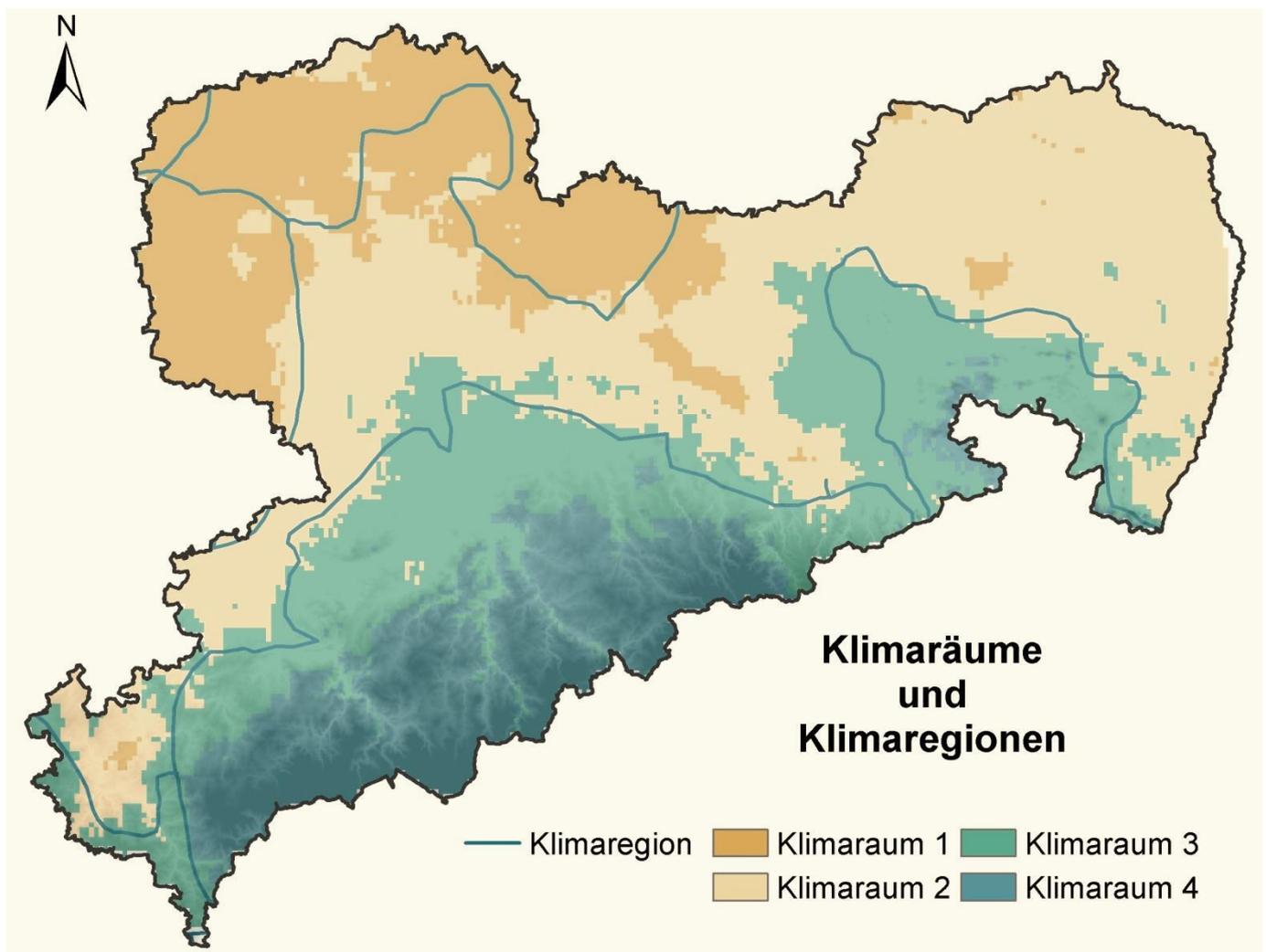


Verfahren zur Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen

Schriftenreihe, Heft 15/2017



Verfahren zur objektivierten Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen

Prof. Dr. Christian Bernhofer, Dr. Klemens Barfus

Inhalt

1	Einführung	7
1.1	Eignung von ausgewiesenen Klima- und Klimaänderungsräumen	8
2	Verwendete Daten	8
3	Methodik	9
3.1	Datenaufbereitung	10
3.1.1	Berechnung der aggregierten und abgeleiteten Klimagrößen	10
3.1.2	Standardisierung der Variablen	10
3.2	Clusteranalyse.....	11
3.2.1	Generelle Überlegungen zur Identifizierung von Klima- und Klimaänderungsräumen durch eine Clusteranalyse	11
3.2.2	Besonderheiten der Clusteranalyse in dieser Arbeit.....	13
3.2.3	Bestimmung der optimalen Anzahl an Klassen	13
3.2.4	Das Elbow-Kriterium.....	14
3.2.5	Das Bayessche Informationskriteriums	14
3.2.6	Robustheit der Clusterlösungen	16
3.2.7	Visuelle Analyse und Interpretation der Ergebnisse	16
4	Ergebnisse der Clusteranalysen	17
4.1	Niederschlag	18
4.2	Extremniederschlag.....	22
4.3	Temperatur.....	28
4.4	Monatliches Minimum der Tagesminimumtemperatur	34
4.5	Monatliches Maximum der Tagesmaximumtemperatur	35
4.6	Potentielle Verdunstung	37
4.7	Klimatische Wasserbilanz.....	38
4.8	Dürreindex SPEI.....	40
4.9	Anzahl aufeinander folgender trockener Tage.....	46
4.10	Einfacher Tagesintensitätsindex des Niederschlags	48
4.11	Clusteranalyse von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung	51
5	Beurteilung der Ergebnisse und Ausblick	53
6	Softwaretechnische Umsetzung	54
6.1	Rechenstabilität hinsichtlich einer Online-Implementierung	54
6.2	Rechenaufwand hinsichtlich einer Online-Implementierung	55
7	Zusammenfassung	56
	Literaturverzeichnis	59

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Zur Interpolation in ReKIS verwendete Klimastationen (rot) und Niederschlagsstationen (blau)	9
Abbildung 2:	Charakteristische Raum- und Zeitskalen atmosphärischer Phänomene im Vergleich zur Größe Sachsens	12
Abbildung 3:	BIC- und Elbow-Kriterium für die Monatsniederschläge 1961 - 2015.....	18
Abbildung 4:	Räumliche Darstellung der Clusterlösung mit 10 Klassen für die Zeitreihen monatlicher Niederschläge 1961 - 2015.....	19
Abbildung 5:	Mittelwerte der 10 Klassen für monatliche Niederschläge 1961 - 2015	20
Abbildung 6:	Elbow-Kriterium und BIC für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015	21
Abbildung 7:	Räumliche Darstellung der 10-Klassen-Lösung für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015	21
Abbildung 8:	Höhenabhängigkeit der Klassen einer 10-Klassen-Lösung für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015	22
Abbildung 9:	90%-Perzentil des täglichen Niederschlags 1961 - 1990.....	23
Abbildung 10:	BIC und Elbow-Kriterium für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlags 1961 - 1990	24
Abbildung 11:	Räumliche Darstellung der 5-Klassen-Lösung für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlags 1961 - 2015	24
Abbildung 12:	Zeitreihen der Mittelwerte der 5-Klassen-Lösung für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlags 1961 - 2015	25
Abbildung 13:	BIC und Elbow-Kriterium für die saisonale Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlags 1961 - 1990	26
Abbildung 14:	Räumliche Darstellung der 7-Klassen-Lösung für die saisonale Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlags 1961 - 2015	27
Abbildung 15:	Differenz für die mittlere Anzahl der Überschreitungstage für die Zeiträume 1961 - 1987 und 1988 - 2015.....	28
Abbildung 16:	BIC und Elbow-Kriterium für die Monatsmitteltemperatur 1961 - 2015	29
Abbildung 17:	Räumliche Darstellung einer 5-Klassen-Lösung für die Monatsmitteltemperatur 1961 - 2015.....	30
Abbildung 18:	Höhenverteilung der Klassen bei einer 5-Klassen-Lösung für die Monatsmitteltemperatur 1961 - 2015.....	30
Abbildung 19:	BIC und Elbow-Kriterium für die Monatsmittel der Temperaturresiduen 1961 - 2015	31
Abbildung 20:	Räumliche Darstellung einer 4-Klassen-Lösung für die Monatsmittel der Temperaturresiduen 1961 - 2015.....	32
Abbildung 21:	BIC und Elbow-Kriterium für die Mittelwerte der Monatsmitteltemperatur 1961 - 2015	33
Abbildung 22:	Räumliche Darstellung einer 3-Klassen-Lösung für die Mittelwerte der Monatsmitteltemperatur 1961 - 2015	33
Abbildung 23:	BIC und Elbow-Kriterium für das monatliche Minimum der Tagesminimumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015	34
Abbildung 24:	Räumliche Darstellung einer 3-Klassen-Lösung für das monatliche Minimum der Tagesminimumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015.....	35
Abbildung 25:	BIC und Elbow-Kriterium für das monatliche Maximum der Tagesmaximumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015	36
Abbildung 26:	Räumliche Darstellung einer 2-Klassen-Lösung für das monatliche Maximum der Tagesmaximumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015.....	36
Abbildung 27:	BIC und Elbow-Kriterium für die potentielle Verdunstung basierend auf Monatswerten 1961 - 2015	37
Abbildung 28:	Räumliche Darstellung der 10 Klassen Lösung für die potentielle Verdunstung basierend auf Monatswerten 1961 - 2015	38
Abbildung 29:	BIC und Elbow-Kriterium für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 - 2015.....	39
Abbildung 30:	Räumliche Darstellung der 8 Klassen Lösung für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 - 2015	39
Abbildung 31:	Zeitreihen der Mittelwerte der 8-Klassen-Lösung für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 - 2015	40

Abbildung 32:	BIC und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	41
Abbildung 33:	Räumliche Darstellung der 5 Klassen Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	42
Abbildung 34:	Zeitreihen der Mittelwerte der 5-Klassen-Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	43
Abbildung 35:	BIC- und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 6 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	43
Abbildung 36:	Räumliche Darstellung der 5 Klassen Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 6 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	44
Abbildung 37:	BIC- und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 12 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015	45
Abbildung 38:	Räumliche Darstellung der 3-Klassen-Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 12 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 - 2015.	45
Abbildung 39:	BIC- und Elbow-Kriterium für die Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für den Bezugszeitraum 1961 - 2015	46
Abbildung 40:	Räumliche Darstellung der 14 Klassenlösung für die Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für den Bezugszeitraum 1961 - 2015	47
Abbildung 41:	Maximale Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für das Jahr 1963	48
Abbildung 42:	BIC und Elbow-Kriterium für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für das gesamte Jahr und den Bezugszeitraum 1961 - 2015.....	49
Abbildung 43:	Räumliche Darstellung der 3 Klassen- für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für das gesamte Jahr und den Bezugszeitraum 1961 - 2015.....	49
Abbildung 44:	BIC und Elbow-Kriterium für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für den Sommer und den Bezugszeitraum 1961 - 2015	50
Abbildung 45:	Räumliche Darstellung der 8-Klassen-Lösung für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für den Sommer und den Bezugszeitraum 1961 – 2015.....	51
Abbildung 46:	BIC und Elbow-Kriterium für monatliche Werte von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung für den Bezugszeitraum 1961 - 2015.....	52
Abbildung 47:	Räumliche Darstellung der 21-Klassen-Lösung von Zeitreihen von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung für den Bezugszeitraum 1961 - 2015	52
Abbildung 48:	Rechenzeiten für BIC, Elbow-Kriterium und das Ward-Verfahren in Abhängigkeit zur Anzahl der Variablen.....	56

Abkürzungsverzeichnis

BIC	Bayessches Informationskriterium
ReKIS	Regionales Klima-Informationssystem Sachsen, Sachsen-Anhalt, Thüringen
SPEI	Standardized Precipitation Evapotranspiration Index
Python	Programmiersprache
Cfb	Klimazone nach Köppen und Geiger
Dfb	Klimazone nach Köppen und Geiger
Csa	Klimazone nach Köppen und Geiger

1 Einführung

Der Klimawandel in Sachsen erfordert eine Anpassung aller betroffenen Sektoren wie Land- und Forstwirtschaft, Wasserwirtschaft und Städtebau. Dabei ist von regionalen Unterschieden hinsichtlich der Ausprägung des Klimawandels und den daraus resultierenden Maßnahmen innerhalb Sachsens auszugehen. Eine Veränderung der Niederschlagscharakteristik hat für die sächsischen Tieflandsbereiche bei gleicher Magnitude andere Folgen als für das niederschlagsreichere sächsische Bergland. Zur Abschätzung entsprechender Maßnahmen kann die Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen hilfreich sein. Die Grundlage dazu bildet die Publikation von Kronenberg et al. (2015), in der eine solche Ausweisung für Sachsen schon einmal vorgenommen wurde. Dabei sind Klima- und Klimaänderungsräume Gebiete, die im Falle des Klimaraums durch ein ähnliches Klima gekennzeichnet sind. Im Falle der Klimaänderungsräume handelt es sich um Gebiete, die entweder basierend auf historischen Zeitreihen oder auf Klimaprojektionen für die Zukunft ein ähnliches Änderungssignal zeigen. Da sowohl das rezente Klima als mittlere Eigenschaft als auch bereits beobachtete Klimaänderungen aus gemessenen Klimazeitreihen ermittelt werden, stellen die in dieser Arbeit aus Beobachtungsreihen ermittelten Räume den Übergangsbereich zwischen Klima- und Klimaänderungsräumen dar. Die verwendete Methodik ist jedoch ohne Einschränkung auch für Projektionen regionaler Klimamodelle anwendbar.

Der Begriff "Raum" weist dabei auf ein Gebiet mit gleichen Eigenschaften und einer gewissen Ausdehnung hin. Die Zielsetzung dieser Arbeit basiert zwar auf diesem Raumbegriff dahingehend, dass eine Mindestgröße der ermittelten Räume favorisiert wird. Allerdings ist es durchaus vorstellbar, dass sich ein Klima- oder Klimaänderungsraum über mehrere nicht zusammenhängende Gebiete erstreckt. Als Analogie kann hier die vielfach verwendete globale Klimaklassifikation nach Köppen-Geiger herangezogen werden, die z. B. für Gebiete auf fünf Kontinenten das Mittelmeerklima ausweist.

Da beim hier verwendeten Clusterverfahren nur die Ähnlichkeit der klimatologischen Größen der betrachteten Orte / Gitterzellen nicht aber deren Lage zueinander eingeht, werden die erhaltenen Cluster durch die Ähnlichkeit der Ausprägungen der betrachteten Klimagrößen im Vergleich zu den Ausprägungen in anderen Clustern bestimmt, ermöglichen jedoch die Zusammensetzung eines Klimaraums über mehrere nicht zusammenhängende Gebiete. Dass es bei der Einteilung in Klimaräume durch die Anwendung des hier verwendeten Clusterverfahrens zu zusammenhängenden Gebieten innerhalb einer Klasse kommt, liegt an der hohen räumlichen Korrelation der Klimagrößen auf der betrachteten Raumskala. Unabhängig von Oberflächeneigenschaften und Höhenlage ist die Ähnlichkeit des Klimas zwischen zwei Orten mit einer Entfernung von 2 km größer als bei zwei Orten getrennt durch eine Distanz von 150 km.

Im Folgenden wird noch einmal detaillierter auf die Eignung von ausgewiesenen Klima- und Klimaänderungsräumen eingegangen. Danach werden die verwendeten Daten und die zum Einsatz gekommene Methodik beschrieben, nicht ohne generelle Überlegungen zur Verwendung einer Clusteranalyse zur Bestimmung von Klima- und Klimaänderungsräumen auszuführen. Bei der methodischen Beschreibung wird insbesondere auf die Möglichkeiten einer hinreichend objektiven Analyse sowie die Implementierung in das Regionale Klima-Informationssystem ReKIS eingegangen. Im Anschluss werden die Ergebnisse für unterschiedliche Klimagrößen vorgestellt und eine zusammenfassende Beurteilung der Ergebnisse vorgenommen. Diese beinhaltet auch Empfehlungen für die zukünftige Nutzung der Ergebnisse sowie mögliche sich anschließende Untersuchungen.

Die Beschreibung der softwaretechnischen Umsetzung bildet den Abschluss des Berichts. Fokus liegt hierbei auf der Abschätzung der Möglichkeiten einer Echtzeiteinbindung des Verfahrens in das Regionale Klima-Informationssystem ReKIS. Dazu werden insbesondere die rechentechnische Stabilität des Verfahrens sowie der benötigte Rechenzeitaufwand betrachtet.

1.1 Eignung von ausgewiesenen Klima- und Klimaänderungsräumen

Die Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen birgt für die Klima- und Klimafolgenforschung die Chance in globalen oder regionalen Kontext Räume gleichen Klimas oder gleicher Klimaänderung zu identifizieren und basierend darauf z. B. die Ausgestaltung des Ökosystems (Boden und Vegetation) und die Möglichkeiten der Adaption unterschiedlicher Teilbereiche (z. B. Land- und Forstwirtschaft aber auch Architektur und Städtebau) zu analysieren. Als Beispiel sei hier das Climate Analogues Tool (<http://www.ccafs-analogues.org/>) genannt, welches insbesondere in der Klimaimpaktforschung häufig Verwendung findet, um aufwändige Rechnungen mit gekoppelten Modellen zu vermeiden.

Neben der Identifizierung ähnlicher Gebiete und Regionen, bietet die Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen hinsichtlich der Forschungs- und Anpassungsmaßnahmen die Möglichkeit des Zusammenschlusses von Akteuren innerhalb eines Klima- oder Klimaänderungsraumes, um Aufwand und Mittel zu reduzieren.

Letztlich bietet sich durch die Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen für die Forschung die Möglichkeit einer gezielteren Forschung in den einzelnen Räumen und den dazugehörigen Gebieten.

2 Verwendete Daten

Zur Analyse wurden in dieser Arbeit ReKIS-Daten der Temperatur, des Niederschlags und der potentiellen Verdunstung für Sachsen auf Tagesbasis verwendet. Der Zeitraum umfasst dabei die Jahre von 1961 bis 2015. Die räumliche Auflösung beträgt dabei 1 km basierend auf einer Gauss-Krüger 4-Projektion. Zur Interpolation wurden dabei die in Abbildung 1 dargestellten Klima- und Niederschlagsstationen verwendet.

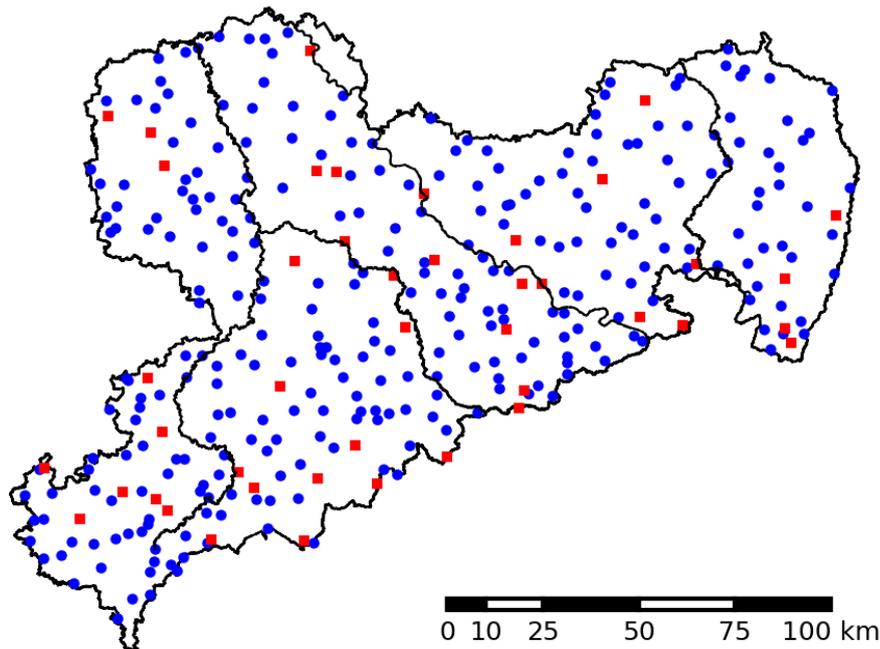


Abbildung 1: Zur Interpolation in ReKIS verwendete Klimastationen (rot) und Niederschlagsstationen (blau)

Die Temperatur wurde ausgehend von den Klimastationen als Stützstellen durch die Kombination einer für das Gesamtgebiet angepassten linearen Höhenregression und eines Inverse Distance Weightings der entsprechenden Residuen interpoliert.

Beim Niederschlag wurden als Stützstellen die deutlich dichter verteilten Niederschlagsstationen verwendet. Durch ein vorgeschaltetes Indikator kriging wurde bestimmt, welche Gitterzellen durch Niederschlag gekennzeichnet sind und welche Gitterzellen folglich trocken bleiben. Anschließend wurde durch ein Kriging für die niederschlagsbeeinflussten Zellen die Niederschlagshöhe berechnet.

Die potentielle Verdunstung wurde basierend auf dem Verfahren von Turc-Wendling (Wendling, 1991) berechnet, welches als Eingangsgrößen die Temperatur und die Globalstrahlung betrachtet.

3 Methodik

Kernstück der verwendeten Methodik ist ein Clusterverfahren, welches eine Gesamtmenge in Klassen unterteilt. Hierbei ist das Ziel, die Unterschiede der Klassenmitglieder durch eine optimale Zuweisung zu den Klassen zu minimieren und die Unterschiede zwischen den Klassen zu maximieren. Die in dieser Arbeit durchgeführten Clusteranalysen basieren auf Zeitreihen aggregierter oder abgeleiteter Tagesdaten für jede Gitterzelle.

Werden mehrere Variablen innerhalb einer Clusteranalyse untersucht, so werden die Zeitreihen dieser Variablen zusammengefügt, was eine Standardisierung der einzelnen Variablen notwendig macht. Die Zeitreihen werden dann dem Clusterverfahren derart zugeführt, dass über die Gitterzellen geclustert und jede Gitterzelle somit einer Klasse zugeordnet wird. Bei dem hier verwendeten Verfahren ist a priori nicht bekannt, welches die optimale Klassenanzahl für den entsprechenden Datensatz ist und folglich wird eine Lösung (Zuordnung

der Gitterzellen) für jede mögliche Klassenanzahl berechnet. Daraus resultiert die anschließende Notwendigkeit über ein möglichst objektives Verfahren die optimale Klassenanzahl zu bestimmen. Ist dies geschehen, wird die Sinnhaftigkeit der statistischen Klassenlösung hinsichtlich ihrer physikalischen Sinnhaftigkeit analysiert, indem z. B. die Größen, Form und Verteilungen der die Klasse zusammensetzenden einzelnen Gebiete hinsichtlich ihrer Plausibilität betrachtet werden. Auch können Statistiken der einzelnen Klasse zur Analyse herangezogen werden.

3.1 Datenaufbereitung

3.1.1 Berechnung der aggregierten und abgeleiteten Klimagrößen

Die hier durchgeführten Clusteranalysen basieren auf aggregierten und abgeleiteten Klimagrößen, die aus den Tagesdaten der Klimagrößen berechnet wurden. (Genauere Beschreibungen der einzelnen berechneten Größen finden sich im späteren Teil, in dem die Analysen für die jeweiligen Größen beschrieben sind.) Daraus resultiert für jede Gitterzelle eine Zeitreihe der entsprechenden Größe. Entsprechend der Klimavariablen handelt es sich um eine jährliche Auflösung (z. B. die größte Anzahl zusammenhängender trockener Tage im Jahr) oder eine monatliche Auflösung (z. B. monatliche Niederschlagssumme). Diese Größen können als Einzelwerte für jedes Jahr / jeden Monat pro Jahr (z. B. monatliche Niederschlagssummen für die Jahre 1961 bis 2015) oder als Mittelwerte für einen Bezugszeitraum (z. B. mittlerer monatlicher Niederschlag für den Bezugszeitraum 1961 bis 2015) vorliegen.

Im Falle einer Bezugsgröße, wie der Überschreitung eines Perzentils (z. B. 90 %-Perzentil des Niederschlages), wurde die Bezugsgröße für jede Gitterzelle berechnet. Dieses Vorgehen wurde ebenso bei Extremindizes angewendet, da davon auszugehen ist, dass eine gewisse regionale Anpassung der wetter- und klimabeeinflussten Bereiche (z. B. Landwirtschaft oder Forstwirtschaft) existiert (Zhang et al., 2011).

Werden mehrere Variablen innerhalb einer Clusteranalyse untersucht, so werden die Zeitreihen beider Variablen zusammengefügt. Damit dabei nicht die Variable mit der höheren Varianz das Ähnlichkeitsmaß und damit die Zusammensetzung der Klassen bestimmt, ist eine Standardisierung der Variablen notwendig

3.1.2 Standardisierung der Variablen

Werden unterschiedliche Variablen (z. B. Temperatur und Niederschlag) gemeinsam mit Hilfe der Clusteranalyse untersucht, können unterschiedliche Wertebereiche dazu führen, dass die Variable mit dem größten Wertebereich die Clusteranalyse dominiert. Um diesem Effekt zu begegnen, können verschiedene Techniken angewendet werden. Beispielsweise können die einzelnen Variablen gewichtet in die Analyse eingehen. In dieser Arbeit wurden die Variablen mit Hilfe des Mittelwertes und der Standardabweichung standardisiert (sogenannte Z-Score-Standardisierung). Diese Standardisierung scheint auch für den Niederschlag zulässig, da Monatsdaten die höchste verwendete Auflösung darstellen und der Niederschlag bei dieser Auflösung als hinreichend normal verteilt angenommen werden kann.

Generell sind hinsichtlich der Analyse unterschiedliche Standardisierungen denkbar. Ist man nur daran interessiert den zeitlichen Verlauf und die Änderungen der Klimagrößen unabhängig von der absoluten Höhe der jeweiligen Werte zu betrachten, würde man die Referenz (Mittelwert und Varianz) für den jeweiligen Gitterpunkt berechnen. Dies würde einem Korrelationskoeffizienten als Distanzmaß in der späteren Clusteranalyse entsprechen und infolge können Gitterzellen zu Klassen zusammengefasst werden, die zwar sehr ähnliche Verläufe in den Zeitreihen aufweisen aber sehr unterschiedliche Mittelwerte (z. B. eine Gebirgsstation und eine

Flachlandstation). In dieser Arbeit wurden jedoch Mittelwerte und Varianzen für das gesamte Untersuchungsgebiet berechnet und zur Standardisierung herangezogen, so dass die Unterschiede in den Mittelwerten zwischen den einzelnen Gitterzellen bei der Clusteranalyse mit einbezogen werden.

3.2 Clusteranalyse

Das Ziel eines Clusterverfahrens ist es Klassenstrukturen in einem Datenkollektiv zu identifizieren. Diese Struktur ist durch eine optimale Zuweisung der Mitglieder Kollektivs zu den jeweiligen Klassen gekennzeichnet, bei der die Unterschiede der Mitglieder in einer jeweiligen Klasse möglichst gering, die Unterschiede zwischen den Klassen jedoch möglichst groß sind. Hieraus folgt im Umkehrschluss das auch Datenkollektive existieren, denen keine Klassenstruktur unterliegt, da die einzelnen Datensätze homogen im Merkmalsraum verteilt sind.

Die Unterschiede werden dabei über Distanzmaße berechnet, die vom Bearbeiter vorgegeben werden. Ein häufig verwendetes Distanzmaß ist hierbei die euklidische Distanz, allerdings wäre z. B. auch die Mahalanobis-Distanz denkbar (Backhaus et al., 2011).

Es gibt unterschiedliche Clusterverfahren, die zur Anwendung kommen. Beispielsweise gibt es Verfahren, bei denen die Anzahl an Klassen vorgegeben wird und die Optimierung in der Klassenzuweisung der Kollektivmitglieder besteht. Die Ergebnisse dieser Verfahren können dabei stark von den initial vorgegebenen Klassenmittelpunkten abhängen. Weiterhin gibt es z. B. die Unterscheidung in Verfahren, die alle Mitglieder des Datenkollektivs einer Klasse zuordnen, während andere Verfahren einzelne Mitglieder keiner Klasse zuordnen, wenn vorgegebene Distanzen überschritten werden.

Die Clusteranalysen in dieser Arbeit wurden mit dem Verfahren nach Ward (Ward, 1963) durchgeführt. Hierbei handelt es sich um ein hierarchisches Verfahren, was bedeutet, dass während des Verfahrens Lösungen für alle möglichen Klassenanzahlen gefunden werden. Entsprechend ist zu Beginn die maximale Klassenanzahl gleich der Anzahl der Fälle (jede Gitterzelle stellt eine einzelne Klasse dar). Iterativ werden nun in jedem Schritt die beiden am nächsten zueinander liegenden Klassen zusammengefasst bis die minimale Klassenanzahl 1 erreicht ist, so dass alle Objekte (in diesem Fall Gitterpunkte) dieser Klasse zugeordnet werden. Es ist dann die Aufgabe des Bearbeiters anhand von unterschiedlichen Gütekriterien die sinnvollste Anzahl an Klassen zu bestimmen.

Beim Ward-Verfahren handelt es sich um ein agglomeratives Verfahren, bei dem zu Beginn jeder Fall (hier Gitterzelle) eine einzelne Klasse bildet. In der Folge werden dann schrittweise Klassen entsprechend des gewählten Distanzmaßes zusammengefasst, so dass mit jedem Schritt die Anzahl der Klassen um eine Klasse sinkt.

Die Konsequenz der Anwendung eines solchen Verfahrens ist dass das Verfahren nicht abgekürzt werden kann, obwohl die hohe Anzahl an Klassen zu Beginn keine physikalisch akzeptablen Lösungen darstellen. Dafür ist das Verfahren nicht von vorgegebenen Startwerten abhängig und verwendet keine Zufallsprozesse, so dass die Lösungen jederzeit reproduzierbar sind.

3.2.1 Generelle Überlegungen zur Identifizierung von Klima- und Klimaänderungsräumen durch eine Clusteranalyse

Die Ausweisung von Klimaregionen und -räumen hat im globalen Kontext eine lange Tradition. Als Beispiel sei hier die oft verwendete Köppen-Geiger-Klassifikation genannt. Sie basiert darauf, dass die einzelnen Klimazonen

anhand vorgegebener Schwellwerte hinsichtlich langjähriger mittlerer Eigenschaften von Temperatur und Niederschlag bestimmt werden. Es handelt sich hierbei also um eine Klassifizierung mit vorgegebenen Klassengrenzen und die Anzahl der Klassen resultiert aus der Variabilität der global vorgefundenen Eigenschaften (Temperatur und Niederschlag) und ihrer Kombination. Klimaänderungen können zur Folge haben, dass entweder die Schwellwerte geändert werden oder neue Kriterien ausgewiesen werden müssen, um die Wertigkeit der Klassifikation zu gewährleisten.

Betrachtet man die Köppen-Geiger-Klassifikation unter zirkulationsdynamischen Gesichtspunkten, so stellt man fest, dass obwohl die einzelnen Klassen durch einfache Schwellwerte beschrieben werden, sich hinter diesen der Einfluss unterschiedliche Zirkulationssysteme verbirgt. Als Beispiel seien die Klimazonen Cfb für das atlantisch beeinflusste Westeuropa, Dfb für das kontinental beeinflusste Mittel- bis Osteuropa sowie Csa für das Mittelmeerklima genannt. Zirkulationsdynamisch steht (stark vereinfacht) die Klimazone Cfb hier für den Bereich, der ganzjährig häufig durch Tiefdruckgebiete vom Atlantik beeinflusst wird. Insbesondere im Westen der Klimazone Dfb ist dies auch aber seltener und mit geringerer Intensität der Fall. Hier ist insbesondere im Winter ein stärkerer Einfluss kontinentaler Hochdruckgebiete im Osten zu verzeichnen. Die Zone des Mittelmeerklimas Csa ist im Sommer eher von randtropischen Hochdruckgebieten beeinflusst, während im Winter das Ausgreifen der Westwinddrift in südlichere Bereiche zu einem verstärkten Einfluss von atlantischen Tiefdruckgebieten führt.

Aus diesen Überlegungen wird deutlich, dass die Frequenz und Intensität synoptischer Systeme diese Klimazonen formt. Ein Vergleich charakteristischer Raum- und Zeitskalen atmosphärischer Phänomene im Vergleich zur Größe Sachsens zeigt die Abbildung 2.

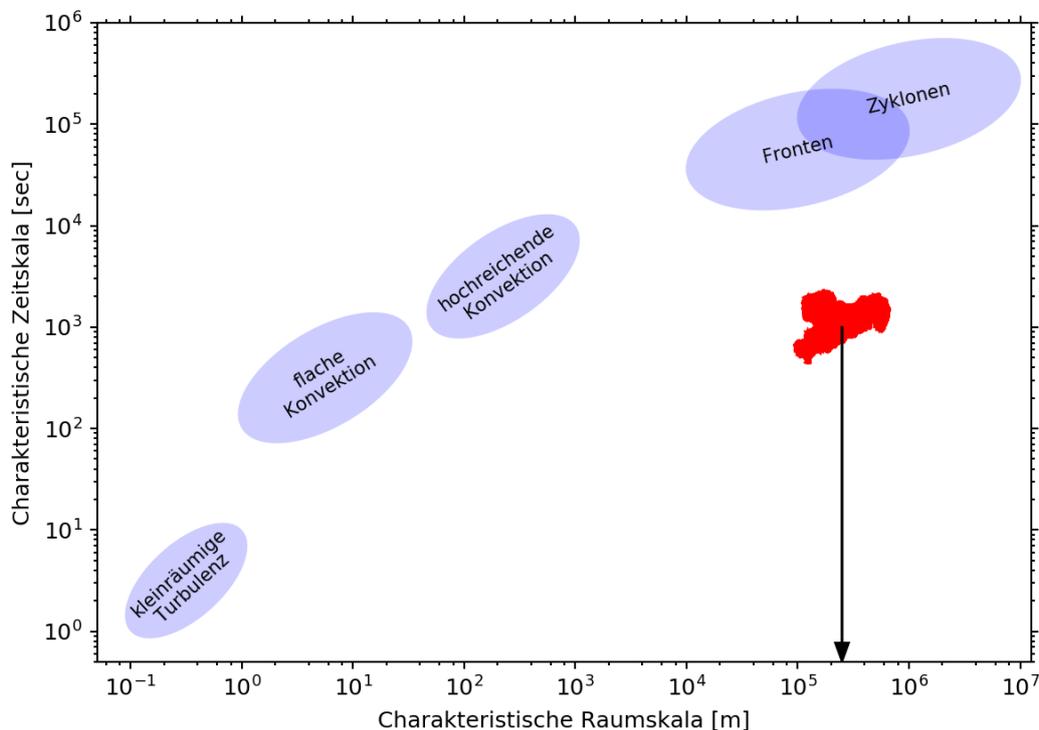


Abbildung 2: Charakteristische Raum- und Zeitskalen atmosphärischer Phänomene im Vergleich zur Größe Sachsens

Für eine Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen in Sachsen ergibt sich die Problematik, dass die Größen der synoptischen Systeme, die regionale Unterschiede innerhalb Sachsens erzeugen können (Tiefdruckgebiete mit ihren Fronten), deutlich größer als Sachsen sind. Kleinere prägende Phänomene wie Luv-Lee-Effekte führen entweder nicht zu nachweisbaren Unterschieden oder werden durch die Stationsdichte nicht ausreichend abgedeckt. Folglich können räumliche Unterschiede in Sachsen aus zirkulationsdynamischer Sicht nur durch eine Veränderung der Intensität, zum Beispiel von West nach Ost, bei der Überquerung durch ein Tiefdruckgebiet oder eine Front erreicht werden. Eine graduelle Veränderung ist aber der Ausweisung einzelner Klassen, die scharfe Klassengrenzen benötigen, nicht zuträglich. Anders stellt es sich bei der in Abbildung 2 aufgeführten hochreichenden Konvektion dar. Diese ist durch eine deutlich kleine Raumskala charakterisiert und wenn es Vorzugsgebiete der Entstehung, z. B. im Bereich der Mittelgebirge geben sollte, kann es zur Ausbildung von Klassenstrukturen kommen, die sich in den Niederschlagsdaten zeigen würden. Allerdings muss die Frage gestellt werden, ob solche lokalen Besonderheiten durch die Stationsdichte und den nachgeschalteten Interpolationsalgorithmus abgebildet würden.

Wie schon angesprochen spielen die zur Clusteranalyse verwendeten Daten ebenso eine große Rolle. Hierbei sind zwei Fälle zu unterscheiden: a) die Verwendung von **Stationsdaten** und b) die Verwendung von **Gitterdaten**.

Im Falle von verwendeten Stationsdaten entfällt der Einfluss der Interpolationsmethode bei der Clusteranalyse. Man würde von sinnvollen und robusten Clustern ausgehen, wenn jedes Gebiet einer Klasse durch mindestens zwei Stationen gekennzeichnet ist. Verwendet man jedoch Gitterdaten, spielt die Interpolationsmethode eine nicht zu vernachlässigende Rolle. Man stelle sich als mögliche Methoden zur Interpolation zwischen zwei Stationen a) die Methode der nächsten Nachbarn und b) eine lineare Interpolation vor. Im Falle der Methode der nächsten Nachbarn kennzeichnet ein deutlicher Sprung der Werte in der stets gleichen Entfernung das Interpolationsergebnis und ist somit der Ausweisung von Klassen zuträglich. Im Falle eines graduellen Übergangs durch eine lineare Interpolation zeichnet sich keine eindeutige Klassengrenze ab. Folglich ist auch hier zumindest darauf zu achten, dass die Ausweisung der einzelnen Klassen durch mehrere Stützstellen (Stationen) begründet ist.

3.2.2 Besonderheiten der Clusteranalyse in dieser Arbeit

Die Clusteranalysen in dieser Arbeit stellen hinsichtlich des Datenumfangs eine Besonderheit im Vergleich zu anderen in der Literatur beschriebenen Anwendungen der Clusteranalyse dar. Dies bezieht sich auf die Anzahl der Datensätze aber vielmehr noch auf die Anzahl der verwendeten Variablen. Die Anzahl der Datensätze entspricht der Anzahl der Gitterpunkte und somit 19574. Da wir hier Zeitreihen an Stelle von skalaren Variablen verwenden, entspricht die Anzahl der Variablen der Anzahl der verwendeten Klimagrößen multipliziert mit der Anzahl der Zeitschritte in der Zeitreihe. Bei einer Zeitreihe für eine Klimagröße (z. B. Temperatur) mit einer monatlichen Auflösung von 1961 bis 2015 entspricht dies 660 Variablen. Daraus resultiert eine recht umfangreiche Datenmatrix. Dies wirkt sich auf den Rechenzeitbedarf der Clusteranalyse als auch auf die nachgeschalteten Analysen aus und kann aufgrund des Datenvolumens im Extremfall dazu führen, dass eine Berechnung nicht mehr möglich ist. Es erschwert aber auch die Interpretation der Ergebnisse, da der Einfluss der einzelnen Variablen auf das Klassifizierungsergebnis nur mehr schwer festgestellt werden kann.

3.2.3 Bestimmung der optimalen Anzahl an Klassen

Zur Anzahl der optimalen Anzahl an Klassen stehen verschiedene Maßzahlen zur Verfügung (Backhaus et al. 2011). Hierbei muss beachtet werden, dass diese Maßzahlen auch darauf hindeuten können, dass keine

eindeutige Lösung für das Clusterproblem existiert. In diesem Fall kann der analysierte Datensatz nicht als das Ergebnis aus der Kombination von Teilmengen, die jeweils einer Klasse entstammen angesehen werden. Die Datensätze sind in diesem Fall homogen im Merkmalsraum verteilt.

In dieser Arbeit werden das Elbow-Kriterium (z.B. Backhaus et al., 2011) sowie das Bayessche Informationskriterium (BIC) (Bacher et al., 2010) verwendet. Das Elbow-Kriterium stellt im Gegensatz zum BIC eine relativ schnell zu berechnende Größe dar. Jedoch handelt es sich hierbei nicht ein objektives Kriterium, so dass es in dieser Arbeit mit dem BIC ergänzt wird. Dessen Berechnung ist sehr aufwändig und lässt sich daher nur für eine Untergruppe aller möglichen Lösungen (Klassenanzahlen) durchführen.

3.2.4 Das Elbow-Kriterium

Das Elbow-Kriterium ist ein einfaches und wenig rechenintensives Kriterium zur Ermittlung der optimalen Klassenanzahl bei hierarchischen Clusteranalysen. Es wird berechnet als:

$$EC_K = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^V (x_{i,j} - \bar{x}_{k,j})^2.$$

Die Berechnung erfolgt für jede Klassenlösung K . Hierbei ist K die Anzahl der Klassen, n die Anzahl der Datensätze (in unserem Fall Gitterzellen) und V die Anzahl der verwendeten Variablen (in unserem Falle Klimagrößen \times Zeitschritte). $x_{i,j}$ ist der Wert des Datensatzes i für die Variable j und $\bar{x}_{k,j}$ der Mittelwert der Variablen j für die Klasse k . Die optimale Klassenanzahl wird nun bestimmt, indem das Elbow-Kriterium gegen die Klassenanzahl aufgetragen wird (z.B. Abbildung 3). Im Falle der hierarchischen Clusteranalyse nimmt die erste berechnete Lösung eine eigenständige Klasse für jeden Datensatz an, mit der Konsequenz, dass die Abweichung des Datensatzes vom Klassenmittel entfällt und somit das Elbow-Kriterium den Wert 0 annimmt.

Mit jedem weiteren Iterationsschritt werden die beiden einander nächsten Klassen zu einer neuen Klasse zusammengefasst. Folglich kommt es zu Abweichungen der Datensatzwerte von den Klassenmitteln und damit zu einem Anstieg des Elbow-Kriteriums. Man geht nun davon aus, dass dieser Anstieg bis zum Erreichen der optimalen Klassenanzahl moderat ausfällt. Werden nun im nächsten Schritt zwei Klassen zusammengefasst, die eigentlich bei der optimalen Lösung noch getrennt sind, steigt die aufsummierte Distanz und damit das Elbow-Kriterium sprunghaft an (es bildet sich bildlich gesehen der Ellbogen in der Kurve aus). Die Situation kann man sich so vorstellen, dass die zwei eigentlich eigenständigen Klassen zwei räumlich getrennte Agglomerationen im Merkmalsraum ausbilden und der neue Klassenmittelpunkt außerhalb der beiden Agglomerationen liegt.

Problematisch ist die objektive Identifizierung des markanten Anstiegs, da das Elbow-Kriterium mit jedem Iterationsschritt ansteigt (siehe z.B. Abbildung 3).

3.2.5 Das Bayessche Informationskriteriums

Das Bayessche Informationskriterium (BIC) stellt ein objektives Verfahren zur Bestimmung der optimalen Klassenanzahl dar und wird daher mit besonderem Fokus auf die Implementierung in ReKIS hier eingeführt. Es bestimmt allgemein in der Statistik das optimale Modell bei gegebenem Datensatz. Im Falle der Clusteranalyse nach Ward wird das optimale Modell lediglich durch die Klassenanzahl bestimmt. Das Bayessche Informationskriterium beinhaltet einen Strafterm, der im Falle der Clusteranalyse Lösungen mit einer großen Anzahl an Klassen bestraft.

Das Bayessche Informationskriterium wird entsprechend Bacher et al (2010, S.355-364) berechnet. Die optimale Klassenanzahl findet sich bei einem Minimalwert des Bayesschen Informationskriteriums (BIC). BIC wird berechnet als:

$$BIC_K = -2 LL + m_K \log(n).$$

Hierbei gibt der Index K die Anzahl der Klassen für die entsprechende Lösung an. m ist die Anzahl der zu schätzenden Parameter und n die Anzahl der Datensätze. m_K wird berechnet als:

$$m_K = K + 2 \cdot m \cdot K - 1$$

Die Log-Likelihood-Funktion LL wird berechnet als:

$$LL = \log(L) = \sum_{g=1}^n \log \sum_{k=1}^K \pi(k) * \pi(g|k).$$

Hierbei ist L die Likelihood-Funktion, $\pi(k)$ der „wahre“ Anteil der Klasse k berechnet als $\frac{1}{K}$ und $\pi(g|k)$ die bedingte Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Datensatzes g in der Klasse k . Die bedingte Wahrscheinlichkeit wird berechnet als:

$$\pi(g|k) = \prod_{j=1}^V \pi(x_{gj}|k)$$

Hierbei ist V die Anzahl der verwendeten Variablen, $\pi(x_{gj}|k)$ die Auftrittswahrscheinlichkeit des Wertes der Variablen j des Datensatzes g in der Klasse k . Für die Dichtefunktion der jeweiligen Variablen j in den jeweiligen Klassen k der wird eine Normalverteilung mit dem Mittelwert μ_{kj} und der Standardabweichung σ_{kj}^2 angenommen. Mittelwert und Standardabweichung werden aus den entsprechend der jeweiligen Klassenlösung mit der Anzahl an Klassen K der Klasse k zugehörigen Datensätzen bestimmt. Die Wahrscheinlichkeit eines jeden Datensatzes g aufgrund seines Wertes für die Variable j zur Klasse k zugeordnet zu werden, kann berechnet werden als:

$$\pi(x_{gj}|k) = \frac{1}{\sigma_{kj} \sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{(x_{gj} - \mu_{kj})^2}{2 \sigma_{kj}^2}\right).$$

Aus den hier vorgestellten Berechnungsvorschriften ergeben sich folgende Implikationen:

■ Rechenzeit

Die Wahrscheinlichkeit $\pi(x_{gj}|k)$ muss für jeden Datensatz g für jede Variable j für jede Klasse k berechnet werden. Die Anzahl der Datensätze n entspricht mit 19574 der Anzahl der verwendeten Gitterpunkte. Zu Beginn einer hierarchischen Clusteranalyse stellt jeder Datensatz eine eigene Klasse dar, so dass die Klassenanzahl der Anzahl der Datensätze entspricht. Bei den hier beschriebenen Clusteranalysen entspricht die Anzahl der Variablen der Anzahl der Zeitreihenelemente für den jeweiligen Gitterpunkt. Wird die Clusteranalyse z. B. für monatliche Summen des Niederschlags für den Zeitraum 1961 bis 2015 durchgeführt, sind dies

660 Variablen. Initial muss also die Wahrscheinlichkeit $\pi(x_{gj}|k)$ $19574 * 19574 * 660 \sim 2.5 * 10^{10}$ mal berechnet werden. Beim späteren Zusammenfassen ist zwar nur eine Neuberechnung der Wahrscheinlichkeit hinsichtlich der neugebildeten Klassen notwendig, dennoch kommt es zu einem Rechenaufwand, der nur für einen Bruchteil aller möglichen Klassenlösungen durchführbar ist und selbst für diese von der Rechenzeit her nicht zu unterschätzen ist.

■ Numerische Probleme

Zu Beginn der Clusteranalyse beinhaltet jede Klasse lediglich einen Datensatz. Für diesen Fall ist keine Standardabweichung σ_{kj}^2 für die Klasse berechenbar. Entsprechend kann auch die Wahrscheinlichkeit $\pi(x_{gj}|k)$ nicht berechnet werden. Es kommt zu Klassenlösungen mit geringen Klassenanzahlen, bei denen Einzelklassen durch wenige Mitglieder gebildet werden, die sich zudem nicht stark unterscheiden. Daraus resultiert eine geringe Varianz innerhalb der Klasse. Wird nun die Wahrscheinlichkeit $\pi(x_{gj}|k)$ für Datensätze berechnet, die aufgrund der geringen Distanz des Messwertes x_{gj} zum Klassenmittelwert μ_{kj} zur Klasse k gehören, errechnet sich eine sehr hohe Wahrscheinlichkeit. Im Zuge der Multiplikation wird auch die bedingte Wahrscheinlichkeit $\pi(g|k)$ sehr hoch, so dass es zu Speicherüberläufen kommen kann. Tritt ein solcher Fall auf, wurde die entsprechende Wahrscheinlichkeit auf den höchstmöglichen darstellbaren Wert für die Variable gesetzt.

■ Bevorzugung von kleinen Klassen

Nach wenigen Iterationsschritten der Clusteranalyse beinhalten die einzelnen Klassen nur wenige Mitglieder. Dadurch ist die Standardabweichung σ_{kj}^2 der Klassen gering und entsprechend hoch ist die Wahrscheinlichkeit $\pi(x_{gj}|k)$ der den jeweiligen Klassen zugehörigen Mitgliedern zu dieser Klasse zu gehören. Diese hohe Wahrscheinlichkeit führt zu einer hohen Wahrscheinlichkeit $\pi(g|k)$ und damit zu einer großen Log-Likelihood LL . Als Folge wird BIC trotz des Strafterms $m_k \log(n)$, der eine hohe Anzahl an Klassen bestraft, sehr klein und somit werden Lösungen mit einer großen Anzahl an Klassen bevorzugt. Dem kann entgegengewirkt werden, indem BIC nur für sinnvolle Anzahlen an Klassen analysiert wird. Das Problem bleibt jedoch erhalten, wenn sich Klassen mit nur wenigen Mitgliedern der Zusammenführung verweigern und bis in Klassenlösungen mit geringen Klassenanzahlen erhalten bleiben.

3.2.6 Robustheit der Clusterlösungen

Findet sich in den Daten eine optimale Klassenlösung, kann diese auf ihre Robustheit getestet werden. Der Grundgedanke ist dabei, dass eine robuste Lösung nicht verfahrensabhängig ist, sondern durch den Datensatz bestimmt. Bacher et al (2010) schlagen vor, sowohl die Methodik zu variieren (z.B. Verfahren, die von einer Klasse ausgehen um dann in den Folgeschritten die Klassen aufzuteilen zu nutzen) als auch die verwendeten Distanzmaße. Weiterhin ist es speziell bei dem hier verwendeten Datensatz möglich die Zeitreihen in Unterabschnitte aufzuteilen um dann für diese die optimale Klassenlösung zu ermitteln. Es wird deutlich welche Lösungen für den Gesamtzeitraum gelten und wo von zeitlich variierenden Klassenlösungen ausgegangen werden muss.

3.2.7 Visuelle Analyse und Interpretation der Ergebnisse

Neben der Analyse des Elbow- und des Bayesschen Informationskriterium ist eine visuelle Analyse der Ergebnisse hinsichtlich ihrer physikalischen Sinnhaftigkeit notwendig. Dazu eignen sich Karten, die Verteilungen der Klassen im Raum darstellen (z.B. Abbildung 4) oder auch statistische Analyse der einzelnen Klassenmitglieder (z.B. Abbildung 5).

Die Karten geben einen Hinweis darauf, ob es sich bei den einzelnen Klassen um räumliche Gebiete mit einer gewissen Mindestgröße handelt, die z.B. einen Bezug zur vorgefundenen naturräumlichen Gliederung haben. Auch können sie zeigen, ob die Klassen von der Höhenlage der einzelnen Gitterzelle geprägt sind, was durch die Dominanz des zugrundeliegenden Höhenmodells bei der Interpolation zustande kommen kann. Durch die Überlagerung der Stationen des relevanten Messnetzes ist es zudem möglich, festzustellen, ob die einzelnen Klassen mit ihren Gebieten durch mehrere Stationen begründet sind und damit der Einfluss der Interpolation zurücktritt.

Allerdings lassen sich anhand dieser Karten nicht die statistischen Eigenschaften der Klassen und damit die Differenzen zwischen den Klassen feststellen. Wenn statt skalarer Größen, wie einem Mittelwert, Zeitreihen von Klimagrößen in die Clusteranalyse eingehen und als Distanzmaß der quadrierte Abstand verwendet wird, sind vereinfacht folgende Fälle denkbar: a.) zwei Klassen unterscheiden sich durch den Mittelwert und b.) zwei Klassen unterscheiden sich durch die unterschiedliche Varianz der Datenreihe. Beide Unterschiede müssen nicht für die gesamte Zeitreihe gelten, sondern können auch nur Teilbereichen der Datenreihe charakterisieren. Zusätzlich können noch unterschiedliche Trends in den Datenreihen vorkommen.

Aus diesem Gedankenexperiment wird deutlich wie viel komplizierter die Interpretation der Klassen bei Zeitreihen im Vergleich zu skalaren Größen bei der Clusteranalyse ist. Zum Teil kann dies über Abbildung wie Abbildung 5 geschehen, allerdings ist die Möglichkeit auch hier begrenzt, so dass hinsichtlich der Interpretierbarkeit überlegt werden muss, in wieweit die Zeitreihen durch skalare Werte ohne zu großen Informationsverlust beschrieben werden können.

Es muss darauf hingewiesen werden, dass die Farbgebung für die einzelnen Klassen in den Karten rein zufällig ist und daraus keine Eigenschaften der Klassen abgeleitet werden können. Das führt auch dazu, dass die Klassen mit gleichen Nummern oder gleicher Farbe in unterschiedlichen Karten nicht einander entsprechen müssen. Zum Vergleich zwischen den einzelnen Karten sollten lediglich die Lage- und Größenkriterien der Gebiete, die eine entsprechende Klasse ausmachen, herangezogen werden.

Bei Abbildungen der Klassenstatistiken wie Abbildung 5 stimmt die Farbgebung und Nummerierung der Klassen mit den Farbgebung und Nummerierungen der entsprechenden Karten überein, selbst wenn nicht alle Klassen dargestellt sind. Folglich lassen sich statistische Eigenschaften für einzelne Klassen aus der Karte ablesen.

4 Ergebnisse der Clusteranalysen

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Clusteranalysen für Einzelvariablen und eine Kombination aus mehreren Variablen vorgestellt. Es empfiehlt sich auch aufgrund der Datenmenge erst die eventuell zugrundeliegende Klassenstruktur der Einzelvariablen zu untersuchen. Werden hier eindeutige Klassen gefunden, können diese durch das Hinzufügen einer weiteren Variablen unverändert bleiben (die hinzugefügte Variable ist homogen im Merkmalsraum verteilt) oder gesplittet, nicht aber wieder zusammengefügt werden, so dass der Informationsgehalt hinsichtlich der Klassenstruktur bei Analyse einer Variablen sehr hoch ist.

Weiterhin wird bei der Clusteranalyse davon ausgegangen, dass die eingehenden Variablen unabhängig sind. Stellt man sich nun die Situation vor, dass als Variablen Zeitreihen der mittleren Monatstemperatur, der monatlichen Niederschlagssumme und eines Extremniederschlagsindex in die Clusteranalyse eingehen, so muss die Unabhängigkeit der Zeitreihen der Niederschlagssumme und des Extremindex infrage gestellt werden. Somit wird das Clusterergebnis durch die Niederschlagsdaten dominiert.

Im Folgenden werden für jede Variable die Berechnung und eine eventuelle Standardisierung beschrieben. Mit dem Elbow-Kriterium und dem BIC wird die optimale Klassenanzahl bestimmt. Für diese Klassenanzahl werden die räumlichen Zuordnungen zu den einzelnen Klassen analysiert. Zu jeder vorgestellten Analyse existiert ein Experimentname, über den die zugehörigen Datensätze eindeutig identifiziert werden können.

4.1 Niederschlag

Um eventuell einzelne Niederschlagsregionen zu identifizieren wurde eine Clusteranalyse für die Zeitreihen monatlicher Niederschläge von 1961 bis 2015 durchgeführt. Dabei wurden die Monatswerte als Summen aus den Tageswerten berechnet. Dies ist gegenüber interpolierten Monatswerten von Vorteil, da hier Strukturen durch das Indikatorgridding und somit mögliche Klassengrenzen besser erhalten bleiben. Die Normalisierung fand feldbasiert (nicht pixelbasiert) basierend auf dem Jahresmittel für den Referenzzeitraum 1961 – 1990 statt (Experimentname: cluster_analysis60). Die Analyse des Elbow-Kriteriums (Abbildung 3) zeigt keinen signifikanten Anstieg des Fehlermaßes beim Übergang zwischen zwei Klassenlösungen. Das Bayessche Informationskriterium als objektives Maß zur Bestimmung der geeigneten Anzahl an Klassen zeigt kein eindeutiges Minimum. Zudem liegen die BIC-Werte vollständig im positiven Bereich, was unüblich ist. Dies resultiert aus negativen Werten für die Likelihood und damit einer schlechten Modellanpassung.

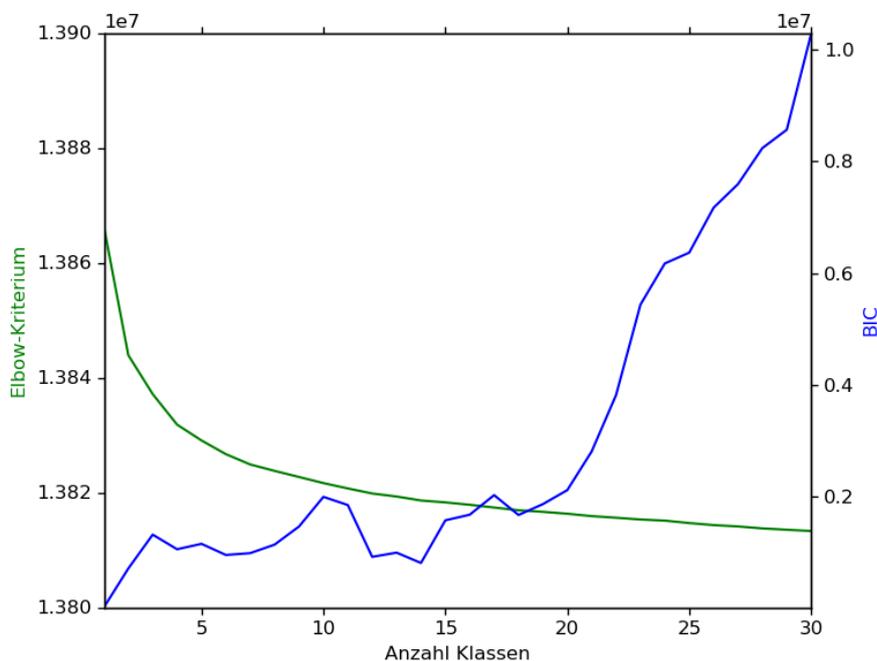


Abbildung 3: BIC- und Elbow-Kriterium für die Monatsniederschläge 1961 – 2015

Da keine optimale Klassenlösung gefunden wurde, wird hier die 10-Klassen-Lösung vorgestellt (Abbildung 4).

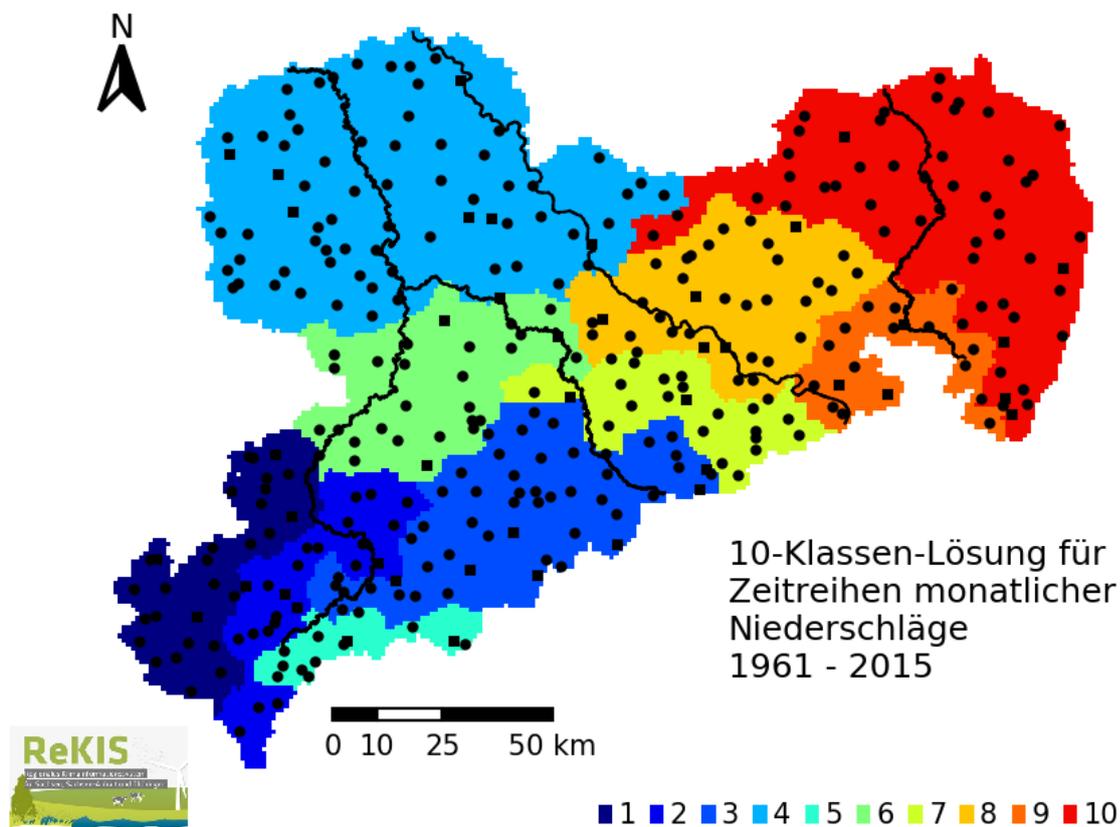


Abbildung 4: Räumliche Darstellung der Clusterlösung mit 10 Klassen für die Zeitreihen monatlicher Niederschläge 1961 – 2015

Es zeigen sich Klassen, die durch mehrere Stationen begründet und zusammenhängend sind. Die einzelnen Gebiete entsprechen naturräumlichen Einheiten wie dem Leipziger Tiefland oder den hochgelegenen Bereichen um den Fichtelberg. Es ist zwar eine gewisse Höhenabhängigkeit feststellbar, jedoch erklärt diese nicht vollumfänglich die Klassenzusammensetzung.

Die Abbildung 5 zeigt die Zeitreihen der Klassenmittelwerte. Einheiten sind dabei die standardisierten Einheiten. Es zeigt sich, dass die der Klassifizierung zugrundeliegenden Eigenschaften über den gesamten Klassifizierungszeitraum konsistent sind, so dass Klassifizierungen für einzelne Perioden innerhalb des Gesamtzeitraumes keine unterschiedlichen Klassenzugehörigkeiten erwarten lassen. Weiterhin wird deutlich, dass es keine ausgeprägten Unterschiede des Mittelwertes zwischen den einzelnen Klassen gibt.

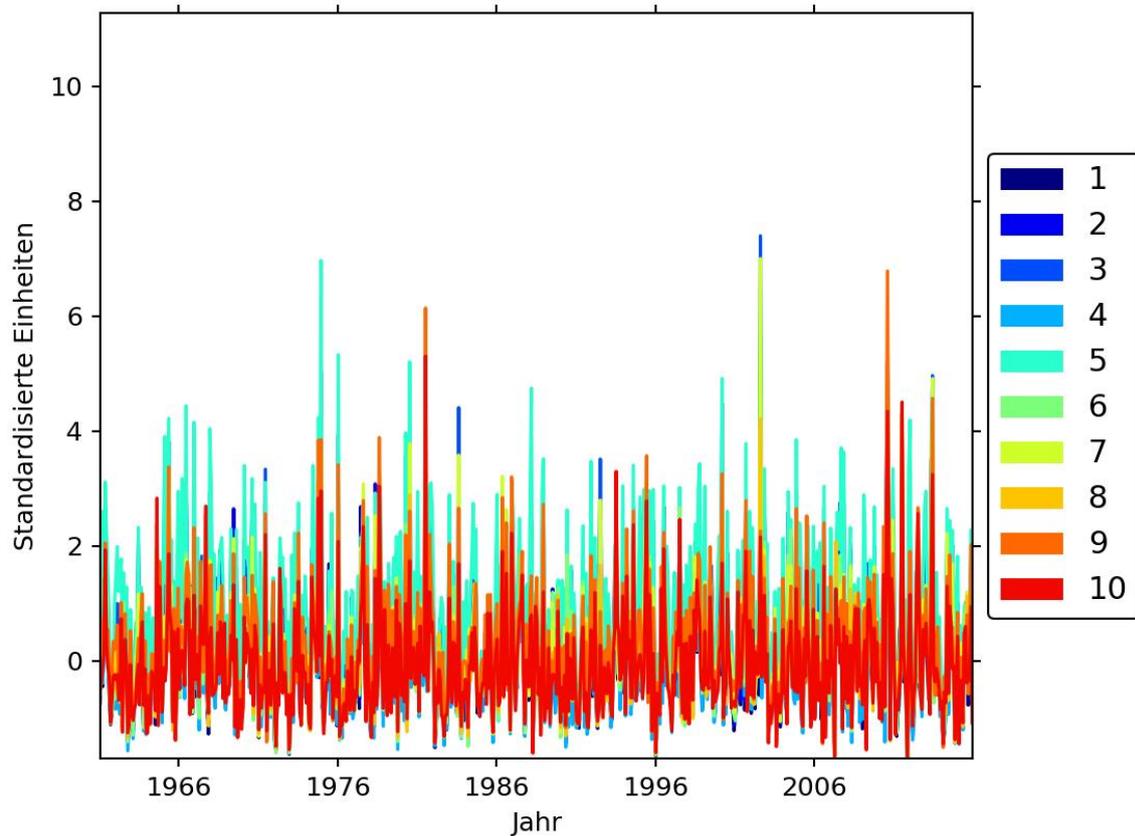


Abbildung 5: Mittelwerte der 10 Klassen für monatliche Niederschläge 1961 – 2015

Um zu ermitteln, ob eine weitere Aggregation der Daten eine eindeutigere Klassenzuteilung der Datensätze ergibt, wurden für jede Gitterzelle langjährige Mittelwerte der Monatssummen des Niederschlages für den Zeitraum 1961 bis 2015 berechnet. Diese wurden einer Clusteranalyse unterzogen (Experimentname: cluster_analysis70). Elbow-Kriterium und BIC zeigen keine bevorzugte Klassenlösung (Abbildung 6).

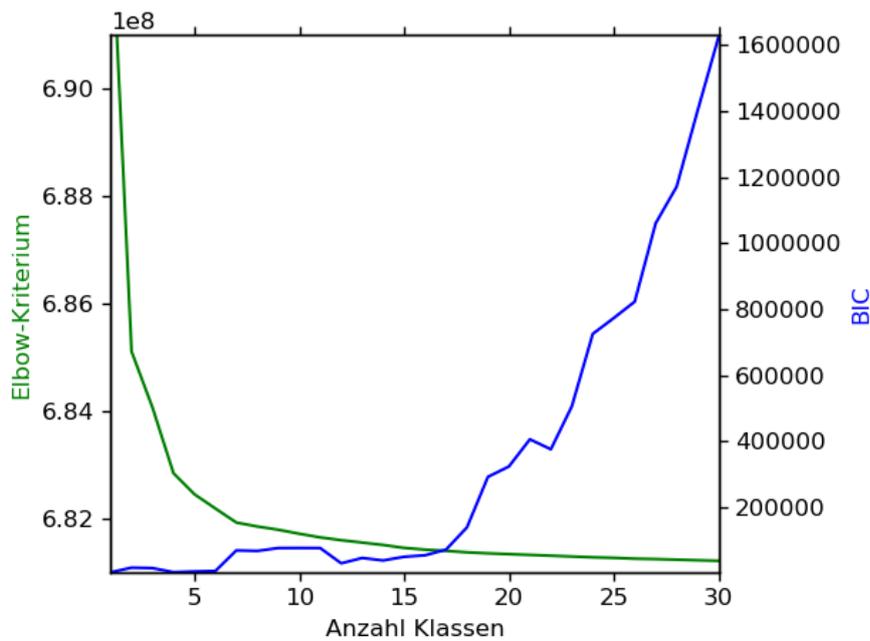


Abbildung 6: Elbow-Kriterium und BIC für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015

Entsprechend wurde zur weiteren Analyse eine 10-Klassen-Lösung gewählt, die in Abbildung 7 dargestellt ist.

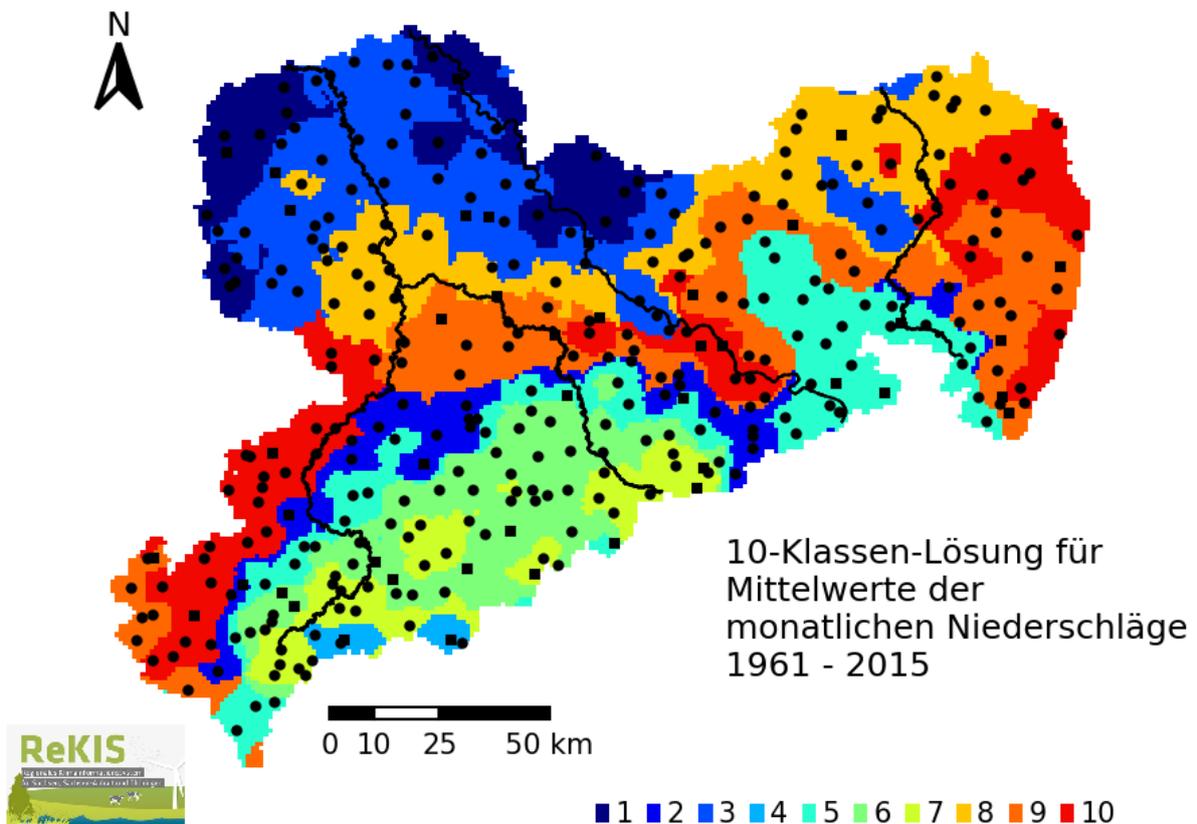


Abbildung 7: Räumliche Darstellung der 10-Klassen-Lösung für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015

Die erhaltenen Klassen sind nicht zusammenhängend, zeigen aber auch keine deutliche Höhenabhängigkeit (Abbildung 8). Einige Gebiete sind nicht durch Stationen begründet und somit Resultat der Interpolation; andere Gebiete sind lediglich durch eine einzelne Station begründet und erfüllen somit ebenso nicht die Bedingungen für robuste Klimaräume. Es zeigt sich also, dass zumindest für den Niederschlag ein höheres Maß an Aggregation und damit eine Annäherung an bekannte Klimaklassifikationen nicht zu robusteren Klimaräumen führt.

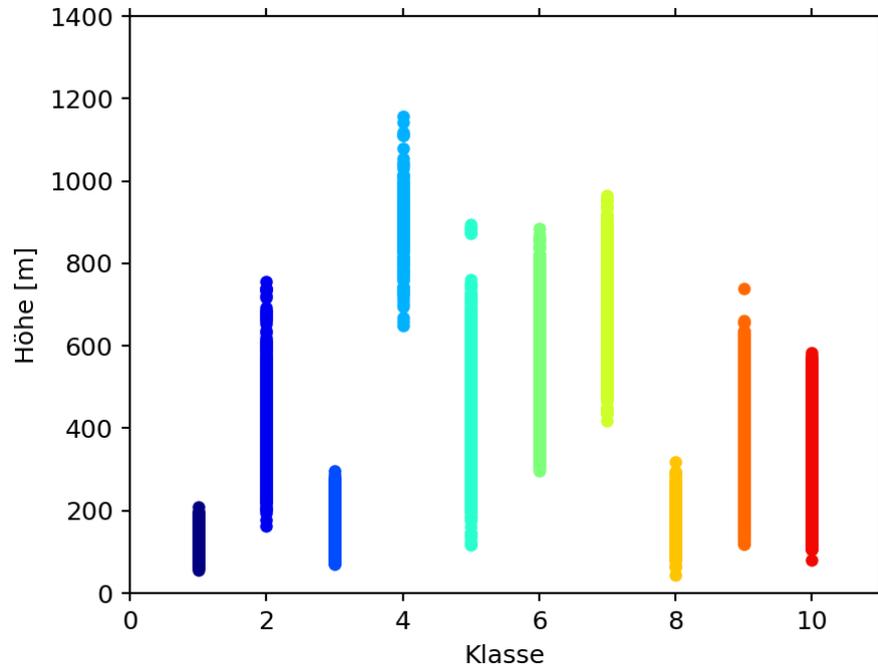


Abbildung 8: Höhenabhängigkeit der Klassen einer 10-Klassen-Lösung für die Mittelwerte des monatlichen Niederschlags 1961 - 2015

4.2 Extremniederschlag

Zur Analyse des Extremniederschlages wurde für jede Gitterzelle basierend auf Tagesdaten des Referenzzeitraumes 1961 bis 1990 das 90%-Perzentil berechnet. Dabei gehen zur Perzentilberechnung alle Tage mit einer Niederschlagshöhe ≥ 1 mm ein. Die Ergebnisse sind in Abbildung 9 dargestellt.

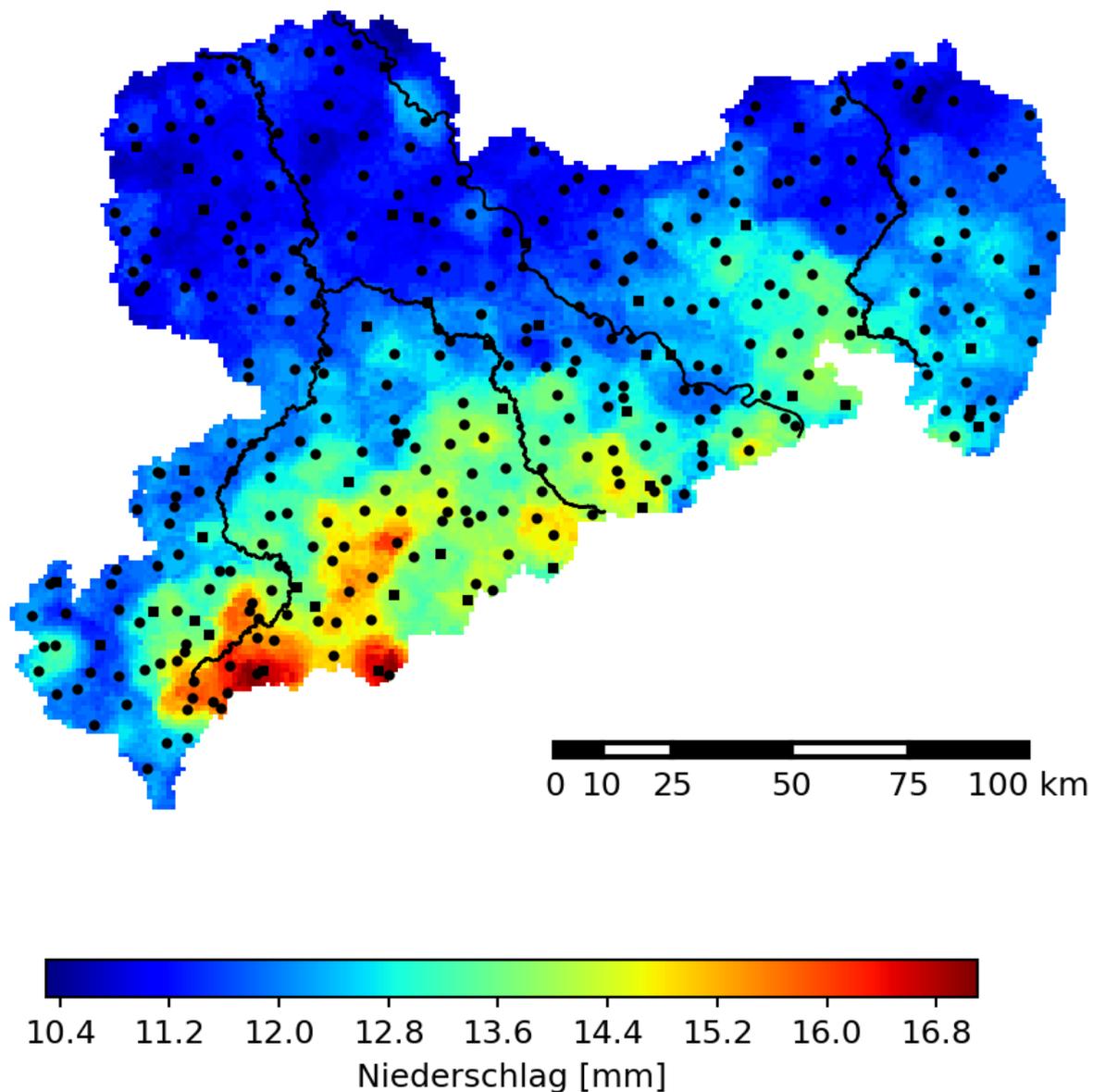


Abbildung 9: 90%-Perzentil des täglichen Niederschlags 1961 – 1990

Dieses Vorgehen basiert auf der Annahme, dass es Anpassungen zum Beispiel von Land- oder Wasserwirtschaft an die regional auftretende Starkniederschlagscharakteristik gibt (Zhang et al., 2010).

Im Weiteren wurden für das gesamte Jahr und die Jahreszeiten im Zeitraum 1961 bis 2015 die Tage mit Niederschlag \geq dem 90%-Perzentil berechnet. Dabei ist darauf hinzuweisen, dass der Winter durch die Monate Januar, Februar und Dezember des gleichen Jahres bestimmt ist. Die Zeitreihen der Überschreitungstage im Jahr (Experimentname: cluster_analysis62) und der jeweiligen Jahreszeiten (Experimentname: cluster_analysis63) wurden einer Clusteranalyse unterzogen.

Das Elbow-Kriterium zeigt für die Analyse auf Jahresbasis nicht den zur Ausweisung einer optimalen Klassenlösung notwendigen Anstieg (Abbildung 10). Da das BIC ein Minimum bei 5 Klassen zeigt, wird die weitere Analyse für diese Klassenanzahl durchgeführt (Abbildung 11).

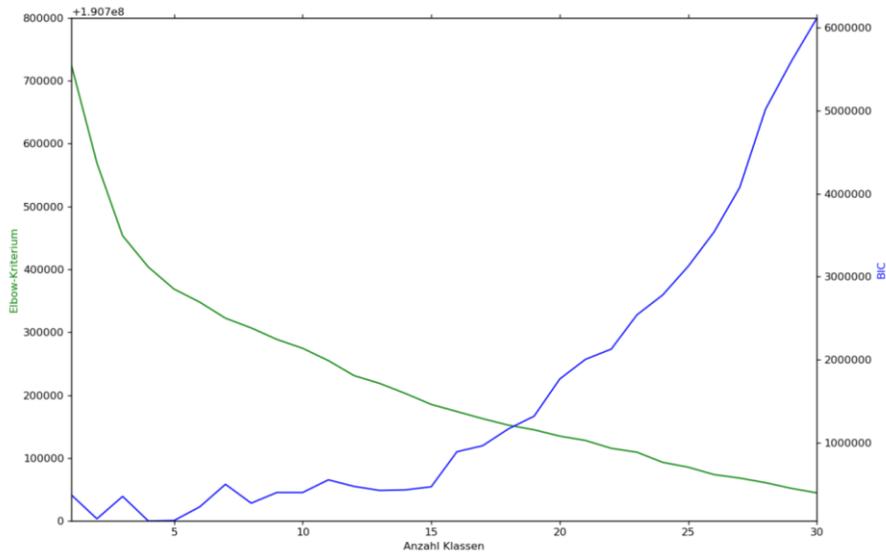


Abbildung 10: BIC und Elbow-Kriterium für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlages 1961 – 1990

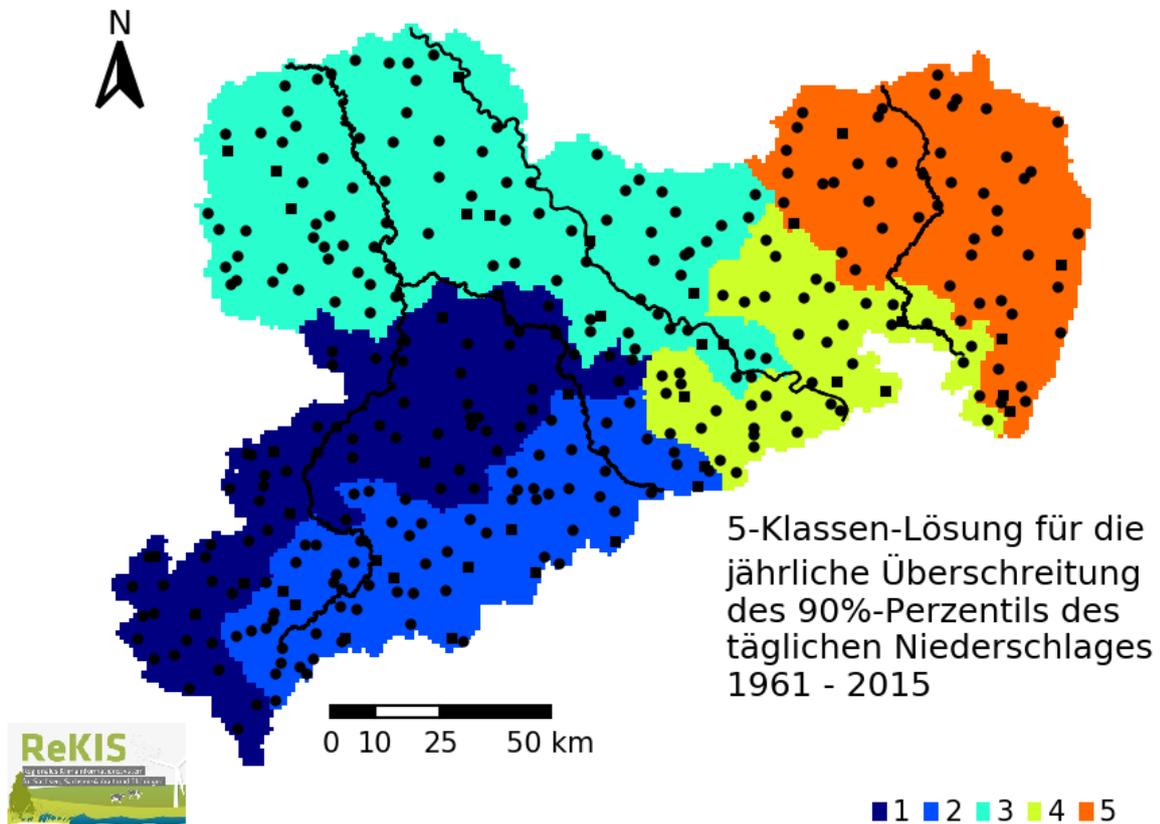


Abbildung 11: Räumliche Darstellung der 5-Klassen-Lösung für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlages 1961 – 2015

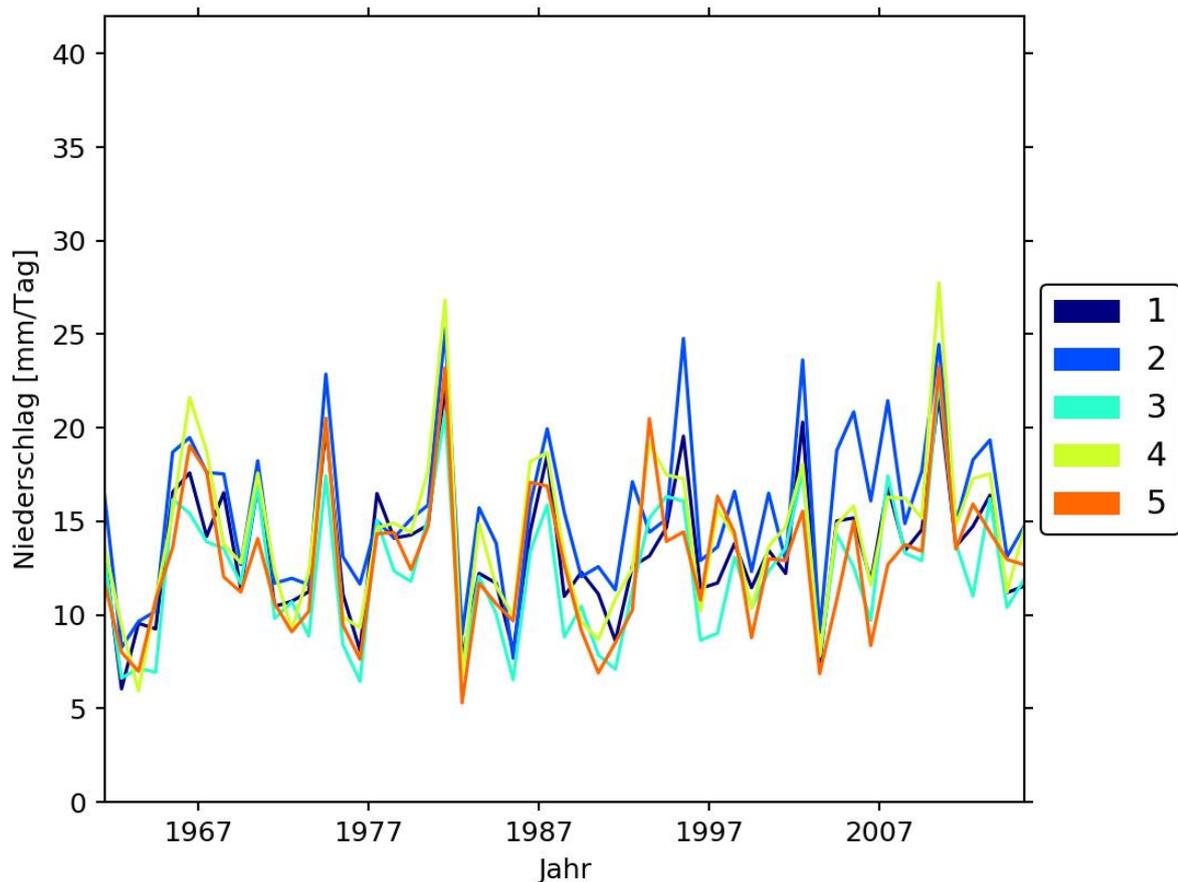


Abbildung 12: Zeitreihen der Mittelwerte der 5-Klassen-Lösung für die jährliche Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlages 1961 – 2015

Es zeigt sich, dass alle Klassen durch eine große Anzahl an Stützstellen abgesichert sind. Eine gewisse Abhängigkeit zur Höhenlage ist erkennbar. Die Statistik (Abbildung 12) zeigt keine deutlichen Unterschiede der Mittelwerte für alle Klassen, jedoch sind bestimmte Klassen eher durch Extremwerte gekennzeichnet (z. B. Klasse 1 durch Maxima und Klasse 3 und 5 durch Minima).

Die Analyse auf saisonaler Basis (Experimentname: cluster_analysis63) zeigt ein anderes Bild: Das Bayessche Informationskriterium zeigt ein Minimum bei einer Klasse (Abbildung 13) Auch das Elbow-Kriterium zeigt keinen eindeutigen Anstieg. Entsprechend wird im Folgenden eine 7-Klassen-Lösung betrachtet (Abbildung 14).

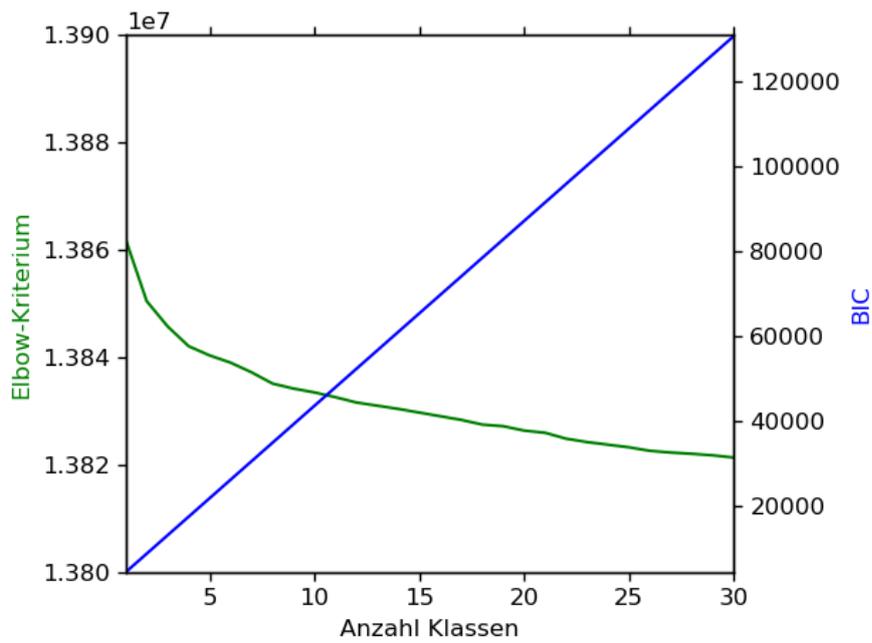


Abbildung 13: BIC und Elbow-Kriterium für die saisonale Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlages 1961 – 1990

Diese Lösung zeigt zwar eine ähnliche Charakteristik wie die Lösung für die Analyse auf Jahresbasis, jedoch tritt die Höhenabhängigkeit etwas in den Hintergrund (z.B. im Bereich des Zittauer Gebirges).

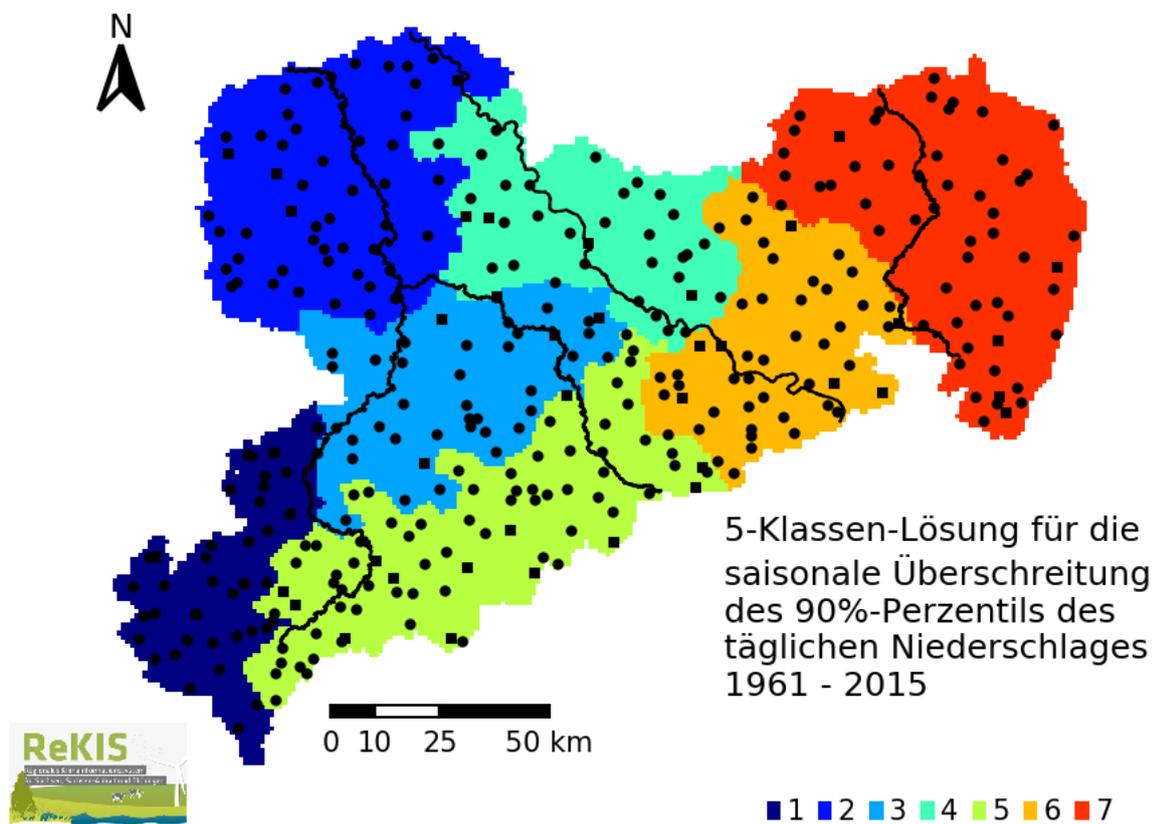


Abbildung 14: Räumliche Darstellung der 7-Klassen-Lösung für die saisonale Überschreitung des 90%-Perzentils des täglichen Niederschlages 1961 – 2015

Um zu ermitteln ob ein höherer Grad der Aggregation zu räumlich sinnvollen Clustern des Starkniederschlages führt, wurden die mittlere Anzahl der Überschreitungstage für die Zeiträume 1961 bis 1987 und 1988 bis 2015 berechnet und die Differenz aus den Werten beider Zeiträume gebildet.

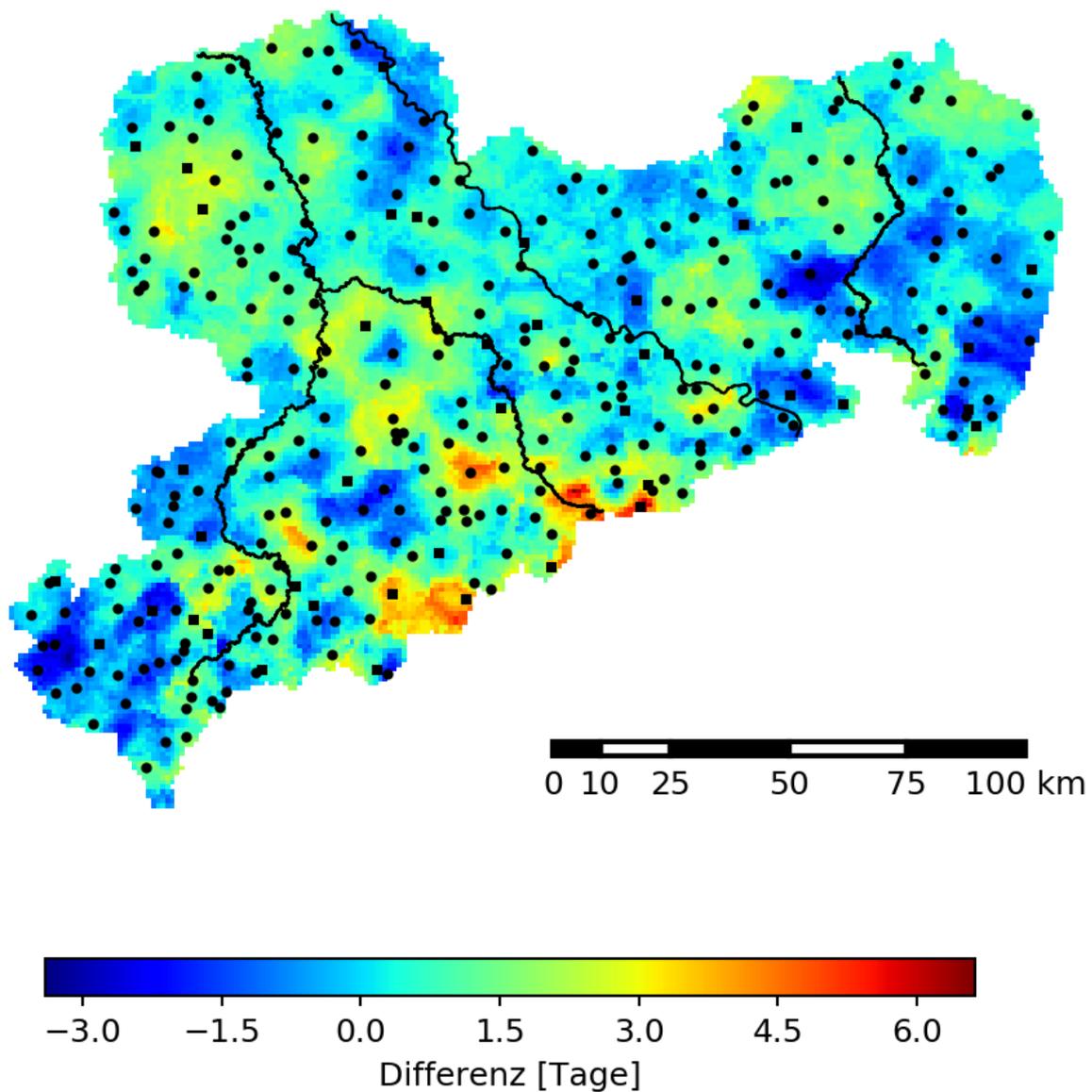


Abbildung 15: Differenz für die mittlere Anzahl der Überschreitungstage für die Zeiträume 1961 - 1987 und 1988 - 2015.

Es zeigt sich auch hierbei eine nur sehr kleinräumige Homogenität, die nicht mit dem Muster der Referenzdaten aus Abbildung 9 übereinstimmt. Trotz der großen Magnituden kann hier nicht von zusammenhängenden Räumen, die durch gleiche klimatologische Entwicklung gekennzeichnet sind, ausgegangen werden.

4.3 Temperatur

Um einzelne Regionen ähnlicher Temperatur oder Temperaturentwicklung zu identifizieren, wurde eine Clusteranalyse für die Monatsmittelwerte der Tagesmitteltemperatur von 1961 bis 2015 durchgeführt (Experimentname: cluster_analysis12). Die Normierung erfolgte dabei feldbasiert mit dem Jahresmittelwert der Temperatur für den Zeitraum 1961-1990 als Referenz. Die Abbildung von BIC und Elbow-Kriterium (Abbildung 16) zeigt ein einheitliches Fehlermaß für alle Lösungen.

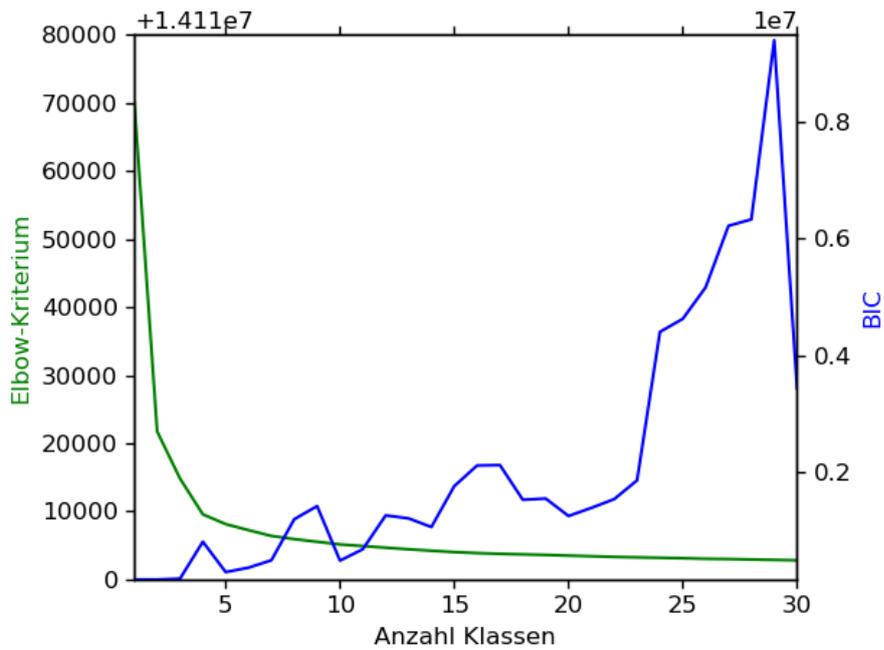


Abbildung 16: BIC und Elbow-Kriterium für die Monatsmitteltemperatur 1961 – 2015

Folglich bietet sich keine Klassenlösung an und es ist daher davon auszugehen, dass der Datensatz homogen ist und nicht aus verschiedenen Klassen zusammengesetzt. Die räumliche Darstellung einer 5-Klassen-Lösung (Abbildung 17) zeigt eine extreme Höhenabhängigkeit der Lösung (Abbildung 18), die durch das zugrunde liegende Interpolationsverfahren bedingt ist.

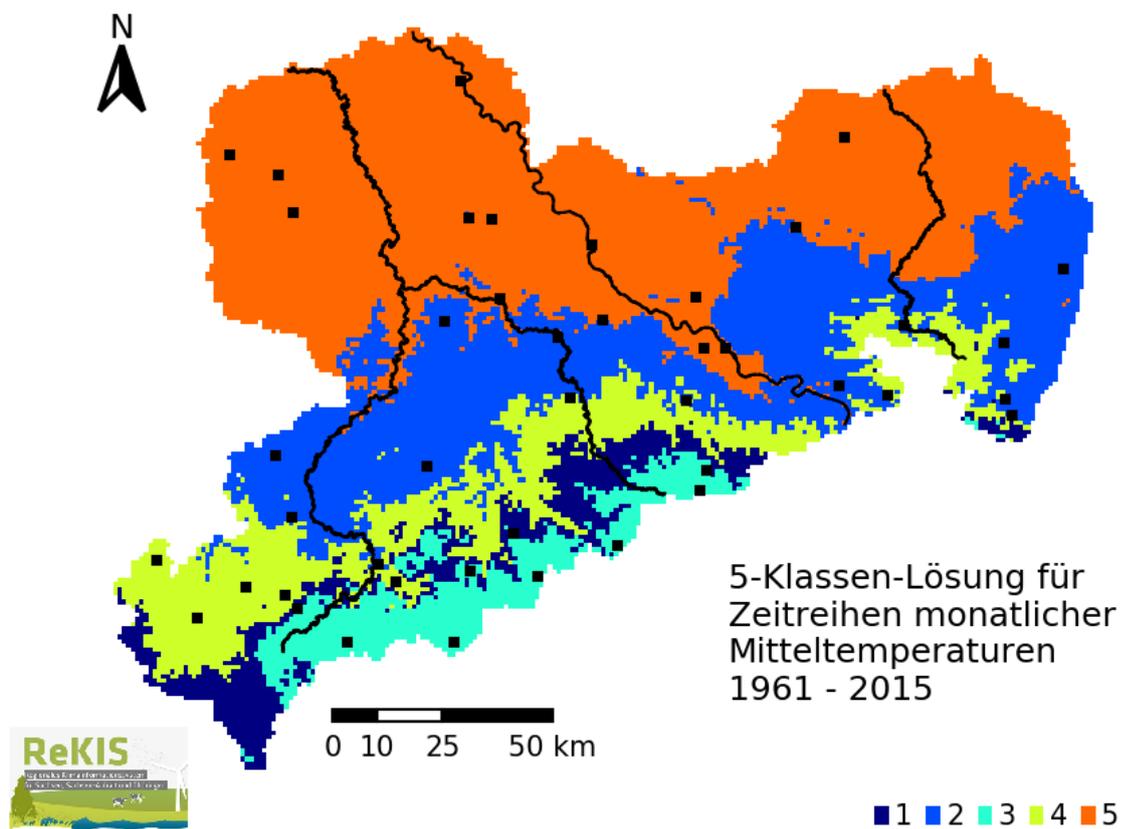


Abbildung 17: Räumliche Darstellung einer 5-Klassen-Lösung für die Monatsmitteltemperatur 1961 – 2015.

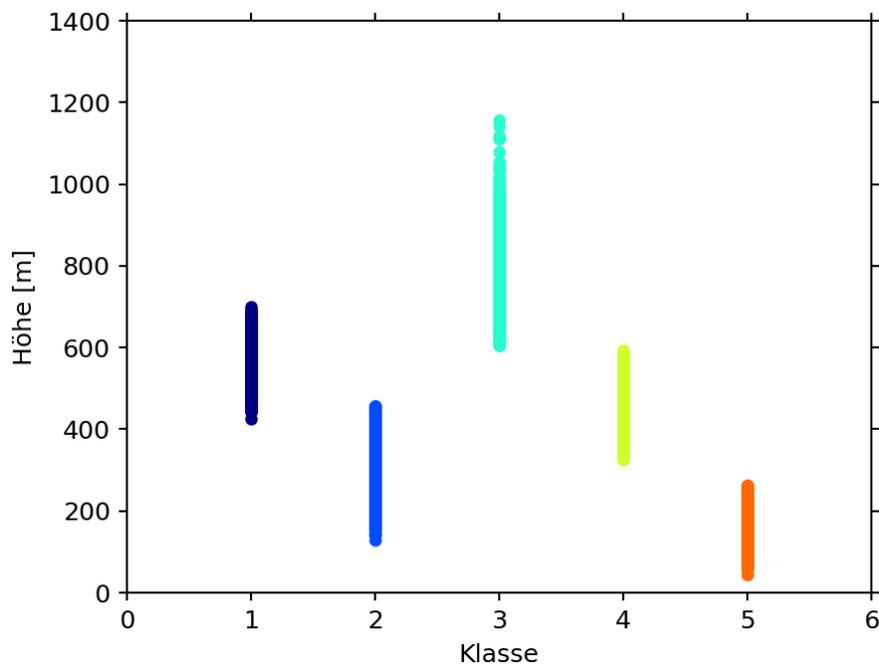


Abbildung 18: Höhenverteilung der Klassen bei einer 5-Klassen-Lösung für die Monatsmitteltemperatur 1961 – 2015

Um eventuelle Temperaturräume, die von der Höhenlage unabhängig sind, zu identifizieren, wurden auf Tagesbasis ein lineares Höhenmodell an die Daten angepasst. Die Zeitreihen der Residuen, berechnet als monatliches Mittel der Differenz aus Originalwert und mit Höhenmodell berechneten Wert, wurden ebenso einer Clusteranalyse unterzogen (Experimentname: cluster_analysis61).

BIC und Elbow-Kriterium zeigen kein eindeutiges Ergebnis (Abbildung 19). Folglich wurde aufgrund des BIC eine 4-Klassen-Lösung analysiert (Abbildung 20).

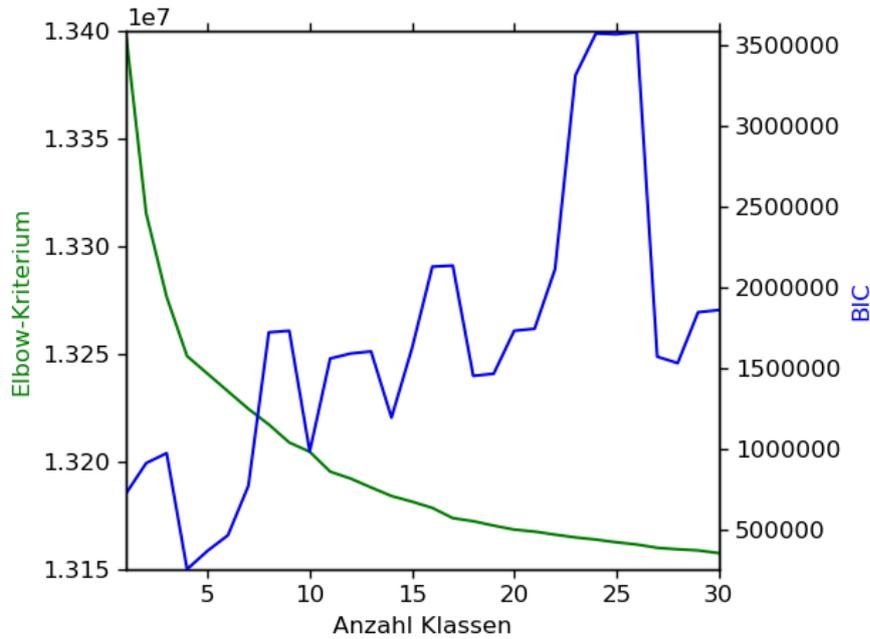


Abbildung 19: BIC und Elbow-Kriterium für die Monatsmittel der Temperaturresiduen 1961 – 2015

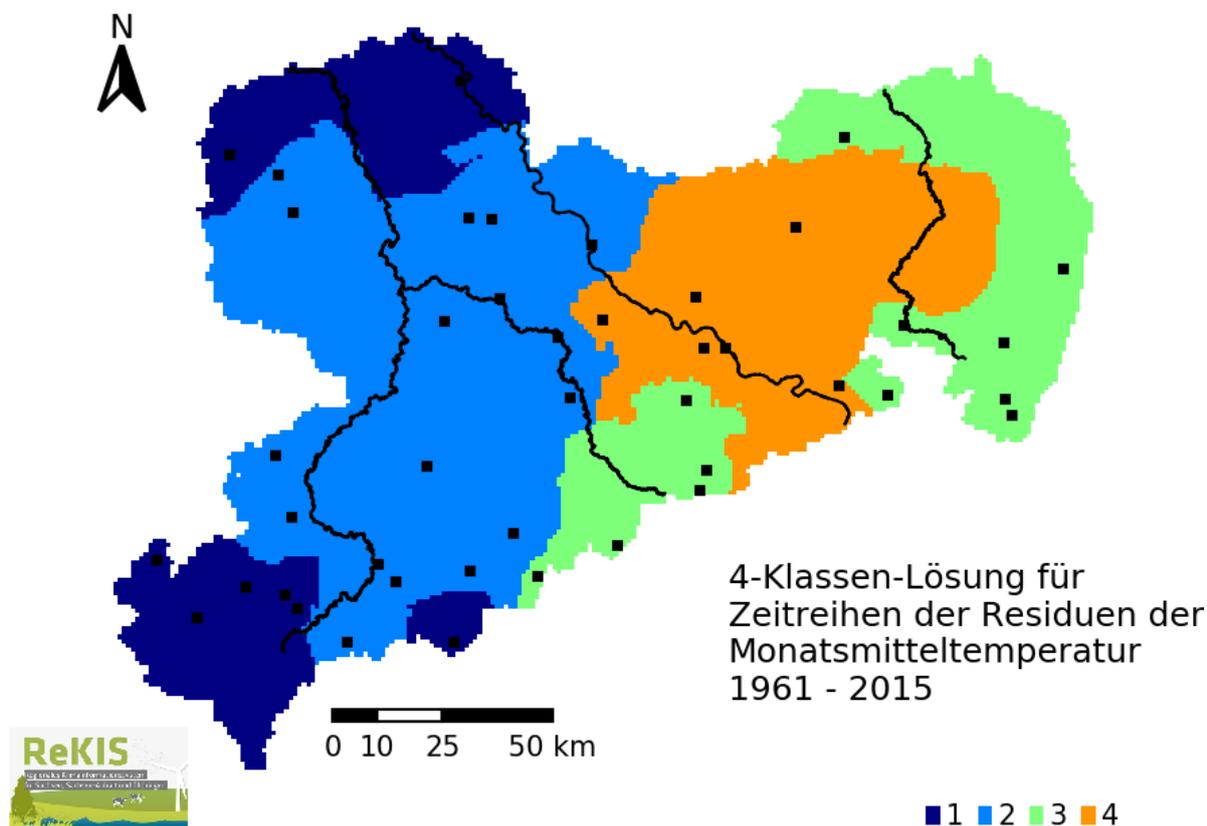


Abbildung 20: Räumliche Darstellung einer 4-Klassen-Lösung für die Monatsmittel der Temperaturresiduen 1961 – 2015.

Hierbei werden Klassen sichtbar (Klasse 1 und Klasse 3), die räumlich nicht zusammenhängend sind. Bei einer Größe wie der Temperatur, die um die Höhenkomponente bereinigt innerhalb des Untersuchungsgebietes relativ homogen sein sollte, deutet dieser Umstand auf eine Datenstruktur hin, die keine Klassenstruktur beinhaltet.

Auch für die Temperatur wurde der Einfluss eines erhöhten Aggregationsgrades hinsichtlich der Clusterbildung untersucht, indem die mittleren monatlichen Temperaturen für den Zeitraum 1961 bis 2015 berechnet wurden. BIC und Elbow-Kriterium der Cluster-Analyse (Experimentname: cluster_analysis71) weisen auf eine optimale Lösung mit einer eher geringeren Zahl an Klassen hin (Abbildung 21). Entsprechend wird in Abbildung 22 eine Lösung mit 3 Klassen dargestellt. Ein gewisser Höheneinfluss scheint in dieser Lösung noch enthalten zu sein. Es fällt allerdings das durch eine Klasse beschriebene große Gebiet in der Mitte / im Norden des Untersuchungsraumes auf. Bei den hier vorgefundenen Höhen scheint die Höhenabhängigkeit zugunsten einer eher geringen Variabilität in den Hintergrund zu treten. Ob dies auch bei einer höheren Stationsdichte zuträfe, wäre zu prüfen.

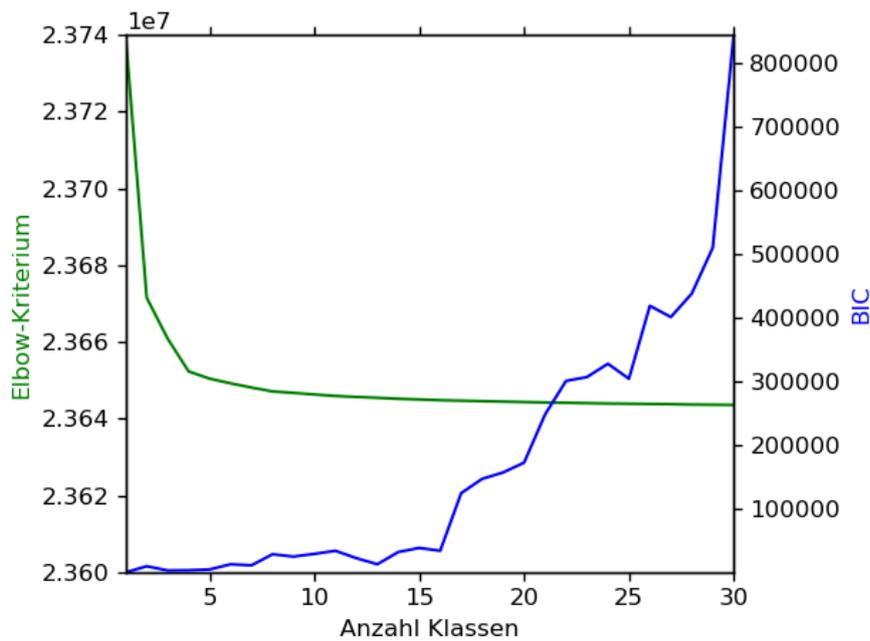


Abbildung 21: BIC und Elbow-Kriterium für die Mittelwerte der Monatsmitteltemperatur 1961 – 2015

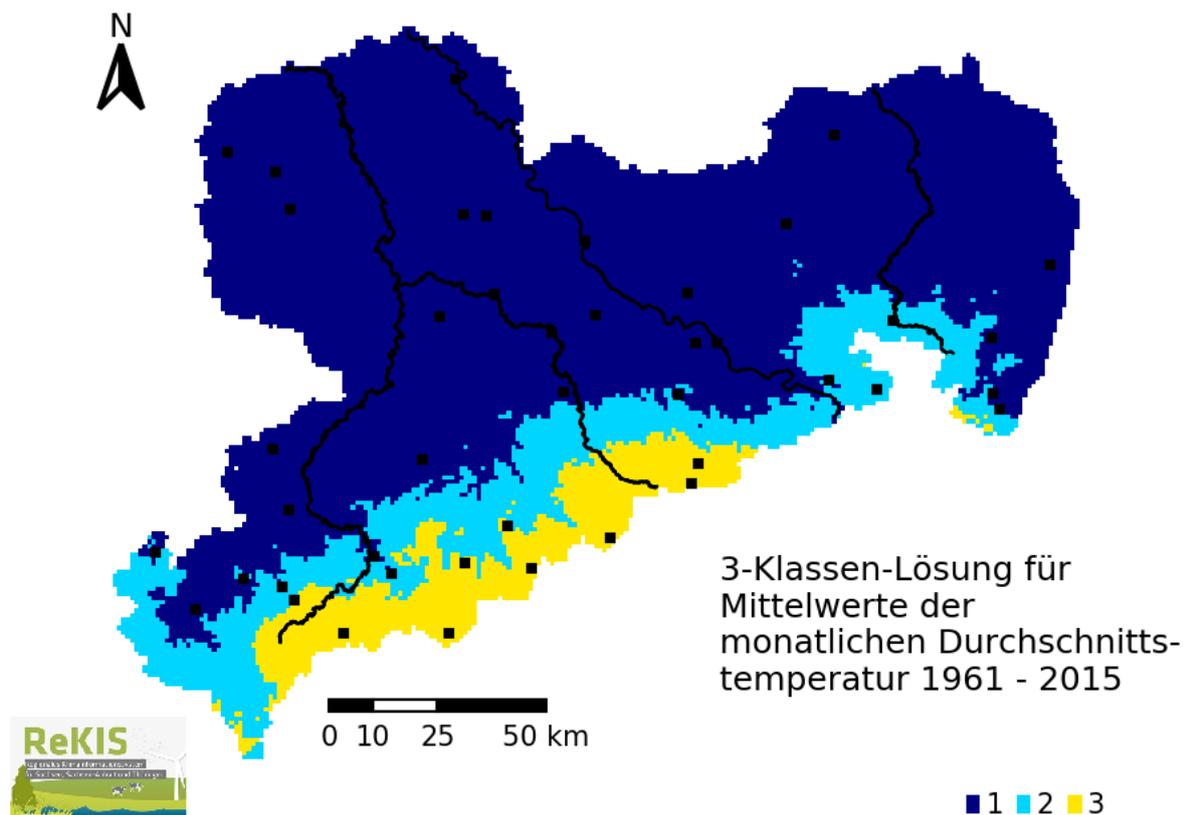


Abbildung 22: Räumliche Darstellung einer 3-Klassen-Lösung für die Mittelwerte der Monatsmitteltemperatur 1961 – 2015

4.4 Monatliches Minimum der Tagesminimumtemperatur

Das monatliche Minimum der Tagesminimumtemperatur wurde berechnet, indem für jede Gitterzelle und jeden Monat im Bezugszeitraum 1961 bis 2015 der Tag mit der minimalen Minimumtemperatur ermittelt wurde (Zhang et al., 2011). Der entsprechende Temperaturwert geht dann stellvertretend für den jeweiligen Monat in die Analyse ein (Experimentname: cluster_analysis21). Die Einheit ist hierbei °C. Eine Standardisierung der Variablen ist nicht erfolgt.

BIC und Elbow-Kriterium deuten auf eine geringe Zahl an Klassen als optimale Lösung hin (Abbildung 23).

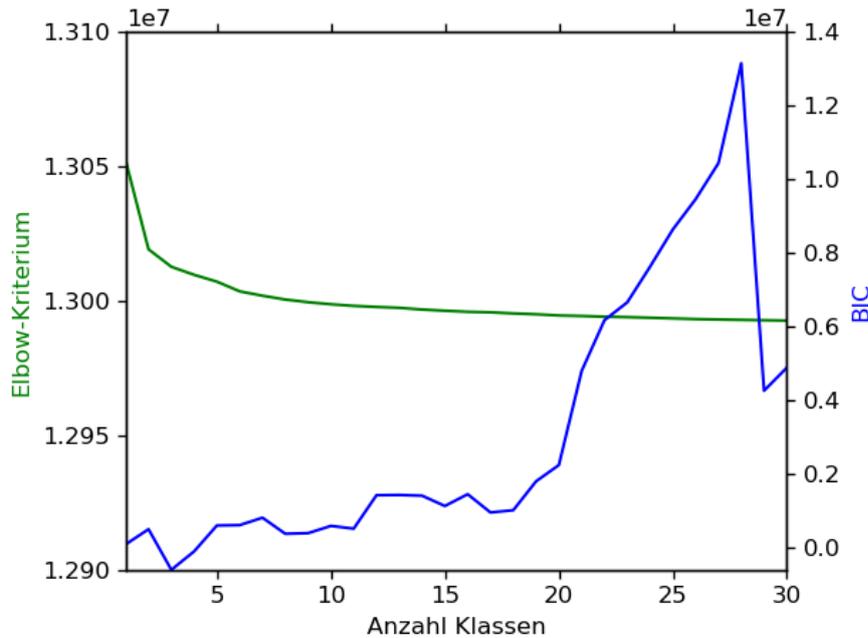


Abbildung 23: BIC und Elbow-Kriterium für das monatliche Minimum der Tagesminimumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015

Entsprechend wird in Abbildung 24 eine 3-Klassen-Lösung betrachtet. Es zeigt sich eine gewisse Höhenabhängigkeit der Klassen. Jedoch deutet die geringe Anzahl an Klassen bei der optimalen Lösung auf eine Datenstruktur hin, der keine Klassenstruktur zugrunde liegt.

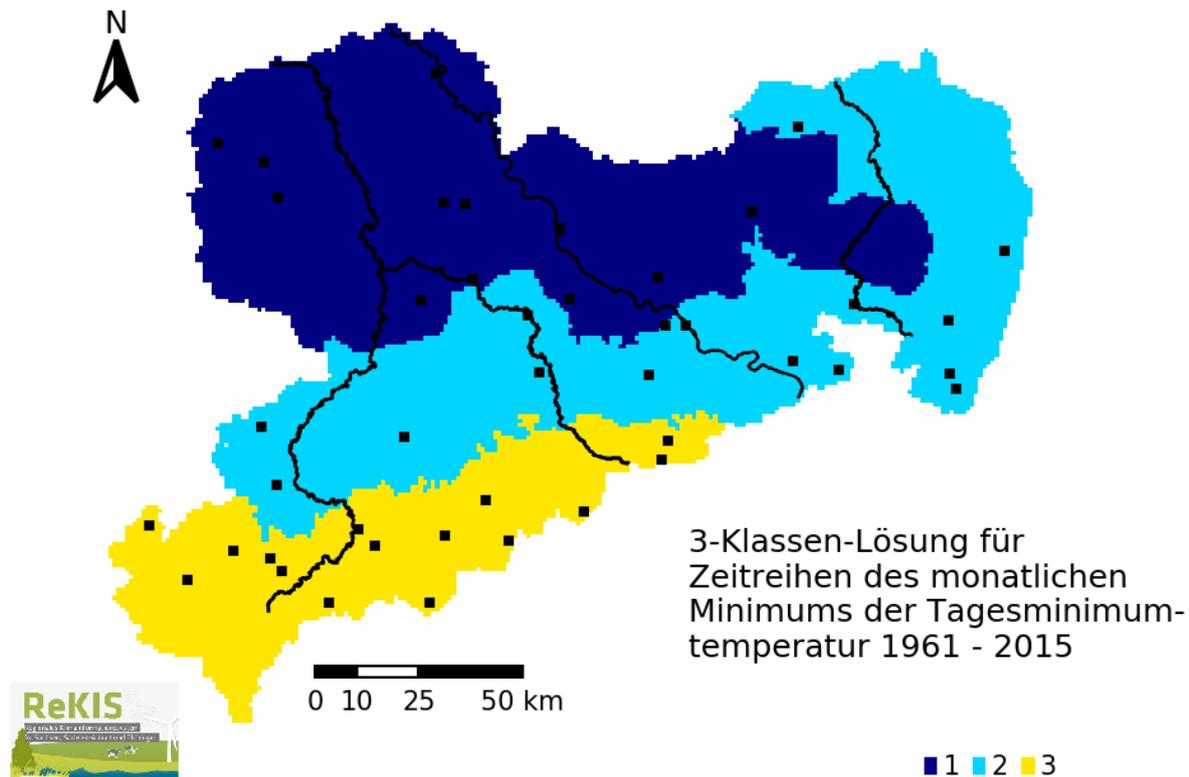


Abbildung 24: Räumliche Darstellung einer 3-Klassen-Lösung für das monatliche Minimum der Tagesminimumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015

4.5 Monatliches Maximum der Tagesmaximumtemperatur

Das monatliche Maximum der Tagesmaximumtemperatur wurde berechnet, indem für jede Gitterzelle und jeden Monat im Bezugszeitraum 1961 bis 2015 der Tag mit der maximalen Maximumtemperatur ermittelt wurde (Zhang et al., 2011). Der entsprechende Temperaturwert geht dann stellvertretend für den jeweiligen Monat in die Analyse ein (Experimentname: cluster_analysis30). Die Einheit ist hierbei °C.

BIC und Elbow-Kriterium präferieren wie bei der Tageminimumtemperatur eine Lösung mit wenigen Klassen (Abbildung 25). Abbildung 26 zeigt die räumliche Verteilung einer 2-Klassen-Lösung. Es scheint eine gewisse Höhenabhängigkeit vorhanden zu sein, jedoch deutet die geringe Anzahl an Klassen bei der optimalen Lösung auf einen Datensatz ohne Klassenstruktur hin. Eine gewisse Höhenabhängigkeit der Lösung scheint vorhanden.

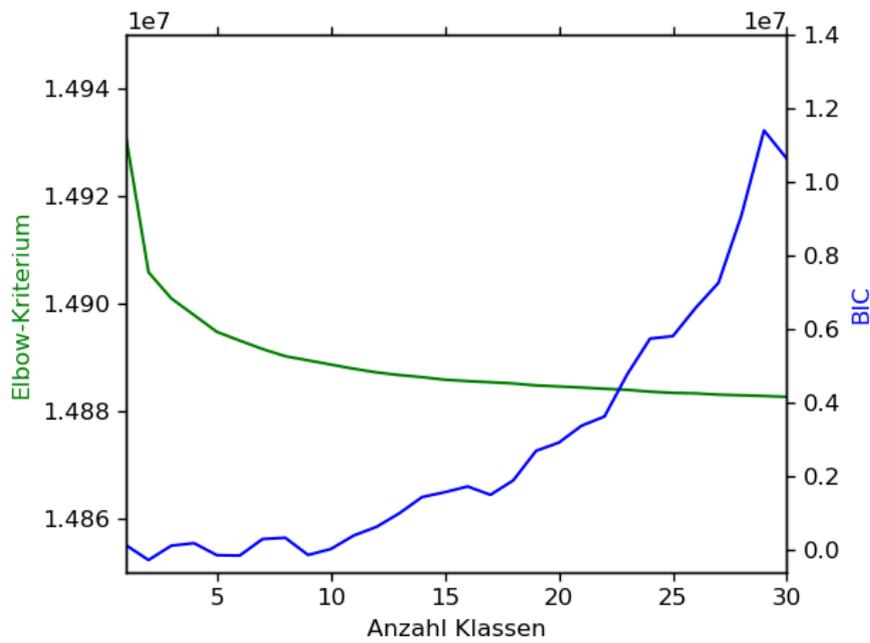


Abbildung 25: BIC und Elbow-Kriterium für das monatliche Maximum der Tagesmaximumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015

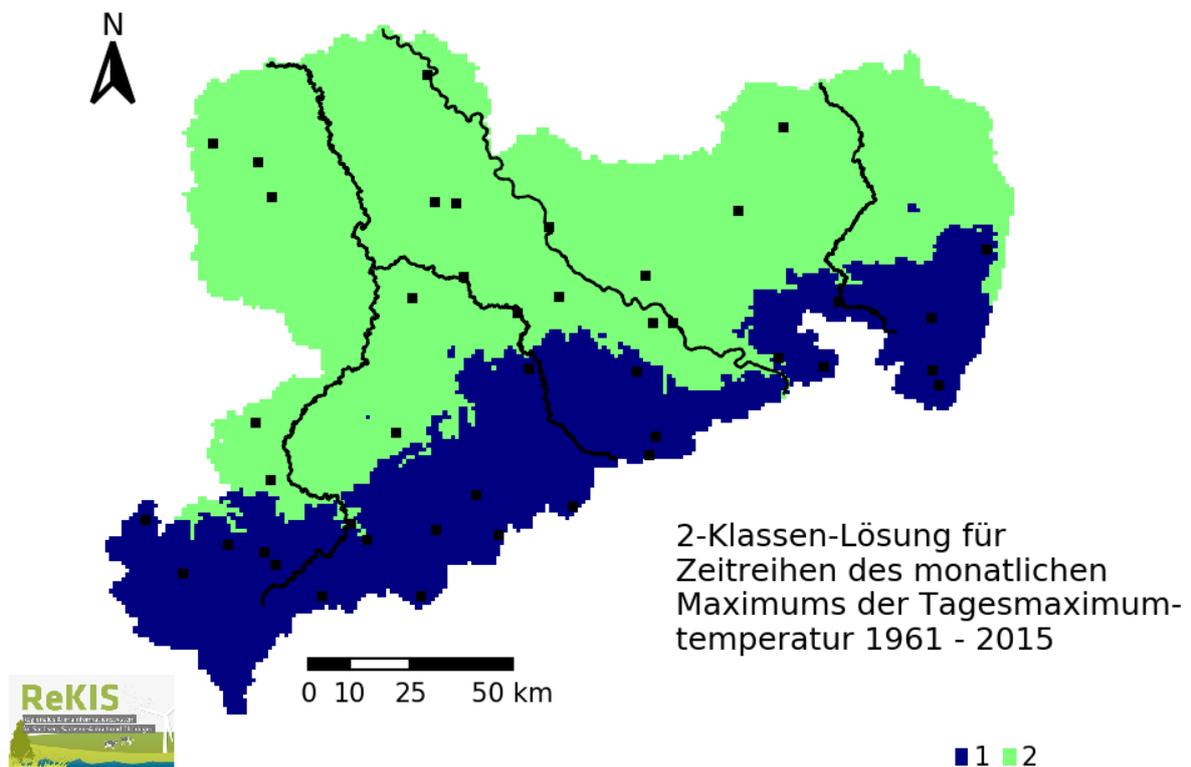


Abbildung 26: Räumliche Darstellung einer 2-Klassen-Lösung für das monatliche Maximum der Tagesmaximumtemperatur für den Bezugszeitraum 1961 - 2015

4.6 Potentielle Verdunstung

Die potentielle Verdunstung wurde basierend auf dem Verfahren von Turc-Wendling (Wendling, 1991) berechnet, welches als Eingangsgrößen die Temperatur und die Globalstrahlung verwendet. Die tägliche potentielle Verdunstung wurde zu monatliche Summen aggregiert und die resultierenden Zeitreihen für die Jahre 1961 bis 2015 fanden Eingang in die Clusteranalyse (Experimentname: cluster_analysis40).

BIC und Elbow-Kriterium zeigen ein unerwartetes Verhalten (Abbildung 27), welches auf eine hohe Anzahl an Klassen in der optimalen Lösung hindeuten könnte. Eine hohe Anzahl macht jedoch physikalisch keinen Sinn, da die Anzahl der Stationen (und damit Stützstellen bei der Interpolation) eher gering ist.

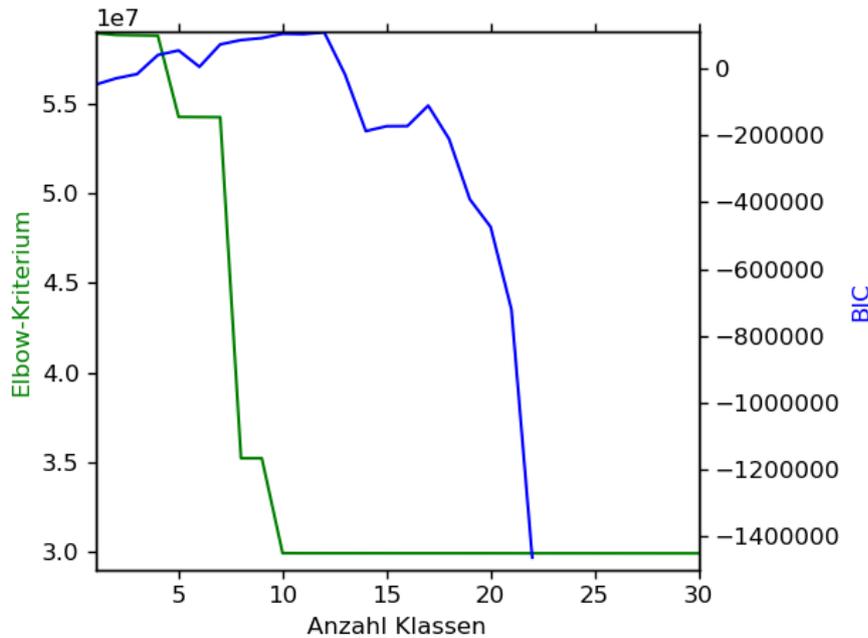


Abbildung 27: BIC und Elbow-Kriterium für die potentielle Verdunstung basierend auf Monatswerten 1961 - 2015

Ausgehend vom Elbow-Kriterium würde man hier eine 10-Klassen-Lösung favorisieren. Allerdings zeigt die räumliche Darstellung (Abbildung 28), dass diese Lösung effektiv nur 4 Klassen beinhaltet. Die restlichen Klassen umfassen lediglich ein oder zwei Gitterzellen. Zudem kommt es im Nordwesten zu nicht sinnvollen Klassenzuweisungen und es gibt einen Teilbereich der achten Klasse, der nur durch eine Station begründet ist.

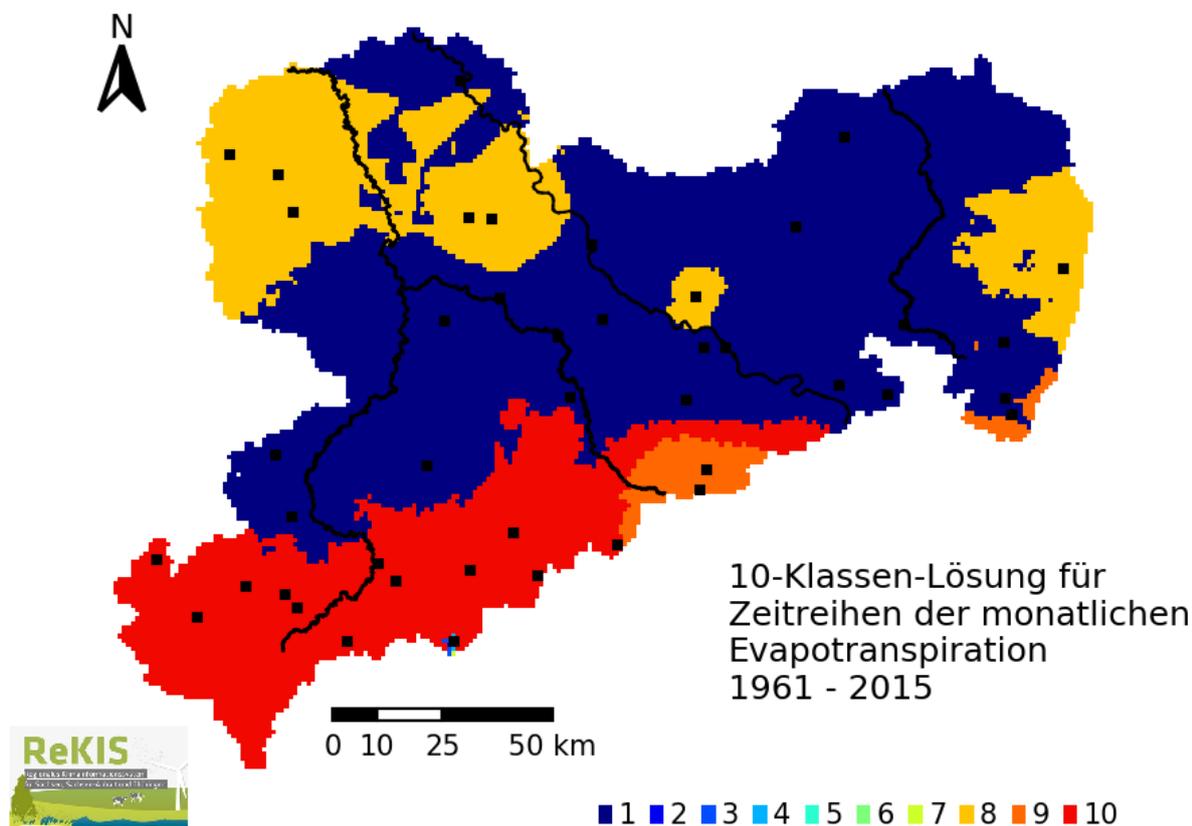


Abbildung 28: Räumliche Darstellung der 10 Klassen Lösung für die potentielle Verdunstung basierend auf Monatswerten 1961 – 2015

4.7 Klimatische Wasserbilanz

Die klimatische Wasserbilanz wurde als Differenz aus Niederschlag und potentielle Verdunstung auf Monatsbasis berechnet (Experimentname: cluster_analysis90). Die potentielle Verdunstung wurde nach dem Ansatz von Turc-Wendling (Wendling, 1991) berechnet.

BIC und Elbow-Kriterium (Abbildung 29) zeigen keine zu bevorzugende Klassenlösung. Im Folgenden wird daher eine 8-Klassen-Lösung betrachtet (Abbildung 30). Diese zeigt zusammenhängende Klassen, die durch mehrere Stationen begründet sind. Zum Teil zeigt sie ähnliche Klassengrenzen wie die Clusteranalyse für den Niederschlag (Abb. 4). Mit Klassen die zwischen Mittelgebirgs- und Tieflandsbereichen unterscheiden sowie einer West-Ost-Gliederung unterscheidet die Klassifizierung physikalisch sinnvolle Einheiten.

Abbildung 31 veranschaulicht die Zeitreihen der Mittelwerte der einzelnen Klassen. Sie zeigt keine grundsätzlichen Unterschiede der Mittelwerte zwischen den Klassen. Lediglich Klasse 4, die das Erzgebirge umfasst, zeigt eine höhere klimatische Wasserbilanz als die anderen Klassen.

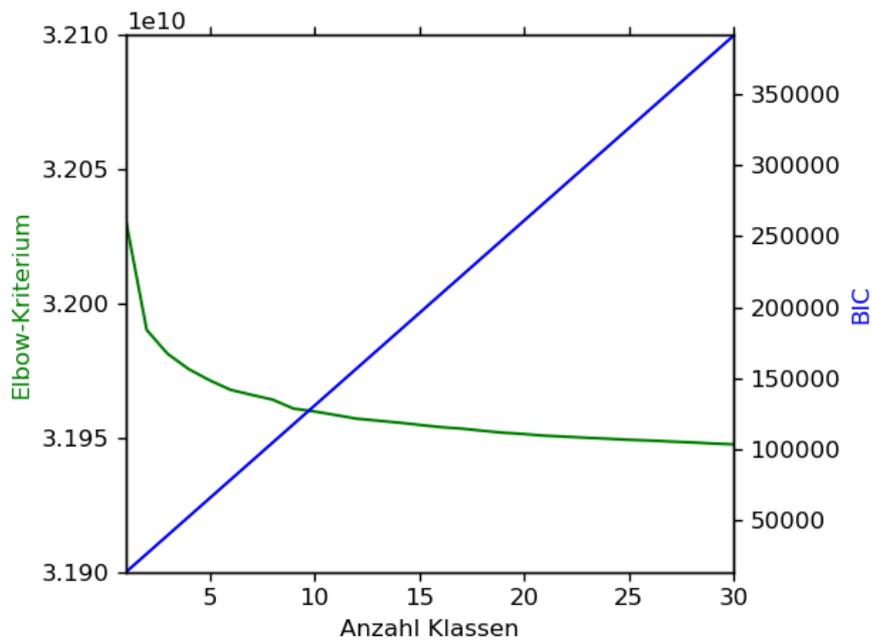


Abbildung 29: BIC und Elbow-Kriterium für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 - 2015

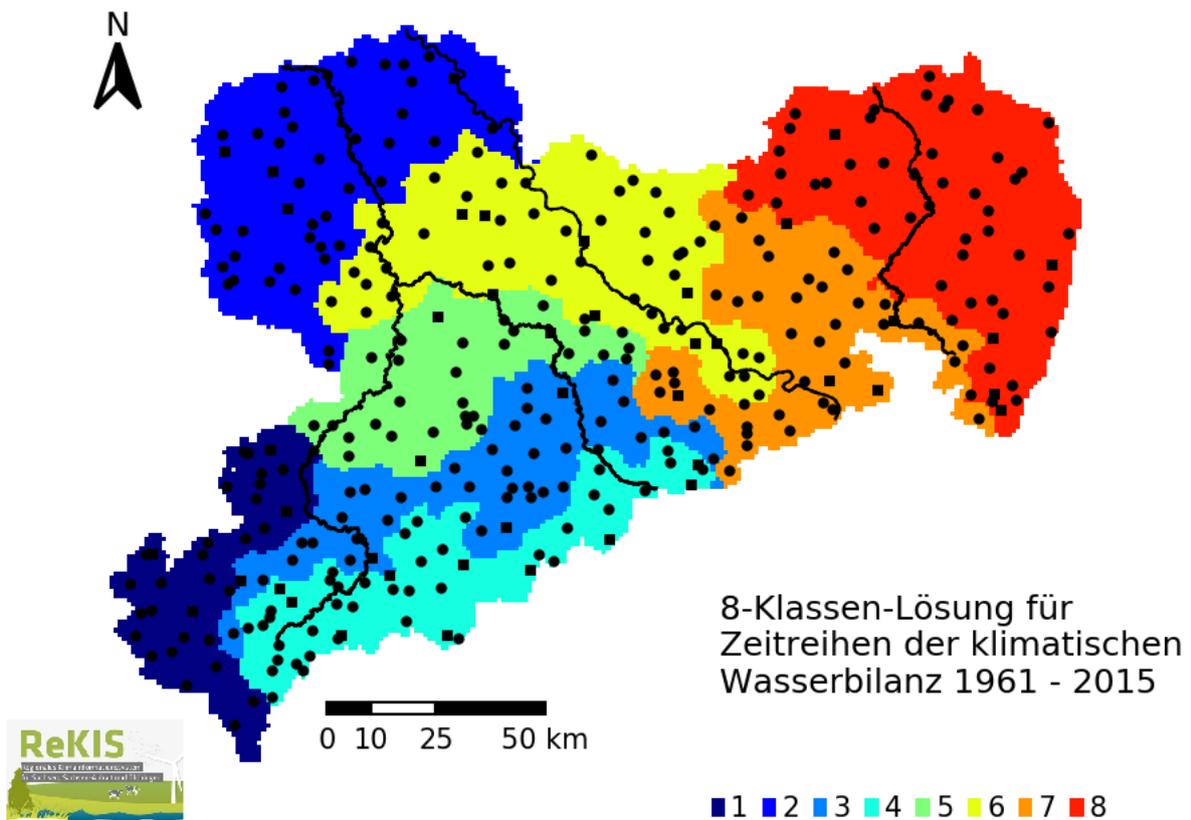


Abbildung 30: Räumliche Darstellung der 8 Klassen Lösung für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 – 2015

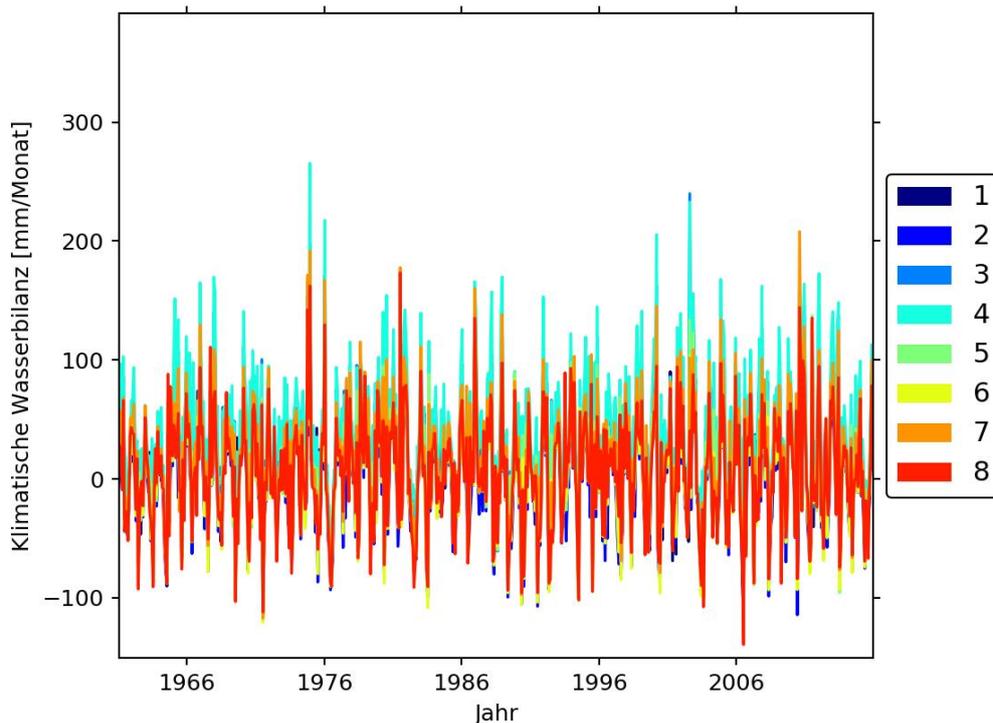


Abbildung 31: Zeitreihen der Mittelwerte der 8-Klassen-Lösung für die klimatische Wasserbilanz basierend auf Monatswerten 1961 – 2015

4.8 Dürreindex SPEI

Als weitere Größe wurde der Dürreindex „Standardized Precipitation Evapotranspiration Index“ (SPEI) nach Vicente-Serrano et al. (2010) berechnet. Dieser basiert auf der Differenz zwischen monatlicher Niederschlagssumme und potentieller Verdunstung. Für diese Arbeit wurde die potentielle Verdunstung nach der von Vicente-Serrano et al. (2010) vorgeschlagenen Methode von Thornwaite (1948) berechnet, die als Eingangsgröße lediglich die Monatsmitteltemperatur benötigt. Vicente-Serrano et al. (2010) weisen darauf hin, dass die Methodik der Verdunstungsberechnung für die Berechnung des Indexes von untergeordneter Bedeutung ist.

Die Differenzen werden für unterschiedliche Zeiträume akkumuliert um damit auf unterschiedliche Arten der Dürren (z.B. niederschlags- oder grundwasserbedingt) und ihre Vorlaufzeiten sowie den Einfluss auf entsprechende Sektoren (z.B. Schifffahrt, Landwirtschaft oder Forstwirtschaft) einzugehen. In der vorliegenden Arbeit wurden als Akkumulationszeiträume 3 (Experimentname: cluster_analysis80), 6 (Experimentname: cluster_analysis85) und 12 (Experimentname: cluster_analysis81) Monate gewählt. Clusteranalysen wurden für den SPEI für den Bezugszeitraum 1963 bis 2015 durchgeführt.

BIC und Elbow-Kriterium zeigen bei der 3monatigen Aggregation keine von beiden Maßen bevorzugte Klassenlösung (Abbildung 32). Jedoch zeigt der BIC ein Minimum bei 5 Klassen, so dass diese Lösung in Folge betrachtet wird (Abbildung 33). Die 5-Klassen-Lösung zeigt eine West-Ost-Einteilung durch die Klassen. Trotz ähnlicher Eingangsparameter zeigen sich jedoch keine Ähnlichkeiten zu den Ergebnissen für die klimatische Wasserbilanz.

Die Zeitreihen des mittleren SPEI für alle 5 Klassen wird in Abbildung 34 dargestellt. Es wird deutlich, dass es keine deutlichen Unterschiede der Mittelwerte zwischen den Klassen gibt.

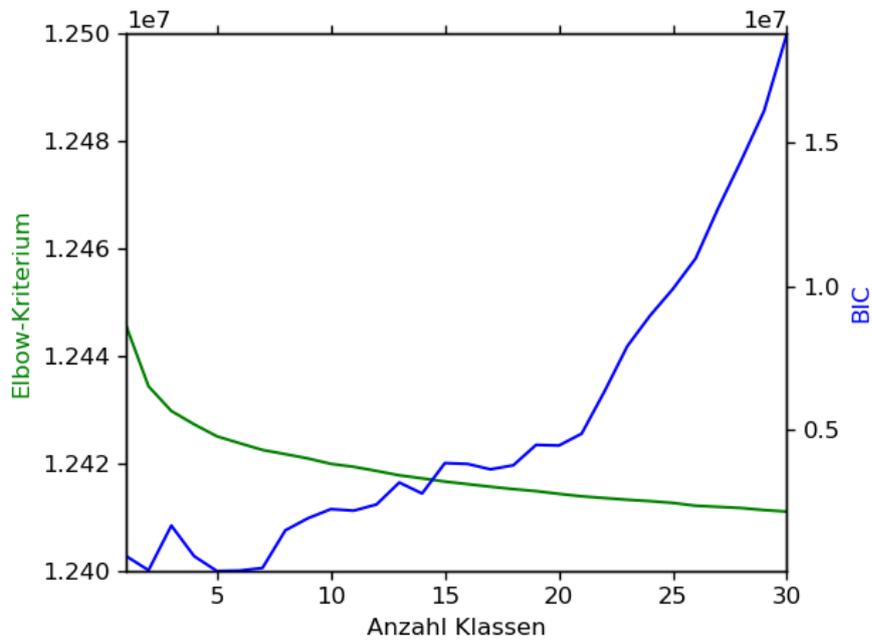


Abbildung 32: BIC und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

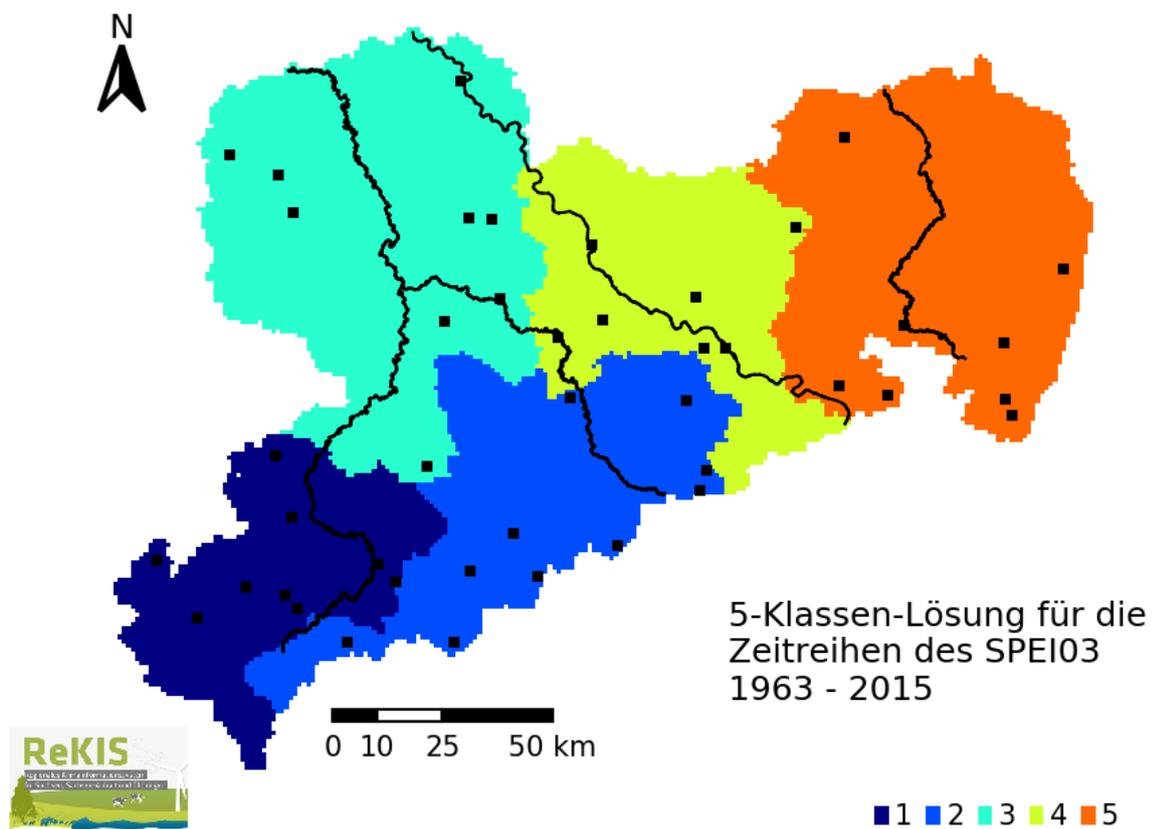


Abbildung 33: Räumliche Darstellung der 5 Klassen Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

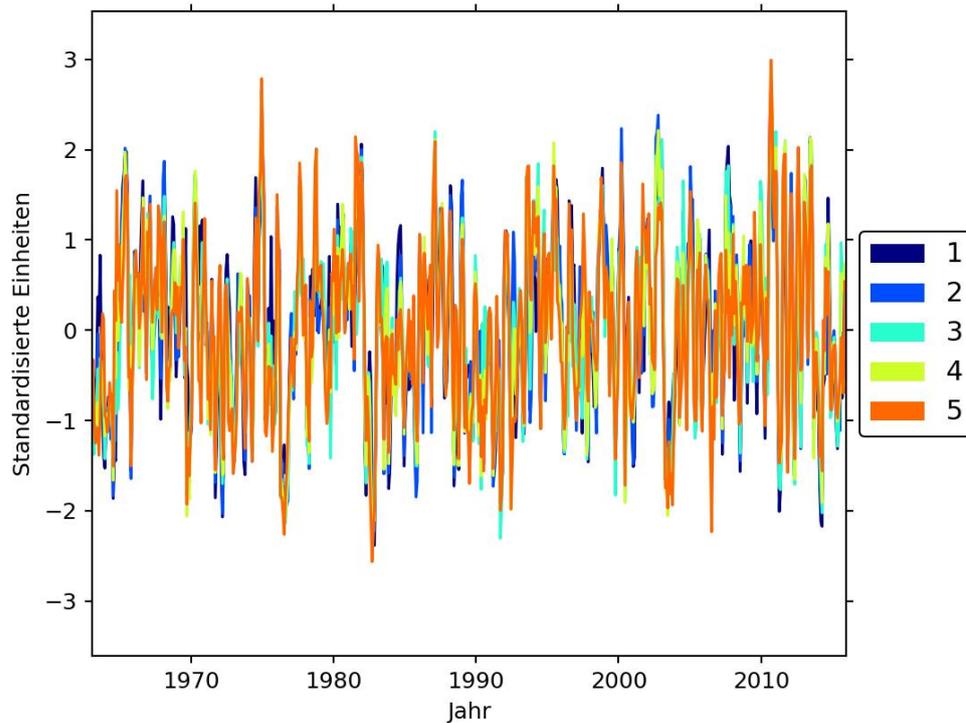


Abbildung 34: Zeitreihen der Mittelwerte der 5-Klassen-Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 3 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

Bei der Betrachtung des SPEI mit 6monatiger Aggregationszeit zeigt sich beim Elbow-Kriterium kein Optimum während beim BIC wieder bei 5 Klassen ein lokales Minimum zu finden ist (Abbildung 35).

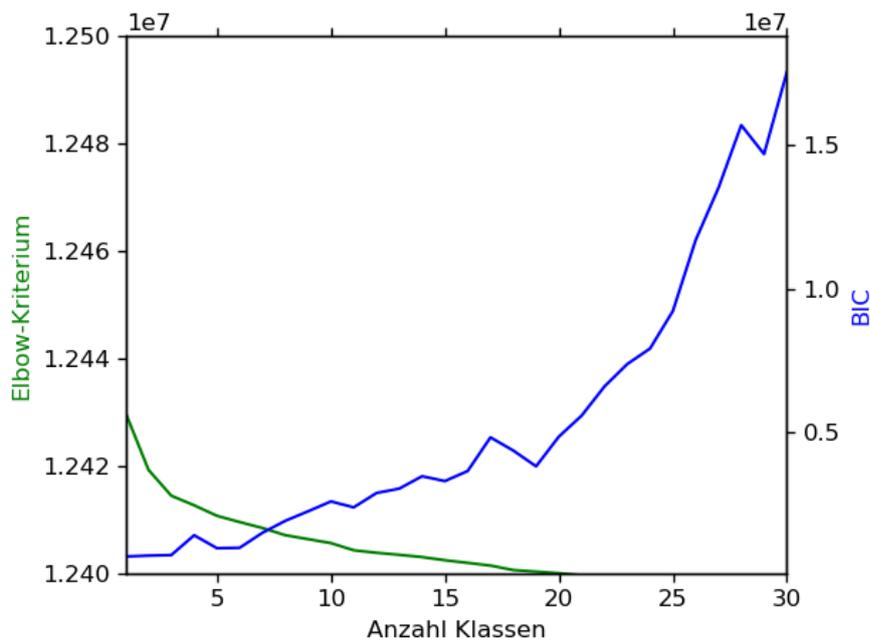


Abbildung 35: BIC- und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 6 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

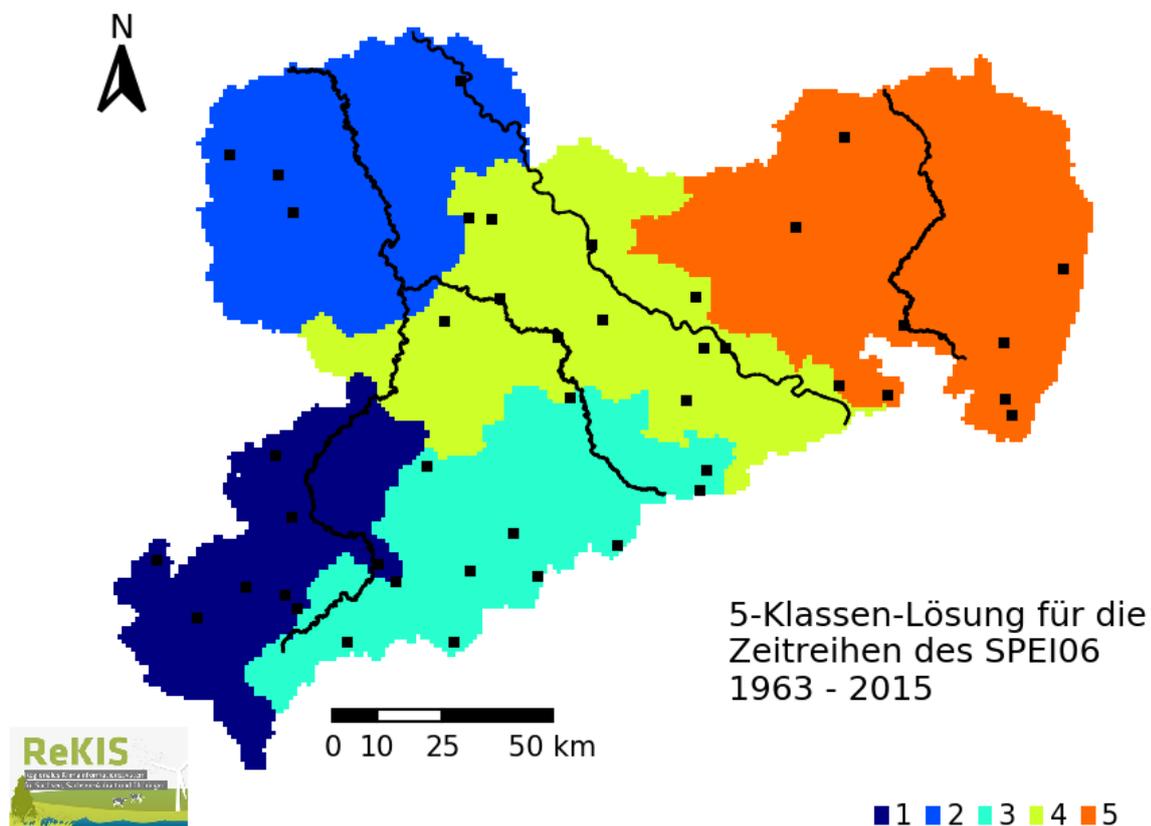


Abbildung 36: Räumliche Darstellung der 5 Klassen Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 6 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

Die räumliche Verteilung zeigt eine ähnliche Zusammensetzung wie bei der 3monatigen Aggregationszeit (Abbildung 36).

Beim SPEI mit 12monatiger Aggregationszeit zeigt sich beim Elbow-Kriterium keine optimale Lösung während das BIC ein lokales Optimum bei 3 Klassen zeigt (Abbildung 37). Die räumliche Darstellung zeigt drei große, zusammenhängende Gebiete, die nicht mit bekannten Naturräumen gleichgesetzt werden können (Abbildung 38).

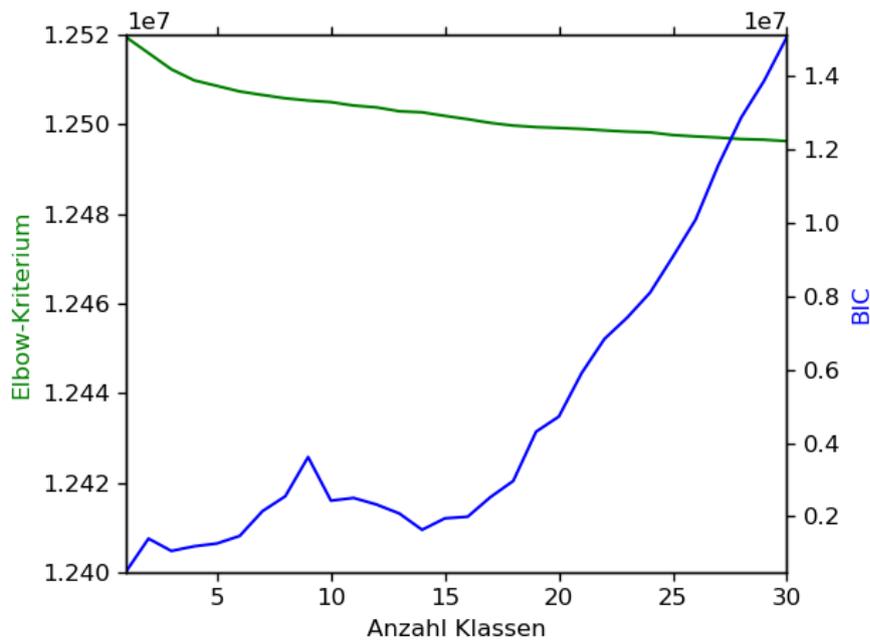


Abbildung 37: BIC- und Elbow-Kriterium für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 12 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015

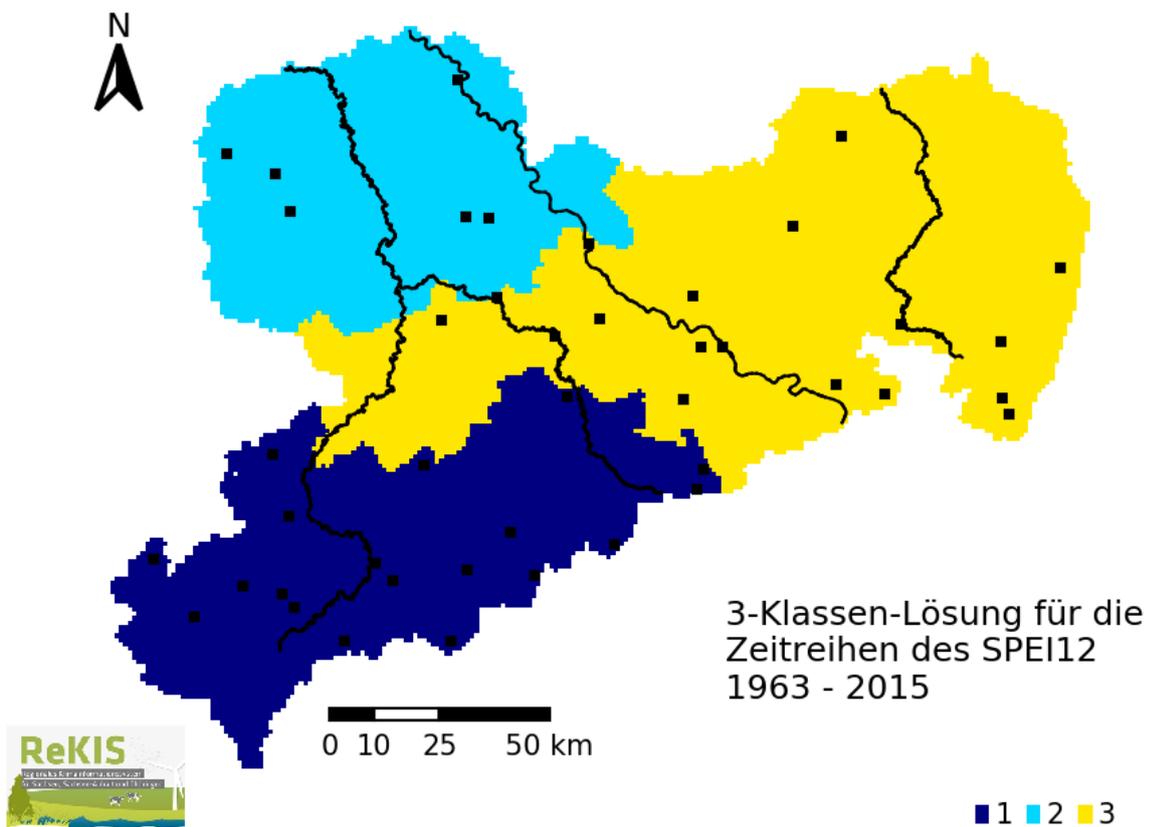


Abbildung 38: Räumliche Darstellung der 3-Klassen-Lösung für den SPEI mit einer Aggregationszeit von 12 Monaten für den Bezugszeitraum 1963 – 2015.

4.9 Anzahl aufeinander folgender trockener Tage

Als weiteres Maß zur Bestimmung möglicher Dürren wurden die Anzahl aufeinander folgender trockener Tage nach Zhang et al. (2011) ermittelt. Als trockener Tag gilt dabei ein Tag mit weniger als 1 mm Niederschlag. Die längste Spanne an Tagen wurde dabei für jeden Gitterpunkt und jedes Jahr ermittelt (Experimentname: cluster_analysis82).

Das Elbow-Kriterium präferiert keine bestimmte Lösung (Abbildung 39). Entsprechend wird dem BIC folgend eine Lösung für 14 Klassen betrachtet (Abbildung 40).

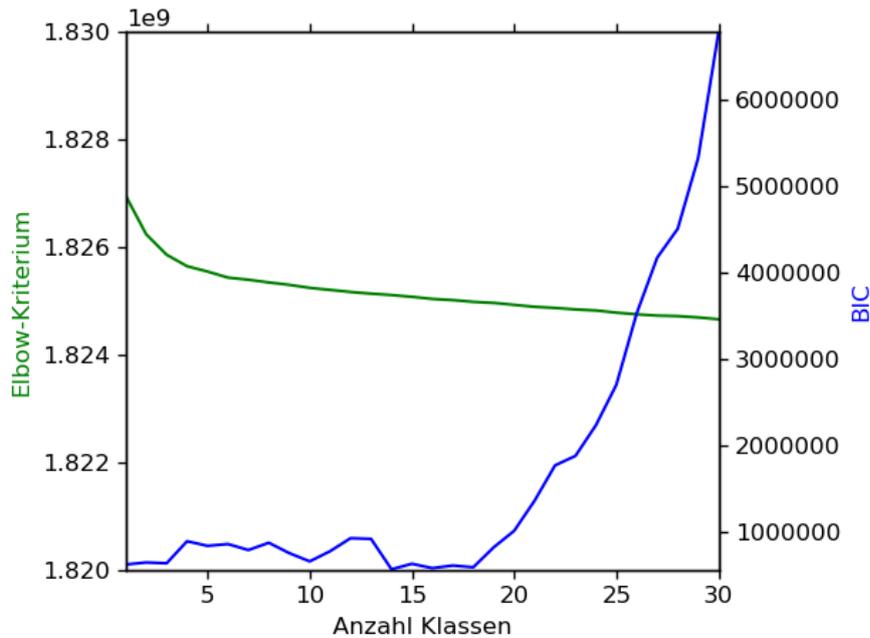


Abbildung 39: BIC- und Elbow-Kriterium für die Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für den Bezugszeitraum 1961 – 2015

Die Klassen dieser Lösung sind sehr inhomogen und setzen sich aus vielen Einzelgebieten zusammen. Einzelne Teilbereiche sind nicht durch Stationen begründet und zum Teil sehr klein. Vom physikalischen Standpunkt ist dies keine sinnvolle Lösung.

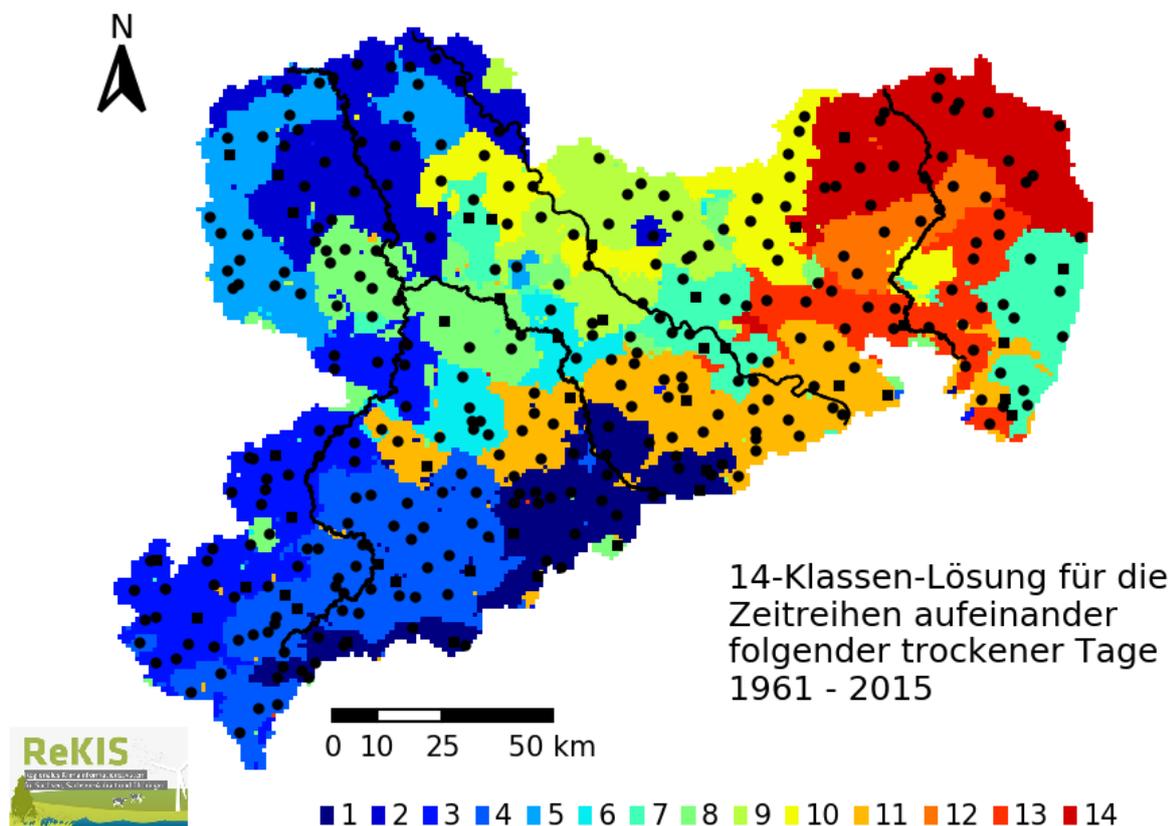


Abbildung 40: Räumliche Darstellung der 14 Klassenlösung für die Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für den Bezugszeitraum 1961 – 2015

Für das Jahr 1963 zeigt die Abbildung 41 relativ kleingliedrige und ringförmige Strukturen der maximalen Anzahl an aufeinanderfolgenden trockenen Tagen. Diese sind ein Resultat des für den Niederschlag verwendeten Interpolationsalgorithmus. Zudem finden sich im Südwesten (durch die Pfeile gekennzeichnet) zwei Gitterzellen mit einer maximalen Anzahl aufeinander folgender trockener Tage > 190. Eine derart hohe Anzahl ist nicht realistisch und scheint durch den Interpolationsalgorithmus und eventuell fehlende Stützstellen bedingt.

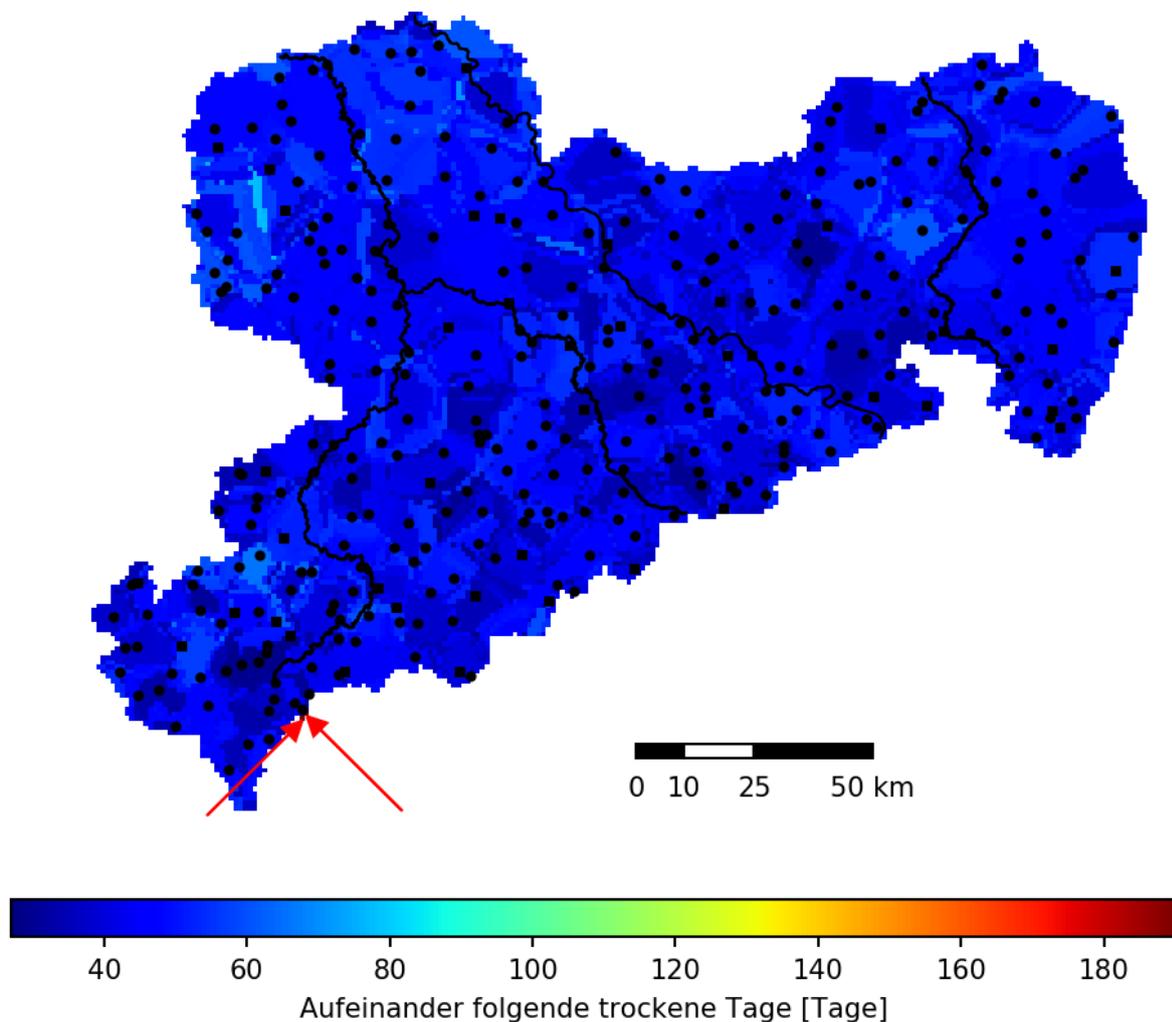


Abbildung 41: Maximale Anzahl aufeinander folgender trockener Tage für das Jahr 1963

4.10 Einfacher Tagesintensitätsindex des Niederschlags

Der einfache Tagesintensitätsindex des Niederschlags wurde entsprechend Zhang et al. (2011) als das Verhältnis aus der Niederschlagssumme und der Anzahl der Tage mit einem Niederschlag $\geq 1\text{mm}$ für einen vorgegebenen Zeitraum (Jahr, Jahreszeit oder Einzelmonate) für den Bezugszeitraum 1961 bis 2015 berechnet. Als Zeiträume wurden das Jahr (Experimentname: cluster_analysis83) und der Sommer mit den Monaten Juni, Juli und August (Experimentname: cluster_analysis84) gewählt. Es handelt sich folglich um eine Größe mit jährlicher Auflösung und der Einheit mm/Tag.

BIC und Elbow-Kriterium zeigen kein gemeinsames Optimum (Abbildung 42). Dem BIC folgend wird eine 3-Klassen-Lösung analysiert (Abbildung 43). Bei dieser ist eine gewisse Höhenabhängigkeit feststellbar, weiterhin enthält sie aber keine Struktur.

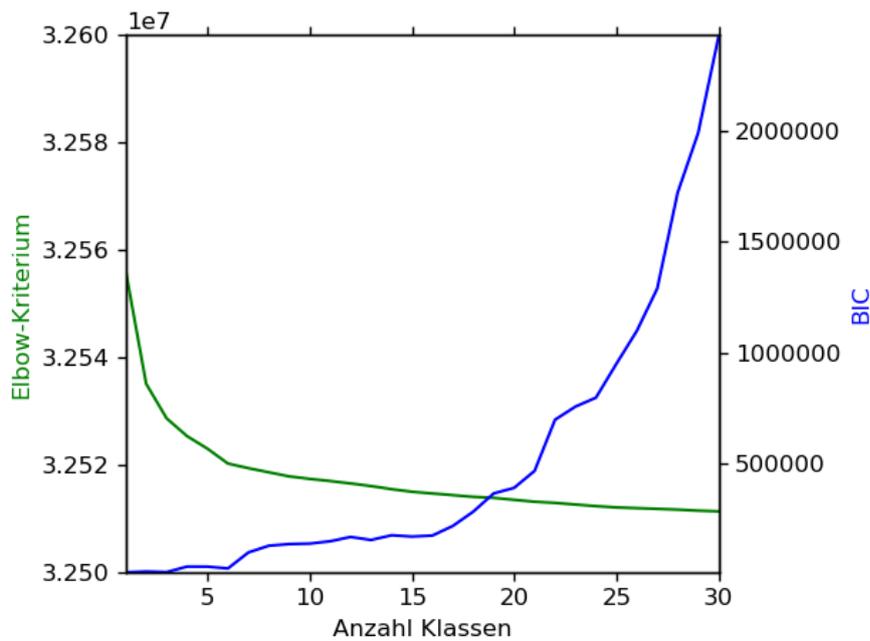


Abbildung 42: BIC und Elbow-Kriterium für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für das gesamte Jahr und den Bezugszeitraum 1961 – 2015

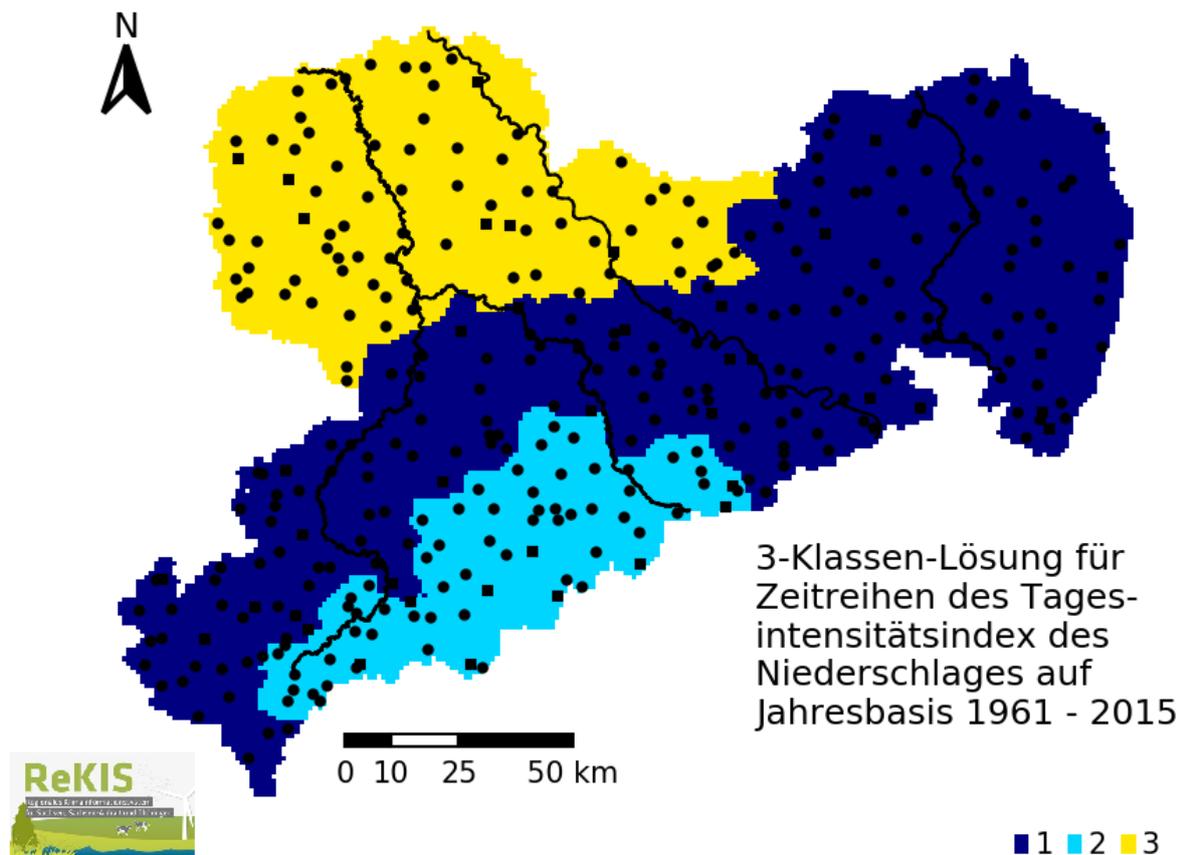


Abbildung 43: Räumliche Darstellung der 3 Klassen- für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für das gesamte Jahr und den Bezugszeitraum 1961 – 2015

Die Ergebnisse für den Index im Sommer zeigen ebenso kein gemeinsames Optimum bei BIC und Elbow-Kriterium (Abbildung 44). Entsprechend eines lokalen Minimums des BIC bei 8 Klassen, wird eine solche Lösung im Folgenden analysiert (Abbildung 45). Diese zeigt gewisse Ähnlichkeit mit bekannten Naturräumen. Sie ist weniger durch die Höhenlage als vielmehr durch eine West-Ost-Gliederung geprägt.

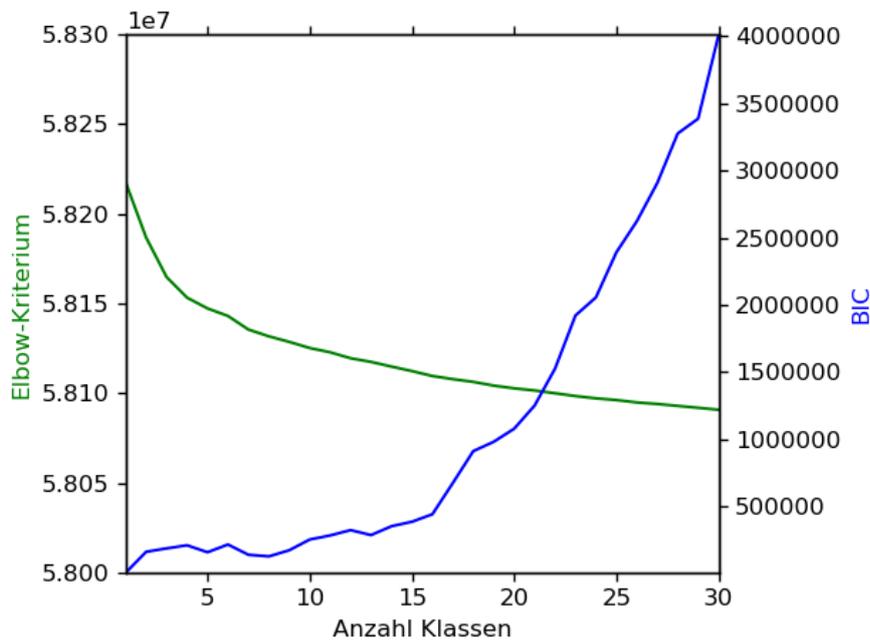


Abbildung 44: BIC und Elbow-Kriterium für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlags für den Sommer und den Bezugszeitraum 1961 – 2015

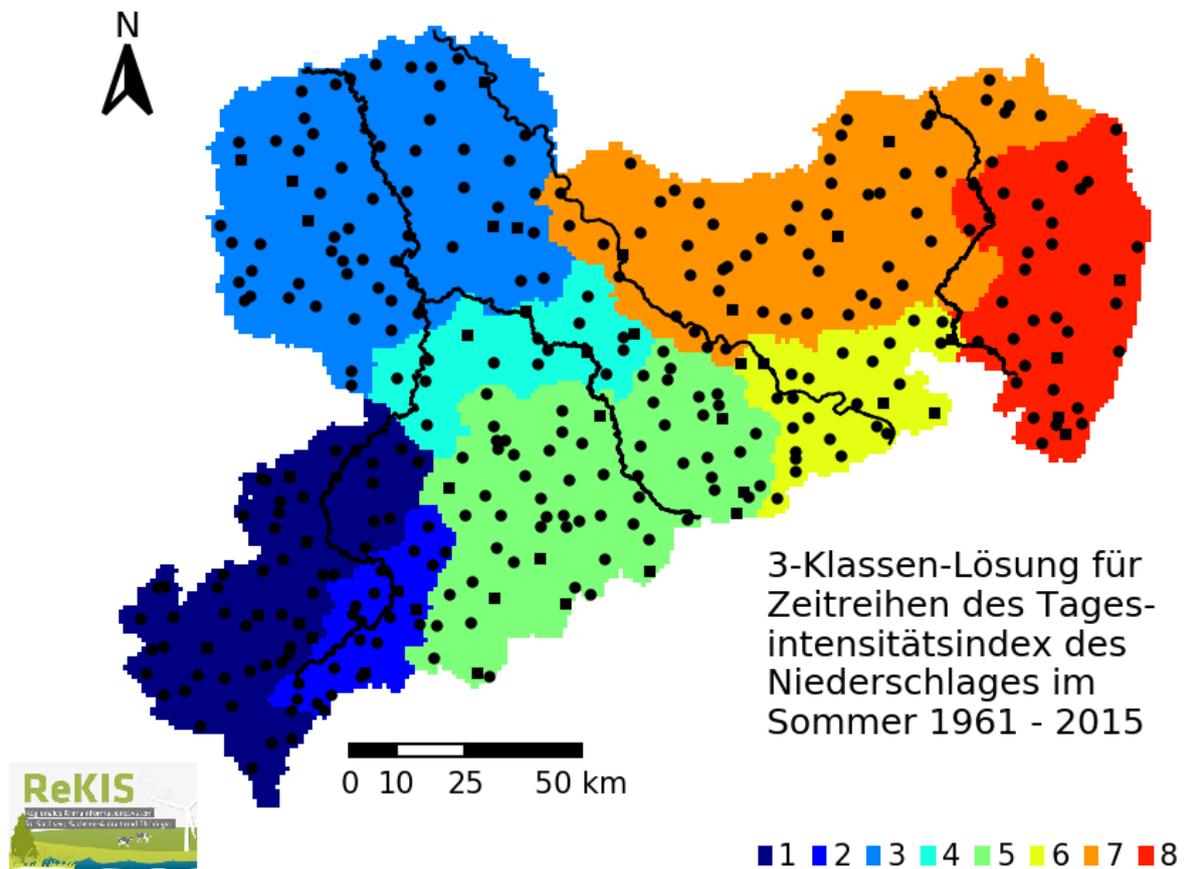


Abbildung 45: Räumliche Darstellung der 8-Klassen-Lösung für den einfachen Tagesintensitätsindex des Niederschlages für den Sommer und den Bezugszeitraum 1961 – 2015

4.11 Clusteranalyse von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung

Neben den bisher vorgestellten Clusteranalysen für Einzelvariablen wurde auch eine Clusteranalyse für Monatsmittelwerte der Temperatur und Monatssummen von Niederschlag und potentieller Verdunstung durchgeführt (Experimentname: cluster_analysis100). Die Variablen wurden basierend auf Mittelwert und Standardabweichung für das gesamte Untersuchungsgebiet und den Bezugszeitraum 1961 bis 1990 standardisiert. Das Elbow-Kriterium zeigt keine zu bevorzugende Lösung (Abbildung 46). Entsprechend des BIC wird eine Lösung mit 21 Klassen analysiert. Diese zeigt kleine Gebiete (Abbildung 47), die für den Niederschlag sinnvoll erscheinen, da sie durch mehrere Niederschlagsstationen begründet sind. Sie enthalten jedoch häufig nur eine Klimastation, so dass der Einfluss von Temperatur und potentieller Verdunstung auf die Klassen sehr stark vom Interpolationsalgorithmus abhängig ist.

Nachdem die Analysen für die Einzelvariablen Temperatur und potentielle Verdunstung keine sinnvollen Ergebnisse gezeigt haben, bietet sich ein Vergleich mit den Ergebnissen für die Clusteranalysen des Niederschlags an (Abbildung 4). Dabei wird deutlich, dass sehr große Ähnlichkeiten zwischen den Klassifikationen existieren. Durch ein weiteres Zusammenfassen der Klassen bei der kombinierten Analyse würden sich eine Klasseneinteilung wie für en Niederschlag ergeben. Es ist davon auszugehen, dass die kombinierte Klassifizierung durch den Niederschlag bestimmt wird und Temperatur und potentielle Verdunstung keine umfänglich klassifizierende Wirkung haben.

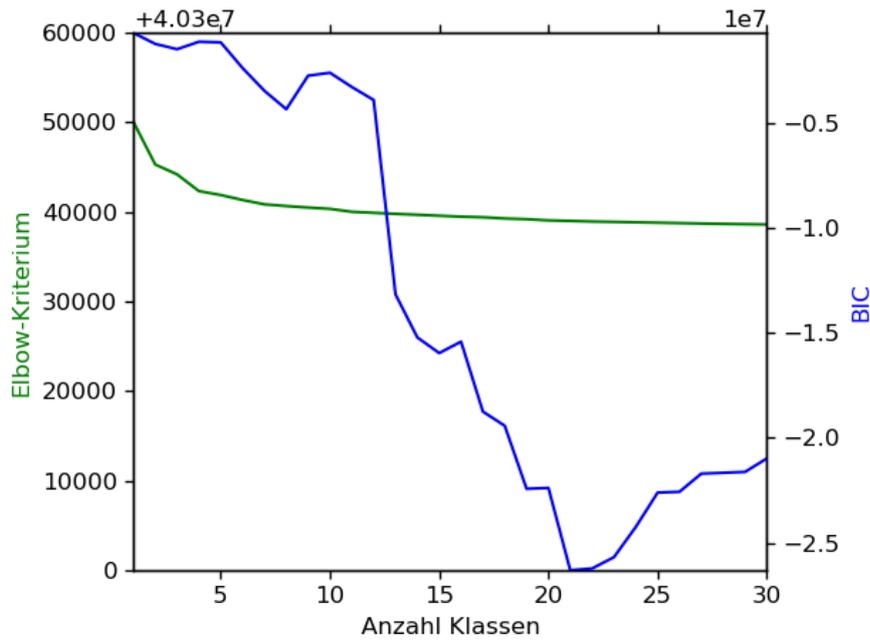


Abbildung 46: BIC und Elbow-Kriterium für monatliche Werte von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung für den Bezugszeitraum 1961 – 2015

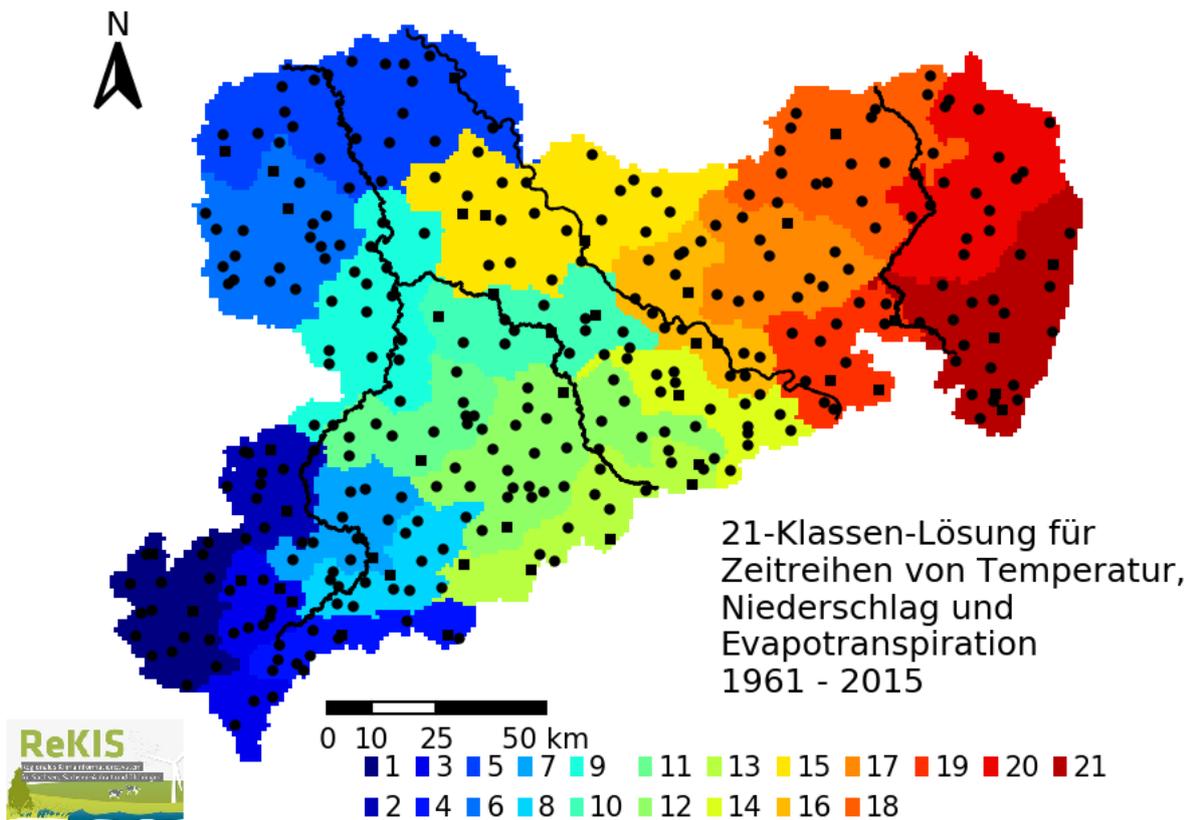


Abbildung 47: Räumliche Darstellung der 21-Klassen-Lösung von Zeitreihen von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung für den Bezugszeitraum 1961 – 2015

5 Beurteilung der Ergebnisse und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Softwarelösung basierend auf Python 3 geschaffen, mit der unterschiedliche Klimavariablen aufbereitet und einer Clusteranalyse zugeführt werden können. Erhaltene Lösungen können als Karten als auch ihre Statistiken in Form von Grafiken dargestellt werden. Die räumliche Übertragbarkeit ist gewährleistet, wenn die Daten im Grid-Ascii-Format vorliegen und entsprechende Verzeichnisstrukturen vorliegen oder Anpassungen in den Routinen stattfinden. Die zeitliche Übertragbarkeit und damit der mögliche Einsatz für die Analyse von Klimaprojektionen ist ebenso gegeben, wenn die Daten im erwähnten Format vorliegen und dem gregorianischen Kalender mit Schaltjahren folgen. Werden Klimamodelldaten basierend auf 360 oder 365 Tage-Kalendern verwendet, bedarf es der Anpassung einiger Routinen.

Die Routinen können aber auch verwendet werden um Clusteranalysen für Klimadaten in Kombination mit Daten aus anderen Fachbereichen (z.B. Hydrologie, Bodenkunde und Forstwissenschaften, aber auch Sozialwissenschaften) durchzuführen. Neben den Anforderungen an die räumliche Auflösung und das Datenformat bedarf es mindestens intervallskalierten Daten um Standardisierung und Distanzberechnung durchführen zu können. Fehlwerte innerhalb Sachsens wären theoretisch auch kein Problem, werden jedoch aktuell in den Routinen nicht abgefangen.

Für Daten, die diesen Anforderungen nicht entsprechen aber zumindest eine räumliche Zuordnung aufweisen, ergibt sich immer noch die Möglichkeit, die erhaltenen Klassifikationen als Basis zur Analyse der Eigenschaften innerhalb einer Klasse oder Einzelgebieten der Klasse sowie der Unterschiede zwischen den Klassen zu nutzen.

Generell hat sich gezeigt, dass sich keine eindeutigen Klima- und Klimaänderungsräume für Sachsen ausweisen lassen. In keinem Fall präferieren BIC und das Elbow-Kriterium eindeutig die gleiche Klassenlösung. Abgesehen von der nicht eindeutigen Anzahl der Klassen durch ein entsprechendes Elbow-Kriterium oder Bayessches Informationskriterium finden sich für die meisten Variablen auch keine physikalisch sinnvoll interpretierbaren Klassen.

Bei den aus der Temperatur abgeleiteten Variablen macht sich neben der geringen Anzahl an Stationen der Einfluss der Höhenregression bemerkbar. Das Vorgehen über eine Höhenregression und ein Residuenkriging zwischen den Stützstellen zu interpolieren ist dabei eine sehr sinnvolle Methode, die durch die Dichte der Stützstellen begründet ist. Hier könnte die Erhöhung der Stützstellenanzahl durch Einbeziehung weiterer Stationen zur Verbesserung der Datensituation beitragen, was eventuell zu Ausweisung von sinnvollen, auf der Temperatur basierenden Klimaräumen beitragen könnte.

Eine Ausnahme machen der Niederschlag und einige aus diesem berechnete Indizes. Durch die Interpolationsmethode des Niederschlags kommt es nicht a priori zur Reduzierung einer möglichen Klassenstruktur der Daten. Auch ist die größere Anzahl der Stützstellen dem Erhalt einer Klassenstruktur bei der Interpolation zuträglich. Dies sollte zum Anlass genommen werden, die Interpolationsergebnisse des Niederschlags nochmal zu überprüfen. Hierzu würden sich z.B. Radardaten eignen, mit denen die interpolierten Niederschläge basierend auf objektbasierten Methoden evaluiert werden könnten. Durch ein solches Vorgehen könnte auch die Niederschlagsinterpolation eventuell noch optimiert werden. Hinzugefügt sei, dass trotz des dichteren Stationsnetzes auch die Interpolation des Niederschlages von einer verbesserten Datenlage insbesondere in

den Grenzbereichen profitieren würde, wie das Beispiel der aufeinander folgenden trockenen Tage gezeigt hat.

Da keine eindeutigen Klassenlösungen gefunden wurden, wurde auf die Tests auf Robustheit, die im Methodikteil beschrieben wurden, verzichtet. Auch wurden die Clusterverfahren nicht variiert um durch einzelne Verfahren zu möglichen Klimaräumen zu gelangen. Dieses Vorgehen basiert auf dem Grundsatz, dass die Ergebnisse daten- und nicht modellgetrieben sein sollten.

Als problematisch erweist sich die Verwendung von Zeitreihen für die Clusteranalyse. Ihr Vorteil ist die gemeinsame Analyse von Klimaräumen und Räumen ähnlicher Klimaänderungen in der Vergangenheit. Allerdings erschwert sie die Interpretation der einzelnen Klassen über ihre räumlichen Eigenschaften hinaus.

Auch eignen sich die berechneten Indizes und ihre räumliche Ausprägung, die durch Clusteranalysen vereinfacht beschrieben werden kann, zur Validierung der Interpolationsmethoden.

6 Softwaretechnische Umsetzung

Die hier beschriebenen Analysen wurden unter Zuhilfenahme von Python 3 umgesetzt, so dass sich einzelne Schritte auch serverseitig implementieren lassen. Alle eingebundenen Routinen sind Standardroutinen, die in unterschiedlichen Python-Distributionen (z.B. Spyder) enthalten sind. Ausgangsbasis für alle Routinen sind REKIS-Felder in täglicher Auflösung im ASCII-Grid. Die Softwareroutinen sind so gestaltet, dass sich problemlos Berechnungs- und Referenzzeiträume sowie die Standardisierungsarten (pixel- oder feldbasiert) ändern lassen.

In den Routinen sind die notwendigen Eingabeparameter gekennzeichnet und mit Beispielergebnissen unterlegt. Sollten die Routinen serverseitig in einem Skriptmodus betrieben werden, wäre vorher die Übergabe der Eingabeparameter über die Kommandozeile oder über eine Steuerdatei zu realisieren.

In entsprechenden Routinen sind die Pfade der Eingangsdateien in einem zentralen Teil hart codiert. Grafikausgaben werden bisher nicht automatisch abgespeichert, sondern müssen händisch verwaltet werden.

Die numerischen Ausgaben der Berechnungen werden im den Eingabegrößen entsprechenden ASCII-Grid abgespeichert.

6.1 Rechenstabilität hinsichtlich einer Online-Implementierung

Durch die Verwendung des Ward-Verfahrens zur Clusteranalyse ist eine sehr hohe Stabilität des Verfahrens gewährleistet. Bei allen Analysen kam es zu keinem Abbruch durch numerische Probleme des Verfahrens. Auch die Berechnung des Elbow-Kriteriums ist stabil. Lediglich bei der Berechnung des Bayesschen Informationskriterium (BIC) kann es zu numerischen Problemen kommen. Diese führen zu einem "Überlauf" der entsprechenden Variablen und damit zu nicht sinnvollen Werten (wie im Absatz über das BIC beschrieben). Dies führt aber nicht zu einem Abbruch der Berechnung.

6.2 Rechenaufwand hinsichtlich einer Online-Implementierung

Es hat sich gezeigt, dass der rechentechnische Aufwand für die einzelnen Analyseschritte sehr groß ist. Durch die gegebene Anzahl an Gitterzellen skaliert dabei die Berechnungszeit mit der Anzahl der Variablen oder hier mit der Anzahl der Variablen mal der Zeitschritte pro Variable. Zeitmessungen für alle durchgeführten Clusteranalysen sowie Berechnungen von Elbow- und Bayesschen Informationskriterium als rechenaufwändigsten Analyseschritten sind in Abbildung 48 dargestellt. Die angegebenen Zeiten beziehen sich auf Berechnungen mit Python 3.4 unter einem Ubuntu Linux mit einem Intel Core i7-6700, 3.40 GHz. Sie beinhalten nicht die Ein- und Ausgabe der Daten.

Am aufwändigsten ist die Berechnung des Bayesschen Informationskriterium. Hierbei ist zu erwähnen, dass das BIC nicht für alle Lösungen, sondern nur für die Lösungen von 1 bis 30 Klassen berechnet wurde. Die Berechnung zeigt auch den größten Skalierungsfaktor und Rechenzeiten können wie bei der Berechnung für die kombinierte Analyse von Temperatur, Niederschlag und potentieller Verdunstung über 9 Stunden betragen. Zur Optimierung der Berechnungen wurde versucht möglichst umfanglich "Numpy"-Arrays (Numerical Python) zu verwenden, die zur Laufzeitreduzierung beitragen.

Bei der Berechnung des Elbow-Kriteriums zeigt sich ein geringerer Skalierungsfaktor und die Berechnungszeit ist deutlich geringer. Dennoch werden auch hier für die Clusteranalyse mit mehreren Klimagrößen in monatlicher Auflösung über 6 Stunden benötigt. Bei dieser Routine gibt es aber noch Optimierungsmöglichkeiten, da sie nicht vollumfänglich mit "Numpy"-Arrays umgesetzt wurde.

Das Ward-Verfahren zeigt die geringste Abhängigkeit von der Anzahl der Variablen. Das liegt daran, dass hier einmalig die über alle Variablen kumulierten Distanzen zwischen allen Datensätzen (hier Gitterzellen) berechnet werden und der folgende Klassifikationsalgorithmus nur noch auf die Distanzmatrix zugreift. Hier scheint der Zeitaufwand zur Berechnung der Distanzen gegenüber dem Klassifikationsalgorithmus stark in den Hintergrund zu treten.

Weitere Optimierungsmöglichkeiten würden sich über eine Datenspeicherung in Binärformaten (z.B. NetCDF) bieten, da dadurch die Einlese- und Ausgabezeit gegenüber den momentan verwendeten Textformaten reduziert werden könnte. Allerdings sind Einlese- und Ausgabezeit vernachlässigbar gegenüber den Berechnungszeiten von BIC, Elbow-Kriterium und dem Ward-Cluster-Verfahren.

Aus diesen Ausführungen wird deutlich, dass sich das Verfahren zumindest für eine Echtzeitimplementierung nicht eignet. Allerdings kann es durchaus im Hintergrund gerechnet werden, um die erhaltenen Ergebnisse dann in ReKIS sowohl als Kartendarstellung als auch als Datensatz zu implementieren.

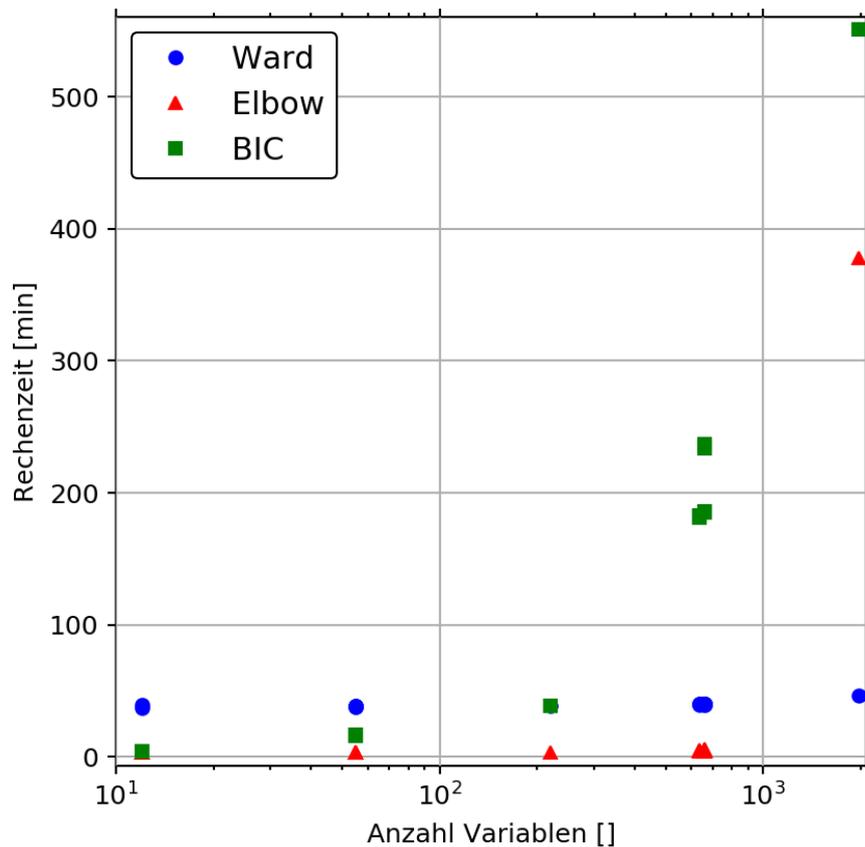


Abbildung 48: Rechenzeiten für BIC, Elbow-Kriterium und das Ward-Verfahren in Abhängigkeit zur Anzahl der Variablen

7 Zusammenfassung

Hintergrund

In der vom Sächsischen Staatsministerium für Umwelt und Landwirtschaft (SMUL) herausgegebenen Broschüre *"Klimawandel in Sachsen - wir passen uns an!"* (11/2015) werden erstmals für Sachsen in einem umfassenden Überblick die jeweiligen Betroffenheiten der verschiedenen Umweltmedien und Landnutzungen vom Klimawandel dargestellt und erläutert. Darüber hinaus werden nicht nur bereits eingeleitete, umgesetzte bzw. sich in Planung befindliche Anpassungsmaßnahmen vorgestellt, sondern auch Handlungsoptionen für die Zukunft aufgezeigt.

Zur Verbesserung der Übersicht und Erleichterung von Entscheidungen über Maßnahmen zur Anpassung an den Klimawandel kann die Ausweisung von Klima- bzw. Klimaänderungsräumen dienen. Hierzu wurde in der o. g. Broschüre ein Verfahren vorgestellt. Das Verfahren besitzt ein breites Einsatzfeld in der Klimafolgenforschung, da Merkmale aus unterschiedlichen Fachbereichen in Beziehung gesetzt werden können. Somit ist ein verbesserter Umgang mit fachübergreifenden Themenkomplexen wie bspw. der Trockenheit gegeben.

Die Ausweisung flächenhafter Geometrien erfolgt über die Ähnlichkeit von Merkmalskombinationen, wobei die Merkmale (z. B. Temperatur, Niederschlag) durch ihre Ausprägung (statisch) und/ oder ihre zeitliche Entwicklung (dynamisch) gekennzeichnet sein können. Demnach weist eine Kombination statischer Merkmale

(z. B. mittlere Jahresmitteltemperatur und mittlerer Jahresniederschlag für den Mittelungszeitraum 1981 bis 2010) Klimaräume und eine Kombination dynamischer Merkmale (z. B. Jahresmitteltemperaturen und Jahresniederschläge für die Einzeljahre im Zeitraum 1981 bis 2010) Klimaänderungsräume aus.

Zielstellung

Das FuE-Projekt *"Implementierung eines Verfahrens zur objektivierten Ausweisung von Klimaräumen und Klimaänderungsräumen im Freistaat Sachsen in das Regionale Klima-Informationssystem ReKIS"* hatte folgende Ziele:

- Automatisierung eines Verfahrens zur objektivierten Ausweisung von Klima- und Klimaänderungsräumen
- Sensitivitätsanalyse zu Anforderungen an einen operationellen Betrieb des Verfahrens im ReKIS (betrifft: numerische Stabilität, Rechenzeit, Robustheit der Klassifizierungsergebnisse)
- Entwicklung einer operationellen Schnittstelle im ReKIS in Vorbereitung der Einbeziehung von Fachinformationen anderer Bereiche in das Klassifizierungsverfahren

Kernaussagen

- Mit der entwickelten Softwarelösung für das Klassifizierungsverfahren können Klimadaten, auch mit anderen Fachdaten (Hydrologie, Bodenkunde, Forstwissenschaften, Sozialwissenschaften u.a.), kombiniert und flächenhafte Geometrien ausgewiesen werden.
- Bedingt durch die Rechenzeit ist das Klassifizierungsverfahren für eine „On-the-fly“-Anwendung im ReKIS nicht geeignet. Die Softwarelösung liegt als ausführbare „Stand-Alone“-Version vor, deren numerische Stabilität sowie räumliche und zeitliche Übertragbarkeit gegeben sind. Die Ausgabe der Ergebnisse erfolgt im GIS-kompatiblen Grid-Ascii-Format.
- Robustheit der Klassifizierungsergebnisse:
 - Objektiviert lassen sich nicht in 100% der Fälle eindeutige Klima- und Klimaänderungsräume für Sachsen ausweisen. Hintergrund hierfür ist, dass zur objektivierten Ausweisung flächenhafter Geometrien eindeutige Klassenlösungen (-anzahlen) vom Verfahren selbstständig gefunden werden müssen, was wiederum erfüllte Anforderungen an die Eingangsdaten (Unabhängigkeit u.a.) als Voraussetzung hat. Hierzu wurde anhand der konkreten Eingangsdaten sichtbar:
 - für Stationsdaten → Grad der flächenrepräsentativen Verteilung für klimatologische Zeiträume (im Sinne der Erfassung differenzierungs- bzw. abgrenzungsrelevanter Abhängigkeiten im Maßstab des Untersuchungsgebietes)
 - für Rasterdaten → Einfluss des Interpolationsverfahrens (durch Nicht- bzw. Verwendung von Zusatzinformationen, bspw. der Höhe ü. NN)
 - für Niederschlag (und daraus berechnete Indizes) vs. Lufttemperatur (stellvertretend für Elemente bzw. abgeleitete Größen derselben Dichte von Eingangsinformationen) → dichtere Stationsdaten bzw. unabhängiger Rasterdaten bei höherer raum-zeitlicher Heterogenität des Elementes an sich führt zu einer robusteren Klassenstruktur

- Bei kompetenter Anwendung (subjektiv) werden physikalisch interpretierbare und somit belastbare Klima- und Klimaänderungsräume durch das Verfahren ausgewiesen
 - Beispielsweise wurde zur Erzeugung der neuen Klima-Projektion für Sachsen (WEREX-VI-Ensemble, 2018) ein wichtiger Beitrag für eine verbesserte flächenhafte Differenzierung des Niederschlages geleistet.
- Für den operationellen Datenaustausch wurde ein weiteres Datenformat (HDF5) in das Klima-Informationssystem ReKIS implementiert.

Die erzielten Ergebnisse sind Teil einer schrittweisen Vorgehensweise, um einen verbesserten Umgang mit fachübergreifenden Themenkomplexen (Trockenheit u.a.) erreichen zu können, was zur Verbesserung der Übersicht und Erleichterung von Entscheidungen über Maßnahmen zur Anpassung an den Klimawandel beiträgt.

In diesem Kontext betreffen die hier erzielten Ergebnisse ein merkmalsgetriebenes Verfahren zur flächenhaften Differenzierung Sachsens.

Literaturverzeichnis

- Bacher, J., Pöge, A. und Wenzig, K.(2010) Clusteranalyse – Anwendungsorientierte Einführung in Klassifikationsverfahren. Oldenbourg, 538 Seiten.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. und Weiber, R. (2011) Multivariate Analysemethoden - eine anwendungsorientierte Einführung. 13. Auflage, Springer, 583 Seiten.
- Kronenberg, R., Franke, J., Bernhofer, C. und Körner, P. (2015) Detection of potential areas of changing climatic conditions at a regional scale until 2100 for Saxony, Germany. Meteorol. Hydrol. Water Managem., 3(2), 17-26.
- Thornwaite, C. W. (1948) An approach toward a rational classification of climate. Geographical Review. 38 (1), 55–94, DOI:10.2307/210739
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S. und López-Moreno, J.I. (2010) A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. Journal of Climate, 23, 1696-1717, DOI: 10.1175/2009JCLI2909.1
- Wendling, U. (1991) Schätzmethode der Verdunstung landwirtschaftlicher Bestände nach den Ansätzen von Penman und Turc. Arch. Acker-Pfl.Bodenk. Berlin, 35 (4), 251–257
- Ward, J.H. (1963) Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. Journal of the American Statistical Association, 58, 236–244.
- Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G.C., Jones, P., Klein Tank, A., Peterson, T.C., Trewin, B. und Zwiers, F.W. (2011) Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. WIREs Climate Change, DOI: 10.1002/wcc.147

Herausgeber:

Sächsisches Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG)
Pillnitzer Platz 3, 01326 Dresden
Telefon: +49 351 2612-0
Telefax: +49 351 2612-1099
E-Mail: lfulg@smul.sachsen.de
www.smul.sachsen.de/lfulg

Autor:

Prof. Dr. Christian Bernhofer, Dr. Klemens Barfus
Technische Universität Dresden
Institut für Hydrologie und Meteorologie
Professur für Meteorologie
Piener Str. 23, 01737 Tharandt
Telefon: +49 351 463-31343 oder -31340
Telefax: +49 351 463-31302
E-Mail: meteorologie@tu-dresden.de

Redaktion:

Dr. Johannes Franke
LfULG; Abteilung Klima, Luft, Lärm, Strahlen/Referat Klima, Luftqualität
Söbrigener Str. 3a, 01326 Dresden
Telefon: +49 351 2612-5116
Telefax: +49 351 2612-5199
E-Mail: johannes.franke@smul.sachsen.de

Titelbild:

Aus „Klimawandel in Sachsen – wir passen uns an!“ (SMUL, 2015)

Redaktionsschluss:

26.09.2017

ISSN:

1867-2868

Hinweis:

Die Broschüre steht nicht als Printmedium zur Verfügung, kann aber als PDF-Datei unter <https://publikationen.sachsen.de/bdb/> heruntergeladen werden.

Verteilerhinweis

Diese Informationsschrift wird von der Sächsischen Staatsregierung im Rahmen ihrer verfassungsmäßigen Verpflichtung zur Information der Öffentlichkeit herausgegeben.

Sie darf weder von Parteien noch von deren Kandidaten oder Helfern im Zeitraum von sechs Monaten vor einer Wahl zum Zwecke der Wahlwerbung verwendet werden. Dies gilt für alle Wahlen.

Missbräuchlich ist insbesondere die Verteilung auf Wahlveranstaltungen, an Informationsständen der Parteien sowie das Einlegen, Aufdrucken oder Aufkleben parteipolitischer Informationen oder Werbemittel. Untersagt ist auch die Weitergabe an Dritte zur Verwendung bei der Wahlwerbung. Auch ohne zeitlichen Bezug zu einer bevorstehenden Wahl darf die vorliegende Druckschrift nicht so verwendet werden, dass dies als Parteinahme des Herausgebers zu Gunsten einzelner politischer Gruppen verstanden werden könnte.

Diese Beschränkungen gelten unabhängig vom Vertriebsweg, also unabhängig davon, auf welchem Wege und in welcher Anzahl diese Informationsschrift dem Empfänger zugegangen ist. Erlaubt ist jedoch den Parteien, diese Informationsschrift zur Unterrichtung ihrer Mitglieder zu verwenden.