



universität
wien

KLIMAMODELLE

SS 2019

Projektdokumentation

Analog-Methode

Martin Schneider
Kristofer Hasel

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	4
2	Datensätze & Datendownload	5
2.1	ERA5 - <i>retrieveERA5.py</i>	5
2.2	SPARTACUS	6
3	Preprocessing ERA5 - <i>reanalysis.py</i>	7
3.1	Geographische Region	7
3.2	Anomalieberechnung	7
4	Analog-Methode - <i>analog_method.py</i>	9
4.1	Grundkonzept der Analog-Methode	9
4.2	EOF Analyse im Zuge der Analog-Methode	9
4.3	Umsetzung der Analog-Methode	10
4.4	Bestimmung der Analoga	13
5	Validierung - <i>validation_spartacus.py</i>	14
5.1	Methode der Validierung	14
5.2	Diskussion der Ergebnisse	15
	Literaturverzeichnis	17

Tabellenverzeichnis

5.1	Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31.. . . .	16
5.2	Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31.. . . .	16

5.3	Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31.. . . .	18
5.4	Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31.. . . .	18

Abbildungsverzeichnis

4.1	Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 1 des Jahres	11
4.2	Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 91 des Jahres	11
4.3	Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 182 des Jahres	11
4.4	Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 273 des Jahres	11
4.5	Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 1 des Jahres	12
4.6	Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 91 des Jahres	12
4.7	Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 182 des Jahres	12
4.8	Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 273 des Jahres	12
5.1	RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31. . . .	15
5.2	RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31.	16
5.3	RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31. . . .	17
5.4	RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31.	18

Kapitel 1

Einleitung

Dieses Protokoll liefert eine Übersicht zur Anwendung der Analog-Methode. Dabei wurde mit Hilfe von ERA5 Daten (large scale) das Jahr 1979 und 1990 aus dem regionalen Spartacus Datensatz (local scale) reproduziert. Neben einer Anleitung zur Reproduzierbarkeit wird auch auf aufgetretene Probleme und potentielle Schwierigkeiten in der Umsetzung der Programmierung eingegangen. Die verwendeten Daten sind in einem Git-Repository abgelegt und können von dort heruntergeladen werden [3]. Basis dieses Projekts ist die Vorlesung *Klimamodelle SS 2019* [5] deren vorgetragene Materie in einem realistischen und nützlichen Projekt verinnerlicht werden soll.

Kapitel 2

Datensätze & Datendownload

Der Download der verwendeten Daten erweist sich aufgrund der Dateigröße und der verwendeten, oft eigens dafür entwickelten APIs meist als erste Hürde. Dieser Abschnitt erläutert den Datendownload der Datensätze und der dabei verwendeten API.

2.1 ERA5 - *retrieveERA5.py*

Beim ERA5 Datensatz handelt es sich um einen globalen Beobachtungsdatensatz des ECMWF mit einer spatialen Auflösung von ungefähr 30 km mit einer temporalen Auflösung von 1h. Die Atmosphäre wird bis in eine Höhe von 80 km in 137 Levels aufgelöst. Zum Zeitpunkt der Projektarbeit wurde der Zeitraum von 1979 bis heute abgedeckt. In Zukunft soll sich die Zeitspanne zurück bis 1950 erstrecken [2].

Zum Herunterladen des Datensatzes wird für den öffentlichen Zugang das Python-Paket CDS API zur Verfügung gestellt. Installiert werden kann dies mit den Verwaltungssoftware pip oder Conda [1]. Da bereits Erfahrungen mit Conda bestehen und bestimmte Versionen von Python-Paketen und deren Abhängigkeiten von anderen Paketen für die weitere Bearbeitung vorhanden sein sollen, wurde mit Conda ein eigenes environment angelegt. Die folgenden Parameter wurden anschließend heruntergeladen:

- msl - Mean Sea Level Pressure, parameterID: 151
- q - Specific Humidity, parameterID: 133
- r - Relativ Humidity, parameterID: 157

Für autorisierte Kunden des ECMWF gibt es einen speziellen Zugang mit dem Namen MARS. Den größten Unterschied zwischen den beiden APIs MARS und CDS ist das Gitter auf das

die Daten projiziert sind. Während mit MARS geladene Daten auf dem originalen Modellgitter liegen, werden die mit der CDS API geladenen Daten auf ein reguläres lat/lon Gitter interpoliert. Wie bei jeder Interpolation entsteht ein gewisser Fehler der allerdings für die hier benötigten Zwecke vernachlässigbar ist.

2.2 SPARTACUS

Beim SPARTACUS Datensatz handelt es sich um einen regionalen, kleinskaligen Datensatz der den Staat Österreich abdeckt [7], [6]. Produziert und zur Verfügung gestellt wurde er von der *Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik*. Wie noch in Abschnitt 4.2 genauer erklärt, wird anhand der kalkulierten EOFs und Pseudo-PCs des ERA5 Datensatzes die gewählten Jahre 1979 und 1990 mit den SPARTACUS Daten reproduziert und an den Originaldaten dieses Jahres validiert.

Der Datensatz weist eine spatiale Auflösung von 1 km mit einer zeitlichen Auflösung von einem Tag auf. Dabei stehen die Parameter Tagesmaximum, Tagesminimum und Tagesniederschlagssumme zur Verfügung.

Der Download der Daten war in diesem Fall relativ simpel über ein von den Übungsleitern geteiltes Online Verzeichnis möglich.

Kapitel 3

Preprocessing ERA5 - *reanalysis.py*

In diesem Abschnitt wird die Aufbereitung des bereits geladenen ERA5 Beobachtungsdatensatzes beschrieben. Zur Verwendung kommt das pythonscript *reanalysis.py*, das pythonpaket *xarray* und dessen benötigte Pakete.

3.1 Geographische Region

Nachdem der kleinskalige Datensatz für Österreich erstellt werden soll, reicht es besonders im Sinne der Rechenressourcen den globalen Datensatz ERA5 auf Europa zu reduzieren. Dabei wurden folgende Breiten- und Längengradbereiche von den Übungsleitern vorgegeben [4]:

- Breitengrad ϕ : 32.5°N - 67.5°N
- Längengrad λ : 10°W - 25°E

In der CDS API des ECMWF kann dies mit dem Attribut *area* während des Downloads realisiert werden, wodurch auch Downloadkapazitäten eingespart werden.

3.2 Anomalieberechnung

Wie bereits in Abschnitt 2.1 beschrieben, handelt es sich bei ERA5 um einen stündlichen Datensatz. Da es sich bei unserem Zieldatensatz um Tageswerte handelt, wurden die Stundenwerte in einem ersten Schritt in mittlere Tageswerte "gesamplet".

Danach wurde die Klimatologie für jeden Tag des Jahres berechnet. Da im späteren Verlauf der Analog-Methode ein größerer Pool an Tagen zur Auswahl stehen soll, müssen bereits die Klimatologien (und im nächsten Schritt die Anomalien) mit der gewünschten Poolgröße berechnet werden. Mit den Übungsleitern wurde für dieses Projekt eine Poolgröße von ± 10

Tagen um den Zieltag festgelegt.

Die Berechnung der empirisch orthogonalen Funktionen (EOFs) erfolgt zu einem späteren Zeitpunkt aus den Anomalien der jeweiligen meteorologischen Parameter (Abschnitt 2.1). Da die Anomalien aus unterschiedlichen meteorologischen Parametern berechnet werden und sie sich in ihrem Wertebereich stark unterscheiden können, müssen diese zur Vergleichbarkeit normiert werden. In unserem Fall erfolgte dies über die Standardabweichung der Klimatologie. Die Anomalien werden für jeden Tag des gesamten Zeitraums (Zieltag und Pool) berechnet.

Die größte Herausforderung hierbei ist es, den Pool um den Zieltag in die Berechnung zu bekommen. Bewältigt werden konnte diese Herausforderung mit dem *construct*-Operator von *xarray*. Damit lässt sich dem array eine weitere Dimension hinzufügen, die bei allen Rechenschritten berücksichtigt wird.

Kapitel 4

Analog-Methode - *analog_method.py*

4.1 Grundkonzept der Analog-Methode

Mit Hilfe von globalen Zirkulationsmodellen (GCM) können Klimaszenarien auf einer groben räumlichen Auflösung berechnet werden. Um die Resultate von der großen Skala auf eine lokale Skala zu transferieren, können statistische oder dynamische Modelle formuliert und angewandt werden. Diese Verfahren werden als statistisches bzw. dynamisches Downscaling bezeichnet. Die Analog-Methode fällt in die Kategorie des statistischen Downscalings. Dabei wird für einen gewünschten Tag (Zieltag) das großskalige Muster verschiedener Parameter betrachtet und das dazu ähnlichste (analoge) Muster in der Vergangenheit gesucht. Die gesuchten Werte (Maximum-Temperatur, Minimum-Temperatur, Niederschlagsmenge) des ähnlichsten Tages in der Vergangenheit werden dann für den gewünschten Tag übernommen. Die statistische Basis der Analog-Methode bildet die EOF Analyse (Empirical Orthogonal Function analysis).

4.2 EOF Analyse im Zuge der Analog-Methode

Für die Implementierung der (multivariaten) EOF Analyse wird zunächst ein Pool an vorbearbeiteten historischer Daten mehrerer Parametern eines GCM benötigt (siehe Abschnitt 2.1). Die Variabilität der räumlichen Muster dieser Parameter an einem bestimmten Tag des Jahres wird mit Hilfe einer EOF Analyse beschrieben. Dabei erklärt jede EOF (in aufsteigender Reihenfolge) einen gewissen Anteil der Varianz (z.B. 1.EOF erklärt 85 % der Variabilität, 2.EOF erklärt 8 % der Varianz, usw.). Jedem EOF an einem Tag des Jahres ist ein PC (Principal Component) dieses Tages in jedem Jahr des gesamten Zeitraums (alle Jahre der historischen Daten) zugehörig. Durch die Multiplikation aller EOF mit ihren PC kann das ursprüngliche Feld für jeden Tag in der Vergangenheit reproduziert werden.

4.3 Umsetzung der Analog-Methode

Die Datenbasis für die Umsetzung der Analog-Methode bilden die in Abschnitt 3.2 beschriebenen normierten Anomalien der Parameter mslp (Mean Sea Level Pressure), q und r (spezifische bzw. relative Feuchte auf 700 hPa). Diese liegen als xarray Dataset vor.

Am Beginn wird definiert für welche Tage des Jahres die Analog-Methode durchgeführt werden soll (üblicherweise sind dies alle 365 Tage des Jahres). Hierfür wird zunächst eine Zeitserie im datetime Format erstellt. Im Skript können zusätzlich noch die Anzahl der Analoga die gefunden werden sollen angegeben werden.

Die EOF Analyse wird nun für jeden Tag des Jahres durchgeführt. Implementiert ist dies als for-Schleife über die zuvor beschriebene Zeitserie. Für jeden Tag wird ein Zeitfenster von ± 10 Tagen des Jahres angegeben in dem nach einem Analogon gesucht werden kann. Der Grund dafür liegt darin, dass eine Maximum-Temperatur im Jänner nicht analog zu einer Maximum-Temperatur im Juni gefunden werden soll, auch wenn die großskaligen Muster der Parameter mslp, q und r sehr ähnlich sind. Das xarray Dataset mit dem die EOF Analyse durchgeführt wird, wird aus dem Anomalie Datensatz ausgewählt (alle ± 10 Tage des Tag des Jahres im gesamten Datensatz). Ebenso wird ein xarray Dataset für den spezifischen Tag des Jahres (ohne Zeitfenster) erzeugt, das für die Pseudo-PC Berechnung benötigt wird.

Da eine multivariate EOF Analyse in einem Python Modul nur für iris Datacubes und nicht für xarray Datasets verfügbar ist, müssen die Daten von xarray zuerst zu iris konvertiert werden. Dies funktioniert für einzelne Parameter (somit xarray DataArray) über die Methode „to_iris()“. Zu beachten ist dabei, dass die Zeitdimension die erste Dimension sein und monoton steigen (oder fallen) muss. Darüber hinaus muss die Zeitkoordinate des xarray Datasets mit dem Attribut „T“ versehen sein. Mit dem Paket „eofs“ kann dann eine multivariate EOF Analyse für die iris Datacubes durchgeführt werden. Das Resultat ist ein sogenanntes „solver“ Objekt, auf das die Methode „pcs“ oder „eofs“ angewandt werden kann um die PC oder EOF zu erhalten. Dabei muss die gewünschte Anzahl der PC bzw. EOF als Argument übergeben werden. In diesem Projekt wurden so viele PC bzw. EOF ausgewählt, bis mindestens 90 % der Varianz erklärt wurden. Dies kann mit der Methode „varianceFraction“ aus dem solver ermittelt werden. Die jeweils ersten 3 EOF für die Tage 1, 91, 182, 273 des Jahres für die Parameter mslp und q sind in Abbildungen 4.1 bis 4.8 dargestellt. Die ersten EOFs erklären den größten Teil der Varianz dieses Parameters. Positive und negative Werte dürfen dabei nicht beachtet werden, da die zugehörigen PC auch jeweils positive oder negative Werte annehmen können.

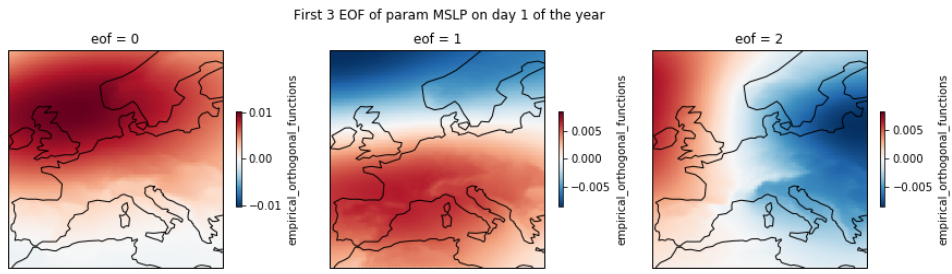


Abbildung 4.1: Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 1 des Jahres

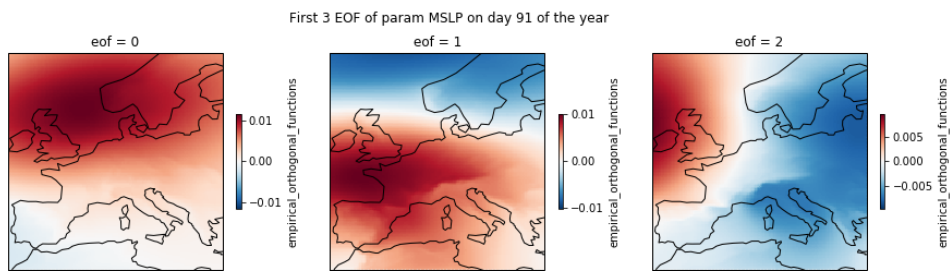


Abbildung 4.2: Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 91 des Jahres

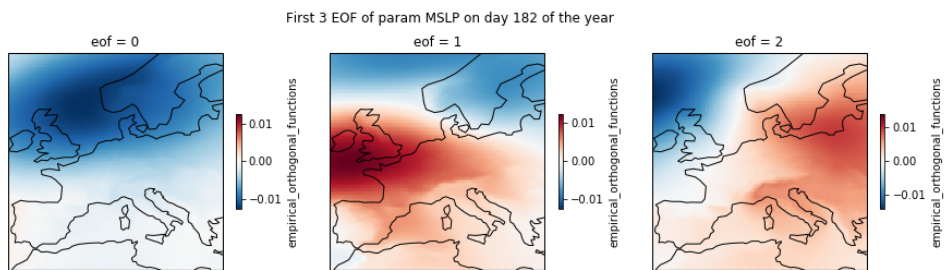


Abbildung 4.3: Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 182 des Jahres

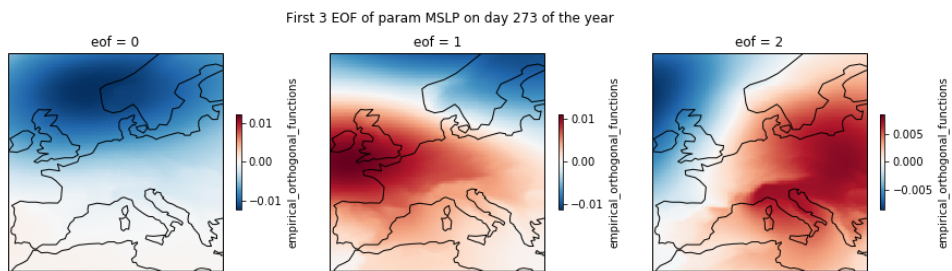


Abbildung 4.4: Erste 3 EOF des Parameters MSLP (Mean Sea Level Pressure) am Tag 273 des Jahres

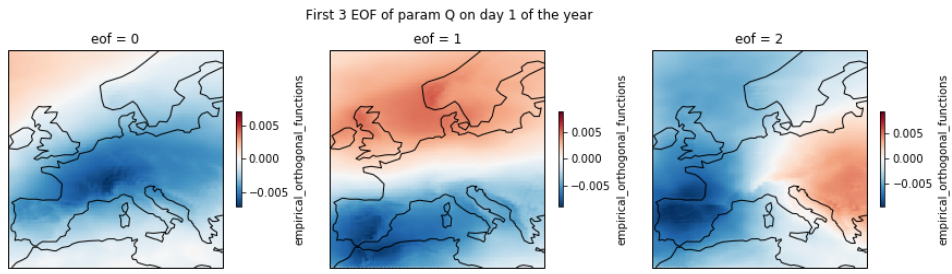


Abbildung 4.5: Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 1 des Jahres

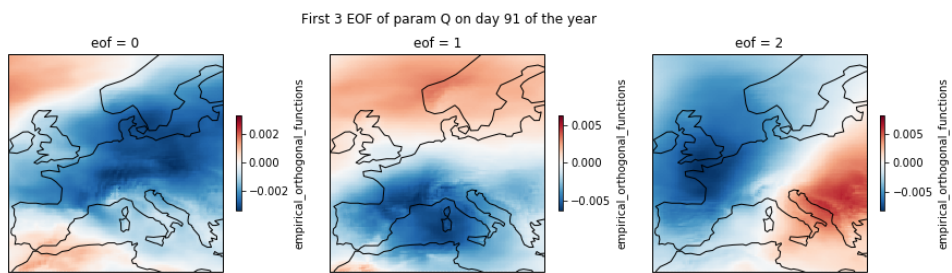


Abbildung 4.6: Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 91 des Jahres

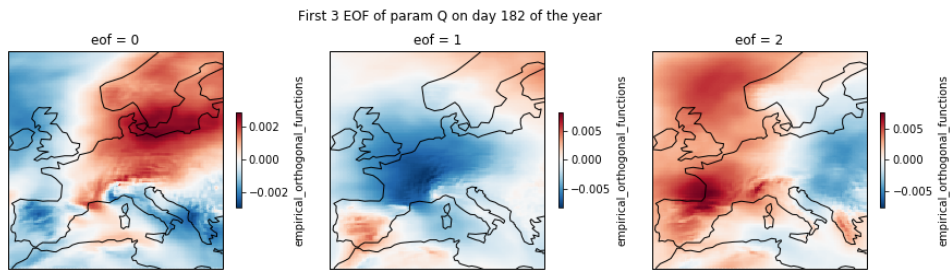


Abbildung 4.7: Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 182 des Jahres

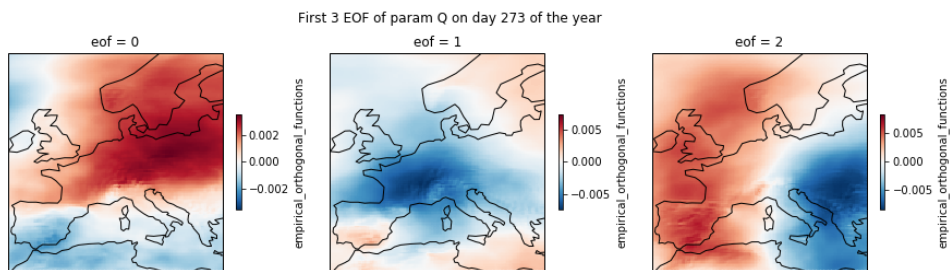


Abbildung 4.8: Erste 3 EOF des Parameters Q (Spezifische Feuchte in 700 hPa) am Tag 273 des Jahres

Die als iris Datacubes vorliegenden PC und EOF können wieder zu xarray DataArrays konvertiert werden. Für die Berechnung der Pseudo-PC muss ein eigenes solver Object mit dem zuvor beschriebenen Datensatz (ausschließlich der aktuelle Tag des Jahres ohne 10 Tages-Zeitfenster) erzeugt werden. Die Vorgehensweise ist ident zu jener der PC und EOF Berechnung. Mit der Methode „projectField“ können nun die Pseudo-PC berechnet werden. Diese sind sozusagen das Äquivalent zu den PC, jedoch ohne Zeitfenster. Sie werden später benötigt um das Analogon zum Zieltag in der Vergangenheit zu finden (siehe Abschnitt 4.4).

Damit die EOF und PC nicht jedes Mal neu erzeugt werden müssen, sondern auch für spätere Verwendung zur Verfügung stehen, werden diese in numpy arrays gespeichert und mit dem Modul „cloudpickle“ exportiert.

4.4 Bestimmung der Analoga

Um die besten Analoga aller Tage im Datensatz zu finden wird in jedem Jahr (for-Schleife über die Anzahl der Jahre) die Norm für den Zieltag (Tag des Jahres im jeweiligen Jahr) berechnet. Dabei werden zunächst die berechneten Pseudo-PC von den PC subtrahiert, anschließend quadriert und aufsummiert. Wenn also beispielsweise 5 EOF, PC und Pseudo-PC berechnet wurden, werden alle 5 Pseudo-PC von den PC subtrahiert, quadriert und alle 5 Terme summiert. Das Minimum der Normen wäre nun selbstverständlich im aktuell betrachteten Jahr selbst zu finden. Daher wird vor der Suche des Minimums das aktuelle Jahr in der Betrachtung ausgeschlossen. Nun wird das Minimum der Norm gesucht und dieser Tag als 1.Analogon vermerkt. Dieser wird nun ebenso in der Betrachtung ausgeschlossen und das nächste Minimum gesucht, das nun das 2.Analogon bildet usw. Die Analoga für den jeweiligen Tag des Jahres werden daher in jedem Jahr gesucht und in einem numpy array abgespeichert. Die Bestimmung der Analoga erfolgt somit in folgender Reihenfolge:

1979-01-01: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
1980-01-01: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
...
2018-01-01: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
1979-01-02: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
1980-01-02: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
...
2018-01-02: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
1979-01-03: 1. Analogon, 2. Analogon, ...
...

Am Ende wird das erstellte array mit den gefundenen Analoga für jeden Tag mittels cloudpickle exportiert. Dieses enthält im Fall von 5 gesuchten Analoga 6 Spalten:

1. Spalte: Alle Tage von 1979-01-01 bis 2018-12-31
2. Spalte: 1. Analogon für den Tag aus Spalte 1
3. Spalte: 2. Analogon für den Tag aus Spalte 1
...

Kapitel 5

Validierung - *validation_spartacus.py*

Die Validierung der Analog-Methode erfolgt mit dem von der Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik zur Verfügung gestellten Spartacus Datensatz (Abschnitt 2.2).

5.1 Methode der Validierung

Für die Validierung wird das am Ende von Abschnitt 4 beschriebene numpy array der gefundenen Analoga für den jeweiligen Referenztag importiert und der Spartacus Datensatz aus den zur Verfügung stehenden netcdf Dateien eingelesen. Die Validierung wird für die Parameter Maximum- und Minimum-Temperatur durchgeführt. Dabei werden die Daten vom jeweiligen Tag und dem gefundenen 1., 2., 3., 4. und 5. Analogon verglichen. Als Verifikationsgrößen werden der Korrelationskoeffizient und der Root Mean Squared Error (RMSE) herangezogen. Idealerweise müsste eine Kreuzvalidierung durchgeführt werden um die Funktionsweise und Qualität der implementierten Analog-Methode zu überprüfen. Dabei werden die Verifikationsgrößen für jedes Jahr berechnet und dann gemittelt. Da dies jedoch aus Zeitgründen nicht möglich war, wurde die Validierung exemplarisch für die Jahre 1979 und 1990 durchgeführt. Innerhalb einer for-Schleife über den zu validierenden Zeitraum (z.B. alle 365 Tage des Jahres 1979) werden zunächst alle NaN Werte im Spartacus Datensatz (außerhalb der Domäne Österreich) ausgeschlossen. Anschließend wird der RMSE und der Korrelationskoeffizient zwischen dem Referenztag und den gefundenen Analoga berechnet. Da der Spartacus Datensatz nur bis zum 31.12.2017 reicht, die Analoga jedoch bis zum 31.12.2018 gesucht wurden, werden alle Analoga aus dem Jahr 2018 vernachlässigt. Die Resultate werden wieder als numpy arrays mittels cloudpickle exportiert um auch später noch zur Verfügung zu stehen.

5.2 Diskussion der Ergebnisse

In Abbildung 5.1 und 5.2 sind die Ergebnisse des Korrelationskoeffizienten und RMSE der 5 gefundenen Analoga für die Maximum- und Minimum-Temperatur an jedem Tag des Jahres 1979 dargestellt. Der Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten des jeweils 1., 2., ... Analogon ist in den folgenden Tabellen 5.1 und 5.2 zu finden. Diese zeigen insbesondere für den Korrelationskoeffizienten der Maximum-Temperatur gute Übereinstimmung (über 90 % für die Maximum-Temperatur und über 85 % bei der Minimum-Temperatur). Der Korrelationskoeffizient weist für beide Parameter in den Monaten April bis September sehr hohe Werte auf. In den Monaten Oktober bis März hingegen schwanken die Werte sehr stark und nehmen zum Teil sogar negative Werte an. Dies kann mehrere Gründe haben. Eine naheliegende Ursache ist jene, dass kein passendes Analogon im gesamten historischen Datensatz gefunden wurde. Dies ist bei rund 800 Tagen (je 21 Tage in 38 Jahren) unwahrscheinlich, aber doch möglich. Eine weitere Erklärung könnte die Jahreszeit liefern. In den Sommermonaten (auch im späten Frühjahr und frühen Herbst) werden weit bessere Analoga gefunden, als in den kälteren Monaten des Jahres. Um diesen Umstand genauer zu untersuchen, wurden auch die Analoga des Jahres 1990 validiert. Es soll festgestellt werden ob eine ähnliche jahreszeitliche Verteilung besteht.

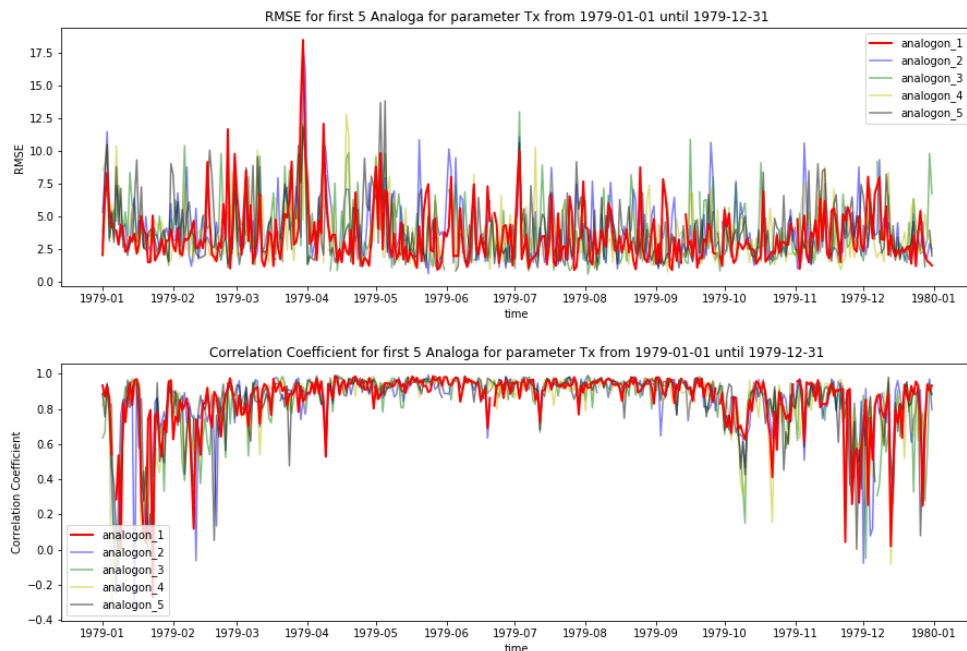


Abbildung 5.1: RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31.

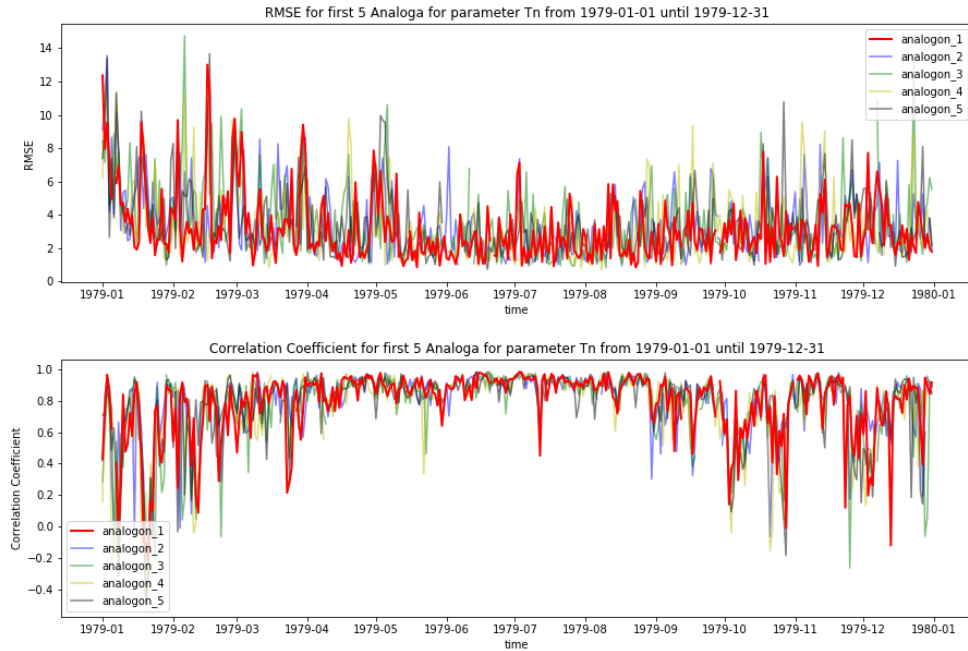


Abbildung 5.2: RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31.

Tx (Maximum-Temperatur)

Analogon	RMSE	KorrKoeff
1.Analogon	3.00	0.905
2.Analogon	3.34	0.904
3.Analogon	3.26	0.908
4.Analogon	3.09	0.904
5.Analogon	3.31	0.906

Tabelle 5.1: Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31..

Tn (Minimum-Temperatur)

Analogon	RMSE	KorrKoeff
1.Analogon	2.54	0.865
2.Analogon	2.86	0.860
3.Analogon	2.85	0.853
4.Analogon	2.73	0.861
5.Analogon	2.90	0.861

Tabelle 5.2: Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1979-01-01 bis 1979-12-31..

Auch in den Resultaten des Jahres 1990 sind die gleichen jahreszeitlichen Unterschiede im Korrelationskoeffizienten zu erkennen. Die Schwankungen sind wieder in den kälteren Monaten stärker ausgeprägt. Interessanterweise sind diese jahreszeitlichen Unterschiede in der Darstellung des RMSE nicht zu finden. Die Werte des RMSE schwanken jedoch im Allgemeinen deutlich stärker als jene des Korrelationskoeffizienten (in beiden untersuchten Jahren). Im Spartacus Datensatz steht auch die Niederschlagsmenge als Parameter zur Verfügung. Für eine Validierung der Analog Methode mit diesem müssten jedoch andere Verifikationsmaße

gewählt werden (z.B. Probability of Detection, Critical Success Index, etc.). Im Rahmen dieser Arbeit wurde diese Untersuchung nicht mehr durchgeführt, stellt aber kein weiteres Hindernis dar.

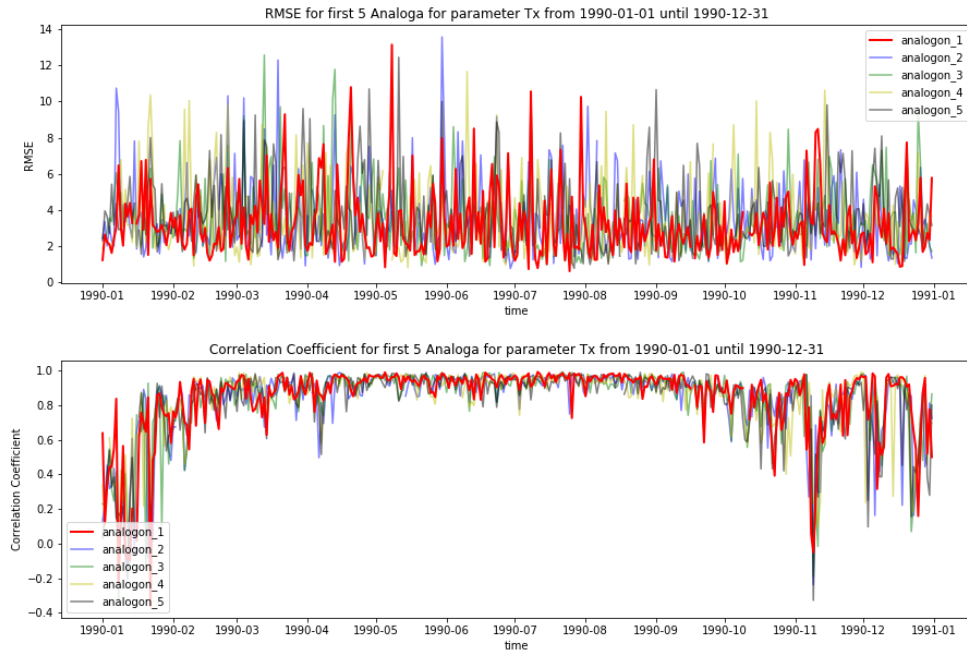


Abbildung 5.3: RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31.

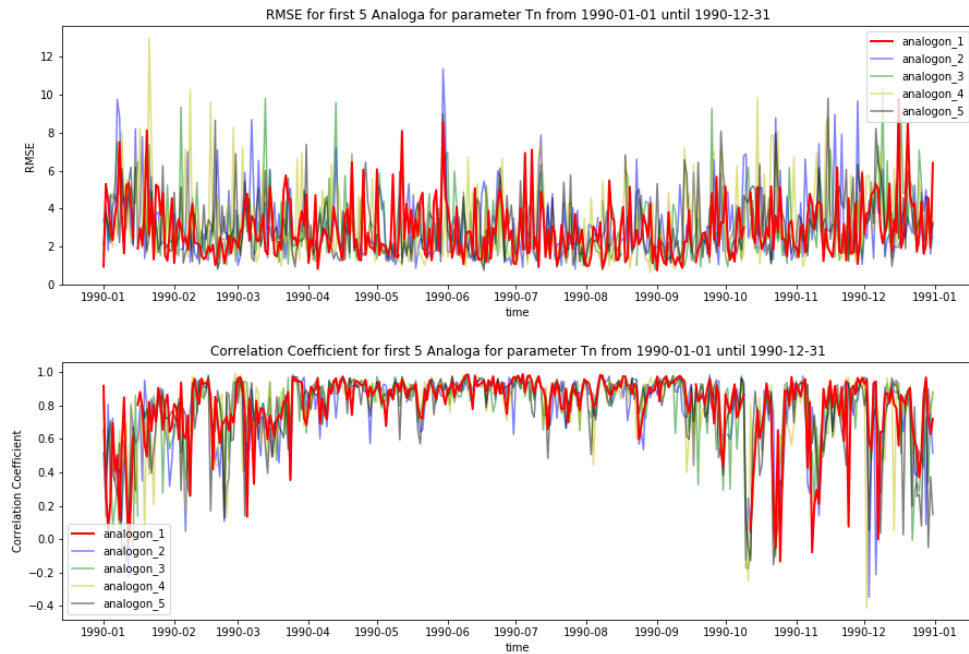


Abbildung 5.4: RMSE und Korrelationskoeffizient für die ersten 5 gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31.

Tx (Maximum-Temperatur)

Analogon	RMSE	KorrKoeff
1.Analogon	2.75	0.917
2.Analogon	2.99	0.904
3.Analogon	3.02	0.912
4.Analogon	2.92	0.908
5.Analogon	3.13	0.900

Tabelle 5.3: Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tx (Maximum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31..

Tn (Minimum-Temperatur)

Analogon	RMSE	KorrKoeff
1.Analogon	2.49	0.866
2.Analogon	2.60	0.854
3.Analogon	2.54	0.858
4.Analogon	2.45	0.860
5.Analogon	2.64	0.858

Tabelle 5.4: Median des RMSE und Korrelationskoeffizienten der gefundenen Analoga des Parameters Tn (Minimum-Temperatur) von 1990-01-01 bis 1990-12-31..

Literaturverzeichnis

- [1] Conda package, dependency and environment management. <https://docs.conda.io/projects/conda/en/latest/>. Accessed: 2019-05-27.
- [2] ERA5 des ECMWF. <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/reanalysis-datasets/era5>. Accessed: 2019-07-22.
- [3] Projectverzeichnis auf Github. <https://github.com/krishaeizl/AnalogMethod.git>. Accessed: 2019-07-22.
- [4] Projektbeschreibung und Einteilung. <https://docs.google.com/document/d/1zyaXYxZWQxJuf9LPWEdeqUf9wkWJB097SSAA7UT0o0o/edit>. Accessed: 2019-07-22.
- [5] Vorlesungsunterlagen der VO Klimamodelle. <http://climod.eu/lectures/university-of-vienna>. Accessed: 2019-07-22.
- [6] Johann Hiebl and Christoph Frei. Daily temperature grids for austria since 1961—concept, creation and applicability. *Theoretical and applied climatology*, 124(1-2):161–178, 2016.
- [7] Johann Hiebl and Christoph Frei. Daily precipitation grids for austria since 1961—development and evaluation of a spatial dataset for hydroclimatic monitoring and modelling. *Theoretical and applied climatology*, 132(1-2):327–345, 2018.