_{400}	Δh_{161_400}
B_{COSMO}	1	-0.39	-0.28
h_{400}		1	0.41
Δh_{161_400}			1

Tabelle 4.1: Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Österreich)

	B_{COSMO}	h_{400}	Δh_{161_400}
B_{COSMO}	1	-0.46	0.03
h_{400}		1	0.3
Δh_{161_400}			1

Tabelle 4.2: Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Spanien)

	B_{COSMO}	h_{400}	Δh_{161_400}
B_{COSMO}	1	0.78	0.1
h_{400}		1	0.06
Δh_{161_400}			1

Tabelle 4.3: Korrelationen zwischen Bias und Gelände (Deutschland)

4.2 Erklärende Variablen

Mögliche erklärende Variablen

Alle Größen, deren Werte zur Verfügung stehen, und davon abgeleitete Größen können als erklärende Variablen eingesetzt werden. Die Auswahl der Größen richtet sich nach den aus der Literatur [5, 15, 8, 11] bekannten topographischen Einflüssen (+ für positive, - für negative Beeinflussung):

- + freiliegende Hügel und Bergrücken
- + Bergrücken quer zur Hauptwindrichtung, keine vorgelagerten Bergformationen
- + Bergkuppe nicht zu flach, stetiger Anstieg des Hanges bis zum Gipfel
- + Hochebenen, Plateaus, flache Gebiete (Höhenunterschied im Umkreis von 11,5 km weniger als 60 m)
- + Hangneigung zwischen $\frac{1}{3}$ und $\frac{1}{4}$
- + Fugen, Schluchten, Pässe in Gebieten mit hohen Druckgradienten
- große Hindernisse (Abschattung, Turbulenz)
- Täler, die normal zu den in der Höhe vorherrschenden Winden stehen
- abgeschirmte, windgeschützte Becken
- Berge mit Hängen, die eine Steigung von $> \frac{1}{4}$ haben
- Gebiete mit hoher Rauigkeit

Die Verarbeitung dieser Einflüsse in automatisierter Form ist schwierig, da sich viele Gebirge stark voneinander unterscheiden und die Größen der oben genannten Einflüsse mathematisch schwer zu formulieren sind.

Verwendete erklärende Variablen

Differenzen zwischen geglätteter und ungeglätteter Orografie

Die in [11] und [19, S. 6] beschriebene Methode, um die positiven Einflüsse von Bergrücken und die negativen Einflüsse von Tälern zu berücksichtigen, ist die Differenzbildung mit einem geglätteten Gelände (siehe Abbildung 4.7). Für $\Delta h = h_{\text{ungeglättet}} - h_{\text{geglättet}}$ ergeben sich bei Erhebungen positive und bei Absenkungen negative Werte, d.h. es ist eine positive Korrelation zwischen Δh und der Windgeschwindigkeit zu erwarten.

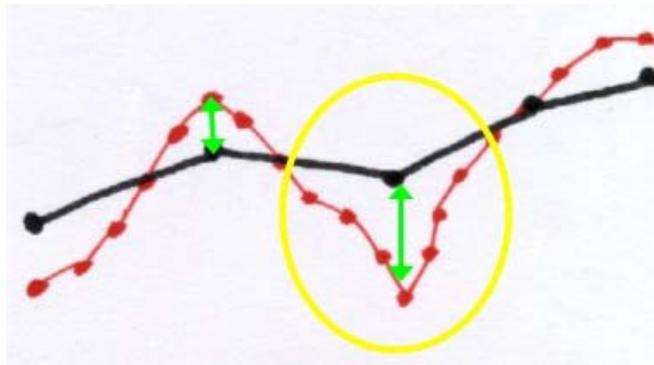


Abbildung 4.7: Differenzbildung (grün) aus geglätteter (schwarz) und ungeglätteter (rot) Orografie, Quelle: [11, S. 17]

Die Glättung kann mit verschiedenen Längen durchgeführt werden, um unterschiedliche Geländeformen zu erkennen. Hier wurden wie in [19] die **Glättungslängen von 40,25 km (für Gebirgszüge), 10,25 km (für einzelne Berge) und 1,25 km (für Hügel und enge Täler)** gewählt.

Zur Berechnung der Differenz zwischen der auf 1,25 km geglätteten und der ungeglätteten SRTM-Orografie wird das SRTM-Raster über 5x5 Rasterzellen (d.h. auf $5 \times 250 \text{ m} = 1,25 \text{ km}$) geglättet (ArcGIS: „Spatial Analyst Tools / Neighborhood / Focal Statistics“, Rechteck, Höhe: 5 Zellen, Breite: 5 Zellen, Typ: MEAN¹) und dann von der ungeglätteten Orografie abgezogen. Das Ergebnis-Rasterbild bildet Strukturen (z.B. Berggrücken und Täler), die feiner als 1,25 km sind, ab. Im Regressionsmodell wird diese unabhängige Variable Δh_5 genannt (siehe Abbildung 4.8).

Analog zu Δh_5 wird die Orografie auf 41 Rasterzellen (d.h. $41 \times 250 \text{ m} = 10,25 \text{ km}$) und 161 Rasterzellen (d.h. $161 \times 250 \text{ m} = 40,25 \text{ km}$) geglättet und die Differenz zum jeweils nächst-feineren Raster gebildet. Diese Raster bilden Strukturen mit Größen im km-Bereich ab (siehe Abbildungen 4.9 und 4.10).

$$\Delta h_5 := h_{\text{SRTM}} - h_{\text{SRTM},5}$$

$$\Delta h_{5_41} := h_{\text{SRTM},5} - h_{\text{SRTM},41}$$

$$\Delta h_{41_161} := h_{\text{SRTM},41} - h_{\text{SRTM},161}$$

¹Für jede Zelle wird dabei der Mittelwert über die 5x5 im Rechteck umliegenden Zellen ermittelt und als neue Wert gesetzt. Die genaue Funktionsweise wird im ArcGIS-Handbuch [6, Focal Statistics (Spatial Analyst)] erklärt.

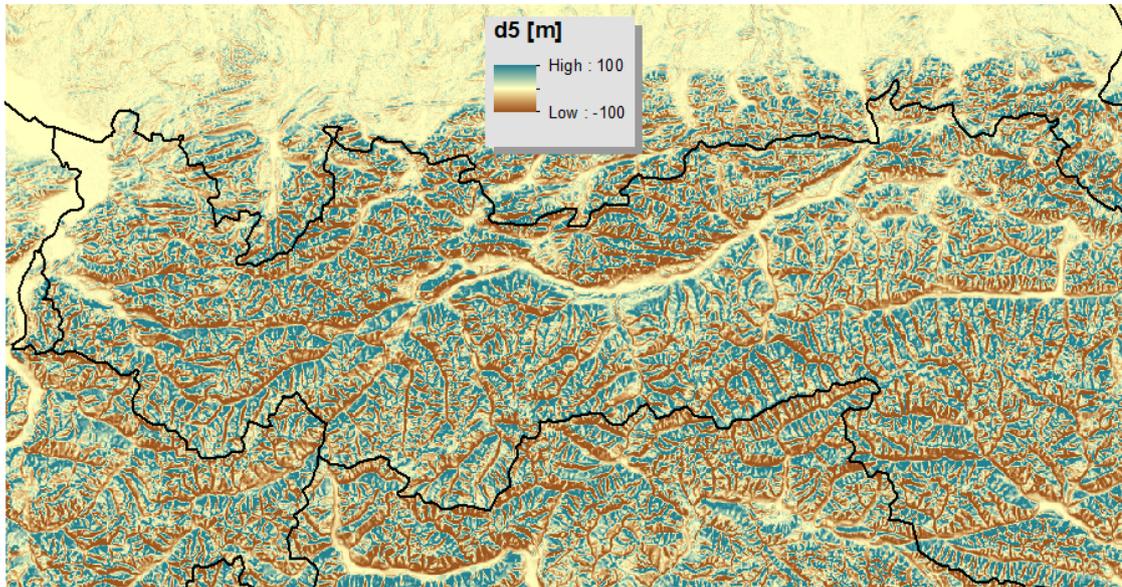


Abbildung 4.8: Höhendifferenzen Δh_5 für Österreich (Ausschnitt)

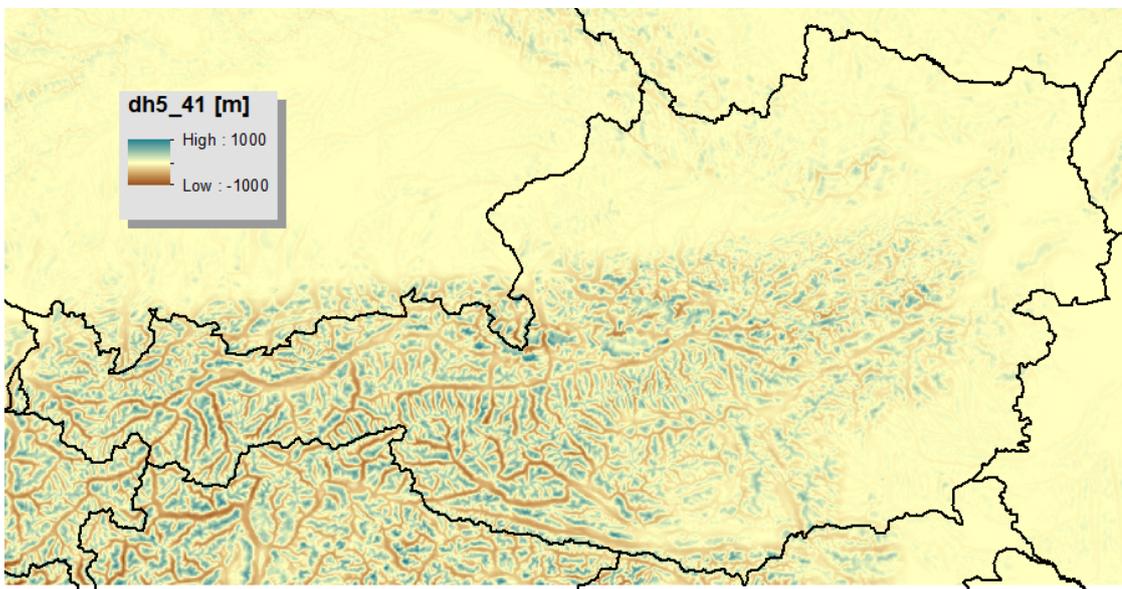
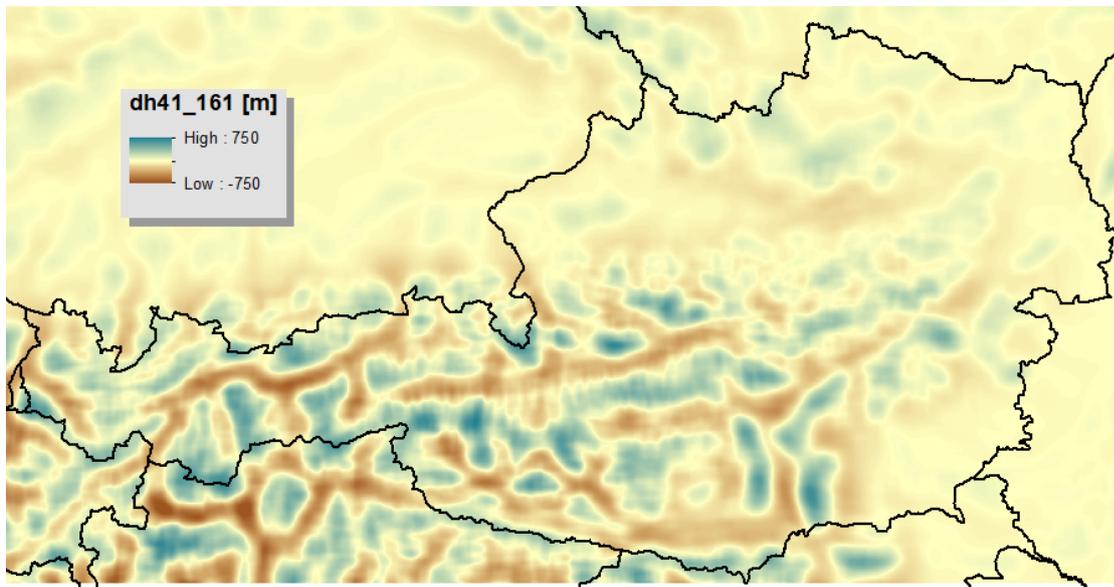
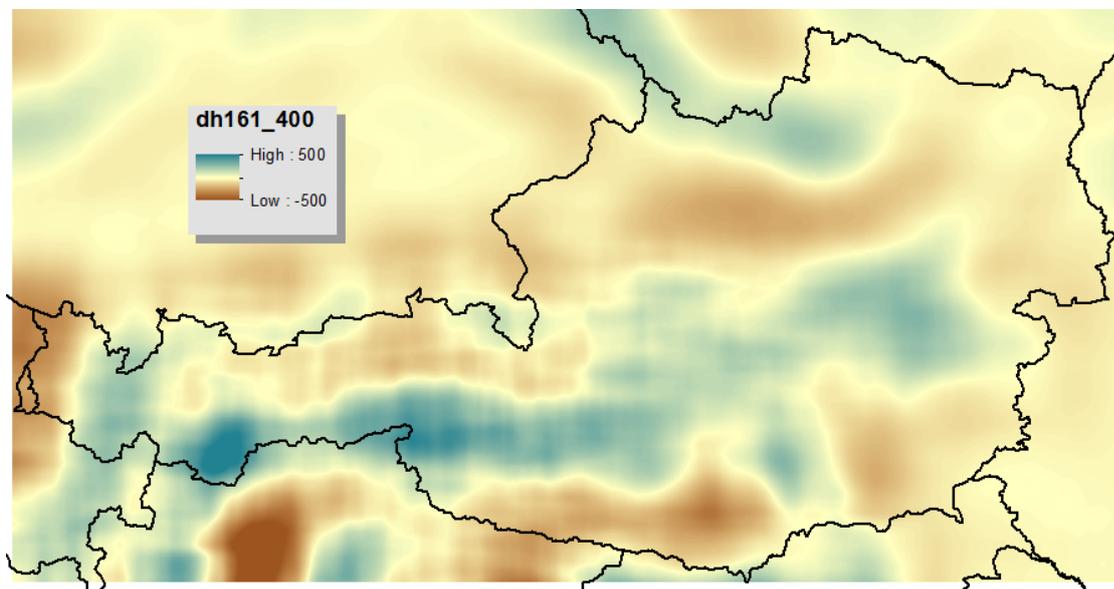


Abbildung 4.9: Höhendifferenzen $\Delta h_{5_{41}}$ für Österreich

Abbildung 4.10: Höhendifferenzen Δh_{41_161} für ÖsterreichAbbildung 4.11: Höhendifferenzen Δh_{161_400} für Österreich

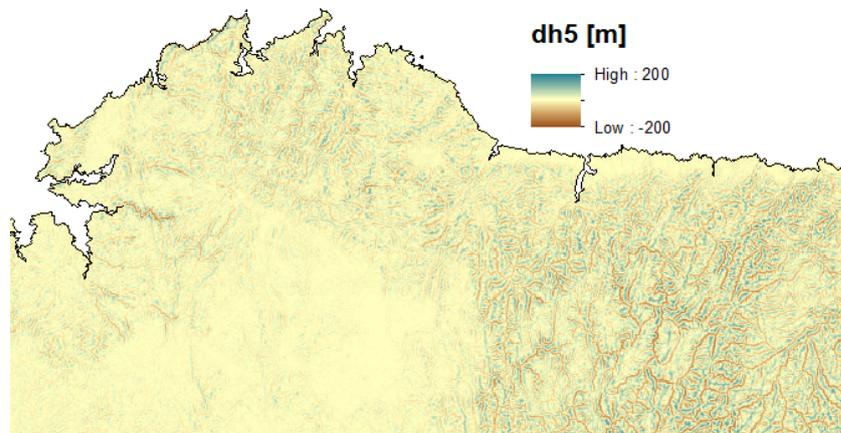


Abbildung 4.12: Höhendifferenzen Δh_5 für Spanien (Ausschnitt)

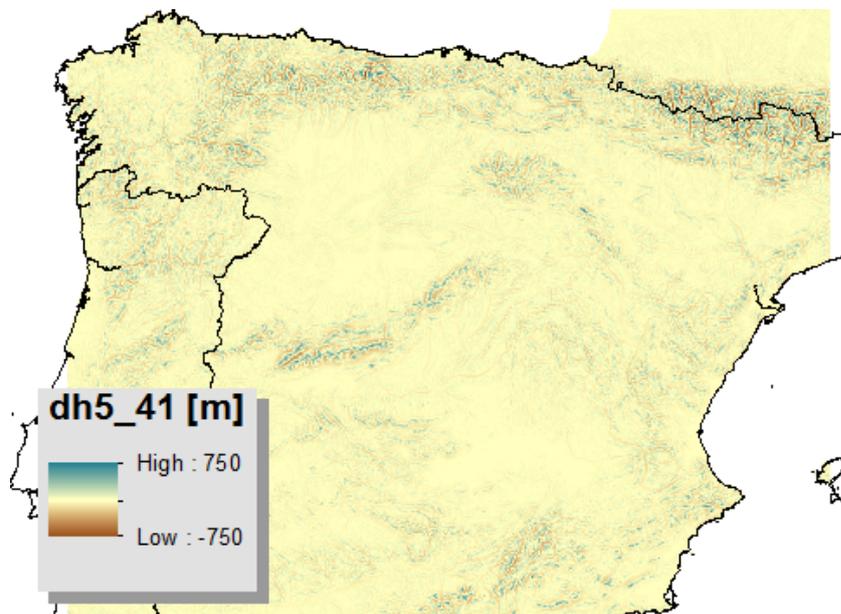
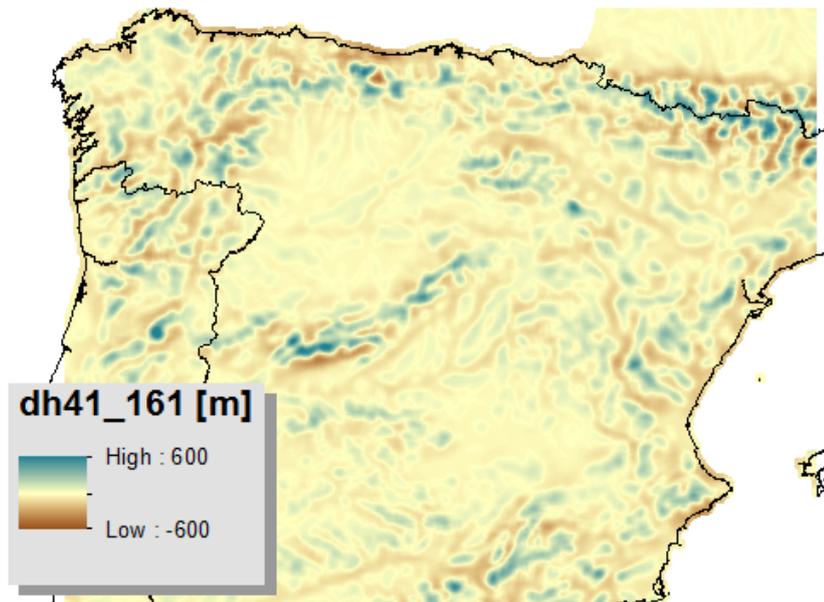
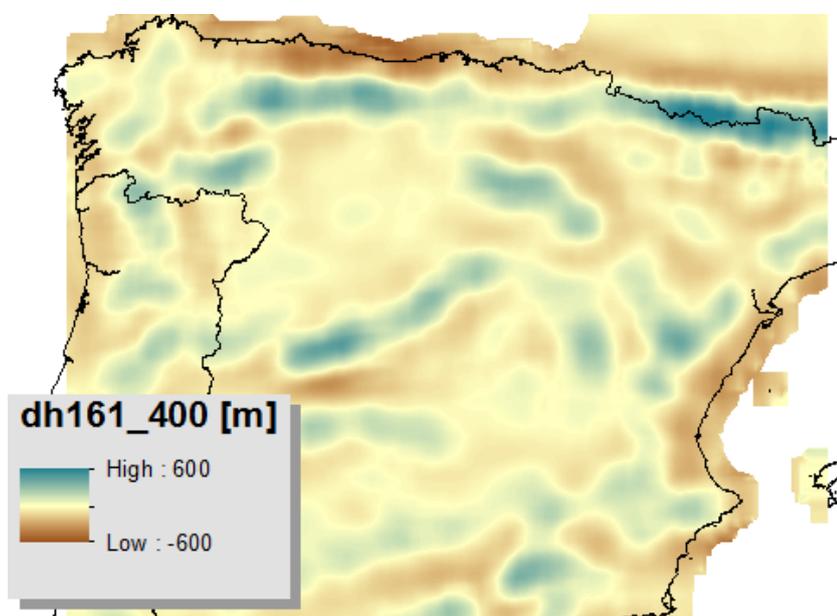


Abbildung 4.13: Höhendifferenzen $\Delta h_{5,41}$ für Spanien

Abbildung 4.14: Höhendifferenzen $\Delta h_{41,161}$ für SpanienAbbildung 4.15: Höhendifferenzen $\Delta h_{161,400}$ für Spanien

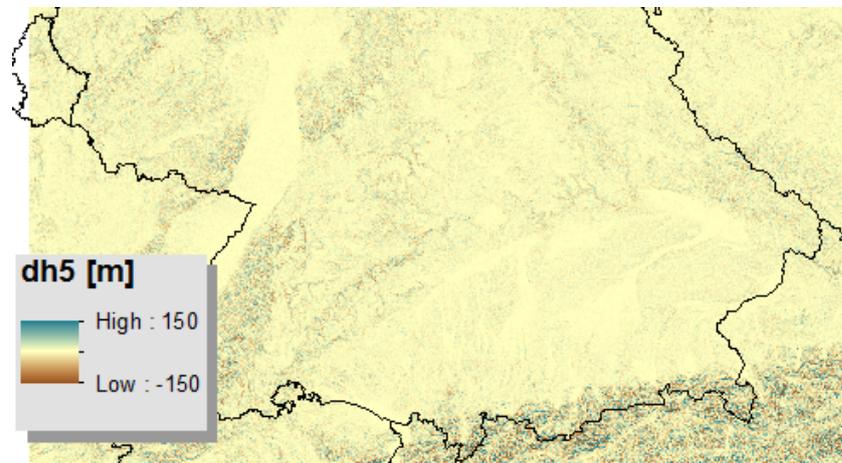


Abbildung 4.16: Höhendifferenzen Δh_5 für Deutschland (Ausschnitt)

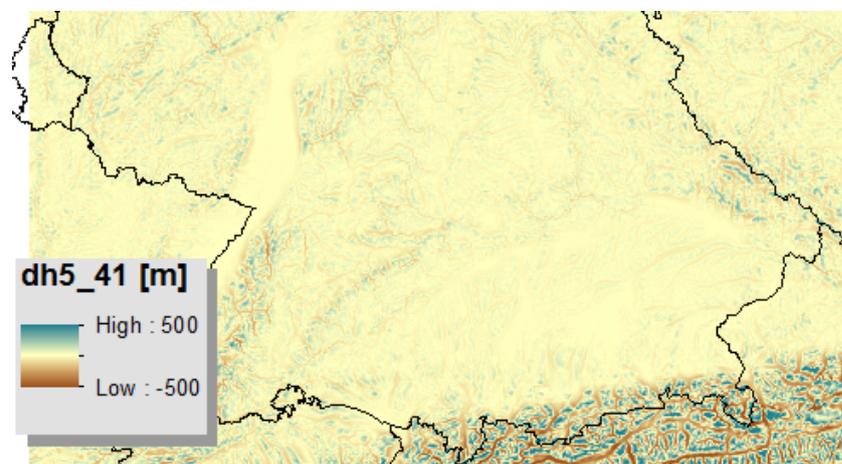
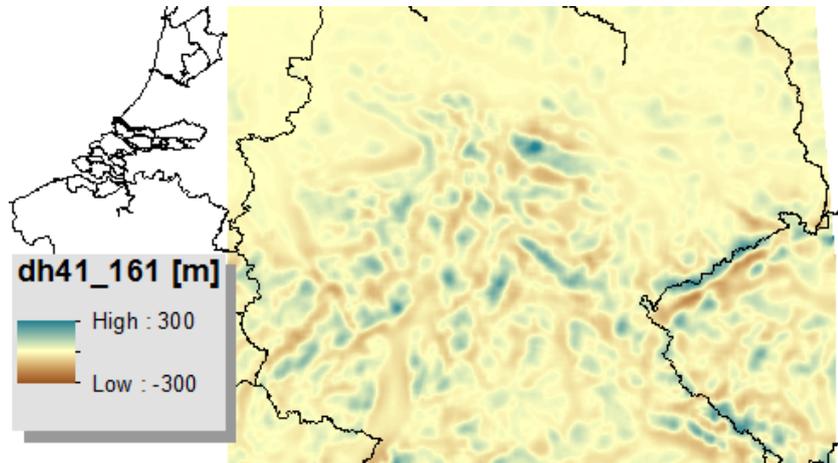
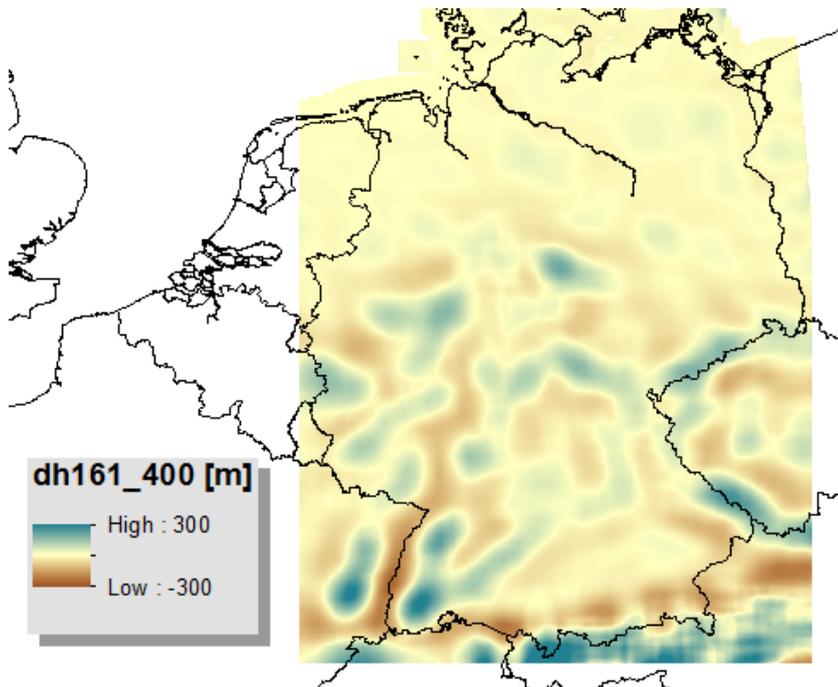


Abbildung 4.17: Höhendifferenzen Δh_{5_41} für Deutschland (Ausschnitt)

Abbildung 4.18: Höhendifferenzen Δh_{41_161} für Deutschland (Ausschnitt)Abbildung 4.19: Höhendifferenzen Δh_{161_400} für Deutschland

Hangneigung, Erkennung flacher Gebiete, Windrichtung, Rauigkeitslänge

Die Hangneigung γ (in $^\circ$) bestimmt die Steilheit des Geländes. Sie kann in ArcGIS über „Spatial Analyst Tools / Surface / Slope“ berechnet werden und nimmt Werte zwischen 0 und 90° an (keine negativen Werte).

Für die Erkennung flacher Gebiete wird zuerst die durchschnittliche Steigung über 46 Rasterzellen Radius gebildet (ArcGIS: „Spatial Analyst Tools / Neighborhood / Focal Statistics“, Kreis, Radius: 46 Zellen, Typ: MEAN). Zellen mit einem Wert $< 20^\circ$ werden als flaches Gebiet angesehen.

$$c_{\text{flat}} := \begin{cases} 20 - \gamma_{46}/^\circ & \gamma_{46} < 20^\circ \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Auf die Verarbeitung der Windrichtung bzw. Windrichtung in Relation zum Geländegradienten wurde verzichtet, da die Windrichtungen nur für die (ungenaueren) ALADIN-Daten zur Verfügung stehen.

Die Rauigkeitslänge z_0 gibt an, wie stark der bodennahe Wind durch die Geländereibung gebremst wird und ist somit vom Geländetyp abhängig.

Berücksichtigung des vertikalen Windprofils

Da nur Windgeschwindigkeiten für die gleiche Höhe sinnvoll verglichen werden können, müssen die unterschiedlichen Höhen der Datenquellen berücksichtigt werden. Die Höhen von 80 m (spanischer Windatlas) bzw. 90 m (ALADIN) werden unter Annahme eines logarithmischen Windprofils (siehe Seite 7) auf 100 m Höhe interpoliert:

$$v_1 = v_0 \cdot \frac{\log(h_1/z_0)}{\log(h_0/z_0)}$$

v_0 ... Windgeschwindigkeit in Messhöhe h_0

v_1 ... Windgeschwindigkeit in Höhe h_1

z_0 ... Rauigkeitslänge

Symmetrisierung der erklärenden Variablen

Um das Offset β_0 im Ergebnis möglichst gering zu halten und dadurch eine Schätzung über die Vollständigkeit der verwendeten Parameter zu erhalten (ist β_0 gering, wird die hochauflösende Windgeschwindigkeit großteils durch die Parameter erklärt), werden alle verwendeten Parameter (hier als p bezeichnet) so transformiert, dass ihr Erwartungswert Null ist:

$$p' := p - E[p]$$

Beispielsweise würde sonst eine Verwendung von z_0 mit einem Wertebereich von 0 bis 1,2 zur lokalen Korrektur zwangsläufig einen Beitrag zu β_0 liefern. Wird stattdessen z'_0 verwendet, ist der Beitrag zu β_0 unabhängig vom Koeffizienten β_{z_0} immer Null.

4.3 Vollständige Regressionsgleichung

Die Regressionsgleichung mit allen Termen lautet also:

$$\begin{aligned}
 v_{\text{Atlas}}(\vec{x}) = & B(\vec{x}) + \\
 & \beta_{\text{Modell}} v_{\text{ALADIN/COSMO}}(\vec{x}) + \\
 & \beta_{dh41_161} \Delta h'_{41_161}(\vec{x}) + \beta_{dh5_41} \Delta h'_{5_41}(\vec{x}) + \beta_{dh5} \Delta h'_5(\vec{x}) + \\
 & \beta_{\gamma} \gamma'(\vec{x}) + \beta_{\text{flat}} c'_{\text{flat}} + \\
 & \beta_{z_0} z'_0 + \\
 & \beta_0 + \\
 & \varepsilon(\vec{x})
 \end{aligned}$$

Um ein Maß für die Verbesserung der Daten durch die Regressionsterme gegenüber den ursprünglichen Daten zu haben, wird vergleichsweise eine Kontroll-Regression durchgeführt, die die Windatlas-Daten rein durch die ALADIN- bzw. COSMO-EU-Daten und ein Offset erklärt:

$$v_{\text{Atlas}}(\vec{x}) = \beta_{1,\text{Kontrolle}} v_{\text{ALADIN/COSMO}}(\vec{x}) + \beta_{0,\text{Kontrolle}} + \varepsilon_{\text{Kontrolle}}(\vec{x})$$

Die mittlere quadratische Abweichung der Residuen ε gibt dabei Auskunft über die Qualität der jeweiligen Regression.

4.4 Modellannahmen

Das lineare Regressionsmodell macht gewisse Modellannahmen [S. 65 ff.][12], die zutreffen müssen, um aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten:

1. **Linearität:** Zwischen den unabhängigen Variablen und der gesuchten Größe muss ein linearer Zusammenhang existieren.
2. **Homoskedastische Varianz der Störgrößen:** Die Schwankung der Beobachtungen hängt nicht von unabhängigen oder abhängigen Variablen ab.
3. **Unkorreliertheit der Störgrößen:** Bestehen zwischen den Störgrößen Korrelationen, gibt es Informationen, die nicht im Modell enthalten sind.

4. **Additivität der Störgrößen:** Sind die Fehler abhängig von der unabhängigen Variable (z.B. multiplikative Fehler $\varepsilon_i \propto \bar{y}$), liefert das lineare Modell keine optimalen Ergebnisse. Dieses Problem kann oft durch Variablentransformation, z.B. bei multiplikativen Fehlern durch $y \mapsto \log(y)$ behoben werden.

Durch die Natur des linearen Modells kann es an einzelnen Punkten auch zu geschätzten negativen Werten kommen. Da an solchen Stellen sichtlich diejenigen Faktoren vorherrschen, die die Windgeschwindigkeit negativ beeinflussen, kann man für weiterführende Berechnungen an diesen Stellen von einer Windgeschwindigkeit von Null ausgehen.

4.5 Datenaufbereitung für Regressionsanalyse

Um eine Regressionsanalyse mit Daten aus ArcGIS durchzuführen, gibt es zwei Möglichkeiten:

1. Die vorbereiteten Rasterdaten in Vektordaten konvertieren, alle zu einem einzigen Feature-Layer zusammenfügen und die Analyse mit ArcGIS Spatial Statistics durchführen („Spatial Statistics / Modeling Spatial Relationships / Ordinary Least Squares“).
2. Die vorbereiteten Rasterdaten in eine einzige Tabelle zusammentragen, exportieren und mit einem anderen Programm wie z.B. R, analysieren.

In dieser Arbeit wurde die zweite Methode verwendet. Im Folgenden wird die genaue Vorgangsweise, mit der die Ergebnisse erzeugt wurden, erklärt.

Festlegung der Arbeitsbereiche

Zuerst müssen alle Daten in ArcGIS in einem geeigneten geographischen Arbeitsbereich (gleiches Referenzsystem und gleiche Projektion) vorliegen. Damit der Abstand zwischen den Rasterpunkten in Metern angegeben werden kann, wurde das UTM-System zur Projektion gewählt.

Um die Daten in ArcGIS in das richtige Referenzsystem bzw. die richtige Projektion zu bringen, werden folgende Werkzeuge verwendet:

- Rasterdaten: „Data Management Tools / Projections and Transformations / Raster / Project Raster“ — dabei Zellengröße jeweils richtig angeben (250 m bzw. 2500 m), Einrastpunkt in den Umgebungseinstellungen auf ein geeignetes Raster setzen, Interpolation („Resampling Technique“) je nach Datentyp:
 - nichtkontinuierliche Daten (Rauigkeitslängen): nach größter Häufigkeit („MAJORITY“)

- kontinuierliche Daten außer SRTM-Orografie: bikubisch
- SRTM-Orografie: bilinear (siehe [3, Evaluation of global models using BMs])
- Vektordaten (COSMO-EU): „Data Management Tools / Projections and Transformations / Feature / Project“

Für **Österreich** wurde die **UTM-Zone 33N (WGS84)** mit einer Zellengröße von 250 m × 250 m gewählt, da die Daten vom Windatlas Österreich in diesem Referenzsystem und mit dieser Auflösung vorliegen.

Für das Gebiet in **Spanien** wurde die **UTM-Zone 30N (ED50)** gewählt, wiederum weil die Daten vom spanischen Windatlas so direktesten verwendet werden können.

Die SRTM-Daten wurden immer auf 250 m Maschenweite gebracht, damit die Höhendifferenzen Δh immer auf die gleiche Weise gebildet werden können.

Zusammenstellung der nötigen Daten

Für jede Durchführung der Regression werden folgende Daten verwendet, die jeweils im richtigen Arbeitsbereich in ArcGIS zur Verfügung stehen müssen:

- mittlere Windgeschwindigkeit (österreichischer bzw. spanischer Windatlas)
- mittlere Windgeschwindigkeit (COSMO-EU)
- mittlere Windgeschwindigkeit (ALADIN)
- Rauigkeitslänge (z_0)
- Δh_{41_161} , Δh_{5_41} , Δh_5
- Hangneigung (γ)
- Hangneigung über Radius 46 · 250 m gemittelt (γ_{46})

Die mittleren Windgeschwindigkeiten werden in 100 m über Grund angegeben. Sind die Werte in dieser Höhe nicht verfügbar, werden sie mit dem Raster-Rechner von ArcGIS Spatial Analyst nach folgendem Ausdruck berechnet:

```
Con("CLCRoughness" < 0.0001, "Eolico80", "Eolico80" *
  Ln(100.0 / "CLCRoughness") / Ln(80.0 / "CLCRoughness"))
```

Hier wurde der Layer „Eolico80“ auf 100 m über Grund interpoliert. Bei Rauigkeitslänge 0 wird davon ausgegangen, dass keine Abbremsung des Windes erfolgt und die Windgeschwindigkeit in beiden Höhen daher gleich ist. Je nach verwendeter Geodatenbank kann CLCRoughness auch z_0 heißen.

Die zusammengestellten Daten befinden sich in den ArcGIS-Datenbanken `Austria.gdb`, `Spain.gdb` bzw. `Germany.gdb`.

Export aus ArcGIS

Liegen alle Daten in der richtigen Projektion vor, werden sie in eine ArcGIS-Tabelle zusammengefügt: „Spatial Analyst Tools / Extraction / Sample“ („Input location raster“: Raster des österreichischen bzw. spanischen Windatlas; Resampling-Algorithmus: „NEAREST“ (kein Resampling nötig, da alle Daten im gleichen Raster vorliegen); Umgebungsvariable „Raster Analysis / Cell Size“: 250 m für Österreich bzw. 2500 m für Spanien (da die Daten des spanischen Windatlas ohnehin nicht im höherer horizontaler Auflösung vorliegen).

Die so erzeugte Tabelle kann in ArcGIS geöffnet werden und sollte in den Spalten die zusammengestellten Parameter enthalten. Die Zeilen sind die einzelnen Rasterpunkte.

Zum Export werden in der Tabellenansicht die Spalte „OBJECTID“, „x“ und „y“ ausgeblendet und die Tabelle dann über die Funktion „Export..“ als `Austria.dbf` bzw. `Eolico.dbf` exportiert. ArcGIS kann theoretisch auch in eine CSV-Datei exportieren, die direkt in R eingelesen werden könnte. Da der Export aber immer die Fehlermeldung „An error occurred exporting the table.“ lieferte, musste in eine dBase (DBF)-Datei exportiert und dann in CSV konvertiert werden.

R: Import

Die Daten werden nun in R importiert. Mit dem beiliegenden PERL-Skript `Regression/convert-dbf.pl` kann eine DBF-Datei in eine CSV-Datei konvertiert werden. Dabei müssen der Pfad zur DBF-Datei (im Code:

`DBI:XBase:/hier/Verzeichnis/der/DBF-Datei`), der Name der Datei (im Code: `SELECT * FROM DBFDateinameOhneEndung`) und die Namen der Tabellenspalten (in der ersten print-Zeile im Code) angepasst werden. Dann kann die CSV-Datei mit folgendem Befehl erzeugt werden:

```
./convert-dbf.pl >Austria.csv
```

Nach dem Starten von R kann die CSV-Datei importiert werden:

```
# Daten aus CSV-Datei importieren. Argumente:
# file          Name der Datei, aus der importiert wird
# head=TRUE    Spaltennamen aus der ersten Zeile auslesen
# sep=","      Werte sind durch Komma getrennt
wind <- read.csv(file="Auwipot.csv", head=TRUE, sep=",")

# Spalten-Statistiken zur Kontrolle ausgeben
summary(wind)
```

Das Einlesen der Daten aus den CSV-Dateien und Vorbereiten für die weitere Verarbeitung durch R geschieht durch das beigelegte R-Skript `prepare.r`.

Die eigentliche Regressionsanalyse kann dann mit dem `fit`-Befehl des `lm`-Pakets durchgeführt werden.

Regression: Windatlas Österreich

5.1 Häufigkeitsverteilungen, Plausibilität

Mit dem Befehl `summary(windAuWiPot)` können Informationen über die Häufigkeitsverteilung aller vorhandenen Daten ausgegeben werden (Q1 bis Q3 sind die jeweiligen Quartile). Das Ergebnis ist in Tabelle 5.1 zu sehen.

Die Windgeschwindigkeiten sind bereits auf 100 m Höhe interpoliert. Es fällt auf, dass die Verteilung der AuWiPot-Windgeschwindigkeiten recht gut mit der COSMO-EU-Verteilung übereinstimmt, die ALADIN-Verteilung jedoch mehr als 1 m/s darunter liegt.

Die Werte für Δh sind im Bereich von hunderten Metern, d.h. es sind entsprechend kleine

Parameter	Minimum	1-Quartil	Median	Erwartung	3-Quartil	Maximum
$v_{\text{AuWiPot}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	2,20	3,45	4,68	4,59	5,66	9,99
$v_{\text{ALADIN}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	1,29	2,49	3,16	3,51	4,56	6,54
$v_{\text{COSMO}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	2,16	3,96	4,78	4,75	5,62	7,24
z_0 [m]	0,000	0,030	0,500	0,415	0,750	1,200
Δh_{41_161} [m]	-690,27	-76,10	-8,79	3,58	75,80	750,67
Δh_{5_41} [m]	-951,32	-73,58	-5,03	0,60	67,65	1027,51
Δh_5 [m]	-1257,56	-22,36	-0,60	1,19	21,16	464,44
γ [°]	0,00	2,55	8,62	11,55	18,96	64,87
c_{flat} [°]	0,00	1,62	8,01	8,89	16,39	19,85
VLS [h]	158	698	1078	1104	1499	2452
kW _{installiert} [kW]	0	0	0	1	0	79200

Tabelle 5.1: Häufigkeitsverteilungen der vorhandenen Daten (Österreich)

	v_{AuWiPot}	v_{ALADIN}	v_{COSMO}	z_0	Δh_{41_161}	Δh_{5_41}	Δh_5	γ	c_{flat}
v_{AuWiPot}	1	0.63	0.68	-0.2	0.39	0.35	0.2	-0.25	0.34
v_{ALADIN}		1	0.73	-0.06	0.05	0	0	-0.5	0.68
v_{COSMO}			1	-0.14	0.45	0.05	0.01	-0.1	0.2
z_0				1	-0.17	-0.19	-0.01	0.07	-0.02
Δh_{41_161}					1	0.23	0.02	0.22	-0.17
Δh_{5_41}						1	0.24	0.12	-0.02
Δh_5							1	0.08	-0.02
γ								1	-0.77
c_{flat}									1

Tabelle 5.2: Korrelationsmatrix (Österreich)

Regressionskoeffizienten zu erwarten (im 1/100- oder 1/1000-Bereich).

Insgesamt liegen alle Werte in einem plausiblen Bereich (Windgeschwindigkeiten einige m/s, z_0 zwischen 0 und 5, die Orografiedifferenzen im Bereich einiger hundert Meter, Hangneigungen zwischen 0 und 65 °).

5.2 Korrelationen

Der `cor(windAuwipot)`-Befehl liefert die in Tabelle 5.2 dargestellte Korrelationsmatrix.

Korrelation zwischen den Windmodellen untereinander

Zwischen den Windgeschwindigkeiten der Modelle AuWiPot, COSMO-EU und ALADIN sind starke Korrelationen gegeben, d.h. alle Modelle liefern strukturell ähnliche Ergebnisse, die sich nur in Details unterscheiden.

Korrelation zwischen den Windmodellen und den anderen abhängigen Variablen

Die mittleren Windgeschwindigkeiten aller Modelle korrelieren:

- + nicht oder positiv mit Orografiedifferenzen in allen Größenbereichen,
- + positiv mit flachem Gelände,
- negativ mit der Rauigkeitslänge und
- negativ mit der Hangneigung.

Diese Korrelationen entsprechen weitgehend den Erwartungen (siehe Seite 40).

Korrelationen zwischen den erklärenden Variablen

Zwischen den erklärenden Variablen selbst sind folgende Korrelationen erkennbar:

- Die Orografiedifferenzen in den verschiedenen Größenbereichen korrelieren untereinander, insbesondere mit dem jeweils nächstgrößeren/-kleineren Größenbereichen.
- Die Hangneigungs-Beträge korrelieren positiv mit den Orografiedifferenzen.
- Die Hangneigung korreliert naturgemäß sehr stark negativ mit c_{flat} .

Diese Korrelationen spiegeln die Nicht-Orthogonalität der Größen wider und müssen bei der Bewertung der Ergebnisse der Regression beachtet werden, da z.B. folgende Regressionsergebnisse mit großen Unterschieden in den Koeffizienten trotzdem sehr ähnliche Bedeutung haben können:

- betragsmäßig hoher Faktor bei γ , geringer Faktor bei c_{flat}
- betragsmäßig geringer Faktor bei γ , hoher Faktor bei c_{flat}
- betragsmäßig ähnliche Faktoren bei γ und c_{flat}

5.3 Regression mit ALADIN-Daten

Die Regressionsrechnung mit den ALADIN-Daten wird mit folgendem R-Modell durchgeführt:

```
lm(vAtlas ~ offset(1*Aladin + vAtlas_100km - vAladin_100km) + z0_ +
  dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_, data=windAuwipot)
```

Bezeichnungen mit einem Unterstrich am Ende weisen darauf hin, dass es sich um die symmetrisierten Variablen handelt (z.B. $z0_$ für z'_0).

Der `offset()`-Ausdruck wird im linearen Modell nicht skaliert. Das Wettermodell (v_{Aladin}) wird hier nicht skaliert, da auf die großräumige Richtigkeit des Wettermodells vertraut wird und lediglich lokale Korrekturen durchgeführt werden sollen.

Das Ergebnis ist Tabelle 5.3 zu entnehmen. Im oberen Teil befinden sich die Erwartungswerte der verwendeten Parameter (um diesen Wert wurden die symmetrisierten Parameter verschoben).

Den größten durch die lineare Regression erfassbaren Einfluss (erkennbar an den t-Werten) haben die Orografiedifferenzen. Dann folgt die Rauigkeitslänge, während der Einfluss von flachem Gelände und Hangneigung schon vernachlässigbar gering ist.

Aufgrund der hohen Anzahl von Datensätzen ist auch die Zahl der Gesamt-Freiheitsgrade sehr hoch und die Wahrscheinlichkeit für das Zutreffen der Nullhypothese sowohl für die einzelnen Parameter (t-Test) als auch für das Gesamtmodell (F-Test) quasi Null. Die Residuen sind zumindest insofern symmetrisch verteilt, als $Q1 = -Q3$ und $Q2 \approx 0$. Die Standardabweichung von $\sigma_\epsilon \approx 0,8$ m/s ist aber bei Windgeschwindigkeiten von einigen m/s immer noch relativ hoch, d.h. das Modell eignet sich nicht so sehr für die Prognose von Windgeschwindigkeiten an bestimmten Punkten (aber z.B. für die Bestimmung von aufsummierten Windpotentialen in bestimmten Gebieten).

Das übrig bleibende Offset von 0,02 m/s zeigt, dass die Bias-Korrektur eventuelle systematische Unterschiede zwischen dem österreichischem Windatlas und dem (fix skalierten) Wettermodell gut ausgleicht. Durch die Symmetrisierung der Regressionsparameter liefern diese keinen Beitrag zum Offset.

Das Ergebnis der Kontrolle ohne zusätzliche Regressionsterme befindet sich zum Vergleich in Tabelle 5.4.

Aufbau der Regressionstabellen

Die Tabellen mit den Regressionsergebnissen sind wie folgt aufgebaut:

1. **Erwartungswerte** der verwendeten Parameter, d.h. die Werte, um den die Parameter für die symmetrisierte Version verschoben wurden ($p' := p - E[p]$).

$E[\cdot]$	z_0	0,41533	Δh_{41_161}	3,5784		
	γ	11,554	Δh_{5_41}	0,59526		
	c_{flat}	8,8889	Δh_5	1,1932		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,020859			29	≈ 0
	z'_0	-0,16674		59134	-75	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0023194		247529	525	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0017669		176086	454	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0033359		42744	264	≈ 0
	γ'	-0,024552		34029	-218	≈ 0
	c'_{flat}	-0,015554		6683	-98	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,73	σ	0,83047		
	1-Quartil	-0,556				
	Median	-0,0072				
	3-Quartil	0,513				
	Maximum	5,39				
Signifikanz	$F_{6;1345692}$	426032	R^2_{adj}	66 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 5.3: Regression ALADIN / AuWiPot

$E[\cdot]$	z_0	0,41533	Δh_{41_161}	3,5784		
	γ	11,554	Δh_{5_41}	0,59526		
	c_{flat}	8,8889	Δh_5	1,1932		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	2,1319			779	≈ 0
	v_{ALADIN}	0,70091		1018052	952	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,37	σ	1,0594		
	1-Quartil	-0,76				
	Median	-0,0597				
	3-Quartil	0,582				
	Maximum	5,78				
Signifikanz	$F_{1;1345697}$	907107	R^2_{adj}	40 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 5.4: Kontroll-Regression ALADIN / AuWiPot

2. **Parameter:** die Regressionsparameter, dazu die errechneten Koeffizienten, das 95 %-Konfidenzintervall, die t-Werte und die daraus errechneten Wahrscheinlichkeiten der jeweiligen Nullhypothese.

Das **95 %-Konfidenzintervall** gibt den Wertebereich an, in dem sich der wahre Wert mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % befindet.

Die t-Werte geben das Verhältnis zwischen dem Koeffizienten und der Standardabweichung dieses Parameters im Modell (nicht in der Tabelle enthalten) an:

$$t_i = \frac{\beta_i}{\sigma_{\beta_i}}$$

Der Betrag des **t-Wert** eines Parameters gibt Auskunft über die **Signifikanz des jeweiligen Parameters**: die Wahrscheinlichkeit, dass ein betragsmäßig hoher t-Wert bei einem Regressionskoeffizienten von Null in der Gesamtgrundtheit auftritt, ist sehr unwahrscheinlich. Die Wahrscheinlichkeit für die Nullhypothese ist in der Tabelle angegeben. Zeilen mit einer Wahrscheinlichkeit von >5 % sind rot markiert.

3. **Residuen:** Hier wird die Verteilung der Residuen angegeben. σ ist die Standardabweichung der Residuen:

$$\sigma = \sqrt{E_i \left[(v_{\text{Atlas},i} - v_{\text{Regression},i})^2 \right]}$$

4. **Signifikanz:** Der **F-Test** prüft die Wahrscheinlichkeit der Hypothese, dass alle Koeffizienten in der Grundgesamtheit Null sind. Diese Wahrscheinlichkeit ist p-Wert angegeben.

Das korrigierte Bestimmtheitsmaß R_{adj} gibt an, wie gut das lineare Modell die Beobachtungen erklärt und berücksichtigt dabei die Anzahl der Modellparameter, damit verschiedene Regressionen mit verschiedener Parameteranzahl miteinander verglichen werden können:

$$R_{\text{adj}}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - p - 1}$$

(Definition von R^2 siehe Seite 11)

5.4 Regression mit COSMO-EU-Daten

Die Regressionsrechnung mit den COSMO-EU-Daten wird mit folgendem R-Modell durchgeführt:

```
lm(vAtlas ~ offset(1*Cosmo + vAtlas_100km - vCosmo_100km) + z0_ +  
dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_, data=windAuwipot)
```

Das Ergebnis ist Tabelle 5.5 zu entnehmen. Der korrigierende Einfluss von Hangneigung ist hier stärker als beim ALADIN-Modell, die Rauigkeitslänge z_0 geht schwächer ein.

Das Ergebnis der Kontrolle ohne zusätzliche Regressionsterme befindet sich in Tabelle 5.6.

$E[\cdot]$	z_0	0,41533	Δh_{41_161}	3,5784		
	γ	11,554	Δh_{5_41}	0,59526		
	c_{flat}	8,8889	Δh_5	1,1932		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,017562			24	≈ 0
	z'_0	-0,079878		20871	-36	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00015772		4888	35	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0019751		217551	504	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,003193		38414	251	≈ 0
	γ'	-0,023259		55829	-206	≈ 0
	c'_{flat}	-0,0048595		652	-31	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,41	σ	0,8357		
	1-Quartil	-0,534				
	Median	-0,0104				
	3-Quartil	0,502				
	Maximum	5,3				
Signifikanz	$F_{6;1345692}$	462297	R^2_{adj}	67 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 5.5: Regression COSMO-EU / AuWiPot

$E[\cdot]$	z_0	0,41533	Δh_{41_161}	3,5784		
	γ	11,554	Δh_{5_41}	0,59526		
	c_{flat}	8,8889	Δh_5	1,1932		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,26193			64	≈ 0
	v_{COSMO}	0,9105		1180393	1086	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,5	σ	1,0008		
	1-Quartil	-0,612				
	Median	0,0397				
	3-Quartil	0,663				
	Maximum	5,76				
Signifikanz	$F_{1;1345697}$	1178426	R^2_{adj}	47 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 5.6: Kontroll-Regression COSMO-EU / AuWiPot

Regression: Spanischer Windatlas

6.1 Häufigkeitsverteilungen, Plausibilität

Analog zum österreichischen Windatlas werden die Häufigkeitsverteilungen der vorhandenen Daten in Tabelle 6.1 dargestellt.

Die Windgeschwindigkeiten sind bereits auf 100 m Höhe interpoliert. Die Verteilung der Windgeschwindigkeiten des spanischen Windatlas ist ähnlich der COSMO-EU-Verteilung, während die ALADIN-Verteilung (wie bei Österreich) auch hier ca. 1 m/s darunter liegt. Man kann also davon ausgehen, dass die ALADIN-Windgeschwindigkeiten eher zu niedrig als zu hoch sind.

Parameter	Minimum	1-Quartil	Median	Erwartung	3-Quartil	Maximum
$v_{\text{Eolico}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	1,54	5,06	5,62	5,63	6,17	12,53
$v_{\text{ALADIN}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	1,68	3,68	4,24	4,24	4,79	7,62
$v_{\text{COSMO}} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right]$	2,64	4,58	5,10	5,12	5,62	8,23
z_0 [m]	0,000	0,050	0,100	0,314	0,600	1,200
Δh_{41_161} [m]	-484,19	-50,15	-9,64	-0,11	37,31	673,61
Δh_{5_41} [m]	-853,98	-31,88	-3,93	-0,08	23,88	708,22
Δh_5 [m]	-218,560	-7,560	-0,600	-0,024	6,120	218,040
γ [°]	0,00	1,21	2,78	4,89	6,46	53,81
c_{flat} [°]	0,0	13,5	16,2	15,1	18,0	19,9
VLS [h]	220	916	1207	1236	1498	3262
kW _{installiert} [kW]	0	0	0	256	0	274500

Tabelle 6.1: Häufigkeitsverteilungen der vorhandenen Daten (Spanien)

	v_{Eolico}	v_{ALADIN}	v_{COSMO}	z_0	Δh_{41_161}	Δh_{5_41}	Δh_5	γ	c_{flat}
v_{Eolico}	1	0.5	0.57	-0.02	0.41	0.33	0.04	-0.04	0.11
v_{ALADIN}		1	0.82	-0.04	0.1	0.01	0	-0.29	0.4
v_{COSMO}			1	-0.01	0.31	0.04	0	-0.03	0.06
z_0				1	0.05	-0.01	-0.02	0.18	-0.22
Δh_{41_161}					1	0.26	0.02	0.28	-0.27
Δh_{5_41}						1	0.3	0.16	-0.03
Δh_5							1	0.05	0
γ								1	-0.75
c_{flat}									1

Tabelle 6.2: Korrelationsmatrix (Spanien)

Die Werte für Δh sind im Bereich von hunderten Metern, d.h. die entsprechenden Regressionskoeffizienten werden relativ klein sein (im 1/100- oder 1/1000-Bereich).

Insgesamt liegen alle Werte in einem plausiblen Bereich (Windgeschwindigkeiten einige m/s, z_0 zwischen 0 und 5, die Orografiedifferenzen im Bereich einiger hundert Meter, Hangneigungen zwischen 0 und 50 °).

6.2 Korrelationen

Der `cor(windEolico)`-Befehl liefert die in Tabelle 6.2 dargestellte Korrelationsmatrix.

Korrelation zwischen den Windmodellen untereinander

Zwischen den Windgeschwindigkeiten der Modelle des Windatlas Spanien, COSMO-EU und ALADIN sind starke Korrelationen gegeben, d.h. alle Modelle liefern strukturell ähnliche Ergebnisse, die sich nur in Details unterscheiden. Die Korrelation zwischen dem spanischen Windatlas und den großräumigen Modellen ($\approx 50\%$) ist allerdings etwas schwächer als in den Daten für Österreich ($\approx 65\%$) ausgeprägt.

Die anderen Korrelationen ähneln den bereits weiter oben beim österreichischen Windatlas beschriebenen.

6.3 Regression mit ALADIN-Daten

Die Regression mit den ALADIN-Daten wird mit folgendem R-Modell durchgeführt:

```
lm(vAtlas ~ offset(1*Aladin + vAtlas_100km - Aladin_100km) + z0_ +
  dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_, data=windEolico)
```

$E[\cdot]$	z_0	0,31355	Δh_{41_161}	-0,10908		
	γ	4,89	Δh_{5_41}	-0,076204		
	c_{flat}	15,132	Δh_5	-0,0242		
	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,0032434			1	$\approx 0,3$
Parameter	z'_0	-0,081493		0	-7	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0024315		4213	64	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0032755		2386	72	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,001649		57	-11	≈ 0
	γ'	-0,0080006		42	-8	≈ 0
	c'_{flat}	-0,027413		193	-20	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,24	σ	0,68822		
	1-Quartil	-0,388				
	Median	-0,0351				
	3-Quartil	0,364				
	Maximum	5,66				
Signifikanz	$F_{6;41193}$	9470	R^2_{adj}	58 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 6.3: Regression ALADIN / Windatlas Spanien

$E[\cdot]$	z_0	0,31355	Δh_{41_161}	-0,10908		
	γ	4,89	Δh_{5_41}	-0,076204		
	c_{flat}	15,132	Δh_5	-0,0242		
	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
Parameter	Offset	3,1288			142	≈ 0
	v_{ALADIN}	0,59119		9412	116	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,65	σ	0,83547		
	1-Quartil	-0,51				
	Median	-0,0807				
	3-Quartil	0,414				
	Maximum	6,18				
Signifikanz	$F_{1;41198}$	13484	R^2_{adj}	25 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 6.4: Kontroll-Regression ALADIN / Windatlas Spanien

Das Ergebnis ist Tabelle 6.3 zu entnehmen. Die Parameter z'_0 , $\Delta h'_5$ und γ' haben sehr wenig Einfluss auf das Gesamtergebnis.

Das Ergebnis der Kontrolle ohne zusätzliche Regressionsterme befindet sich in Tabelle 6.4.

6.4 Regression mit COSMO-EU-Daten

Die Regression mit den COSMO-EU-Daten wird mit folgendem R-Modell durchgeführt:

```
lm(vAtlas ~ offset(1*Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ +  
dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_, data=windEolico)
```

Das Ergebnis ist Tabelle 6.5 zu entnehmen. Auch hier haben die Orografiedifferenzen insgesamt den größten korrigierenden Einfluss. Der Parameter für flaches Gelände sowie die Rauigkeitslänge spielen hingegen keine Rolle.

Das Ergebnis der Kontrolle ohne zusätzliche Regressionsterme befindet sich in Tabelle 6.6.

$E[\cdot]$	z_0	0,31355	Δh_{41_161}	-0,10908		
	γ	4,89	Δh_{5_41}	-0,076204		
	c_{flat}	15,132	Δh_5	-0,0242		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,014783			5	≈ 0
	z'_0	0,032542		0	3	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,001131		1088	31	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0034396		2770	79	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,0018571		75	-13	≈ 0
	γ'	-0,005624		146	-6	≈ 0
	c'_{flat}	0,011296		33	9	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,61	σ	0,65666		
	1-Quartil	-0,367				
	Median	-0,0259				
	3-Quartil	0,341				
	Maximum	5,54				
Signifikanz	$F_{6;41193}$	9752	R^2_{adj}	59 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 6.5: Regression COSMO-EU / Windatlas Spanien

$E[\cdot]$	z_0	0,31355	Δh_{41_161}	-0,10908		
	γ	4,89	Δh_{5_41}	-0,076204		
	c_{flat}	15,132	Δh_5	-0,0242		
Parameter	Variable	Faktor (β_i)		Part.SS	t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	1,8378			68	≈ 0
	v_{COSMO}	0,74203		12456	141	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,78	σ	0,79002		
	1-Quartil	-0,481				
	Median	-0,0325				
	3-Quartil	0,458				
	Maximum	5,52				
Signifikanz	$F_{1;41198}$	19957	R^2_{adj}	33 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 6.6: Kontroll-Regression COSMO-EU / Windatlas Spanien

Teil III

Ergebnisse

Verschiedene Korrekturmodelle

7.1 Gewichtung nach Modell

Für die Prognose der Windpotentiale in anderen Gebieten sind die Regressionskoeffizienten, die sowohl in Österreich als auch Spanien und Deutschland eine möglichst gute Verbesserung der Grundmodelle ALADIN/COSMO-EU ergeben, interessant.

Dazu wird die Regression mit den Daten für beide (Österreich und Spanien; Bezeichnung in den Tabellen: „AtEs“) bzw. alle drei (Österreich, Spanien und Deutschland; Bezeichnung in den Tabellen: „AtEsDe“) Gebiete auf einmal durchgeführt.

Die Datenpunkte werden dabei so gewichtet, dass jedes Land den gleich Einfluss hat. So wird – im Gegensatz zu einer Gewichtung nach Fläche, wie sie bei einheitlichen Daten logisch wäre – der Tatsache Rechnung getragen, dass die Berechnungsmethoden der drei hochauflösenden Windkarten unterschiedlich sind.

Die Datensätze werden also mit folgenden Gewichtungen versehen:

$$w_{At} = 1$$

$$w_{Es} = \frac{n_{At}}{n_{Es}}$$

$$w_{De} = \frac{n_{At}}{n_{De}}$$

n ist die Anzahl der vorhandenen Datensätze.

Als unabhängige Variable wird der jeweilige Windatlas verwendet, als erklärende Variablen steht die Schnittmenge der in allen Gebieten verfügbaren Parameter zur Verfügung.

Bei der gemeinsamen Regression wird Δh_5 im Deutschland-Gebiet auf Null gesetzt, da die hochauflösenden Winddaten dort keine punktuellen Daten, sondern aus der Umgebung gemittelt sind und der Einfluss kleinflächiger Höhendifferenzen bereits herausgemittelt ist. Auf die Gesamtregression hat das keinen Einfluss, da der Koeffizient β_{dh5} dann in Deutschland einfach keine Veränderung bewirkt.

Zur Durchführung wurden die Datensätze der beiden Gebiete in R zusammengeführt und die Regression für die Vereinigungsmenge durchgeführt. Die verwendeten R-Befehle sind der beigelegten Datei `regression.r` zu entnehmen.

Folgendes Grundmodell wurde verwendet:

```
lm(vAtlas ~
  offset(1*Cosmo) + # keine Skalierung
  offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + # Bias
  z0_ + # Rauigkeitslaenge
  dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + # Hoehendifferenzen
  SRTMSlope_ + flat_, # Hangneigung
  data=wind, # zusammengefuehrte Daten
  weights=w1_1)
```

Die Regression wurde zum Vergleich der verschiedenen Ergebnisse in mehreren Variationen durchgeführt:

- Bei Regressionen **ohne Bias** wurde der Bias-Offset-Term weggelassen.
- Bei Regressionen **mit COSMO-Skalierung** wurde die Skalierung von v_{COSMO} durch einen Regressionskoeffizienten erlaubt.

Es wurden außerdem Teilmengen der gesamten Datenmenge definiert:

- **GoodPoints** sind diejenigen Punkte, die auf der hochauflösenden Windkarte eine Windgeschwindigkeit von $> 5,7$ m/s und eine SRTM-Höhe von unter 1500 m aufweisen.
- **VLSPoints** sind diejenigen Punkte, die auf der COSMO-EU-Volllaststundenkarte mehr als 1300 Volllaststunden und eine SRTM-Höhe von unter 1500 m aufweisen.
- **kWPpoints** sind diejenigen Punkte, in denen bereits Windanlagen installiert sind (`kW_installed > 0`).

Damit können Punkte und Gebiete, die für die Windenergiegewinnung keine Rolle spielen, da sie entweder eine zu kleine mittlere Windgeschwindigkeit haben oder zu hoch für Windräder liegen, ausgeschlossen oder geringer gewichtet werden.

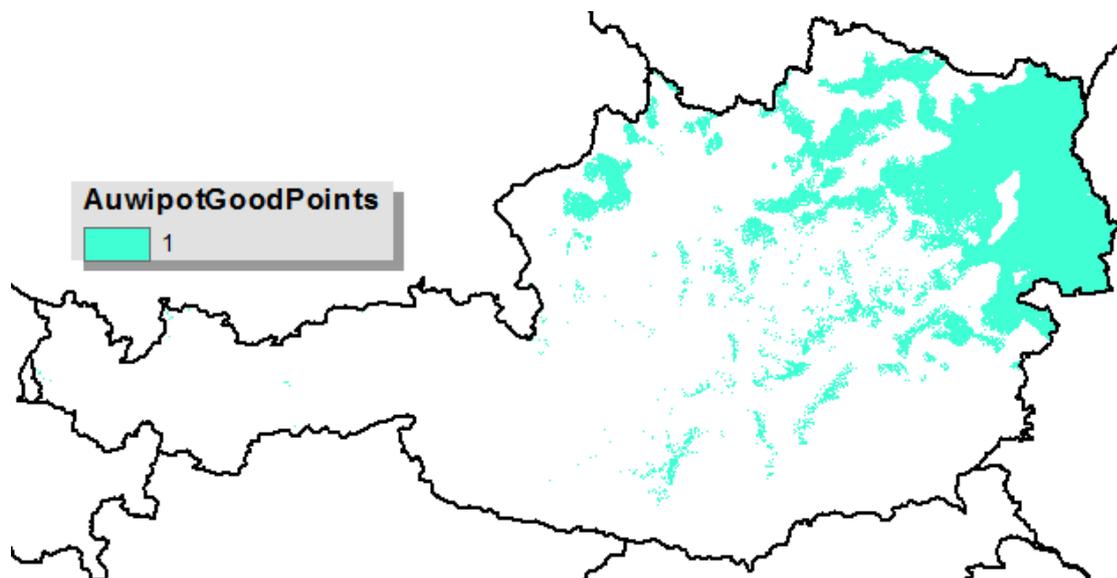


Abbildung 7.1: GoodPoints Österreich laut Windatlas Österreich

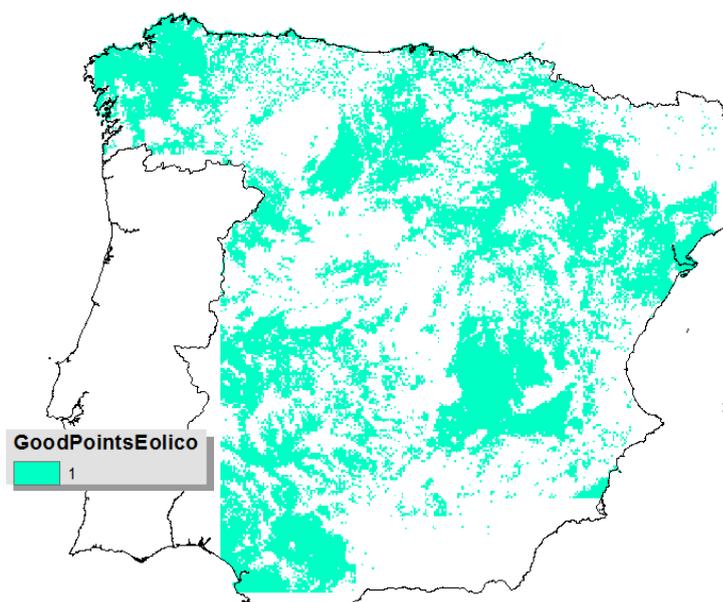


Abbildung 7.2: GoodPoints Spanien laut Windatlas Spanien

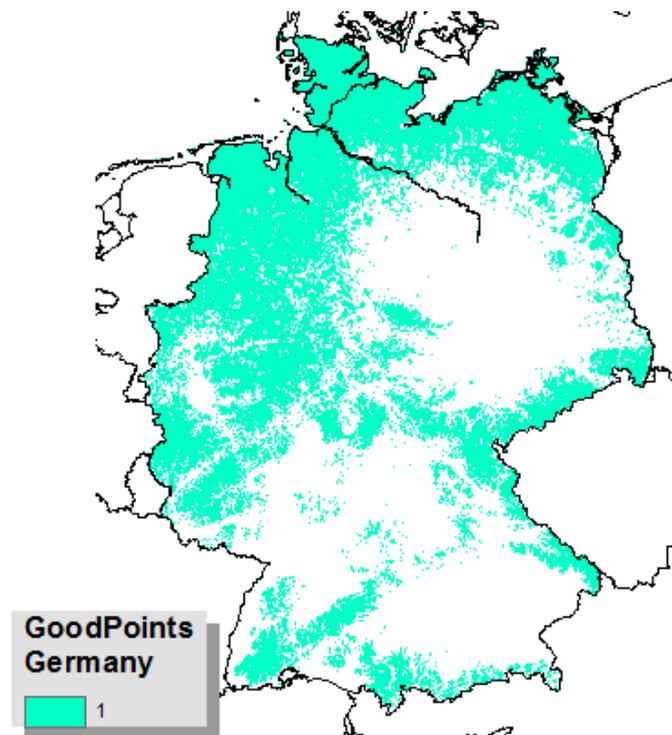


Abbildung 7.3: GoodPoints Deutschland laut DWD-Windatlas

Die „GoodPoints“ der untersuchten Gebiete sind in den Abbildungen 7.1 ff. zu sehen. Die gebirgigen Teile Österreichs und Spaniens sind hier ausgeschlossen. Deutschland ist großräumig flach und weist im Vergleich überall relativ hohe mittlere Windgeschwindigkeiten auf, sodass fast ganz Deutschland als GoodPoints definiert wurde.

Die genauere Bestimmung der GoodPoints und Änderung der festgelegten Grenzwindgeschwindigkeit könnte die Regressionsergebnisse noch verbessern und kann auf Basis der beigelegten R-Skripte durchgeführt werden.

Ist bei einer Regression kein Teilbereich angegeben, wurde sie für den gesamten Datenbereich durchgeführt.

Aufbau der Regressionstabellen

Die Tabellen mit den Regressionsergebnissen sind grundsätzlich wie in *Aufbau der Regressionstabellen* auf Seite 58 beschrieben aufgebaut, unterscheiden sich aber in folgenden Punkten:

- Die Mittelwerte im ersten Abschnitt sind gewichtete Mittelwerte mit den Gewichten w_i der jeweiligen Regression:

$$E_{\text{gew},i}[x] = \frac{\sum_i w_i x_i}{\sum_i w_i}$$

Alle Parameter werden um die gleichen Mittelwerte verschoben, d.h. die Symmetrisierung findet nicht landerweise statt.

- σ_{At} , σ_{Es} und σ_{De} sind die Standardabweichung der Residuen, wenn das Regressionsmodell auf die jeweiligen Lander angewendet wird:

$$\sigma_{\text{Land}} = \sqrt{E_{i \in \text{Land}} [(v_{\text{Regression},i} - v_{\text{Atlas},i})^2]}$$

σ_{AtEs} und σ_{AtEsDe} sind die Standardabweichungen der Residuen, wenn das Regressionsmodell auf die ungewichteten Gesamtbereiche angewendet wird.

σ_{AtEsGood} und $\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$ sind die Standardabweichungen der Residuen bei Anwendung des Modells auf die ungewichteten GoodPoints, analog dazu bei den VLS- und kW-Werten.

- Alle Standardabweichungen gibt es in einer NoBias-Variante. Zur Berechnung dieser Werte werden die fur die Bias-Berechnung notigen Variablen $v_{\text{Cosmo},100_{\text{km}}}$ und $v_{\text{Atlas},100_{\text{km}}}$ auf Null gesetzt. Die NoBias-Standardabweichungen sind fur den Fall, dass eine Bias-Korrektur nicht vorhanden ist (zB fur Gebiete, in denen der Bias aufgrund eines mangelnden Windatlas nicht bekannt ist), mageblich.

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,36444	Δh_{41_161}	1,7347		
	γ	8,222	Δh_{5_41}	0,25953		
	c_{flat}	12,011	Δh_5	0,58448		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,17735	0,17596	0,17873	251	≈ 0
	z'_0	-0,059433	-0,06386	-0,055006	-26	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00062236	0,00061188	0,00063284	116	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0021364	0,0021266	0,0021462	427	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0025259	0,0024937	0,002558	154	≈ 0
	γ'	-0,018761	-0,019029	-0,018493	-137	≈ 0
	c'_{flat}	0,031789	0,031431	0,032146	174	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,72	σ_{At}	0,9174	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,9174
	1-Quartil	-0,698	σ_{Es}	0,84473	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,84473
	Median	-0,198	σ_{De}	0,85338	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,85338
	3-Quartil	0,316	σ_{AtEs}	0,86823	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,86823
	Maximum	6,18	σ_{AtEsGood}	0,73782	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,73782
	$\sigma_{\text{gew.}}$	1,1602	σ_{AtEsVLS}	0,86823	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,80215
			σ_{AtEskW}	0,77914	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,77914
			σ_{AtEsDe}	0,87941	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,87941
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,79836	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,79836
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,85144	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,85144
		σ_{AtEsDekW}	0,91069	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,91069	
Signifikanz	$F_{6;1386892}$	441403	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	66 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.1: AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,35252	Δh_{41_161}	1,0008		
	γ	6,2885	Δh_{5_41}	0,15412		
	c_{flat}	13,867	Δh_5	0,38965		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,025044	0,023795	0,026292	39	≈ 0
	z'_0	0,01322	0,0092414	0,017199	7	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00043965	0,00042842	0,00045088	77	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0022822	0,0022717	0,0022928	423	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0023775	0,002342	0,0024129	132	≈ 0
	γ'	-0,020849	-0,021133	-0,020565	-144	≈ 0
	c'_{flat}	-0,0061173	-0,0064822	-0,0057524	-33	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,82	σ_{At}	0,88163	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,88163
	1-Quartil	-0,672	σ_{Es}	0,90914	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,90914
	Median	-0,164	σ_{De}	0,72556	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,72556
	3-Quartil	0,367	σ_{AtEs}	0,87319	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,87319
	Maximum	6,52	σ_{AtEsGood}	0,79236	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,79236
	$\sigma_{\text{gew.}}$	1,28	σ_{AtEsVLS}	0,87319	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,85107
			σ_{AtEsKw}	0,83132	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,83132
			σ_{AtEsDe}	0,84651	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,84651
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,77294	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,77294
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,80225	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,80225
			σ_{AtEsDeKw}	0,75005	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,75005
Signifikanz	$F_{6;1746548}$	504781	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	63 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.2: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell

$E_{\text{gew.}} [\cdot]$	z_0	0,36444	Δh_{41_161}	1,7347		
	γ	8,222	Δh_{5_41}	0,25953		
	c_{flat}	12,011	Δh_5	0,58448		
Modell	vAtlas ~ offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,70054	0,69255	0,70853	172	≈ 0
	v_{COSMO}	0,86131	0,85971	0,86291	1056	≈ 0
	z'_0	0,001702	-0,0023249	0,0057289	1	$\approx 0,4$
Parameter	$\Delta h'_{41_161}$	0,00082795	0,00081726	0,00083865	152	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0021312	0,0021223	0,0021402	467	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0025686	0,0025394	0,0025978	172	≈ 0
	γ'	-0,019191	-0,019435	-0,018948	-154	≈ 0
	c'_{flat}	0,00021967	-0,00011249	0,00055183	1	$\approx 0,2$
Residuen	Minimum	-4,34	σ_{At}	0,83195	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,86451
	1-Quartil	-0,515	σ_{Es}	0,67227	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,90592
	Median	0,0365	σ_{De}	0,39922	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,62914
	3-Quartil	0,572	σ_{AtEs}	0,82815	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,85277
	Maximum	5,63	σ_{AtEsGood}	0,91439	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,85558
	$\sigma_{\text{gew.}}$	1,0544	σ_{AtEsVLS}	0,82815	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,81314
			σ_{AtEskW}	0,75939	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,90261
			σ_{AtEsDe}	0,76057	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,81148
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,78693	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,79032
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,61201	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,72996
			σ_{AtEsDekW}	0,41788	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,63323
Signifikanz	$F_{7;1386891}$	405545				
	p-Wert	≈ 0	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	67 %		

Tabelle 7.3: AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,35252	Δh_{41_161}	1,0008		
	γ	6,2885	Δh_{5_41}	0,15412		
	c_{flat}	13,867	Δh_5	0,38965		
Modell	vAtlas ~ offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,71931	0,71302	0,72559	224	≈ 0
	v_{COSMO}	0,86427	0,86309	0,86545	1438	≈ 0
	z'_0	-0,028828	-0,03194	-0,025717	-18	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00086283	0,00085322	0,00087243	176	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0022018	0,0021935	0,0022101	521	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0024887	0,0024611	0,0025164	177	≈ 0
	γ'	-0,018768	-0,018989	-0,018546	-166	≈ 0
c'_{flat}	-0,0021265	-0,0024252	-0,0018277	-14	≈ 0	
Residuen	Minimum	-4,44	σ_{At}	0,83623	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,87843
	1-Quartil	-0,428	σ_{Es}	0,67017	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,88601
	Median	0,0201	σ_{De}	0,38794	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,63617
	3-Quartil	0,464	σ_{AtEs}	0,82999	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,86525
	Maximum	5,59	σ_{AtEsGood}	0,88495	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,82781
	$\sigma_{\text{gew.}}$	0,99814	σ_{AtEsVLS}	0,82999	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,81979
			σ_{AtEskW}	0,74744	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,88135
			σ_{AtEsDe}	0,76003	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,82228
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,75935	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,76911
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,60682	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,73964
		σ_{AtEsDekW}	0,41038	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,64467	
Signifikanz	$F_{7;1746547}$	556841	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	69 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.4: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,36444	Δh_{41_161}	1,7347		
	γ	8,222	Δh_{5_41}	0,25953		
	c_{flat}	12,011	Δh_5	0,58448		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	1,5448	1,5363	1,5533	357	≈ 0
	v_{COSMO}	0,72289	0,72119	0,72459	834	≈ 0
	z'_0	-0,090415	-0,094691	-0,086139	-41	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0014641	0,0014528	0,0014755	253	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0020222	0,0020127	0,0020317	417	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0026369	0,0026058	0,0026679	166	≈ 0
	γ'	-0,018467	-0,018726	-0,018208	-140	≈ 0
	c'_{flat}	0,0439	0,043547	0,044253	244	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,16	σ_{At}	0,91334	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,91334
	1-Quartil	-0,739	σ_{Es}	0,83011	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,83011
	Median	-0,202	σ_{De}	0,66066	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,66066
	3-Quartil	0,323	σ_{AtEs}	0,84511	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,84511
	Maximum	6,4	σ_{AtEsGood}	0,83694	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,83694
	$\sigma_{\text{gew.}}$	1,1196	σ_{AtEsVLS}	0,84511	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,70731
			σ_{AtEskW}	0,90058	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,90058
			σ_{AtEsDe}	0,81391	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,81391
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,79769	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,79769
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,68789	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,68789
			σ_{AtEsDekW}	0,66483	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,66483
Signifikanz	$F_{7;1386891}$	315408	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	61 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.5: AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,35252	Δh_{41_161}	1,0008		
	γ	6,2885	Δh_{5_41}	0,15412		
	c_{flat}	13,867	Δh_5	0,38965		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	2,2801	2,2728	2,2874	611	≈ 0
	v_{COSMO}	0,57218	0,57081	0,57355	818	≈ 0
	z'_0	-0,069895	-0,073516	-0,066275	-38	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0018753	0,0018642	0,0018865	329	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0020757	0,002066	0,0020853	422	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0025726	0,0025404	0,0026047	157	≈ 0
	γ'	-0,019512	-0,01977	-0,019254	-148	≈ 0
c'_{flat}	0,026914	0,026567	0,027262	152	≈ 0	
Residuen	Minimum	-4,14	σ_{At}	0,93261	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,93261
	1-Quartil	-0,673	σ_{Es}	0,83465	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,83465
	Median	-0,189	σ_{De}	0,57762	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,57762
	3-Quartil	0,329	σ_{AtEs}	0,87504	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,87504
	Maximum	6,36	σ_{AtEsGood}	0,90048	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,90048
	$\sigma_{\text{gew.}}$	1,1616	σ_{AtEsVLS}	0,87504	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,74029
			σ_{AtEsKW}	1,0004	$\sigma_{\text{AtEsKW}}^{\text{NoBias}}$	1,0004
			σ_{AtEsDe}	0,81003	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,81003
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,82817	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,82817
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,66377	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,66377
		σ_{AtEsDeKW}	0,5917	$\sigma_{\text{AtEsDeKW}}^{\text{NoBias}}$	0,5917	
Signifikanz	$F_{7;1746547}$	328913	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	57 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.6: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,34427	Δh_{41_161}	22,168		
	γ	4,3254	Δh_{5_41}	12,921		
	c_{flat}	15,701	Δh_5	1,4665		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,5223	0,52025	0,52435	499	≈ 0
	z'_0	0,10332	0,096178	0,11047	28	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	-0,00054906	-0,00057885	-0,00051927	-36	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0020851	0,0020542	0,002116	132	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,00030242	-0,00038854	-0,00021629	-7	≈ 0
	γ'	0,007915	0,0072617	0,0085683	24	≈ 0
	c'_{flat}	-0,044438	-0,045335	-0,04354	-97	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,12	σ_{At}	1,1394	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,2909
	1-Quartil	-0,207	σ_{Es}	0,88666	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,82
	Median	0,15	σ_{De}	0,66573	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,98515
	3-Quartil	0,419	σ_{AtEs}	1,2137	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3754
	Maximum	4,61	σ_{AtEsGood}	0,51482	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,56587
	$\sigma_{\text{gew.}}$	0,73988	σ_{AtEsVLS}	1,2137	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,3268
			σ_{AtEskW}	0,86101	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,78581
			σ_{AtEsDe}	1,1562	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,335
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,50622	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,67535
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,95653	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,2215
		σ_{AtEsDekW}	0,67717	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	1,0145	
Signifikanz	$F_{6;267706}$	47010	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	51 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.7: AtEs-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32629	Δh_{41_161}	19,238		
	γ	3,6808	Δh_{5_41}	10,908		
	c_{flat}	16,319	Δh_5	0,97767		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,3857	0,38416	0,38724	491	≈ 0
	z'_0	0,062206	0,056813	0,067599	23	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	-0,00059815	-0,00062333	-0,00057296	-47	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0023143	0,002288	0,0023405	173	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,00035471	-0,00043345	-0,00027596	-9	≈ 0
	γ'	0,0047767	0,0042306	0,0053229	17	≈ 0
	c'_{flat}	-0,061405	-0,062143	-0,060666	-163	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,18	σ_{At}	1,1298	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,2724
	1-Quartil	-0,251	σ_{Es}	0,82947	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,84565
	Median	0,0366	σ_{De}	0,55846	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,86701
	3-Quartil	0,406	σ_{AtEs}	1,2036	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3646
	Maximum	4,69	σ_{AtEsGood}	0,56653	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,61208
	$\sigma_{\text{gew.}}$	0,68046	σ_{AtEsVLS}	1,2036	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,3024
			σ_{AtEskW}	0,81523	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,78404
			σ_{AtEsDe}	1,1442	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,3165
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,50318	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,6468
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,91456	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1595
σ_{AtEsDekW}			0,5685	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,88492	
Signifikanz	$F_{6;420312}$	90053	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	56 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.8: AtEsDe-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell

$E_{\text{gew.}} [\cdot]$	z_0	0,34427	Δh_{41_161}	22,168		
	γ	4,3254	Δh_{5_41}	12,921		
	c_{flat}	15,701	Δh_5	1,4665		
Modell	$v_{\text{Atlas}} \sim \text{offset}(v_{\text{Atlas_100km}} - \text{Cosmo_100km}) + \text{Cosmo} + z_0 + dh_{41_161} + dh_{5_41} + dh_5 + \text{SRTMSlope} + \text{flat}$					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	2,1332	2,1154	2,151	235	≈ 0
	v_{COSMO}	0,71288	0,70974	0,71603	444	≈ 0
	z'_0	0,11066	0,10391	0,11741	32	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	-3,6051e-05	-6,4762e-05	-7,3406e-06	-2	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0017466	0,0017172	0,0017761	116	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,00011229	-0,00019372	-3,0861e-05	-3	≈ 0
	γ'	0,0072357	0,0066181	0,0078532	23	≈ 0
	c'_{flat}	-0,036649	-0,037501	-0,035797	-84	≈ 0
Residuen	Minimum	-2,74	σ_{At}	1,2811	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,4349
	1-Quartil	-0,158	σ_{Es}	0,98477	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,80101
	Median	0,17	σ_{De}	0,62174	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,86764
	3-Quartil	0,451	σ_{AtEs}	1,3591	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,5159
	Maximum	4,55	σ_{AtEsGood}	0,4814	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,50186
	$\sigma_{\text{gew.}}$	0,69931	σ_{AtEsVLS}	1,3591	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,2544
			σ_{AtEsKw}	0,87019	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,80136
			σ_{AtEsDe}	1,2822	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,4426
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,43503	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,53914
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,88102	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1172
		σ_{AtEsDeKw}	0,55627	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,84786	
Signifikanz	$F_{7;267705}$	29989	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	44 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.9: AtEs-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32629	Δh_{41_161}	19,238		
	γ	3,6808	Δh_{5_41}	10,908		
	c_{flat}	16,319	Δh_5	0,97767		
Modell	vAtlas ~ offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	2,1471	2,1354	2,1587	361	≈ 0
	v_{COSMO}	0,70037	0,69841	0,70234	698	≈ 0
	z'_0	0,033319	0,028416	0,038221	13	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00012967	0,0001063	0,00015304	11	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0019209	0,0018969	0,0019449	157	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-3,001e-05	-0,00010157	4,1554e-05	-1	$\approx 0,4$
	γ'	0,0050271	0,004531	0,0055233	20	≈ 0
	c'_{flat}	-0,03611	-0,036801	-0,035419	-102	≈ 0
Residuen	Minimum	-2,74	σ_{At}	1,2407	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,3909
	1-Quartil	-0,179	σ_{Es}	0,94575	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,7827
	Median	0,08	σ_{De}	0,57441	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,81678
	3-Quartil	0,359	σ_{AtEs}	1,309	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,4626
	Maximum	4,55	σ_{AtEsGood}	0,50314	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,5097
	$\sigma_{\text{gew.}}$	0,61812	σ_{AtEsVLS}	1,309	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1982
			σ_{AtEskW}	0,84188	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,79264
			σ_{AtEsDe}	1,231	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,3878
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,44242	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,52779
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,83381	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0619
			σ_{AtEsDekW}	0,51802	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,80136
Signifikanz	$F_{7;420311}$	58641	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	49 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.10: AtEsDe-Regression (nur GoodPoints), Gewichtung nach Modell, mit COSMO-Skalierung

Höhere Gewichtung von GoodPoints

Eine Reihe weiterer Regressionen wurde über das ganze Gebiet, aber mit Präferenz von GoodPoints (Definition siehe oben) durchgeführt. Damit wird einerseits sichergestellt, dass kein Gebiet ganz aus der Regression ausgeschlossen ist (d.h. die Regressionsergebnisse sind auf jeden Punkt anwendbar), andererseits werden Gebiete, die sich besonders für die Nutzung der Windenergie eignen (GoodPoints), stärker berücksichtigt.

$$w_{At} = w'_{At} = \begin{cases} 10 \cdot \frac{n_{At}}{n_{\text{GoodPoints},At}} & \text{wenn GoodPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$w_{Es} = w'_{Es} \cdot \frac{\sum w'_{At}}{\sum w'_{Es}}$$

alle Länder zählen gleich viel

$$w'_{Es} = \begin{cases} 10 \cdot \frac{n_{Es}}{n_{\text{GoodPoints},Es}} & \text{wenn GoodPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$w_{De} = w'_{De} \cdot \frac{\sum w'_{At}}{\sum w'_{De}}$$

$$w'_{De} = \begin{cases} 10 \cdot \frac{n_{De}}{n_{\text{GoodPoints},De}} & \text{wenn GoodPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Diese Gewichtung wird als „Gewichtung nach Modell|GoodPoints“ bezeichnet.

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,34614	Δh_{41_161}	20,255		
	γ	4,6864	Δh_{5_41}	11,736		
	c_{flat}	15,359	Δh_5	1,385		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,4751	0,4741	0,4761	928	≈ 0
	z'_0	0,15821	0,1548	0,16162	91	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00023433	0,00022161	0,00024706	36	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0023095	0,0022965	0,0023226	348	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,00061829	0,00058002	0,00065656	32	≈ 0
	γ'	-0,00070841	-0,0010048	-0,00041204	-5	≈ 0
	c'_{flat}	-0,020753	-0,021149	-0,020357	-103	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,47	σ_{At}	1,0217	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,1575
	1-Quartil	-1,1	σ_{Es}	0,82455	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,7782
	Median	-0,503	σ_{De}	0,6267	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,96769
	3-Quartil	0,0621	σ_{AtEs}	1,0489	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,1886
	Maximum	4,77	σ_{AtEsGood}	0,54088	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,56039
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,7632	σ_{AtEsVLS}	1,0489	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1771
			σ_{AtEsKW}	0,8016	$\sigma_{\text{AtEsKW}}^{\text{NoBias}}$	0,74383
			σ_{AtEsDe}	0,98686	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,1557
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,52346	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,68012
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,85215	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1224
σ_{AtEsDeKW}			0,66217	$\sigma_{\text{AtEsDeKW}}^{\text{NoBias}}$	1,0134	
Signifikanz	$F_{6;1386892}$	276610	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	54 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.11: AtEs-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,35003	0,3492	0,35085	831	≈ 0
	z'_0	0,10694	0,10412	0,10977	74	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0001333	0,00012131	0,0001453	22	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0024978	0,0024854	0,0025101	397	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0005261	0,00048774	0,00056445	27	≈ 0
	γ'	-0,0024166	-0,0026911	-0,0021422	-17	≈ 0
	c'_{flat}	-0,039489	-0,039851	-0,039127	-214	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,71	σ_{At}	1,0132	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,143
	1-Quartil	-0,969	σ_{Es}	0,77317	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,80842
	Median	-0,402	σ_{De}	0,52785	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,85846
	3-Quartil	0,0348	σ_{AtEs}	1,0512	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,1937
	Maximum	4,83	σ_{AtEsGood}	0,58525	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,60546
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,7818	σ_{AtEsVLS}	1,0512	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1662
			σ_{AtEsKw}	0,76613	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,75116
			σ_{AtEsDe}	0,98556	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,1501
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,51963	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,65325
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,8169	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0676
			σ_{AtEsDeKw}	0,55712	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,88933
Signifikanz	$F_{6;1746548}$	396893	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	58 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.12: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	1,8068	1,8005	1,813	567	≈ 0
	v_{COSMO}	0,74978	0,74871	0,75084	1380	≈ 0
	z'_0	0,076398	0,073729	0,079067	56	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00085286	0,00084113	0,00086459	142	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0022554	0,0022437	0,0022671	378	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,00078126	0,00074503	0,0008175	42	≈ 0
	γ'	-0,0022456	-0,0025048	-0,0019864	-17	≈ 0
	c'_{flat}	-0,017076	-0,017431	-0,016721	-94	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,22	σ_{At}	1,0949	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,2311
	1-Quartil	-1,12	σ_{Es}	0,85522	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,73694
	Median	-0,494	σ_{De}	0,51994	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,79851
	3-Quartil	-0,0195	σ_{AtEs}	1,1167	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,2526
	Maximum	4,71	σ_{AtEsGood}	0,54519	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,52856
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,6269	σ_{AtEsVLS}	1,1167	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0683
			σ_{AtEskW}	0,77967	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,75367
			σ_{AtEsDe}	1,034	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,184
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,47295	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,55486
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,74085	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,97422
			σ_{AtEsDekW}	0,49401	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,8034
Signifikanz	$F_{7;1746547}$	268949	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	52 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.13: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,40778	0,40664	0,40891	706	≈ 0
	z'_0	0,084651	0,080781	0,088522	43	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00022488	0,00020843	0,00024132	27	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0027035	0,0026866	0,0027205	313	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,00030808	-0,00036067	-0,00025549	-11	≈ 0
	γ'	-0,0010942	-0,0014706	-0,00071787	-6	≈ 0
	c'_{flat}	-0,046709	-0,047206	-0,046213	-184	≈ 0
Residuen	Minimum	-6,22	σ_{At}	1,2105	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,2105
	1-Quartil	-1,32	σ_{Es}	0,80513	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,80513
	Median	-0,688	σ_{De}	0,89443	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,89443
	3-Quartil	-0,124	σ_{AtEs}	1,2757	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,2757
	Maximum	5,09	σ_{AtEsGood}	0,59713	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,59713
	$\sigma_{\text{gew.}}$	3,814	σ_{AtEsVLS}	1,2757	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,2267
			σ_{AtEsKW}	0,7522	$\sigma_{\text{AtEsKW}}^{\text{NoBias}}$	0,7522
			σ_{AtEsDe}	1,2307	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,2307
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,65594	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,65594
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	1,1211	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,1211
			σ_{AtEsDeKW}	0,92058	$\sigma_{\text{AtEsDeKW}}^{\text{NoBias}}$	0,92058
Signifikanz	$F_{6;1746548}$	305603	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	51 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.14: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints, ohne Bias

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	4,2514	4,2443	4,2584	1186	≈ 0
	v_{COSMO}	0,33979	0,33859	0,34099	556	≈ 0
	z'_0	0,0040596	0,0010599	0,0070593	3	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0021234	0,0021102	0,0021366	316	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,002064	0,0020508	0,0020771	308	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,00036518	0,00032446	0,0004059	18	≈ 0
	γ'	-0,00064283	-0,00093415	-0,00035152	-4	≈ 0
	c'_{flat}	0,012426	0,012027	0,012825	61	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,2	σ_{At}	1,6153	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,6153
	1-Quartil	-1,66	σ_{Es}	0,82514	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,82514
	Median	-0,91	σ_{De}	0,81551	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,81551
	3-Quartil	-0,334	σ_{AtEs}	1,57	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,57
	Maximum	5,2	σ_{AtEsGood}	0,44987	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,44987
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,9522	σ_{AtEsVLS}	1,57	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,9929
			σ_{AtEsKw}	0,84184	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,84184
			σ_{AtEsDe}	1,4363	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,4363
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,46342	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,46342
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,90583	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,90583
		σ_{AtEsDeKw}	0,77655	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,77655	
Signifikanz	$F_{7;1746547}$	98432	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	28 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.15: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints, ohne Bias, mit COSMO-Skalierung

7.2 Gewichtung nach Volllaststunden

Eine weitere Möglichkeit ist, die Punkte nach jährlichen Volllaststunden $VLS(\vec{x})$ zu gewichten. Auch damit werden Gebiete, die sich besonders für die Nutzung der Windenergie eignen, höher bewertet.

Die geschätzten Volllaststunden stammen aus den COSMO-EU-Daten und sind für die untersuchten Gebiete in den Abbildungen 7.4 ff. zu sehen. (Unterschiedliche Farbskalen!)

$$w_{At} = VLS_{At}$$

$$w_{Es} = VLS_{Es} \cdot \frac{\sum_{At} VLS}{\sum_{Es} VLS}$$

$$w_{De} = VLS_{De} \cdot \frac{\sum_{At} VLS}{\sum_{De} VLS}$$

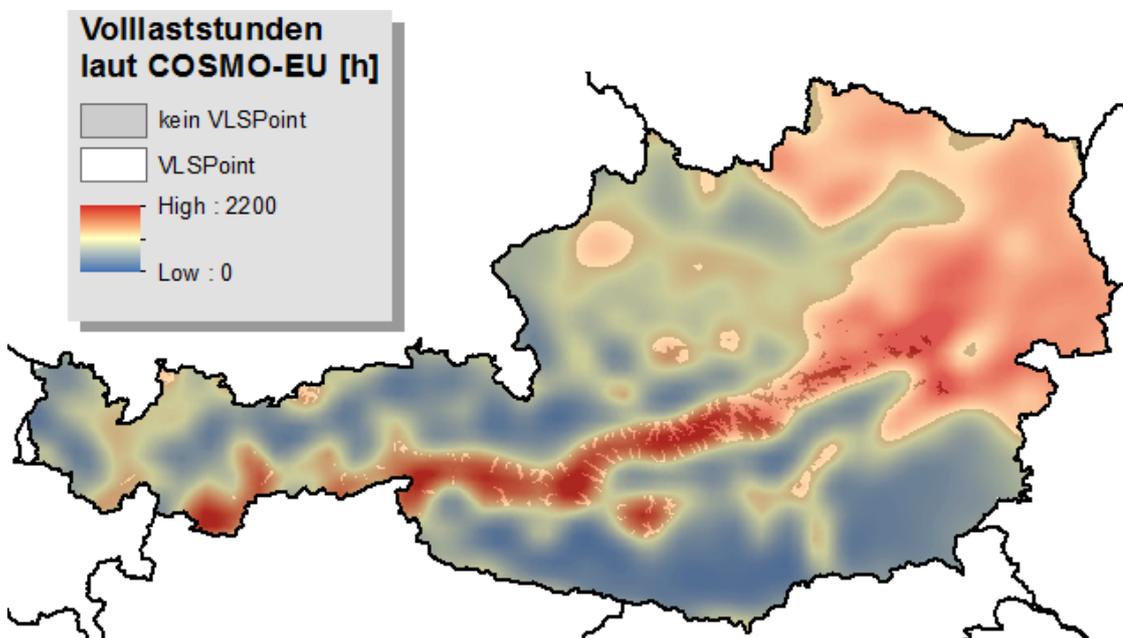


Abbildung 7.4: COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Österreich)

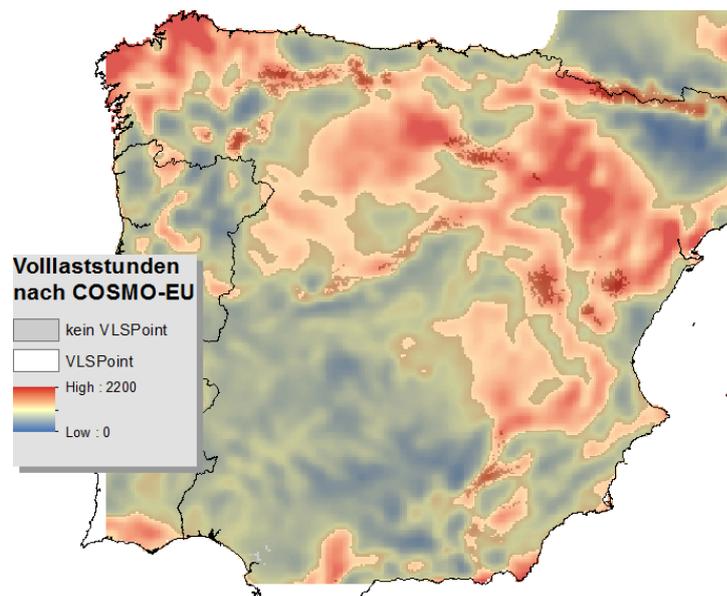


Abbildung 7.5: COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Spanien)

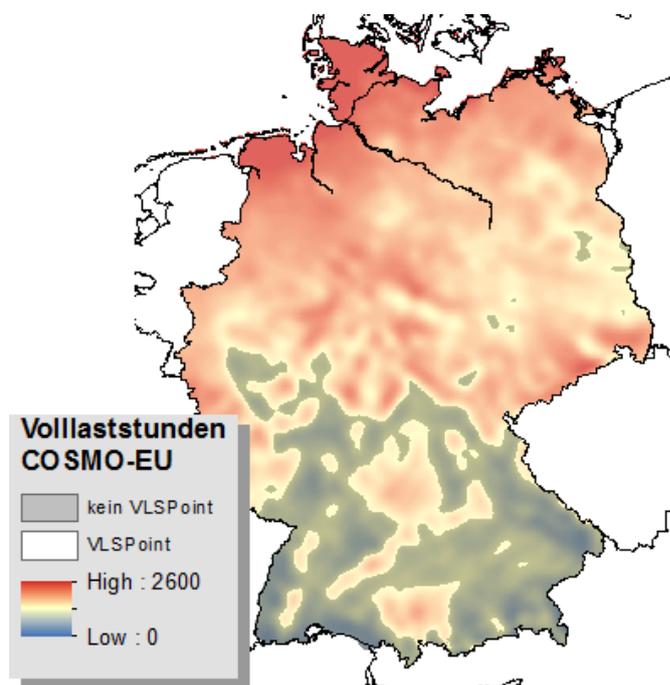


Abbildung 7.6: COSMO-EU-Volllaststunden und VLSPoints (Deutschland)

Höhere Gewichtung von Punkten mit vielen Volllaststunden

Hier gehen wieder alle Modelle gleich stark ein, gut geeignete Punkte (VLSPoints) werden aber stärker bewertet.

$$w_{At} = \begin{cases} 20 \cdot \frac{n_{At}}{n_{VLSPoints,At}} & \text{wenn VLSPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$w_{Es} = w'_{Es} \cdot \frac{\sum w'_{At}}{\sum w'_{Es}}$$

$$w'_{Es} = \begin{cases} 20 \cdot \frac{n_{Es}}{n_{VLSPoints,Es}} & \text{wenn VLSPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$w_{De} = w'_{De} \cdot \frac{\sum w'_{At}}{\sum w'_{De}}$$

$$w'_{De} = \begin{cases} 20 \cdot \frac{n_{De}}{n_{VLSPoints,De}} & \text{wenn VLSPoint} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Diese Gewichtung wird als „Gewichtung nach VLSPoints“ bezeichnet.

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,36884	Δh_{41_161}	22,807			
	γ	5,5575	Δh_{5_41}	-11,435			
	c_{flat}	14,47	Δh_5	-1,7616			
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_						
	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$	
	Offset	-0,027639	-0,029866	-0,025413	-24	≈ 0	
	z'_0	-0,0068343	-0,014441	0,00077265	-2	$\approx 0,1$	
Parameter	$\Delta h'_{41_161}$	0,0024676	0,0024381	0,0024972	164	≈ 0	
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0025997	0,0025737	0,0026257	196	≈ 0	
	$\Delta h'_5$	0,0019593	0,0018865	0,0020322	53	≈ 0	
	γ'	-0,01398	-0,014556	-0,013403	-48	≈ 0	
	c'_{flat}	0,042124	0,04131	0,042937	101	≈ 0	
Residuen	Minimum	-4,21	σ_{At}	0,96941	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,96168	
	1-Quartil	-0,382	σ_{Es}	0,68543	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,93873	
	Median	0,136	σ_{De}	0,42951	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,76078	
	3-Quartil	0,518	σ_{AtEs}	0,98486	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,94982	
	Maximum	4,79	σ_{AtEsGood}	0,93828	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,87327	
	$\sigma_{\text{gew.}}$		39,214	σ_{AtEsVLS}	0,98486	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,74341
				σ_{AtEsKw}	0,7219	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,85611
				σ_{AtEsDe}	0,92656	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,9389
				$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,81548	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,85334
				$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,59475	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,7517
σ_{AtEsDeKw}				0,45264	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,77563	
Signifikanz	$F_{6;376410}$	73989	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	54 %			
	p-Wert	≈ 0					

Tabelle 7.16: AtEs-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,34236	Δh_{41_161}	16,946		
	γ	4,3177	Δh_{5_41}	-7,4618		
	c_{flat}	15,701	Δh_5	-1,1744		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	-0,040493	-0,041994	-0,038991	-53	≈ 0
	z'_0	-0,054853	-0,05996	-0,049747	-21	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0022637	0,0022404	0,002287	190	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0027822	0,0027613	0,002803	261	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0020299	0,0019699	0,0020898	66	≈ 0
	γ'	-0,015405	-0,015862	-0,014948	-66	≈ 0
	c'_{flat}	0,025048	0,024427	0,025669	79	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,3	σ_{At}	0,94767	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,95129
	1-Quartil	-0,313	σ_{Es}	0,67658	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,9412
	Median	0,00347	σ_{De}	0,41131	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,73351
	3-Quartil	0,411	σ_{AtEs}	0,95637	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,94127
	Maximum	4,76	σ_{AtEsGood}	0,9271	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,86908
	$\sigma_{\text{gew.}}$	32,388	σ_{AtEsVLS}	0,95637	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,76954
			σ_{AtEskW}	0,72163	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,85879
			σ_{AtEsDe}	0,88873	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,91645
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,7997	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,83616
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,59411	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,75071
			σ_{AtEsDekW}	0,43724	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,74491
	Signifikanz	$F_{6;639985}$	149544	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	58 %	
p-Wert		≈ 0				

Tabelle 7.17: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,36884	Δh_{41_161}	22,807		
	γ	5,5575	Δh_{5_41}	-11,435		
	c_{flat}	14,47	Δh_5	-1,7616		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + offset (vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,95886	0,92739	0,99033	60	≈ 0
	v_{COSMO}	0,83302	0,82771	0,83834	307	≈ 0
	z'_0	0,0041121	-0,0034648	0,011689	1	$\approx 0,3$
Parameter	$\Delta h'_{41_161}$	0,0026102	0,0025805	0,0026399	172	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0026275	0,0026017	0,0026534	199	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0020066	0,0019341	0,0020791	54	≈ 0
	γ'	-0,013984	-0,014558	-0,01341	-48	≈ 0
	c'_{flat}	0,042184	0,041374	0,042994	102	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,05	σ_{At}	0,9425	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,96346
	1-Quartil	-0,389	σ_{Es}	0,67928	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,83631
	Median	0,128	σ_{De}	0,39909	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,69189
	3-Quartil	0,524	σ_{AtEs}	0,92567	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,9151
	Maximum	4,73	σ_{AtEsGood}	0,88849	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,81396
	$\sigma_{\text{gew.}}$	39,018	σ_{AtEsVLS}	0,92567	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,73225
			σ_{AtEskW}	0,72595	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,84636
			σ_{AtEsDe}	0,85539	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,88186
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,76837	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,78005
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,57924	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,71749
			σ_{AtEsDekW}	0,40896	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,70268
Signifikanz	$F_{7;376409}$	59036	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	52 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.18: AtEs-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,34236	Δh_{41_161}	16,946		
	γ	4,3177	Δh_{5_41}	-7,4618		
	c_{flat}	15,701	Δh_5	-1,1744		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	1,3516	1,3346	1,3685	157	≈ 0
	v_{COSMO}	0,77089	0,76812	0,77366	545	≈ 0
	z'_0	-0,067558	-0,072565	-0,062551	-26	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0025527	0,0025296	0,0025758	217	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,002753	0,0027325	0,0027734	264	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0020697	0,0020109	0,0021285	69	≈ 0
	γ'	-0,014764	-0,015212	-0,014316	-65	≈ 0
c'_{flat}	0,032405	0,03179	0,03302	103	≈ 0	
Residuen	Minimum	-4,04	σ_{At}	0,94764	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,99135
	1-Quartil	-0,308	σ_{Es}	0,69063	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,79155
	Median	0,0145	σ_{De}	0,38908	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,66921
	3-Quartil	0,378	σ_{AtEs}	0,91584	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,93242
	Maximum	4,7	σ_{AtEsGood}	0,84486	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,7698
	$\sigma_{\text{gew.}}$	31,744	σ_{AtEsVLS}	0,91584	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,74454
			σ_{AtEskW}	0,72818	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,83468
			σ_{AtEsDe}	0,83416	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,88177
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,72908	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,73421
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,57387	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,71612
			σ_{AtEsDekW}	0,40104	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,68279
Signifikanz	$F_{7;639984}$	113607	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	55 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.19: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Volllaststunden, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,36512	Δh_{41_161}	19,677		
	γ	5,561	Δh_{5_41}	-10,949		
	c_{flat}	14,459	Δh_5	-1,6437		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	-0,019249	-0,020408	-0,018091	-33	≈ 0
	z'_0	-0,018495	-0,022406	-0,014584	-9	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0020198	0,0020051	0,0020344	271	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0026116	0,0025986	0,0026246	394	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0019996	0,0019619	0,0020373	104	≈ 0
	γ'	-0,013955	-0,014253	-0,013657	-92	≈ 0
	c'_{flat}	0,031443	0,031031	0,031855	149	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,72	σ_{At}	0,92766	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,93054
	1-Quartil	-0,296	σ_{Es}	0,67516	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,92817
	Median	0,249	σ_{De}	0,41742	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,74783
	3-Quartil	0,783	σ_{AtEs}	0,9369	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,91744
	Maximum	5,8	σ_{AtEsGood}	0,91501	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,85421
	$\sigma_{\text{gew.}}$	4,4161	σ_{AtEsVLS}	0,9369	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,76276
			σ_{AtEskW}	0,71485	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,84674
			σ_{AtEsDe}	0,87553	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,90203
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,79252	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,83285
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,5927	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,75696
			σ_{AtEsDekW}	0,44538	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,76492
Signifikanz	$F_{6;1386892}$	293687	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	56 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.20: AtEs-Regression, Gewichtung nach VLSPoints

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,34476	Δh_{41_161}	14,7		
	γ	4,3678	Δh_{5_41}	-7,1576		
	c_{flat}	15,646	Δh_5	-1,0958		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	-0,028892	-0,029795	-0,02799	-63	≈ 0
	z'_0	-0,063974	-0,066998	-0,060949	-41	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0018776	0,0018643	0,0018909	276	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,002765	0,0027529	0,002777	450	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0020407	0,0020049	0,0020766	112	≈ 0
	γ'	-0,015181	-0,015453	-0,014909	-109	≈ 0
	c'_{flat}	0,017524	0,01716	0,017888	94	≈ 0
Residuen	Minimum	-4,89	σ_{At}	0,91753	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	0,93017
	1-Quartil	-0,286	σ_{Es}	0,67022	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,93144
	Median	0,128	σ_{De}	0,4034	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,72651
	3-Quartil	0,642	σ_{AtEs}	0,92185	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	0,91958
	Maximum	5,71	σ_{AtEsGood}	0,90711	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,85215
	$\sigma_{\text{gew.}}$	4,2123	σ_{AtEsVLS}	0,92185	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,78636
			σ_{AtEskW}	0,716	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,84987
			σ_{AtEsDe}	0,85301	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,89271
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,78072	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,81999
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,59513	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,75861
			σ_{AtEsDekW}	0,43388	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,74088
Signifikanz	$F_{6;1746548}$	412954	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	59 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.21: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach VLSPoints

7.3 Gewichtung nach installierter Windleistung

Bei diesen Regressionen wurden die Punkte nach der in dem entsprechenden Gebiet installierten Windleistung bewertet.

Befinden sich in einer Zelle keine Windkraftwerke, hat sie keinen Einfluss auf die Regression. Dadurch werden nur weniger als 400 Datensätze berücksichtigt.

$$w_{At} = kW_{\text{installiert},At}$$

$$w_{Es} = kW_{\text{installiert},Es} \cdot \frac{\sum_{At} kW_{\text{installiert}}}{\sum_{Es} kW_{\text{installiert}}}$$

$$w_{De} = kW_{\text{installiert},De} \cdot \frac{\sum_{At} kW_{\text{installiert}}}{\sum_{De} kW_{\text{installiert}}}$$

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,23276	Δh_{41_161}	17,747			
	γ	3,2316	Δh_{5_41}	3,6526			
	c_{flat}	16,522	Δh_5	1,11			
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_						
	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$	
	Offset	0,27887	0,21942	0,33832	9	≈ 0	
Parameter	z'_0	-0,024105	-0,24632	0,19811	0	$\approx 0,8$	
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00062655	-0,00032118	0,0015743	1	$\approx 0,2$	
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0061266	0,0051357	0,0071174	12	≈ 0	
	$\Delta h'_5$	-0,008717	-0,012475	-0,0049587	-5	≈ 0	
	γ'	-0,056097	-0,080412	-0,031781	-5	≈ 0	
	c'_{flat}	-0,021056	-0,046931	0,0048181	-2	$\approx 0,1$	
Residuen	Minimum	-2,65	σ_{At}	1,3102	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,3547	
	1-Quartil	-0,551	σ_{Es}	0,76406	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,83157	
	Median	-0,0758	σ_{De}	0,51518	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,89002	
	3-Quartil	0,34	σ_{AtEs}	1,2796	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3069	
	Maximum	2,46	σ_{AtEsGood}	0,82083	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,77312	
	$\sigma_{\text{gew.}}$	σ_{AtEsVLS}	43,184	σ_{AtEsVLS}	1,2796	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0121
		σ_{AtEsKW}		σ_{AtEsKW}	0,68952	$\sigma_{\text{AtEsKW}}^{\text{NoBias}}$	0,7328
		σ_{AtEsDe}		σ_{AtEsDe}	1,1679	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,2352
		$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$		$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,72525	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,81031
		$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$		$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,78395	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,9976
		σ_{AtEsDeKW}		σ_{AtEsDeKW}	0,56561	$\sigma_{\text{AtEsDeKW}}^{\text{NoBias}}$	0,94101
Signifikanz	$F_{6;387}$	99	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	60 %			
	p-Wert	$\approx 3,1348\text{e-}75$					

Tabelle 7.22: AtEs-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,22902	Δh_{41_161}	11,838		
	γ	2,569	Δh_{5_41}	1,0653		
	c_{flat}	17,247	Δh_5	0,73997		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	Pr(t) > 0
	Offset	0,14486	0,12593	0,16378	15	≈ 0
	z'_0	-0,14445	-0,21626	-0,072643	-4	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00078708	0,00043144	0,0011427	4	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0059803	0,0056082	0,0063524	32	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,0093188	-0,010777	-0,007861	-13	≈ 0
	γ'	-0,047366	-0,056087	-0,038645	-11	≈ 0
	c'_{flat}	-0,043792	-0,053206	-0,034379	-9	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,05	σ_{At}	1,294	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,3421
	1-Quartil	-0,418	σ_{Es}	0,71899	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,8758
	Median	-0,179	σ_{De}	0,41991	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,77234
	3-Quartil	0,0318	σ_{AtEs}	1,2782	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3238
	Maximum	2,46	σ_{AtEsGood}	0,85337	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,81672
	$\sigma_{\text{gew.}}$	16,883	σ_{AtEsVLS}	1,2782	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0229
			σ_{AtEskW}	0,68801	$\sigma_{\text{AtEskW}}^{\text{NoBias}}$	0,77389
			σ_{AtEsDe}	1,1548	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,2304
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,7253	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,78843
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,75013	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,94032
		σ_{AtEsDekW}	0,45927	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,80001	
Signifikanz	$F_{6;3377}$	1025	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	64 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.23: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung

$E_{\text{gew.}} [\cdot]$	z_0	0,23276	Δh_{41_161}	17,747		
	γ	3,2316	Δh_{5_41}	3,6526		
	c_{flat}	16,522	Δh_5	1,11		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + offset(vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	-0,08475	-0,76044	0,59094	0	$\approx 0,8$
	v_{COSMO}	1,061	0,94809	1,1739	18	≈ 0
	z'_0	-0,025277	-0,24747	0,19692	0	$\approx 0,8$
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00052472	-0,00044143	0,0014909	1	$\approx 0,3$
	$\Delta h'_{5_41}$	0,006179	0,0051835	0,0071744	12	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,008629	-0,01239	-0,0048678	-5	≈ 0
	γ'	-0,057345	-0,081766	-0,032924	-5	≈ 0
	c'_{flat}	-0,026224	-0,053806	0,0013581	-2	$\approx 0,1$
Residuen	Minimum	-2,59	σ_{At}	1,3063	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,3454
	1-Quartil	-0,54	σ_{Es}	0,75347	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,86202
	Median	-0,0699	σ_{De}	0,52581	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,90743
	3-Quartil	0,345	σ_{AtEs}	1,2828	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3071
	Maximum	2,47	σ_{AtEsGood}	0,83331	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,79121
	$\sigma_{\text{gew.}}$	43,177	σ_{AtEsVLS}	1,2828	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0211
			σ_{AtEsKw}	0,68952	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,73918
			σ_{AtEsDe}	1,1736	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,2399
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,7416	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,8344
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,79286	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0105
			σ_{AtEsDeKw}	0,58928	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,96391
Signifikanz	$F_{7;386}$	90	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	61 %		
	p-Wert	$\approx 3,3826e-77$				

Tabelle 7.24: AtEs-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung, mit COSMO-Skalierung

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,22902	Δh_{41_161}	11,838		
	γ	2,569	Δh_{5_41}	1,0653		
	c_{flat}	17,247	Δh_5	0,73997		
Modell	vAtlas ~ Cosmo + offset (vAtlas_100km - Cosmo_100km) + z0_ + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + SRTMSlope_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	1,0456	0,85178	1,2395	11	≈ 0
	v_{COSMO}	0,85317	0,82172	0,88462	53	≈ 0
	z'_0	-0,1436	-0,21454	-0,072661	-4	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,0010687	0,00071215	0,0014251	6	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,005862	0,0054936	0,0062305	31	≈ 0
	$\Delta h'_5$	-0,0094917	-0,010932	-0,008051	-13	≈ 0
	γ'	-0,045221	-0,05385	-0,036593	-10	≈ 0
	c'_{flat}	-0,02718	-0,037137	-0,017222	-5	≈ 0
Residuen	Minimum	-3,15	σ_{At}	1,3136	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,374
	1-Quartil	-0,39	σ_{Es}	0,7547	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,79367
	Median	-0,171	σ_{De}	0,42359	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,75567
	3-Quartil	0,0307	σ_{AtEs}	1,2845	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,3345
	Maximum	2,46	σ_{AtEsGood}	0,81437	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,76208
	$\sigma_{\text{gew.}}$	16,68	σ_{AtEsVLS}	1,2845	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,99363
			σ_{AtEsKw}	0,69528	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,75755
			σ_{AtEsDe}	1,1575	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,234
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,69135	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,73644
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,73407	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,91819
		σ_{AtEsDeKw}	0,43655	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,77828	
Signifikanz	$F_{7;3376}$	775	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	62 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 7.25: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach installierter Windleistung, mit COSMO-Skalierung

Schlussfolgerungen

8.1 Ausgewähltes Regressionsmodell

Vergleich der Koeffizienten

Vergleicht man die Koeffizienten artgleicher Regressionen (z.B. der Standardregression mit Bias und ohne COSMO-Skalierung) in den verschiedenen Definitionsbereichen und Gewichtungen, ergibt sich folgendes Bild:

1. Den größten Einfluss haben die Orografiedifferenzen: Δh_{5_41} ist in allen Regressionen eindeutig der bedeutendste Parameter, Δh_{41_161} und Δh_5 haben (in dieser Reihenfolge) ungefähr so viel Einfluss wie die anderen Parameter.
2. Den geringsten Einfluss hat in den meisten Regressionen die Rauigkeitslänge z_0 .
3. Bezüglich der Hangneigung γ und c_{flat} ist zu beachten, dass diese beiden Parameter eine starke Korrelation aufweisen (ca. 0,75). Die Werte dieser Parameter in den verschiedenen Regressionen können also nicht ohne Weiteres verglichen werden.
4. Die Offsets β_0 sind bei den Regressionen mit Bias und ohne COSMO-Skalierung relativ klein, d.h. die Bias-Korrektur gleich großräumige systematische Unterschiede zwischen den Windkarten gut aus. Wird v_{COSMO} skaliert, liefert dies automatisch einen Beitrag zum Offset.
5. Die nach installierter Windleistung gewichteten Regressionen haben vergleichsmäßig wenige Datenpunkte, die sehr stark unterschiedlich gewichtet sind ($\text{kW}_{\text{installiert}}$) hat einen Wertebereich bis ca. 75.000). Es verwundert daher kaum, dass sich die Koeffizienten bei diesen Regressionen stark von den anderen unterscheiden.

- Die Werte der Koeffizienten unterscheiden sich bei den verschiedenen Regressionen deutlich. Der Koeffizient für den wichtigsten Parameter liegt aber immer im Bereich $\beta_{dh4_51} \approx 0,002$.

Die Regression über das gesamte Gebiet mit Gewichtung nach Modell mit Präferenz von GoodPoints (Tabelle 7.12) wird mit folgenden Argumenten als wichtigste Regression ausgesucht:

- Alle drei Gebiete (Österreich, Deutschland, Spanien-Ausschnitt) gehen in die Regression ein.
- Alle drei Gebiete mit ihren unterschiedlichen zugrundeliegenden Windmodellen werden gleich stark gewichtet, sodass die Fläche der Gebiete den Einfluss der unterschiedlichen Modellierungen nicht untergehen lässt. Die Regression ist somit für alle drei Windmodelle gleich gut geeignet.
- Punkte, die sich für Windanlagen eignen, werden zehn Mal so stark gewichtet wie andere. Das heißt, dass die durch das Regressionsmodell gegebene Korrektur besonders gut in diesen Gebieten funktioniert.

Reduzierung der Parameterzahl

Da z_0 und γ in der ausgewählten Regression kaum Einfluss haben und γ ohnehin stark durch c_{flat} angenähert wird, wurden diese zwei Parameter weggelassen. Das Ergebnis ist in Tabelle 8.1 zu sehen. Dieses Modell wird als „ausgewähltes Regressionsmodell“ bezeichnet.

Zum Vergleich ist in Tabelle 8.2 das Ergebnis für die sonst gleiche Regression ohne Berücksichtigung von c_{flat} zu sehen.

Die Ergebnisse des ausgewählten Regressionsmodells, angewandt auf die untersuchten Gebiete, sind in den Abbildungen 8.1 ff. zu sehen. Für jedes Gebiet gibt es folgende, zur besseren Vergleichbarkeit mit der gleichen Farbskala versehene Karten:

- das Ergebnis der ausgewählten Regression (mit Bias-Korrektur) $v_{\text{Regression}}$
- den jeweiligen Referenz-Windatlas v_{Atlas}
- das COSMO-EU-Modell mit Bias-Korrektur $v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$
- die Differenzen zwischen Windatlas und Regressionsergebnis (mit Bias-Korrektur) $v_{\text{Atlas}} - v_{\text{Regression}}$
- die Fehlerquadrate $(v_{\text{Atlas}} - v_{\text{Regression}})^2$
- Vergleich zwischen den GoodPoints laut Regression und den GoodPoints laut COSMO-EU, jeweils mit Bias-Korrektur

$E_{\text{gew.}} [\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_ + flat_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,35003	0,3492	0,35086	830	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00015925	0,00014729	0,00017121	26	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0025089	0,0024967	0,0025211	403	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,00054931	0,00051093	0,0005877	28	≈ 0
	c'_{flat}	-0,039559	-0,039783	-0,039335	-347	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,79	σ_{At}	1,0224	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,1531
	1-Quartil	-0,973	σ_{Es}	0,77334	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,80863
	Median	-0,401	σ_{De}	0,52385	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,8572
	3-Quartil	0,0318	σ_{AtEs}	1,061	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,2046
	Maximum	4,77	σ_{AtEsGood}	0,58708	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,60509
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,7863	σ_{AtEsVLS}	1,061	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,163
			σ_{AtEsKw}	0,76642	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,75212
			σ_{AtEsDe}	0,99477	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,1601
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,52072	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,65399
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,81423	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0648
			σ_{AtEsDekW}	0,55536	$\sigma_{\text{AtEsDekW}}^{\text{NoBias}}$	0,8894
Signifikanz	$F_{4;1746550}$	595759	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	58 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 8.1: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints, reduzierte Parameterzahl

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo + vAtlas_100km - Cosmo_100km) + dh41_161_ + dh5_41_ + dh5_					
Parameter	Variable	Faktor (β_i)	Konfidenzintervall 95%		t-Wert	$\Pr(t) > 0$
	Offset	0,35003	0,34917	0,35088	803	≈ 0
	$\Delta h'_{41_161}$	0,00090944	0,00089788	0,000921	154	≈ 0
	$\Delta h'_{5_41}$	0,0026185	0,0026059	0,0026311	407	≈ 0
	$\Delta h'_5$	0,0009564	0,00091679	0,00099602	47	≈ 0
Residuen	Minimum	-5,4	σ_{At}	0,95783	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,0653
	1-Quartil	-0,729	σ_{Es}	0,74445	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,77449
	Median	-0,285	σ_{De}	0,53088	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,89201
	3-Quartil	0,173	σ_{AtEs}	0,95321	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,0593
	Maximum	4,88	σ_{AtEsGood}	0,61849	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,60263
	$\sigma_{\text{gew.}}$	2,8805	σ_{AtEsVLS}	0,95321	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	1,0201
			σ_{AtEsKw}	0,73323	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,72541
			σ_{AtEsDe}	0,88307	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	1,0272
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,56323	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,68853
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,73387	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,99362
			σ_{AtEsDeKw}	0,58651	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,94522
Signifikanz	$F_{3;1746551}$	864371	$R^2_{\text{gew.,adj}}$	60 %		
	p-Wert	≈ 0				

Tabelle 8.2: AtEsDe-Regression, Gewichtung nach Modell|GoodPoints, reduzierte Parameterzahl/kein β_{flat}

$E_{\text{gew.}}[\cdot]$	z_0	0,32874	Δh_{41_161}	17,526		
	γ	3,9224	Δh_{5_41}	9,8992		
	c_{flat}	16,092	Δh_5	0,92331		
Modell	vAtlas ~ offset(1 * Cosmo) + 0					
Residuen	Minimum	-4,87	σ_{At}	1,0183	$\sigma_{\text{At}}^{\text{NoBias}}$	1,0183
	1-Quartil	-0,719	σ_{Es}	0,96398	$\sigma_{\text{Es}}^{\text{NoBias}}$	0,96398
	Median	-0,178	σ_{De}	0,71526	$\sigma_{\text{De}}^{\text{NoBias}}$	0,71526
	3-Quartil	0,409	σ_{AtEs}	1,0167	$\sigma_{\text{AtEs}}^{\text{NoBias}}$	1,0167
	Maximum	6,95	σ_{AtEsGood}	0,81039	$\sigma_{\text{AtEsGood}}^{\text{NoBias}}$	0,81039
	$\sigma_{\text{gew.}}$	4,5686	σ_{AtEsVLS}	1,0167	$\sigma_{\text{AtEsVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,98276
			σ_{AtEsKw}	0,89128	$\sigma_{\text{AtEsKw}}^{\text{NoBias}}$	0,89128
			σ_{AtEsDe}	0,96239	$\sigma_{\text{AtEsDe}}^{\text{NoBias}}$	0,96239
			$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}$	0,78308	$\sigma_{\text{AtEsDeGood}}^{\text{NoBias}}$	0,78308
			$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}$	0,87197	$\sigma_{\text{AtEsDeVLS}}^{\text{NoBias}}$	0,87197
			σ_{AtEsDeKw}	0,7397	$\sigma_{\text{AtEsDeKw}}^{\text{NoBias}}$	0,7397

Tabelle 8.3: Residuen bei Erklärung nur durch das COSMO-Modell

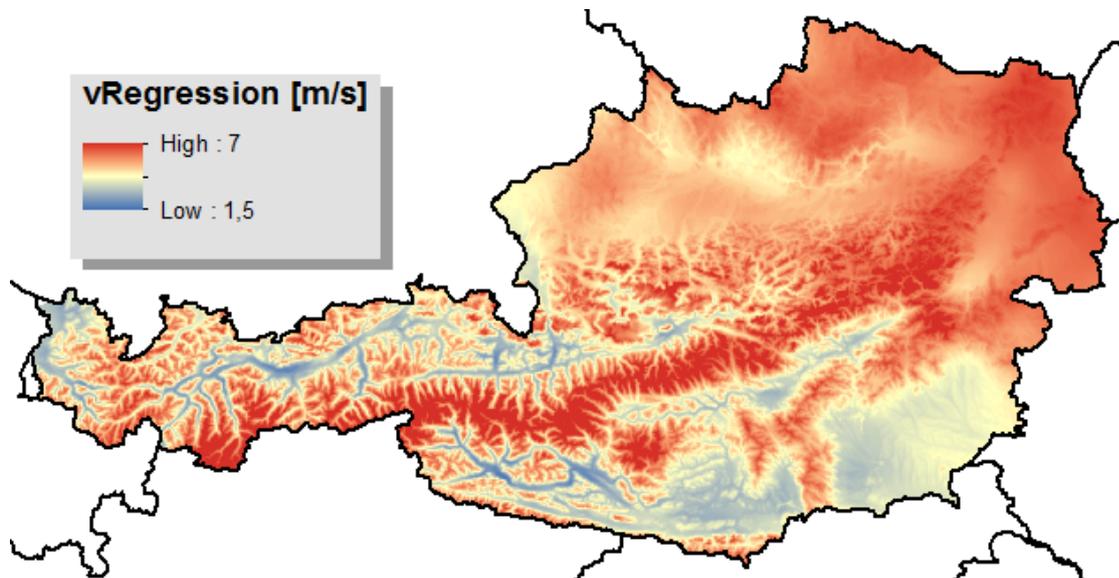


Abbildung 8.1: Regressionsergebnis Österreich (mit Bias-Korrektur)

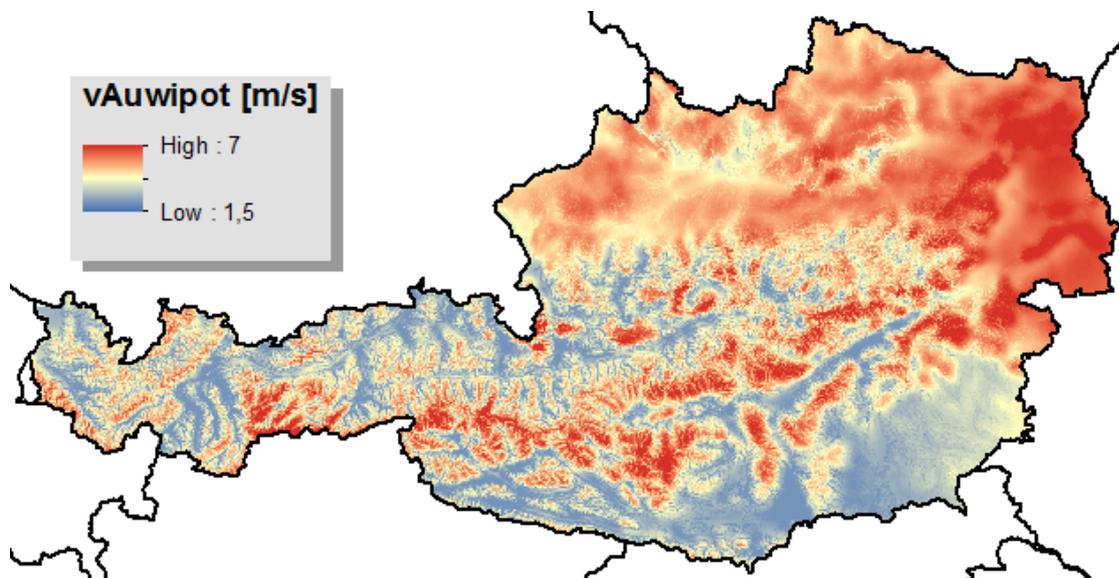


Abbildung 8.2: Windatlas Österreich

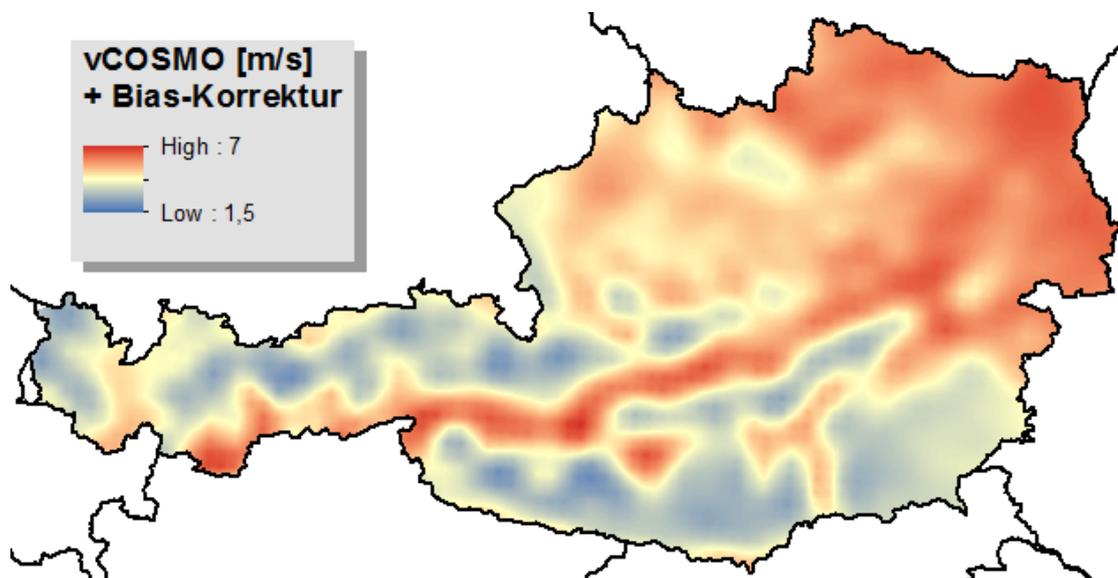


Abbildung 8.3: COSMO-EU-Modell für Österreich, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)

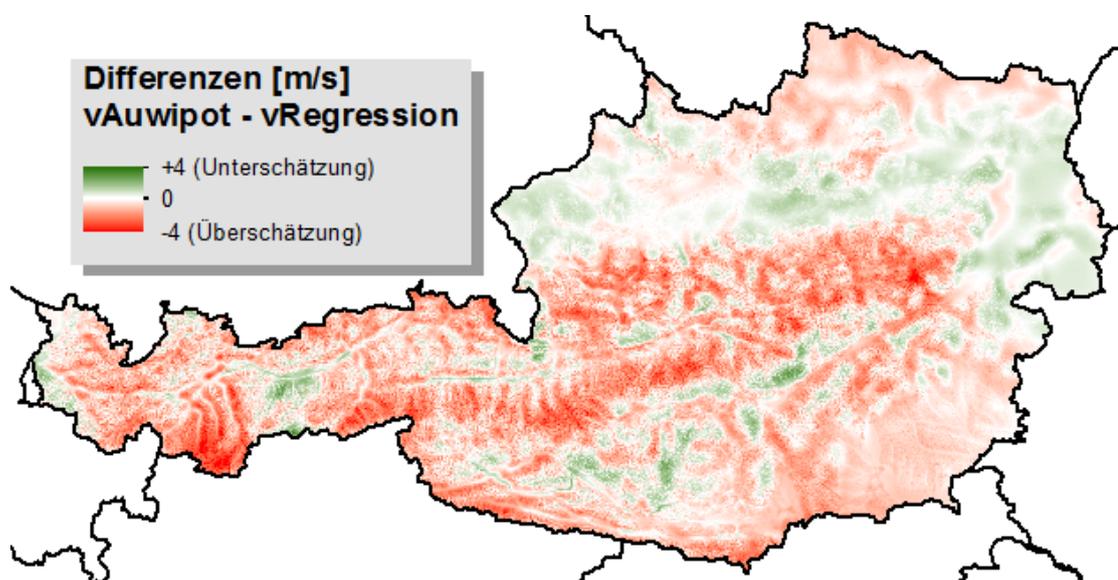


Abbildung 8.4: Differenzen zwischen Windatlas Österreich und Regressionsergebnis (mit Bias-Korrektur)

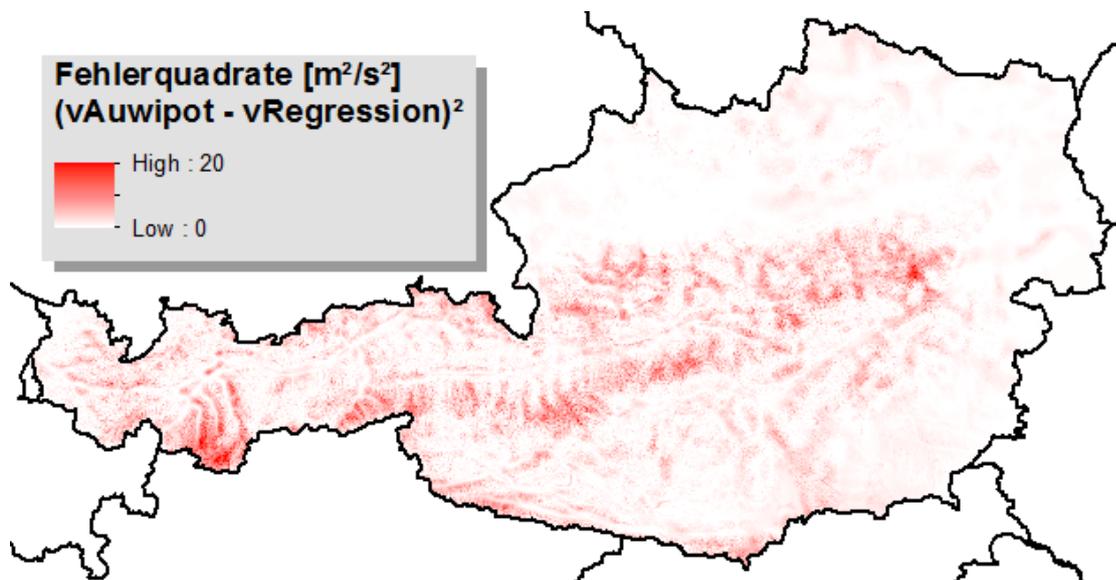


Abbildung 8.5: Fehlerquadrate zwischen Windatlas Österreich und Regressionsergebnis (mit Bias-Korrektur)

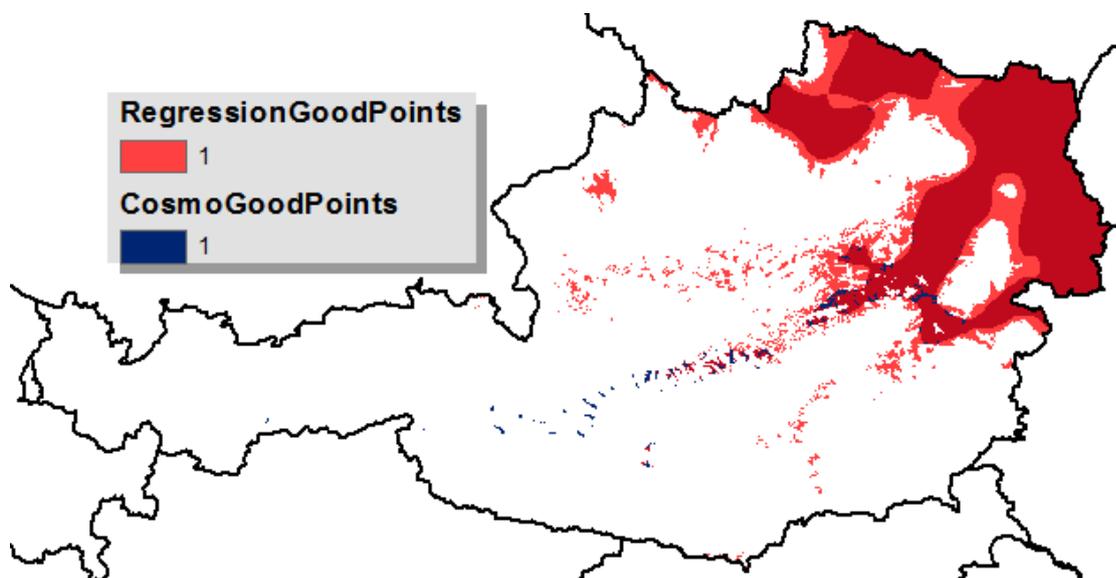


Abbildung 8.6: Vergleich GoodPoints Österreich zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)

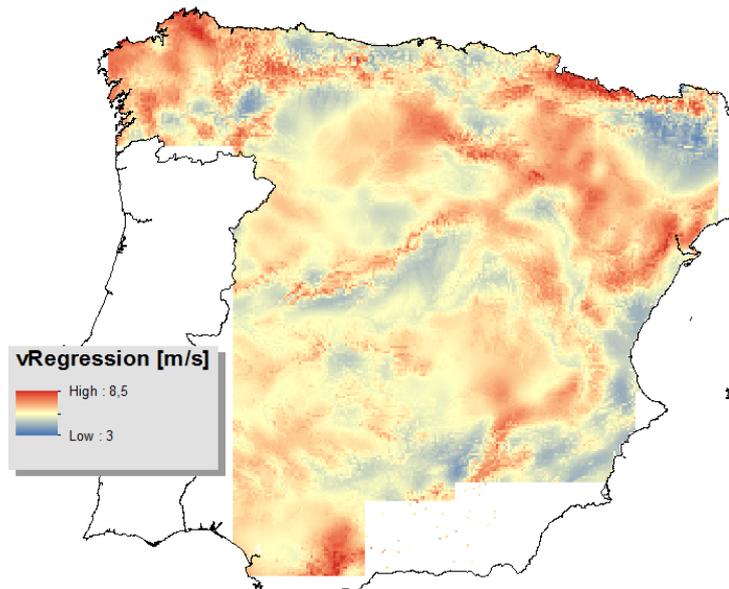


Abbildung 8.7: Regressionsergebnis Spanien (mit Bias-Korrektur)

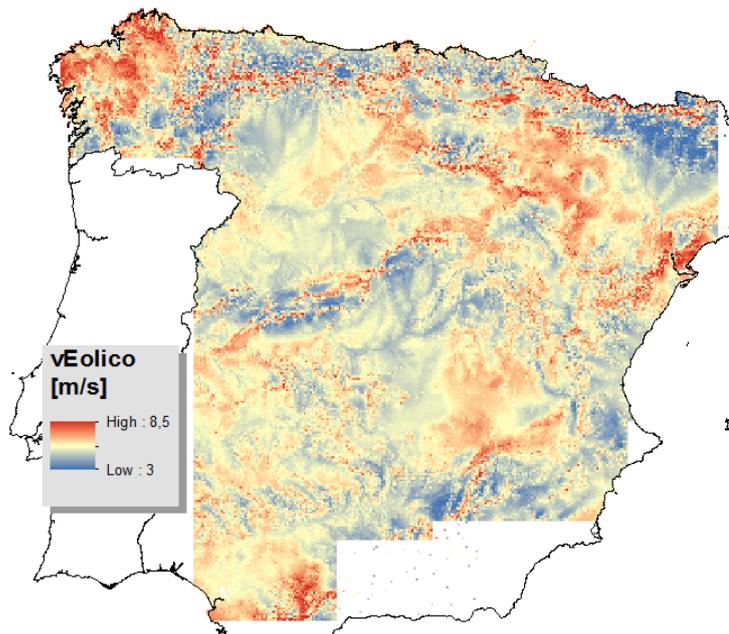


Abbildung 8.8: Spanischer Windatlas

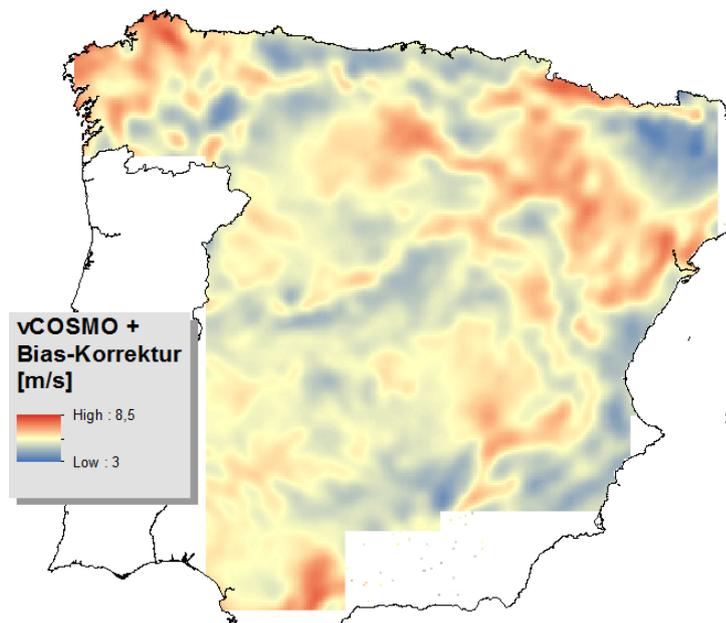


Abbildung 8.9: COSMO-EU-Modell für Spanien, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)

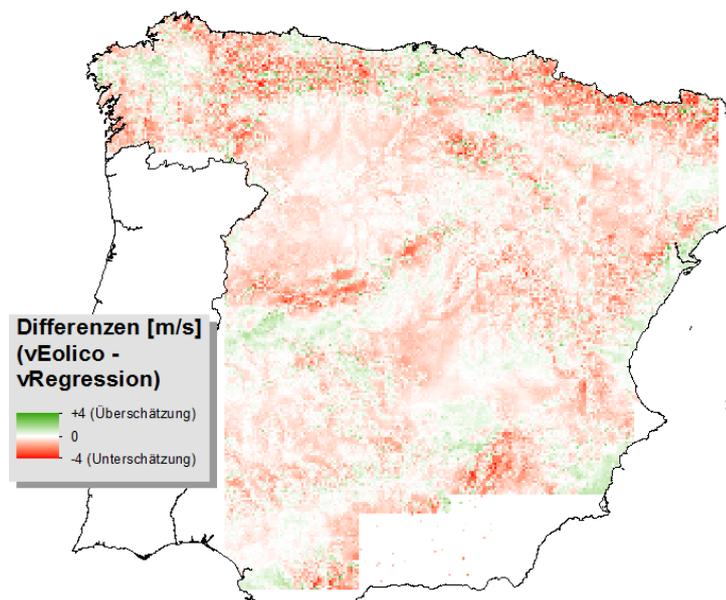


Abbildung 8.10: Differenzen zwischen spanischem Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur

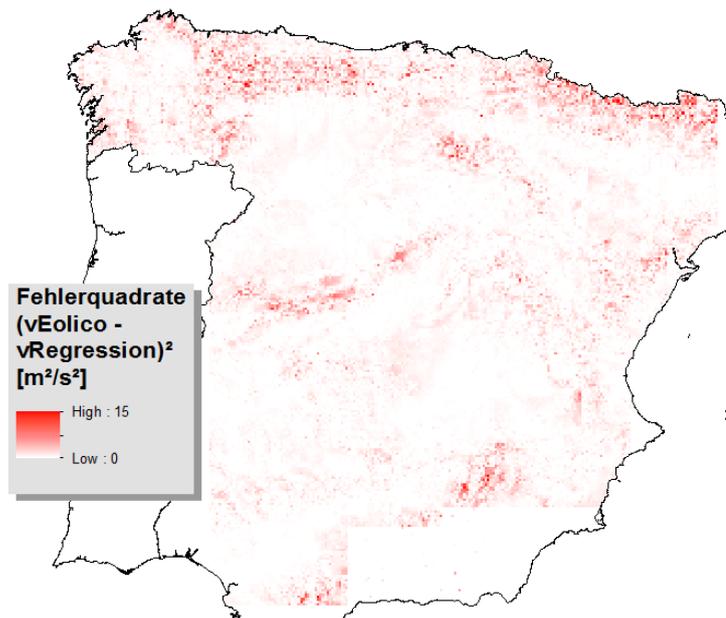


Abbildung 8.11: Fehlerquadrate zwischen spanischem Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur

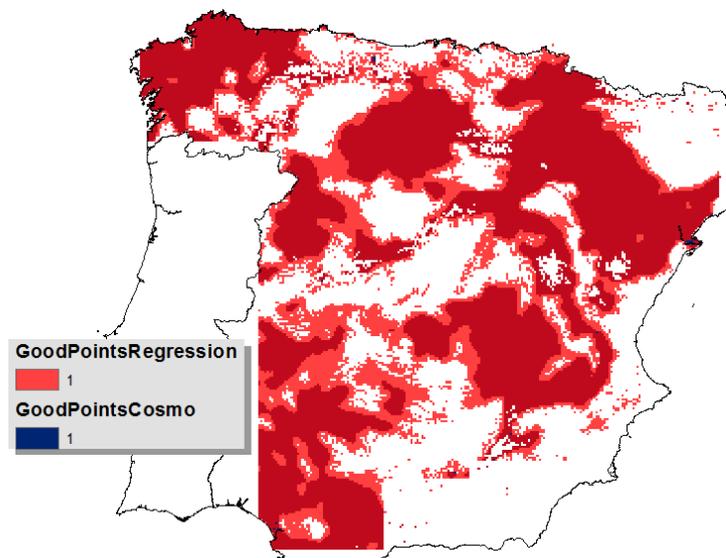


Abbildung 8.12: Vergleich GoodPoints Spanien zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)

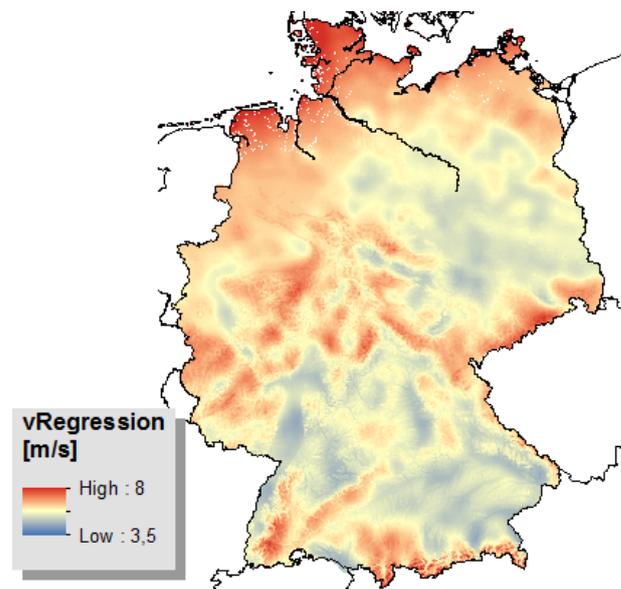


Abbildung 8.13: Regressionsergebnis Deutschland (mit Bias-Korrektur)

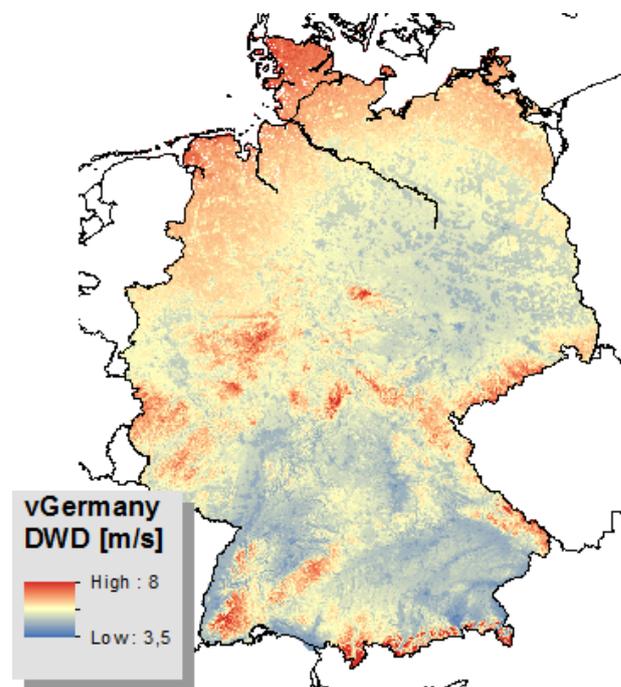


Abbildung 8.14: DWD-Windatlas Deutschland

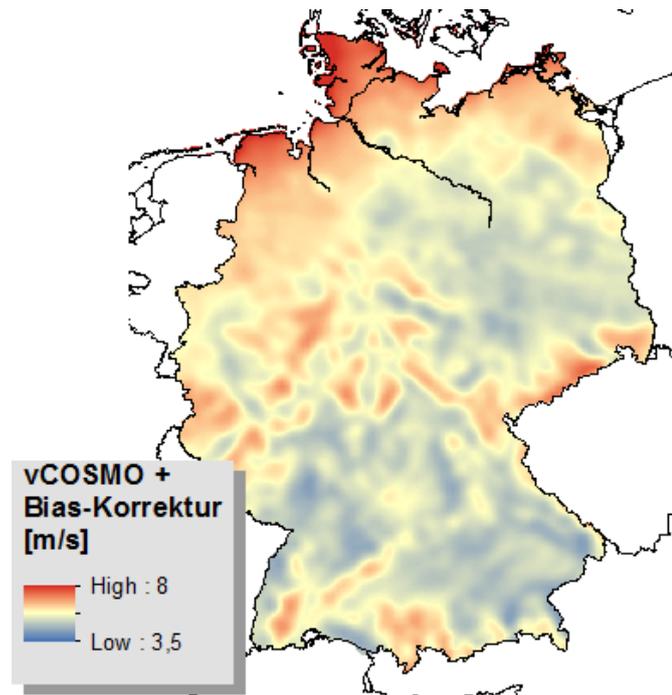


Abbildung 8.15: COSMO-EU-Modell für Deutschland, mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)

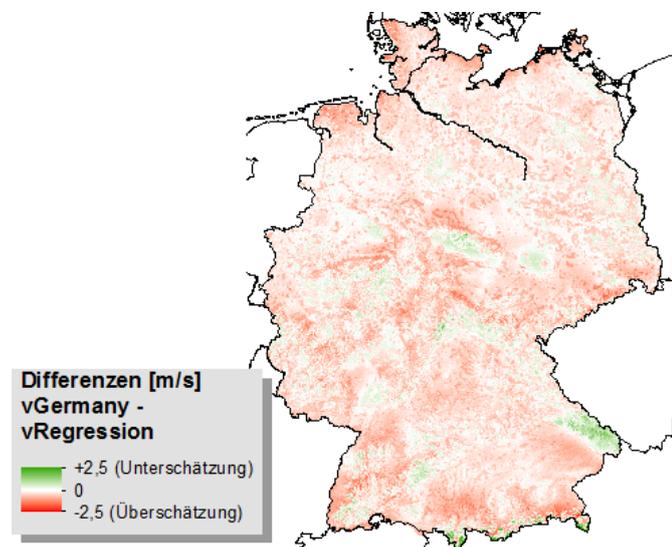


Abbildung 8.16: Differenzen zwischen DWD-Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur

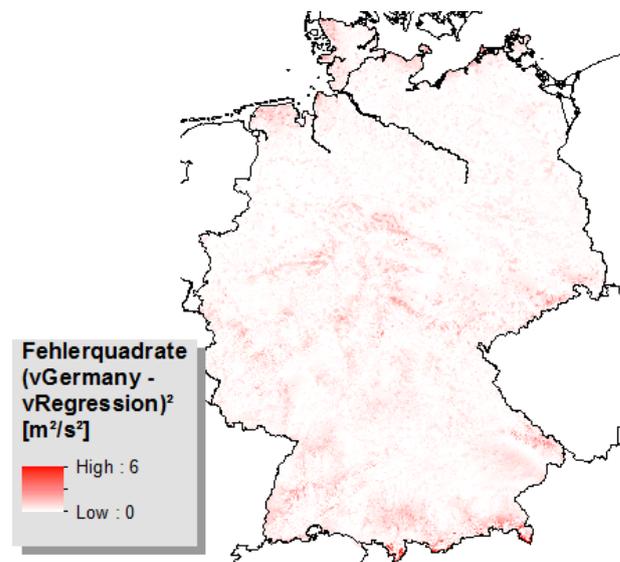


Abbildung 8.17: Fehlerquadrate zwischen DWD-Windatlas und Regressionsergebnis mit Bias-Korrektur

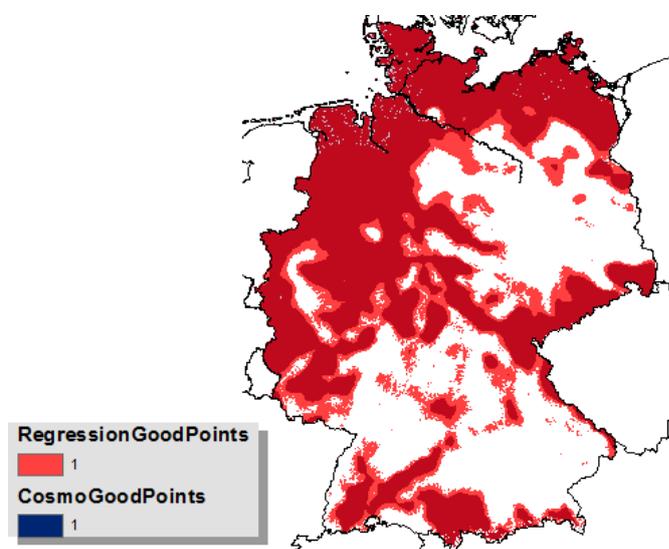


Abbildung 8.18: Vergleich GoodPoints Deutschland zwischen Regressionsergebnis und COSMO (jeweils mit Bias-Korrektur)

Vergleich der Residuen

Der ungewichtete mittlere quadratische Fehler (Standardabweichung) der Residuen über das ganze AtEsDe-Gebiet beträgt, wenn nur die COSMO-Daten zur Erklärung verwendet werden, 0,96 m/s (siehe Tabelle 8.3).

Im ausgewählten Regressionsmodell mit Bias-Korrektur beträgt diese Standardabweichung 0,99 m/s, ohne Bias-Korrektur 1,16 m/s. **Werden nur die GoodPoints betrachtet, liegt die Verbesserung der Standardabweichung der Residuen von 0,78 m/s auf 0,52 m/s mit Bias-Korrektur bzw. 0,65 m/s ohne Bias-Korrektur bei 0,26 m/s mit Bias-Korrektur bzw. 0,13 m/s ohne Bias-Korrektur.**

Das Regressionsmodell bietet also in den GoodPoint-Bereichen eine bessere Erklärung, deren Residuen um 0,26 m/s weniger stark gestreut sind, während die anderen (Nicht-GoodPoint-)Bereiche in etwa gleich fehlerbehaftet sind.

Betrachtet man nur die Punkte mit installierter Windleistung, sinkt die Standardabweichung der Residuen von 0,74 m/s auf 0,55 m/s (mit Bias), d.h. die Streuung der Residuen verringert sich um 0,19 m/s.

Eine Analyse der lokalen Verteilung der Residuen kann Aufschluss darüber geben, in welchen Gebieten die Regression besonders ungenau ist und eventuell durch Einführung zusätzlicher Parameter verbessert werden könnte.

8.2 Schätzung der nutzbaren Fläche

Die für die Windenergiegewinnung nutzbare Fläche (wiederum mit $\bar{v} > 5,7 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ und SRTM-Höhe unter 1500 m) lässt unter Verwendung verschiedener Quellen für die mittlere Windgeschwindigkeit schätzen:

1. gemäß hochauflösendem Windatlas (AuWiPot, Atlas Eolico, DWD-Windatlas),
2. gemäß COSMO-EU-Daten,
3. gemäß ausgewählter Regression und
4. gemäß ausgewählter Regression (gleiche Koeffizienten, aber ohne Bias und Offset – da für andere Gebiete nicht bekannt).

Die Fläche kann unter Berücksichtigung der Maschenweite des Rasters aus der Anzahl der Punkte berechnet werden:

$$A_{\text{At}} [\text{km}^2] = n_{\text{At}} \times (0,25 \text{ km})^2$$

$$A_{\text{Es}} [\text{km}^2] = n_{\text{Es}} \times (2,5 \text{ km})^2$$

Gebiet	gesamt [km ²]	GoodPoints [km ²] laut					
		Windatlas	COSMO ^a	COSMO ^b	Regr. ^c	Regr. ^d	Regr. ^e
Österreich	84.106	15.611	15.522	11.921	20.315	14.375	14.425
Spanien (Teil)	257.500	112.062	52.119	110.850	170.419	51.850	50.138
Deutschland	359.656	152.606	228.860	158.432	247.371	228.195	227.090

^a COSMO-EU ohne Bias-Korrektur (v_{COSMO})

^b COSMO-EU mit Bias-Korrektur ($v_{\text{COSMO}} + B_{\text{COSMO}}$)

^c bevorzugte Regression, mit Bias-Korrektur

^d bevorzugte Regression, kein Offset ($\beta_0 := 0$), keine Bias-Korrektur ($v_{\text{Atlas}_100\text{km}} := v_{\text{COSMO}_100\text{km}} := 0$)

^e bevorzugte Regression, kein Offset, keine Bias-Korrektur, Hangneigung nicht berücksichtigt ($\beta_{\text{flat}} := 0$)

Tabelle 8.4: Nutzbare Fläche gemäß verschiedenen Berechnungen (in km²)

$$A_{\text{De}} [\text{km}^2] = n_{\text{De}} \times (1 \text{ km})^2$$

Die Ergebnisse befinden sich in Tabelle 8.4. Die R-Befehle zur Berechnung befindet sich im beigelegten Skript `regression.r`.

8.3 Anwendung auf andere Gebiete

Die Anwendung der Faktoren auf andere Gebiete als die beiden betrachteten (Prognose) muss sehr vorsichtig erfolgen und auf jeden Fall mit den Ergebnissen anderer Methoden verglichen werden. Insbesondere sind folgende Probleme zu berücksichtigen:

- Da die Regression ein lineares Modell zugrunde legt, reale Beziehungen zwischen Größen aber selten linear sind, ist die Interpolation nur innerhalb des Interpolationsbereichs (siehe Häufigkeitsverteilungen der abhängigen Variablen) einigermaßen aussagekräftig.
- Räumlicher Interpolationsbereich: die realen Windverhältnisse hängen von einer Vielzahl verschiedener Faktoren ab, die nicht durch einfache geostatistische Korrekturen erfasst werden können. Beispielsweise können Gebiete, die stark unterschiedliche Geländeformen als die untersuchten Gebiete aufweisen, auch andere Regressionskoeffizienten haben. Die Ergebnisse sind also nur für Gebiete mit ähnlichen Geländeformen wie in den untersuchten Bereichen brauchbar.
- Selbst bei ähnlichen Geländestrukturen können andere Einflüsse, z.B. signifikant andere Windstömungen und -stärken in der Höhe, den Einfluss der topographischen Verhältnisse wichtiger oder unwichtiger machen.
- Da zwei unterschiedliche Datenquellen zusammengeführt und als unabhängige Variable verwendet werden, liefert die Regression Koeffizienten, die weder die Ergebnisse des einen noch des anderen Windatlas bestmöglich erklären. Unterschieden sich die

Modelle der beiden Atlanten signifikant in einzelnen Details, sind die Regressionsergebnisse für diese Details wertlos.

- Gewichtung: Die Ergebnisse hängen wesentlich von der Gewichtung ab, d.h. die Ergebnisse variieren je nach Anwendungsgebiet (z.B. je nachdem, ob nur die ohnehin gut für Windkraftnutzung geeigneten Punkte von Interesse sind oder nicht).
- Die hier vorgenommenen Regressionsrechnungen berücksichtigen nur die Beträge der Windgeschwindigkeiten, nicht aber deren wirkliche Häufigkeitsverteilung und deren Richtungen. Gebiete, in denen die Häufigkeiten anders verteilt sind und die Windrichtungen mehr bzw. weniger Bedeutung haben, könnten abweichende Regressionsfaktoren haben.

Spanischer Windatlas: Datendownload

Stand: 25.5.2012

Der spanische Windatlas stellt die mittleren Windgeschwindigkeiten für Spanien nicht direkt zur Verfügung, sondern nur als Übersichtskarte (PDF-Format, wegen Beschriftungen usw. nicht für die Weiterverarbeitung verwendbar) und in einer Web-Anwendung, in der jeder einzelne Datenpunkt manuell abgerufen werden kann.

A.1 Vorbereitung

Die Web-Anwendung wurde anscheinend mit dem ESRI Web Application Developer Framework¹ erstellt. Der Browser des Benutzers kommuniziert dabei ständig über JavaScript mit dem Server, um Funktionen wie eine Übersichtskarte, die Karte selbst inkl. Verschieben und Zoomen, verschiedene Datenebenen usw. bereitzustellen. Da die dahinterliegende Datenbank nicht bekannt und/oder öffentlich zugänglich ist, kann das Herunterladen der Daten nur über die JS-Schnittstelle erfolgen. Die zur Verfügung stehenden JS-Objekte steuern nur die Anzeige und können ebenfalls nicht direkt auf die Daten zugreifen (d.h. man kann z.B. nicht direkt die Daten zu einer bestimmten Koordinate abrufen, sondern muss den Umweg über die aktuell im Browser dargestellte Karte gehen und die Daten zu einem x,y-Punkt in dieser Karte abrufen).

Die im Folgenden dargestellte Vorgangsweise ist nur eine funktionierende „Notlösung“. Wird das Server-Interface geändert (und das kann jederzeit passieren), wird die beschriebene

¹ http://edndoc.esri.com/arcobjects/9.2/NET_Server_Doc/developer/ADF/adf_overview.htm, abgerufen am 4.2.2011

Vorgangsweise unbrauchbar. Die einzig korrekte Lösung wäre, die Daten vom Betreiber direkt als Rasterdaten zu bekommen (dieser hat auf entsprechende Anfragen allerdings nicht reagiert).

Zum Herunterladen wurden der Browser Firefox (Version 10) und die Firefox-Erweiterung JavaScript Debugger² (Version 0.9.88.2) verwendet.

Außerdem wird PERL und das DBD-XBase-Modul benötigt, um das Skript `AtlasEolico/web.pl` laufen zu lassen, das die Daten aus dem Browser entgegennimmt.

A.2 Durchführung

Bei der Durchführung ist darauf zu achten, dass das Zeitlimit der Sitzung nicht überschritten wird, da dann alle am Server gespeicherten Parameter ungültig werden. In diesem Fall muss man ganz von vorne beginnen. Eine Zeitüberschreitung tritt nur bei Inaktivität auf und kann vermieden werden, indem in Phasen, in denen nichts passiert (weil man z.B. gerade mit dem JavaScript-Debugger oder dem Lesen der Dokumentation beschäftigt ist) ab und zu (alle paar Minuten) einen Datenpunkt abgefragt wird.

1. Firefox starten, JavaScript Debugger starten (Extras / JavaScript Debugger), `http://atlaseolico.idae.es/meteosim/` aufrufen.
2. Im Browser zum Kartenausschnitt, für den die Daten geholt werden sollen, scrollen.
3. Im Debugger einen Haltepunkt bei `display_mapidentify.js` Zeile 44 setzen (Rechtsklick auf die entsprechende Zeile, dann „Set Breakpoint“, siehe Abbildung A.1).
4. Den Datenpunkt, der am weitesten links oben liegt, mit dem Info-Tool anklicken. Der Haltepunkt wird ausgelöst.
5. Im JavaScript Debugger kann im Bereich „Interactive Session“ JavaScript-Code direkt ausgeführt bzw. ausgewertet werden. Gibt man dort jetzt „zleft“ und „ztop“ ein, erhält man die x- und y-Koordinate des angeklickten Punkts im Referenzsystem der aktuellen Karte (siehe A.2, in diesem Beispiel 61 und 16). Diese Koordinaten werden im Skript unten als `$x0` und `$y0` bezeichnet.
6. Zum Fortfahren im JavaScript Debugger auf „Continue“ (links oben) klicken und in den Browser wechseln. Da die JavaScript-Ausführung jetzt fortgesetzt wird, erscheinen die Abfrageergebnisse in der Karte. Die Ergebnisse schließen.

²<https://addons.mozilla.org/de/firefox/addon/javascript-debugger/>, abgerufen am 4.2.2011

7. Einen Screenshot der Karte machen und die Länge (in Pixeln) der Legende rechts unten messen (ergibt 96 Pixel). Aufgrund der Längenangabe der Legende kann ausgerechnet werden, wie vielen Metern ein Pixel entspricht. Die `$pxl`-Zeile im Skript anpassen.
8. Das Skript `AtlasEolico/web.pl` starten und die Ausgabe in eine Datei umleiten, z.B. mit

```
perl web.pl | tee data0.json.
```

Dieses PERL-Skript startet einen Webserver, der auf `http://localhost:6800/` Daten entgegennimmt und die Anfrage-URLs unverändert auf der Standardausgabe ausgibt.
9. Im JavaScript Debugger folgendes Skript laufen lassen (am besten zuerst in einen Editor kopieren, dort die Werte anpassen und das Ganze dann in die Eingabezeile der Interactive Session hineinkopieren):

Listing A.1: JavaScript zum Auslesen der Daten aus dem spanischen Windatlas

```

var $queryto = "distribuciondirecciones";
var $x0      = 57;
var $y0      = 12;
var $pxl     = 96.0 / 10074.02 * 2500.0;
var $x1     = $x0+0*$pxl;
var $y1     = $y0+0*$pxl;
var $x2     = $x1+50*$pxl;           // 50 Mal ...
var $y2     = $y1+200*$pxl;        // ... 200 Pixel beginnend von (x1,y1) holen
var $msgs   = new Array();
function getinfo($msg) {
    WebForm_DoCallback('__page', $msg, function(e) {
        img=new Image();img.src='http://127.0.0.1:6800/'+escape(e);
    }, "Map1", null, true);
}
for ($y = $y1; $y <= $y2; $y += $pxl) {
    for ($x = $x1; $x <= $x2; $x += $pxl) {
        msg = "ControlID=Map1&ControlType=Map&EventArgs=MapIdentify&Map1_mode="+
            MapIdentify&minx="+Math.round($x)+"&miny="+Math.round($y)+
            "&queryto="+$queryto+"&zona=ESP";
        getinfo(msg);
    }
}

```

`web.pl` liefert dann für jeden abgefragten Datenpunkt eine Ergebniszeile. Im Beispiel oben wurden 50x200 Punkte abgefragt, d.h. es werden 10000 Zeilen geliefert. Eine Zeile für einen erfolgreich geholten Datenpunkt hat das Format

```

:::::javascript:::infoVent_Response({'Tipo':"
DistribucionPorDirecciones", "rosasViento": [{"Velocidad
": "4.723", "Potencia": "4.17", "WeibullC": "5.232", "WeibullK

```

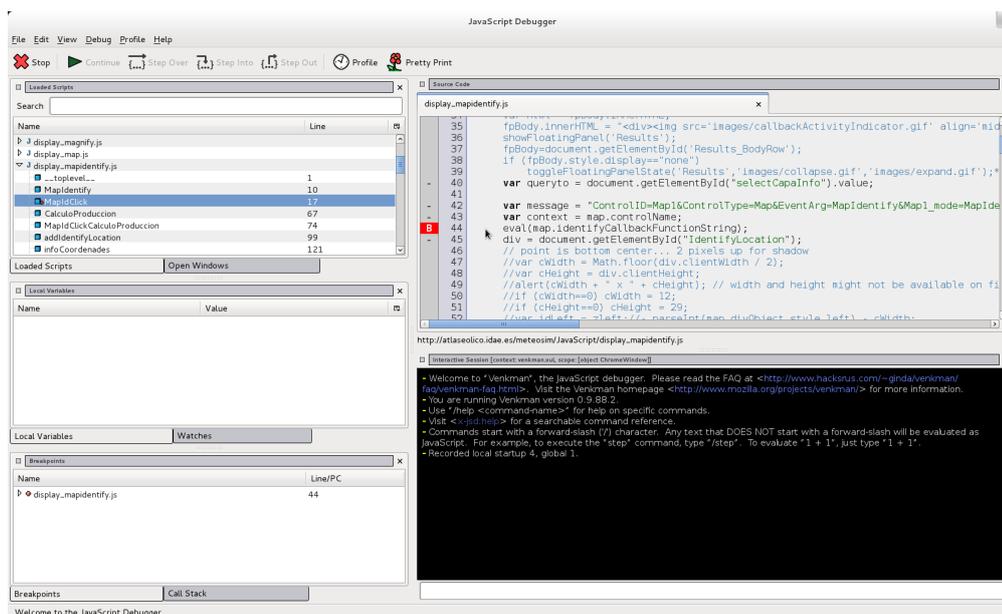


Abbildung A.1: Haltepunkt in JavaScript Debugger setzen

```
": "2.564", "Direccion": "N", "Frecuencia": "6.08"}, .....], "File": "", "PtX": "303443", "PtY": "4235763"}');
```

während ein Punkt, der nicht geholt werden konnte, ein Ergebnis wie Folgendes liefert:

```
:::::javascript:::infoVent_Response('{"Tipo": "Error", "ErrNumber": 1, "ErrDescription": "No se han encontrado resultados para el punto 312747.5851, 4240455.3424"}');
```

A.3 Konvertierung und Import in ArcGIS

Die geholten Daten, also die von `web.pl` gelieferten Zeilen, befinden sich nun im Rohformat z.B. in der Datei `data0.json`. Sind mehrere Dateien vorhanden, müssen sie zusammengefügt und doppelte Punkte entfernt werden:

```
cat data-*.json | sort | uniq > data.json
```

Die Daten bestehen aus Windgeschwindigkeiten pro Himmelsrichtung und müssen in mittlere Windgeschwindigkeiten umgewandelt werden. Dann müssen sie in ein von ArcGIS lesbares Format umgewandelt werden. Diese Aufgaben übernimmt das Skript `AtlasEolico/create-dbf.pl`, das wie folgt aufgerufen wird:

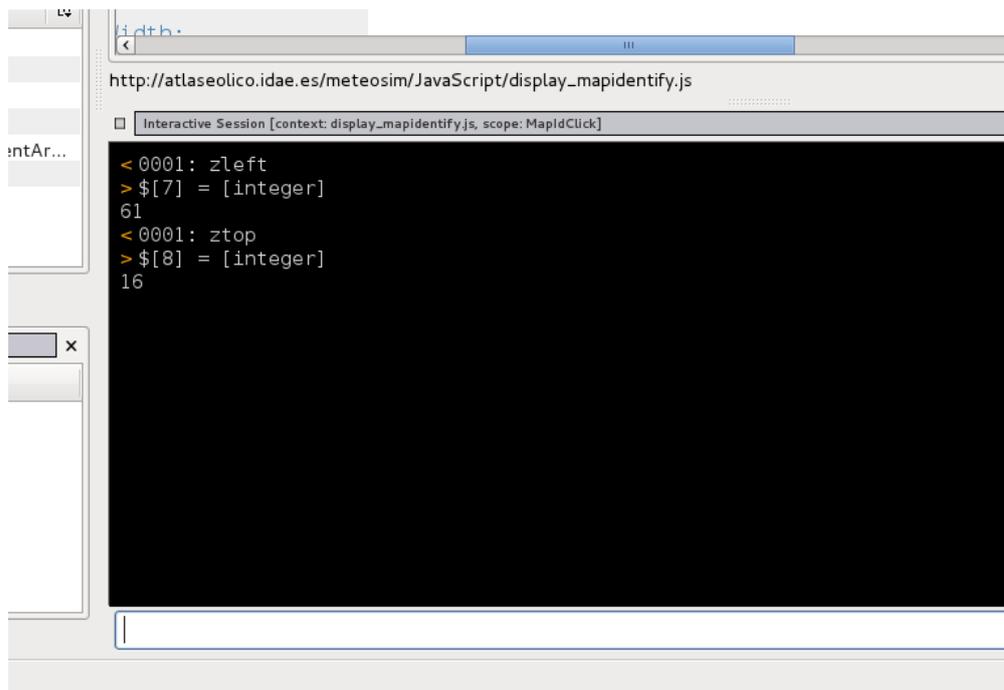


Abbildung A.2: Koordinaten des Datenpunktes links oben auslesen

```
./create-dbf.pl <data.json
```

Die so erzeugte `AtlasEolico.dbf`-Datei kann in ArcGIS importiert und der UTM 30N (ED50)-Projektion zugewiesen werden.

Literaturverzeichnis

- [1] BETZ, A.: *Wind-Energie und ihre Ausnutzung durch Windmühlen*. Bd. 2. Vandenhoeck & Ruprecht, 1926
- [2] BILL, R.: *Grundlagen der Geo-Informationssysteme*. Berlin : Wichmann
- [3] BLITZKOW, D. ; MATOS, A. ; CINTRA, JP: SRTM evaluation in Brazil and Argentina with emphasis on the Amazon region. In: *Dynamic Planet* Springer, 2007, S. 266–271
- [4] BÜTTNER, George u. a.: CLC2006 technical guidelines / European Environment Agency. 2007 (17). – Forschungsbericht
- [5] ELLIOTT, D.P. u. a.: *Wind Energy Resource Atlas of the United States*. Solar Energy Research Institute (USA), 1986 <http://rredc.nrel.gov/wind/pubs/atlas/>
- [6] ESRI: *ArcGIS 10 Help*. <http://help.arcgis.com/de/arcgisdesktop/10.0/help/>
- [7] HAGER, J.W. ; BEHENSKY, J.F. ; DREW, B.W.: *The Universal Grids: Universal Transverse Mercator (UTM) and Universal Polar Stereographic (UPS)*. 1. Defense Mapping Agency (USA), 1989
- [8] HAU, E.: *Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics*. Springer, 2000
- [9] IDAE: *Spanish Wind Atlas*. Abgerufen am 22.5.2012 vom spanischen Institute for Energy Diversification and Saving. <http://atlaseolico.idae.es/index.php?idioma=EN>
- [10] JARVIS, A ; REUTER, H I. ; NELSON, A ; GUEVARA, E: Hole-filled SRTM for the globe Version 4. In: *Available from the CGIAR-CSI SRTM 90m Database* (<http://srtm.csi.cgiar.org>) (2008). <http://srtm.csi.cgiar.org>
- [11] KRENN, A. u. a.: *Windatlas und Windpotentialstudie Österreich / Klima- und Energiefonds des Bundes*. 2011. – Forschungsbericht
- [12] LUDWIG FAHRMEIR, Thomas K. ; LANG, Stefan: *Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen*. Springer Berlin Heidelberg, 2009

- [13] MARTIN JANOUŠEK, CHMI: *ALADIN Native GRIB: how to handle the projection and mapping issues*. 2007
- [14] MAX-PLANCK-INSTITUT FÜR METEOROLOGIE (Hrsg.): *Climate Data Operators*. Hamburg: Max-Planck-Institut für Meteorologie, <https://code.zmaw.de/projects/cdo>
- [15] MOLLY, J.P.: *Windenergie*. C.F. Müller Karlsruhe, 1990
- [16] NIMA: World Geodetic System 1984, Third Edition, Amendment 1 / National Imagery and Mapping Agency (USA). 2000 (TR8350.2). – Forschungsbericht
- [17] PETERSEN, E.L. ; MORTENSEN, N.G. ; LANDBERG, L. ; HØJSTRUP, J. ; FRANK, H.P.: Wind Power Meteorology. In: *Risø National Laboratory, Roskilde, Denmark* (1997)
- [18] RAWLINGS, J.O. ; PANTULA, S.G. ; DICKEY, D.A.: *Applied Regression Analysis: a Research Tool*. Wadsworth & Brooks/Cole, 1988
- [19] SCHAFFNER, B. ; REMUND, J. ; CATTIN, R. ; KUNZ, S.: The Alpine Space Wind Map. In: *European Wind Energy Conferences & Exhibitions* (2006)
- [20] SCHULZ, J.P. ; SCHÄTTLER, U.: Kurze Beschreibung des Lokal-Modells Europa COSMO-EU (LME) und seiner Datenbanken auf dem Datenserver des DWD / Deutscher Wetterdienst. 2009. – Forschungsbericht
- [21] SILVA, J. ; RIBEIRO, C. ; GUEDES, R.: Roughness length classification of Corine Land Cover classes. In: *Proceedings of the European Wind Energy Conference, Milan, Italy, 2007*
- [22] SNYDER, J.P.: *Map Projections – A Working Manual (U.S. Geological Survey Professional Paper 1395)*. U.S. Army Medical Department, Government Printing Office, 1997
- [23] TROEN, O. ; PETERSEN, E.L.: *European Wind Atlas*. Risø National Laboratory (Roskilde), 1989
- [24] U.S. ARMY TOPOGRAPHIC ENGINEERING CENTER, National Geospatial-Intelligence A.: *MSP GEOTRANS 3.1 (Geographic Translator)*. <http://earth-info.nga.mil/GandG/geotrans/>, 2011