

"Eine Methode zur Validierung von Klimamodellen für die Klimawirkungsforschung hinsichtlich der Wiedergabe extremer Ereignisse"

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Naturwissenschaften
(Dr. rer. nat.)
in der Wissenschaftsdisziplin Meteorologie

eingereicht am
Fachbereich Geowissenschaften
der Freien Universität Berlin

von

U.Böhm

Potsdam, im April 1999

Die Erstellung der vorliegenden Dissertation wurde betreut von
Herrn Professor M. Claußen und Herrn Dr. F.-W. Gerstengarbe

INHALTSVERZEICHNIS

	Kurzdarstellung	1
1	Einleitung	2
2	Konzeptioneller Ansatz zur Konstruktion der vorgeschlagenen Methodik	8
3	Umsetzung der konzeptionellen Schwerpunkte und Entwicklung des Verfahrens	11
3.1	Räumlicher und zeitlicher Bezug für den Aufbau des Verfahrens	12
3.2	Verfügbarkeit von Beobachtungen, Qualitätskontrolle und Behandlung von Datenausfällen	14
3.3	Klimatologische Kriterien zur Beschreibung von Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien	17
3.4	Landwirtschaftliche Hauptanbauformen und Kriterien zur Beschreibung zu erwartender totaler Ertragsausfälle in Nordost-Brasilien.	20
3.5	Auswahl eines geeigneten Algorithmus zur Interpolation von Daten aus räumlichen Gittern auf Orte von Beobachtungsstationen	23
3.6	Bestimmung von Parametern zur Beschreibung von Trockenheitsgefährdung mittels der definierten Kriterien	27
3.7	Vergleich verschiedener multivariater Verfahren zur Mustererkennung und Grundzüge des Minimaldistanzverfahrens	29
3.8	Entwicklung einer Diagnostik zur objektiven Bewertung von Unterschieden zwischen Beobachtungen und Modellresultaten	33
3.9	Korrelationsanalyse	40
4	Generierung von Modellergebnissen und Auswahl weiterer Datensätze zur Testung des Verfahrens	44
5	Cluster-Analyse der beobachteten und zur Validierung ausgewählten Datensätze sowie Diagnostik nachgewiesener Unterschiede	51
5.1	Erkennung räumlicher Strukturen mit dem Minimaldistanzverfahren am Beispiel des Trockenheitsgefährdungspotentials in Nordost-Brasilien	53
5.2	Clustering klimatologischer Parameter zur allgemeinen Beschreibung von Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien	56
5.3	Clustering von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Mais für Nordost-Brasilien	75
5.4	Clustering von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Kudebohnen (Cowpea) für Nordost-Brasilien	93
5.5	Clustering von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Maniok für Nordost-Brasilien.	98
5.6	Interpretation der ermittelten Unterschiede zwischen Modellresultaten und Beobachtungen am Beispiel der REMO-Experimente	102
6	Einsetzbarkeit der Methodik zur Analyse extremer Verhältnisse in Klimamodellresultaten für Anwendungen in der Klimawirkungsforschung. .	112
7	Zusammenfassung und Schlußfolgerungen	116
8	Danksagung	118

Kurzdarstellung

Bisher verfügbare Methoden zur Validierung von Klimamodellen lassen eine vorrangige konzeptionelle Ausrichtung darauf erkennen, durch einen Vergleich mit Referenzdaten die Güte einzelner meteorologischer Zustandsvariablen in den Simulationsresultaten zu beurteilen. Dabei soll die Leistungsfähigkeit des Gesamtmodells unter dem Gesichtspunkt der Funktionsfähigkeit und des Zusammenwirkens der einzelnen Teilmodule bewertet werden. Häufig werden für solche Vergleiche die mittleren Verhältnisse auf Zeitskalen von mehreren Monaten oder noch längeren Perioden zugrunde gelegt. Verfahren zur Bewertung der Wiedergabe extremer Ereignisse in den Modellergebnissen sind eher selten und beschränken sich auf einzelne oder zweiseitige Fragestellungen. Für die Klimawirkungsforschung sind jedoch oft gerade extreme Verhältnisse von Bedeutung, und es ist ein Bedarf erkennbar, die Qualität der Wiedergabe solcher Situationen durch Modelle der atmosphärischen Prozesse unter dem Blickwinkel ihrer Anwendbarkeit als Triebkräfte bei der Modellierung natürlicher und sozialer Systeme bewerten zu können. An dieser Stelle setzt die vorliegende Arbeit an. Es wurde hier eine allgemein anwendbare Methodik konzipiert, die es erlaubt, die Ausprägung extremer Ereignisse als Gesamtheit einzelner Extreme in den Resultaten verschiedener Klimamodelltypen gegenüber Referenzdaten hinsichtlich der Anforderungen aus der Klimawirkungsforschung zu beurteilen. Den Hauptbestandteil bildet eine multivariate Methode zur Mustererkennung, die mit einem neu entwickelten Diagnoseverfahren zur quantitativen Erfassung von Unterschieden zwischen Modell- und Referenzdaten verknüpft wurde. Zur objektiven Bewertung der Resultate werden dabei verteilungsfreie statistische Methoden eingesetzt. Anhand weniger Qualitätskennziffern können letztlich verschiedene Datensätze nach einer umfassenden Analyse der aufgetretenen Unterschiede relativ einfach miteinander verglichen werden. Es wurde ein Prototyp des Verfahrens implementiert und am Beispiel der Trockenheit 1983 in Nordost-Brasilien unter dem Gesichtspunkt der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft erprobt. Dabei konnte gezeigt werden, daß das Verfahren in der Lage ist, realistische Muster aus verfügbaren Beobachtungsdaten zu extrahieren. Bei der Anwendung auf die Resultate verschiedener Klimamodelle, aber auch auf analysierte sowie interpolierte Beobachtungen war in den meisten Fällen eine plausible quantitative Bewertung der aufgetretenen Differenzen möglich. Das zur Mustererkennung eingesetzte Minimaldistanzverfahren generierte auch bei der Variation verschiedener Eingangsgrößen stabile Strukturen, reagierte aber gleichzeitig deutlich unterschiedlich bei der Beurteilung einer Situation unter verschiedenen Aspekten. Eine besonders gute Sensitivität zeigte der erarbeitete Algorithmus beim Auftreten verhältnismäßig geringer Unterschiede. Die definierten Qualitätsmaße erwiesen sich als geeignet, Abweichungen in der räumlichen Ausprägung extremer Verhältnisse unter verschiedenen Aspekten zu erfassen und Relativ-Vergleiche zwischen den verschiedenen betrachteten Datensätzen zu ermöglichen. Daneben ergaben sich eine Reihe von Ansatzpunkten für Weiterentwicklungen, um in speziellen Fällen eine gleichbleibend gute Aussagekraft des Verfahrens z.B. durch eine verbesserte gegenseitige Zuordnung von Strukturen aus den zu vergleichenden Datensätzen sowie eine erhöhte Sensitivität bei der Behandlung seltener Ereignisse zu gewährleisten. Unter Berücksichtigung der realen Datenlage sollte perspektivisch die zeitliche Bezugsbasis weiter untersetzt und auch die innere Struktur und Stabilität extremer Ereignisse mit der vorgestellten Validierungsmethode erfaßt werden, um solche Situationen auf konsistenten räumlichen und zeitlichen Skalenbereichen untersuchen zu können.

1 Einleitung

Klimamodelle stellen komplexe mathematische Abbilder der physikalischen und chemischen Prozesse der Atmosphäre dar. Sie bieten die Möglichkeit, auf Zeitskalen von Monaten über mehrere hundert Jahre bis hin zu einigen tausend Jahren retrospektiv die klimatologischen Verhältnisse vergangener Zeiträume zu reproduzieren oder perspektivisch Szenarien möglicher künftiger Klimazustände zu simulieren. In den letzten Jahren wurde weltweit eine breite Palette solcher numerischen Realisierungen des aktuellen Wissens über atmosphärische Prozesse entwickelt, wie dies z.B. in *Roeckner et al. (1996)* oder *Bennetts (1994)* dargestellt wird. Insbesondere Modelle der allgemeinen Zirkulation (GCM's), auch Globale Zirkulationsmodelle genannt, weisen dabei jedoch gemäß *IPCC (1996)* vor allem über Kontinenten nur eine eingeschränkte Leistungsfähigkeit bei der Simulation regionaler Strukturen auf. Daher werden in jüngerer Zeit verstärkt auch regionale Klimamodelle (RCM's) für eine verbesserte Wiedergabe der regionalen und lokalen Verhältnisse eingesetzt, wie etwa in *Christensen et al. (1996)*, *Machenhauer et al. (1998)*, *Jones et al. (1995)*, *Déqué et al. (1994)* oder *Frey-Bunnes (1993)* dokumentiert. Neben solchen dynamisch-basierten Ansätzen zur Beschreibung des Klimas wurden weiterhin verschiedene Formen empirischer Verfahren u.a. von *Wilks (1989)*, *Karl et al. (1990)*, *Robock (1990)*, *Wigley et al. (1990)*, von *Storch et al. (1993)* oder *Bürger (1996)* erarbeitet und mit der gleichen Zielstellung verwendet.

Bevor jedoch mögliche künftige Entwicklungen des Klimasystems z.B. nach vorgegebenen Szenarien für die Änderung treibhausrelevanter Bestandteile der Lufthülle der Erde simuliert werden können, ist unabhängig vom jeweiligen Modelltyp eine Abschätzung der Spannweite von Unsicherheiten bei der Wiedergabe eines bekannten klimatologischen Zustandes erforderlich. Nach *Houghton et al. (1996)* besteht das Anliegen einer solchen Validierung generell darin, den Grad an Übereinstimmung zwischen Modellen und der realen Welt, die sie zu repräsentieren versuchen, darzustellen und so die Leistungsfähigkeit von Modellen bei der Simulation der gegenwärtig beobachteten Situation sowie Unzulänglichkeiten und Ungenauigkeiten im Hinblick auf weitere Modellverbesserungen aufzuzeigen.

Solche Beurteilungen der Leistungsfähigkeit von Klimamodellen basieren oft auf der Untersuchung von Mittelwerten und Standard-Abweichungen wichtiger großskaliger Zirkulationsparameter und regional geprägter bodennaher Elemente (*Houghton et al. 1996*). Auch zur Überprüfung der Variabilität atmosphärischer Prozesse werden derartige Kenngrößen vor allem auf der Basis von Einzelmonaten, Jahreszeiten und Jahren verwendet (*Jones et al. 1995*), (*Christensen et al. 1997*) und (*Machenhauer et al. 1996 und 1998*). Der lokale Bezug ist dabei auf Längenskalen von einzelnen Gitterpunkten mit einer Repräsentanz in der Größenordnung einiger hundert Kilometer über zonale und hemisphärische bis hin zu globalen Mittelwerten gegeben.

Extremwerte atmosphärischer Zustandsvariablen und extreme Ereignisse, die in *IPCC (1996)* ganz allgemein als Ereignisse definiert werden, bei denen ein bestimmter Schwellenwert überschritten wird, wurden jedoch bislang nur in einigen Arbeiten zur Validierung von Klimamodellen betrachtet. *Giorgi und Marinucci (1991)* haben u.a. das Überschreiten bestimmter Schwellenwerte untersucht. Bei *Takle (1995)* wurde z.B. die Wiedergabe einer bestimmten Si-

tuation mit einer Dauer von einigen Monaten anhand solcher Größen wie Mittelwerten und Standard-Abweichungen für einzelne Elemente auf Zeitskalen bis hinab zu Stunden beurteilt. Von *Kenny et al. (1993)* wurden „Growing Degrees Days“ (GDD) für landwirtschaftliche Fragestellungen verwendet, mit denen die Summe der Überschreitungen eines bestimmten Temperatur-Schwellenwertes während der Wuchperiode ermittelt werden kann. In diesem Zusammenhang ist auch das von *Briffa et al. (1994)* verwendete hydrologische Modell des „Palmer Drought Severity Index“ (PDSI) zu erwähnen, das letztlich eine relative Maßzahl zur Beschreibung der Ausprägung von Trockenheit liefert. *Cubasch et al. (1996)* ermittelten das Überschreiten bestimmter Niederschlagsperzentile und die Andauer von Tagen ohne Niederschlag.

Um die bei einer Validierung ermittelten Unterschiede quantitativ bewerten zu können, wird zunehmend dazu übergegangen, statistische Verfahren einzusetzen. Häufig wird dabei wie in *Christensen et al. (1997)* und *Machenhauer et al. (1996 und 1998)* mit einer vorzeichenbehafteten Abweichung (Bias) zwischen Modell- und Referenzdaten gearbeitet. *Déqué und Piedelievre (1995)* verwendeten räumliche Korrelationskoeffizienten, und auch *Jones et al. (1995)* nutzten solche Qualitätsmaße und weiterhin z.B. mittlere quadratische Abweichungen (auch „Root Mean Square“- oder RMS-Differenzen) und EOF-Analysen („Empirical Orthogonal Functions“-Analysen). Von *McGregor und Walsh (1994)* wurden ebenfalls Korrelationsuntersuchungen und der t-Test für die Prüfung der Signifikanz von Mittelwertunterschieden eingesetzt. *Biau et al. (1997)* betrachteten solche statistische Eigenschaften wie z.B. lineare Korrelationskoeffizienten, Histogramme und Andauerwahrscheinlichkeiten sowie deren Unterschiede. *Cubasch et al. (1996)* benutzten Niederschlagsperzentile und deren Korrelationen sowie die Wahrscheinlichkeit von Tagen ohne Niederschlag. In *Bürger (1996)* wurden kumulative Häufigkeitsverteilungen normierter Parameter untersucht, um nur einige wenige Beispiele zu nennen. Diese Aufzählung demonstriert, daß gegenwärtig bereits eine breite Palette an statistischen Prüfmethode zur Bewertung auftretender Abweichungen zwischen Modell- und Referenzdaten zum Einsatz kommt. Häufig sind für deren Anwendbarkeit jedoch z.B. bestimmte Voraussetzungen im Bezug auf die Verteilung der untersuchten Größen zu erfüllen, oder die Signifikanz der ermittelten Unterschiede kann nicht objektiv bewertet werden.

Soll jedoch eine spezifische Situation als Ganzes unter verschiedenen Gesichtspunkten beurteilt werden, müssen anstelle der statistischen Erfassung von Einzelgrößen multivariate Verfahren verwendet werden. Solche Methoden werden wie von *Jolliffe (1986)* oder *Gallagher et al. (1991)* überwiegend für solche Fragen wie z.B. eine Dimensionsreduzierung durch Hauptachsentransformation eingesetzt, um einen hohen Anteil der Variabilität in einem System mit Koeffizienten für wenige Eigenvektoren in einer vereinfachten Form beschreiben zu können. Für eine Verwendung zur umfassenden Beurteilung verschiedener Teilaspekte einer bestimmten Situation durch Informationsverdichtung und Mustererkennung liegen kaum Beispiele vor. Ansätze dafür, solche Verfahren unter dieser Prämisse zur Modellvalidierung einzusetzen, basieren bislang hauptsächlich auf zweidimensionalen Testverfahren für Abweichungen zwischen verschiedenen Prüfgrößen. Generell werden erst in geringem Maße Kombinationen mehrerer statistischer Elemente, wie z.B. in *Taylor et al. (1995)*, zur Beschreibung von Unterschieden räumlicher Strukturen eingesetzt.

Den skizzierten Validierungsmethoden ist bis auf wenige Beispiele im wesentlichen gemeinsam, daß versucht wird, die Leistungsfähigkeit der jeweiligen Modelltypen vom Standpunkt der Modellentwicklung aus zu betrachten und die Wiedergabe wichtiger meteorologischer Zustandsvariablen zu beurteilen. Das Ziel solcher Untersuchungen besteht letztlich meist darin, ein besseres Verständnis der Arbeitsweise und des Zusammenwirkens der numerischen Realisierungen von prognostischen Gleichungen, Parametrisierungen subskaliger Prozesse und numerischen Filtern zu erreichen.

Ein solches Herangehen ist jedoch zur Bewertung der Qualität atmosphärischer Zustandsvariablen als externen Triebkräften für Prozesse, die im Rahmen der Klimawirkungsforschung betrachtet werden, nur begrenzt möglich, da bei der Modellierung der Reaktion natürlicher und sozialer Systeme auf klimatologische Veränderungen andere Aspekte im Vordergrund stehen, auf die an dieser Stelle kurz eingegangen werden soll.

Für eine Vielzahl von Symptomen der globalen Erwärmung stellen insbesondere einzelne klimatologische Extreme und besonders deren Kombinationen oft wesentliche Triebkräfte dar. Ihr Auftreten ist episodisch oder mehr oder weniger periodisch mit wechselnden Andauern und nur selten festen Zeiträumen zuzuordnen. Die Größe und Lage der von einem extremen Ereignis beeinflussten Regionen variiert üblicherweise bei wiederholtem Auftreten. Hinzu kommt, daß eine interne zeitliche Struktur existiert (*Gerstengarbe and Werner 1993a*), welche die Wirkung eines einzelnen extremen Ereignisses auf ökologische und sozio-ökonomische Systeme in Abhängigkeit vom erreichten Entwicklungsstadium modifiziert.

Um einige Beispiele für die Bedeutung extremer Ereignisse in der Klimawirkungsforschung zu nennen, sei z.B. erwähnt, daß Starkregenereignisse u.a. für die Geschwindigkeit des Fortschreitens der Bodenerosion und für Änderungen im hydrologischen Zyklus bedeutsam sind. Lange Hitze- und Trockenperioden und deren Wiederkehrwahrscheinlichkeit haben maßgeblichen Einfluß auf die Verschiebung natürlicher Vegetationszonen oder die Erträge landwirtschaftlicher Nutzpflanzen, aber auch auf Wirtschaftszweige wie Binnenschifffahrt, Wasserwirtschaft oder Tourismus. Klimabedingte Dürreperioden in den semi-ariden Gebieten der Erde, in denen heute ca. 20% der Weltbevölkerung lebt, können Migrationsströme in ohnehin schon belastete Ballungszentren oder bereits stark gefährdete Regionen hervorrufen oder verstärken. Kurze sommerliche Episoden mit hohen Temperaturen können in den Industrieländern neben Kreislaufbelastungen im Zusammenhang mit dem Schadstoffgehalt der Atmosphäre auch ein erhöhtes Risiko von Hautkrankheiten und ozonbedingte Atemwegsbeschwerden hervorrufen. Die jährlich wiederkehrende Reduzierung des stratosphärischen Ozongehaltes und die damit einhergehende Zunahme der UVB-Strahlung begünstigen Krebserkrankungen der Haut und Schädigungen der Augen bis hin zur Blindheit sowie eine Verminderung der Abwehrkräfte des Immunsystems.

Der hohe Stellenwert extremer Ereignisse spiegelt sich daher auch in mathematischen Modellen derartiger Vorgänge wider. Werden z.B. solche Prozesse wie das Wachstum und Absterben von Wäldern, die Ertragsentwicklung bei Nutzpflanzen oder die Verschiebung potentieller natürlicher Vegetationstypen (Biome) beschrieben, nutzt man oft bestimmte Schwellenwerte von Temperatur, Feuchte und Niederschlag, Temperatursummen oder wei-

tere Parameter zur Beschreibung der Trockenheit als Triebkräfte, die aus externen klimatologischen Elementen ermittelt werden. Sie dienen z.B. als Entscheidungskriterien bei der Simulation von Populationsdynamik und Baumwachstum, von Erträgen und der Ertragsvariabilität landwirtschaftlicher Nutzpflanzen oder zur Abgrenzung des Toleranzbereichs von Biomen (*Prentice et al. 1992*). Unter Umständen reagieren die verwendeten Modelle daher sehr sensitiv auf extreme Klimaszenarien (*Plöchl 1994*), (*Bugmann und Mitarbeiter 1995*), wobei kritische Bedingungen oft durch eine streßverstärkende Kombination verschiedener Klimaelemente gekennzeichnet werden.

Aus diesen Gründen ist für die Verwendung der Simulationsresultate von Klimamodellen als Eingangsgrößen für solche Modellierungsansätze der Klimawirkungsforschung eine komplexe Validierung der Wiedergabe von Extremen und extremen Ereignissen unter den dort wichtigen Gesichtspunkten erforderlich. Da eine absolute Übereinstimmung eher als Ausnahme angesehen werden kann, muß zusätzlich mit objektiven statistischen Methoden untersucht werden, ob die dabei ermittelten Abweichungen zur Realität signifikant sind oder vernachlässigt werden können.

In einigen der oben skizzierten Validierungsmethoden sind zwar Ansätze erkennbar, die für eine Beurteilung von Klimamodellresultaten im Bezug auf die spezifischen Erfordernisse der Klimawirkungsforschung nutzbar sind, es wird jedoch stets nur ein Teil der Kriterien erfüllt, die für eine umfassende Beurteilung mit einem allgemein anwendbaren Algorithmus wichtig erscheinen.

Werden, wie z.B. in den bereits erwähnten Ansätzen von *Briffa et al. (1994)* oder von *Cubasch et al. (1996)*, extreme Ereignisse in die Bewertung der Leistungsfähigkeit von Klimamodellen einbezogen, steht dabei die Untersuchung von Einzelphänomenen unter klimatologischen Aspekten im Vordergrund. Nur bei *Kenny et al. (1993)* wird eine für die Landwirtschaft wichtige Kenngröße verwendet. Auch für eine Bewertung mehrerer Einzelextreme oder extremer Ereignisse insgesamt unter Anwendung multivariater Verfahren sind bislang keine Beispiele bekannt. Außerdem wurde in einigen Fällen zur Charakterisierung von Extremen auf empirische Zusammenhänge aus Meßkampagnen in speziellen Gebieten zurückgegriffen, oder die erfaßbare Variabilität kann der erforderlichen zeitlichen Auflösung nicht gerecht werden. So werden für den PDSI (*Briffa et al. 1994*) verschiedene empirische Relationen benutzt, die nur eingeschränkt allgemeingültig sind und z.T. anhand der charakteristischen Verhältnisse, wie sie im westlichen Kansas und in Zentral-Iowa auftreten, abgeleitet wurden. Außerdem ist neben bodennaher Temperatur und Niederschlag die Kenntnis weiterer Angaben wie der verfügbaren Kapazität des Bodens zur Wasserspeicherung („Available Water Capacity“ (AWC)) erforderlich. Die gleichen Autoren argumentieren weiterhin, daß solche relativen Indizes nicht den absoluten Einfluß von Trockenheit auf das Pflanzenwachstum oder die verfügbaren Wasserressourcen repräsentieren können. Von *Kenny et al. (1993)* wird u.a. auch ein „Climate Departure Index“ (CDI) als Maß zur Charakterisierung der relativen Abweichung vom klimatologischen Normalzustand verwendet, der auf jährlichen Angaben basiert. Bei ausschließlicher Nutzung dieser Kenngröße und inhomogen über das Jahr verteilten Ereignissen, z.B. beim Auftreten von Regen- und Trockenzeiten, kann es daher zu Fehlinterpretationen kommen.

Der oft benutzte zeitliche Bezug von Jahreszeiten oder noch größeren Zeiträumen zur Untersuchung von Mittelwerten und Varianzen liefert kaum Aussagen auf Skalenbereichen, wie sie für die Modellierung ökologischer oder sozio-ökonomischer Systeme typisch sind. Landwirtschaftliche Ertragsmodelle verwenden z.B. häufig eine zeitliche Auflösung bis hin zu täglichen Werten. In vielen Fällen wäre es jedoch schon als ausreichend anzusehen, wenn eine Bewertung der Wachstumsperiode und ihrer einzelnen Teilphasen ermöglicht werden könnte.

Schließlich ist die Anwendung von statistischen Testverfahren wie z.B. dem t-Test oft nur möglich, wenn die Verteilungsfunktion der betrachteten Zustandsvariablen einer bestimmten theoretischen Form folgt, was jedoch im allgemeinen nicht vorausgesetzt werden kann und daher vor jeder speziellen Anwendung überprüft werden müßte.

Zusammenfassend muß somit insgesamt ein Defizit an allgemein anwendbaren Methoden zur umfassenden Validierung von Klimamodellen hinsichtlich der Wiedergabe extremer Ereignisse mit Bedeutung für die Klimawirkungsforschung konstatiert und ein entsprechender Entwicklungsbedarf bescheinigt werden.

An diesem Punkt setzt die vorliegende Arbeit an, deren Ziel es war, einen solchen Algorithmus unter Nutzung bereits verfügbarer Ansätze und der Erarbeitung neuer Module zu konzipieren, für eine konkrete Situation zu realisieren und hinsichtlich seiner Anwendbarkeit auf verschiedene Testdatensätze zu überprüfen.

In Kapitel 2 werden hierfür zunächst die konzeptionellen Grundlagen zusammengestellt und die Grundstruktur der Methodik erarbeitet. Im Zentrum steht dabei ein multivariates Verfahren zur Mustererkennung, daß zur Gewährleistung der Unabhängigkeit der Bezugsbasis separat auf die modellierten und als Referenz verwendeten Datensätzen angewendet werden sollte. Das Ziel beim Einsatz dieser Technik besteht darin, im Zuge der Informationsverdichtung aus einer beliebigen Anzahl von Parametern charakteristische räumliche Strukturen zu extrahieren. Einen weiteren Schwerpunkt stellt die Entwicklung eines Verfahrens zur Ähnlichkeitsanalyse der gefundenen Muster auf der Basis verteilungsfreier statistischer Methoden dar, das mit dem Modul zur Strukturerkennung verknüpft werden und anhand weniger summarischer Maßzahlen eine umfassende Quantifizierung der ermittelten Unterschiede erlauben sollte.

Kapitel 3 beschäftigt sich mit der konkreten Umsetzung dieser konzeptionellen Schwerpunkte und der Entwicklung einer anwendbaren Version des vorgeschlagenen Verfahrens. In Abschnitt 3.1 wird zuerst der raum-zeitliche Bezug spezifiziert, an dem sich die konkrete Umsetzung der übrigen Schritte orientieren muß. In Abschnitt 3.2 wird untersucht, welche meteorologischen Elemente mit welcher Auflösung zur Beschreibung des interessierenden extremen Ereignisses erforderlich sind und welche Daten real zur Verfügung stehen. Auf dieser Basis werden in den Abschnitten 3.3 und 3.4 in Abhängigkeit von der spezifischen Fragestellung Prüfkriterien zur Untersuchung von Extremen in Beobachtungen und Modellresultaten fixiert. In Abschnitt 3.5 wird nach Testung verschiedener Techniken ein geeigneter Algorithmus zur Interpolation modellierter Datensätze aus einem räumlichen Gitter auf Orte von Beobachtungsstationen ausgewählt. Abschnitt 3.6 beschreibt dann, wie die konkrete Transfor-

mation der jeweils zu vergleichenden Datensätze anhand der spezifizierten Kriterien in die zur Strukturerkennung verwendeten Parameter erfolgt. Im nächsten Abschnitt werden verschiedene multivariate Verfahren hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit zur Erkennung räumlicher Muster untersucht und schließlich das Minimaldistanzverfahren aufgrund seiner Vorteile gegenüber anderen Methoden zum Aufbau des Validierungsalgorithmus ausgewählt. Gegenstand der Ausführungen in Abschnitt 3.8 ist die Entwicklung eines diagnostischen Verfahrens zur Ähnlichkeitsanalyse der gefundenen räumlichen Strukturen und in diesem Zusammenhang die Definition geeigneter Maßzahlen zur umfassenden Bewertung der gefundenen Unterschiede. Schließlich wird im Abschnitt 3.9 der Frage nachgegangen, wie Korrelationen zwischen den verwendeten Einzelparametern behandelt werden können.

In Kapitel 4 werden die modellierten Datensätze zur Erprobung des entwickelten Verfahrens ausgewählt und deren prinzipielle Vergleichbarkeit mit Beobachtungen für die spezifizierte Situation diskutiert.

Das darauffolgende Kapitel stellt den experimentellen Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit dar und dient der Präsentation der Resultate, wie sie bei der Testung der vorgeschlagenen Methodik erzielt werden konnten. In Abschnitt 5.1 wird unter Beweis gestellt, daß mit dem Minimaldistanzverfahren realistische Muster aus beobachteten Zeitreihen extrahiert werden können. Die nachfolgenden vier Abschnitte beinhalten die Diskussion der Resultate für die Validierung der ausgewählten Datensätze unter dem Aspekt der generellen Anwendbarkeit des entwickelten Algorithmus. Dabei kann gezeigt werden, daß es sowohl für die Ergebnisse der betrachteten Klimamodelle als auch für analysierte und interpolierte Beobachtungsdaten in den meisten Fällen möglich ist, die gefundenen Abweichungen plausibel zu bewerten. Beispielhaft wird in Abschnitt 5.6 im Anschluß daran demonstriert, wie anhand der erzielten Ergebnisse bei der diagnostischen Untersuchung der ermittelten strukturellen Unterschiede eine Rückkopplung zur Qualitätsanalyse einzelner Zustandsvariablen und damit schließlich auch zur Identifizierung möglicher Ursachen für die ermittelten Abweichungen zwischen Modellresultaten und Referenzdaten erfolgen kann.

Auf der Basis der so erzielten Ergebnisse wird in Kapitel 6 die generelle Einsetzbarkeit des erarbeiteten Verfahrens zur Analyse extremer Verhältnisse in Klimamodellresultaten im Hinblick auf deren Anwendbarkeit in Modellen der Klimawirkungsforschung diskutiert. Neben einer systematischen Erfassung der wesentlichsten Punkte zur Charakterisierung der Leistungsfähigkeit unter Verwendung der in Kapitel 5 erzielten Ergebnisse ging es dabei vor allem darum, Ansatzpunkte für Weiterentwicklungen deutlich zu machen, um in allen aufgetretenen Spezialfällen eine gleichbleibend gute Aussagekraft des Verfahrens gewährleisten zu können.

Schließlich werden in Kapitel 7 noch einmal die wesentlichen Resultate, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit gewonnen werden konnten, kurz zusammengefaßt und die sich daraus ergebenden Schlußfolgerungen gezogen.

2 Konzeptioneller Ansatz zur Konstruktion der vorgeschlagenen Methodik

Gegenstand dieses Kapitels ist die Entwicklung der konzeptionellen Grundlagen für die vorgeschlagene Validierungsmethodik auf der Basis der formulierten Zielstellung. Anhand der in Abbildung 1 schematisch dargestellten Grundstruktur werden die erforderlichen Basismodule spezifiziert und die konkreten Details der inhaltlichen Gestaltung erörtert. Auf dieser Grundlage erfolgt im nächsten Kapitel der Aufbau des Verfahrens aus den entsprechenden Teilkomponenten.

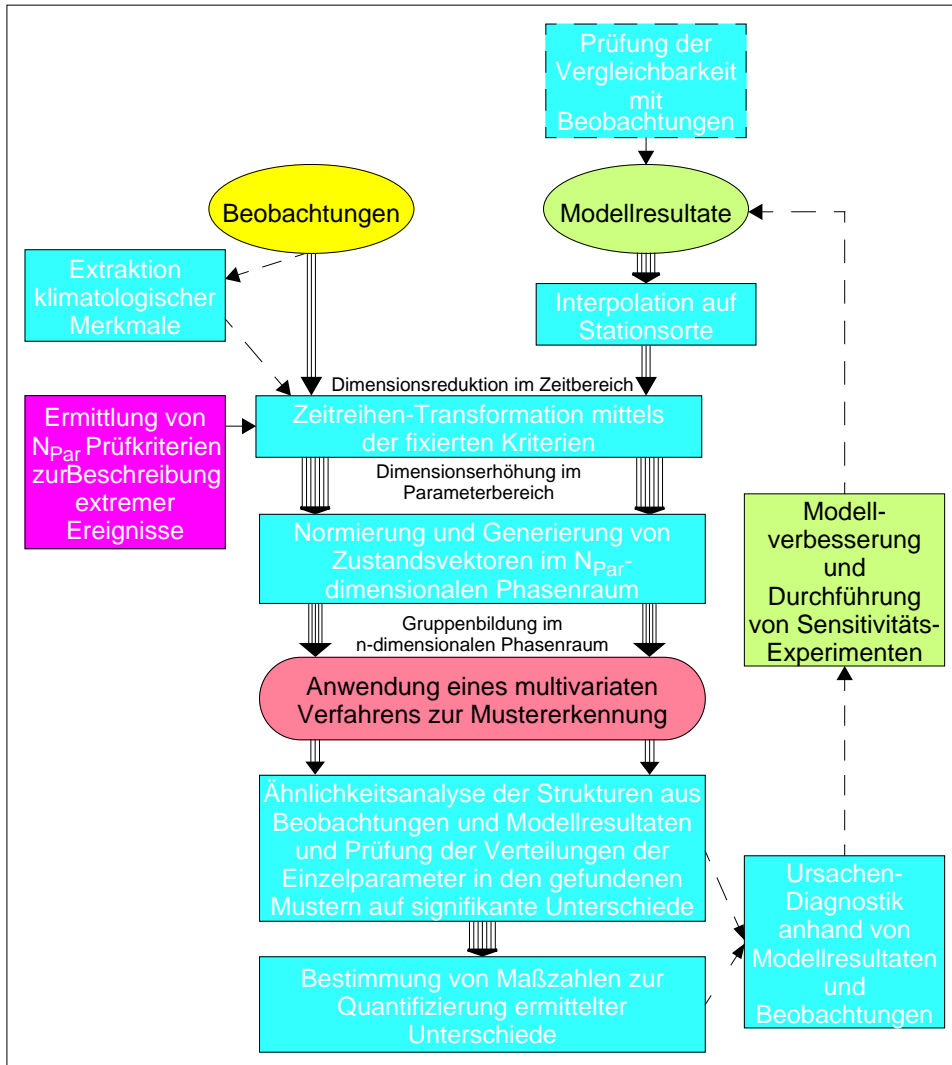


Abbildung 1: Grundstruktur der vorgeschlagenen Validierungsmethodik

PRÜFUNG DER VERGLEICHBARKEIT MIT BEOBACHTUNGEN

Bevor eine Validierung von Modellresultaten durchgeführt werden kann, ist grundsätzlich die Frage der Vergleichbarkeit mit Beobachtungsdaten zu klären. Dieser Schritt ist nicht unmittelbar zum eigentlichen Verfahren zuzuordnen. Vielmehr kann man hier von einem Entscheidungskriterium sprechen, mit welchem die Gültigkeit einer wesentlichen Voraussetzung überprüft wird und von welchem generell die Anwendbarkeit der gesamten Methodik abhängt. Eine Validierung gegenüber Beobachtungsdaten aus der interessierenden Periode ist im allgemeinen nur möglich, wenn ein entsprechender Realitätsbezug gegeben ist. Erfolgt z.B. der Antrieb eines Regionalmodells am Rand mit analysierten Beobachtungen für den betrachte-

ten Zeitraum, ist diese Voraussetzung erfüllt. Wird es hingegen von einem globalen Atmosphärenmodell lediglich mit Vorgabe der unteren Randbedingung durch beobachtete Meeresoberflächentemperaturen angetrieben, resultiert hieraus eine relativ schwache Kopplung an den Untersuchungszeitraum, und eine Validierung kann unter Umständen nur für längere Integrationsläufe und mittels Klimatologien für gleich lange Zeiträume erfolgen. Eine Entscheidung darüber, welcher Fall für eine spezielle Situation vorliegt, kann dabei im einzelnen z.B. über Analogieschlüsse oder Korrelationsanalysen getroffen werden.

INTERPOLATION AUF STATIONSORTE

Die unterschiedliche räumliche Repräsentanz von Beobachtungen und Modellresultaten erfordert zur Sicherung der Vergleichbarkeit der ermittelten räumlichen Strukturen bereits vor der Durchführung einer Mustererkennung die Transformation auf eine gleiche Bezugsbasis. Für den Aufbau des vorgeschlagenen Algorithmus wurde ein Zugang gewählt, bei welchem die Ergebnisse von Modellsimulationen aus räumlichen Gittern an Orte von Stationen, für welche vergleichbare Beobachtungen für den interessierenden Zeitraum vorliegen, interpoliert werden. Diese Herangehensweise birgt den Nachteil in sich, daß im weiteren Vorgehen die Modellresultate an Gitterpunkten mit einer Repräsentanz als Mittelwerte für die jeweilige umgebende Gitterbox mit Beobachtungsdaten in Beziehung gesetzt werden, die ihrerseits als repräsentativ für den Stationsort sowie einen bestimmten, von den orographischen Gegebenheiten abhängigen Einflußradius anzusehen sind. Dem steht jedoch gegenüber, daß die Analyse räumlicher Muster in diesem Fall auf einer tatsächlich existierenden Orographie erfolgt und bei der Untersuchung von Unterschieden zwischen Modell und Beobachtungen ein Bezug auf einen unveränderten Referenzdatensatz ermöglicht wird. Somit charakterisieren die Resultate des Vergleichs Abweichungen von einer real existierenden Situation, und eine Beeinträchtigung der Aussagefähigkeit, wie etwa im Fall einer Interpolation von Stationsdaten auf eine virtuelle Modellorographie oder von beiden zu vergleichenden Datensätzen auf Meeresniveau, kann weitestgehend vermieden werden. Bedeutsam wird dieser Aspekt besonders für höhenabhängige meteorologische Elemente wie etwa die bodennahen Temperaturen. Welche Interpolationsmethode letztlich zum Einsatz kommt, hängt von den Resultaten bei der Erprobung verschiedener, für die ausgewählte Herangehensweise geeignet erscheinender Verfahren im nächsten Kapitel ab.

ERMITTLUNG VON PRÜFKRITERIEN

Zur Beschreibung des interessierenden extremen Ereignisses ist die Ermittlung von Prüfkriterien erforderlich, die sich an den konkreten Anforderungen des jeweils betrachteten Problemkreises orientieren müssen. Die Gesamtheit aller Testgrößen muß geeignet sein, die entsprechende Situation umfassend zu beschreiben. Dieser Teil der Methodik stellt insofern einen Filter dar, der jeweils vor Anwendung des Verfahrens an die konkreten Erfordernisse der untersuchten Problematik angepaßt werden muß, wohingegen die Mehrheit der übrigen Bausteine (mit Ausnahme der Vorschrift zur Transformation der Zeitreihen sowie einer möglicherweise notwendigen Extraktion klimatologischer Merkmale) unverändert bleiben. Die erforderlichen Kriterien selbst können in der Regel anhand der Toleranzbereiche in Ökosystem- oder sozioökonomischen Modellen bzw. auch unter klimatologischen Gesichtspunkten fixiert werden.

EXTRAKTION KLIMATOLOGISCHER MERKMALE

Wenn bei der Festlegung von Prüfkriterien auch Relationen zu klimatologischen Verhältnissen

behandelt werden sollen, kann der Aufbau einer entsprechenden Bezugsbasis aus Beobachtungen erforderlich sein. Bei dem hier gewählten Zugang der Nutzung unveränderter Referenzdaten am Stationsort können solche mittleren Verhältnisse aus langen Reihen von Beobachtungsdaten abgeleitet werden, denen in Abhängigkeit vom betrachteten Element und der jeweiligen Region ein bestimmter Einflußradius zugeschrieben wird.

ZEITREIHEN-TRANSFORMATION

Anhand der ermittelten Prüfkriterien werden im nächsten Schritt sowohl die beobachteten als auch die simulierten Zeitreihen untersucht. Für jedes Kriterium wird dabei ein Parameter berechnet, welcher angibt, ob und in welchem Maße der jeweilige Schwellenwert über- bzw. unterschritten wird. Dieser Schritt stellt eine Transformation aus dem Zeitbereich in den durch die Dimension der Prüfkriterien aufgespannten Parameterraum dar. Es ist nicht auszuschließen, daß die Qualität der erzielten Ergebnisse davon abhängen kann, wie die Transformationsvorschrift festgelegt worden ist. Dieser Aspekt sollte daher mit besonderer Sorgfalt bearbeitet werden und ggf. Gebrauch von Alternativ-Varianten gemacht werden.

NORMIERUNG UND GENERIERUNG VON ZUSTANDSVEKTOREN

Da diese Größen im allgemeinen nicht vergleichbar sind, müssen sie einer Skalierung unterzogen werden, um eine Überbetonung eines oder mehrerer Parameter bei einer simultanen Strukturanalyse soweit als möglich zu vermeiden. Die Resultate dieser Transformation können als Elemente normierter Vektoren in einem N_{Par} -dimensionalen Phasenraum aufgefaßt werden, wobei N_{Par} der Anzahl der untersuchten Parameter entspricht. In der vorliegenden Arbeit wurde ein Verfahren ausgewählt, das die transformierten Größen auf gleiches Skalenniveau bringen, d.h., daß sie den Mittelwert 0 und die Varianz 1 aufweisen.

ANWENDUNG EINES MULTIVARIATEN VERFAHRENS ZUR MUSTERERKENNUNG

Die normierten Parameter werden im zentralen Teil der Methodik mit einem multivariaten Ansatz auf die Existenz räumlicher Strukturen untersucht. Dieses Verfahren wird gemäß den Überlegungen im Abschnitt 3.7 aus verschiedenen zur Mustererkennung einsetzbaren Algorithmen ausgewählt. Um auch weiterhin der Prämisse zu folgen, die Bezugsbasis der Validierung weitestgehend unabhängig zu belassen, wird diese Analyse separat für Test- und Referenzdaten ausgeführt. Andernfalls würde die Zuordnung von Parametern aus Beobachtungen zu den gemeinsamen Strukturen beider Datenkollektive von den jeweiligen Eigenschaften der Simulationsergebnisse abhängen.

ÄHNLICHKEITSANALYSE

Für eine objektive Bewertung der Unterschiede in den ermittelten Mustern aus Beobachtungen und Modellresultaten macht sich an dieser Stelle eine Ähnlichkeitsanalyse erforderlich. Das beinhaltet z.B. die Ermittlung einer Reihenfolge der Strukturen untereinander hinsichtlich der Ausprägung extremer Bedingungen, der Variationsbreite der Parameter innerhalb der jeweiligen Gruppen oder die Untersuchung der Signifikanz auftretender Abweichungen in den Häufigkeitsverteilungen der betrachteten Größen unter Einsatz statistischer Prüfverfahren. Ein Großteil der Tests dient dabei der Beurteilung der Einzelparameter, so daß eine detaillierte Diagnostik der Ursachen für die bei der Strukturanalyse gefundenen Unterschiede ermöglicht wird.

BESTIMMUNG VON MAßZAHLEN ZUR QUANTIFIZIERUNG ERMITTELTHER UNTERSCHIEDE

Eines der Hauptanliegen bei der Konstruktion der hier vorgeschlagenen Validierungsmethode besteht darin, eine umfassende Beurteilung des untersuchten Modells anhand der summarische Bewertung verschiedener Aussagen über die Unterschiede von Einzelkriterien zu erlauben. Es werden daher aggregierte Maßzahlen vorgeschlagen, die neben Abweichungen in den Häufigkeitsverteilungen der Einzelgrößen oder in den Besetzungszahlen vergleichbarer Gruppen auch Distanzmaße zur Bewertung von Abständen zwischen den Strukturen aus Beobachtungen und Simulationsresultaten in die Gesamteinschätzung der Leistungsfähigkeit des jeweiligen Modells einbeziehen. Diese Qualitätsmaße erlauben einen quantitativen Vergleich der verschiedenen betrachteten Modelle unter dem Aspekt der Wiedergabe der untersuchten extremen Situation insgesamt.

URSACHENDIAGNOSTIK

Die erzielten Erkenntnissen zur Vergleichbarkeit von Einzelparametern und deren Anteil an den gefundenen Unterschieden komplexer räumlicher Muster erlauben letztlich eine Interpretation, auf welche klimatologische Variablen die ermittelten Differenzen zurückzuführen sind. Hier ergibt sich eine Schnittstelle zur weiteren Ursachendiagnostik anhand von Modellresultaten und Beobachtungen unter Nutzung der bereits beschriebenen herkömmlichen Validierungsmethoden zur Überprüfung der betreffenden Kenngrößen. Über die Entwicklung von Verbesserungen in der Beschreibung der entsprechenden Prozesse und die Durchführung von Sensitivitätsexperimenten ist an dieser Stelle letztlich eine Rückkopplung möglich und die mit einer weiterentwickelten Modellversion erzeugten Resultate können erneut unter Anwendung des dargestellten Algorithmus untersucht werden.

3 Umsetzung der konzeptionellen Schwerpunkte und Entwicklung des Verfahrens

Die folgenden Abschnitte haben die konkrete Ausgestaltung der im vorigen Kapitel charakterisierten Teilmodule und den Aufbau eines arbeitsfähigen Prototyps für das vorgeschlagene Validierungsverfahren zum Inhalt. Zuerst wird in Abschnitt 3.1 der konkrete raum-zeitliche Bezug spezifiziert, da sich hieran, wie bereits erwähnt, die Ermittlung von Prüfkriterien und deren Anwendung zur Zeitreihen-Transformation sowie (falls erforderlich) der Aufbau einer Klimatologie orientieren. Auf dieser Basis kann in Abschnitt 3.2 untersucht werden, welche meteorologischen Elemente mit welcher räumlichen und zeitlichen Auflösung zur Beschreibung des interessierenden extremen Ereignisses (hier: Trockenheit 1983 in Nordost-Brasilien und Bedeutung für die Landwirtschaft) erforderlich sind und welche Daten wirklich hierfür zur Verfügung stehen.

Dieser Situation muß die Definition von Prüfkriterien zur Untersuchung von Extremen in Beobachtungen und Modellresultaten Rechnung tragen, die daher erst im Anschluß daran in den Abschnitten 3.3 und 3.4 behandelt werden kann. Einerseits kommen dabei Testgrößen zum Einsatz, welche die allgemeine Gefährdung der Landwirtschaft durch Trockenheit zum Ausdruck bringen. Da hierbei Relationen zu mittleren klimatologischen Verhältnissen hergestellt werden, wird an dieser Stelle außerdem die Frage behandelt, wie und mit welcher räumlichen Repräsentanz solche Informationen aus dem verfügbaren Beobachtungsmaterial extrahiert

werden können. Andererseits werden spezielle Kriterien für wichtige Kulturpflanzen formuliert, die zum Ausdruck bringen, unter welchen Bedingungen im Bezug auf die relevanten meteorologischen Größen totale Ernteaufträge zu erwarten sind. In Anlehnung an das Blockschema in Abbildung 1 wird in Abschnitt 3.5 nach Testung verschiedener möglich erscheinender Techniken zunächst ein geeigneter Algorithmus zur Interpolation von Modellresultaten aus einem räumlichen Gitter auf Orte von Beobachtungsstationen ausgewählt. Abschnitt 3.6 beschreibt dann, wie die Transformation der Zeitreihen aus Beobachtungen und interpolierten Simulationsergebnissen des jeweils untersuchten Modells in die entsprechenden Parameter erfolgt. Im nächsten Abschnitt werden verschiedene multivariate Verfahren hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit zur Erkennung räumlicher Strukturen untersucht und basierend auf den Vergleichsergebnissen eine dieser Methoden zum Aufbau des Validierungsalgorithmus ausgewählt. Anschließend werden die grundlegenden Eigenschaften dieses Analyseverfahrens erörtert und gleichzeitig eine Vorschrift zur Normierung der ermittelten Parameter beschrieben, welche aufgrund ihrer universellen Einsetzbarkeit zur Nutzung in der hier vorgeschlagenen Methodik geeignet erscheint. Gegenstand der Ausführungen in Abschnitt 3.8 sind letztlich die Fragestellungen, wie eine Ähnlichkeitsanalyse der gefundenen räumlichen Muster inklusive einer Prüfung von Verteilungen und Besetzungszahlen der einzelnen Parameter in den jeweiligen Gruppen durchgeführt werden kann und wie geeignete Maßzahlen zur umfassenden Bewertung der gefundenen Unterschiede definiert werden können.

An dieser Stelle sind alle erforderlichen Teilkomponenten der Methode spezifiziert, und es existiert ein arbeitsfähiger Prototyp. Bevor jedoch dessen Anwendung erfolgen kann, wird im Abschnitt 3.9 der Frage nachgegangen, inwieweit nichtvernachlässigbare Korrelationen am Beispiel der aus Beobachtungsdaten ermittelten Parametern auftreten und welche Möglichkeiten zur Prüfung eventueller Konsequenzen bestehen bzw. welche Alternativen möglich erscheinen.

3.1 Räumlicher und zeitlicher Bezug für den Aufbau des Verfahrens

Der räumliche und zeitliche Bezug für die Erarbeitung einer ersten Version der vorgeschlagenen Validierungsmethodik wurde durch die Anbindung an eine Untersuchung zur komplexen Beschreibung und Modellierung der Zusammenhänge zwischen Klima, Hydrologie, Landwirtschaft und sozio-ökonomischen Bedingungen im semi-ariden Nordosten Brasiliens hergestellt (*BMBF 1995*).

Abbildung 2 stellt die Untersuchungsregion dieses Forschungsvorhabens dar, die durch häufig auftretende Trockenheitsperioden gekennzeichnet ist und zu mehr als 50% als semi-arid charakterisiert werden kann, wobei die jährlichen Niederschlagssummen zwischen 400 und 800 mm bei einer mittleren potentiellen Verdunstung von ca. 2000 mm pro Jahr liegen (*Parry et al. 1988*). Zeiträume verminderter Niederschlagsaktivität können dort über erhebliche Einschränkungen der Wasserverfügbarkeit in Verbindung mit landwirtschaftlichen Ernteaufträgen zu gravierenden Verschlechterungen der Lebensbedingungen und Abwanderungsbewegungen nach Amazonien bzw. in Ballungszentren wie Rio de Janeiro oder São Paulo führen.

Die Fixierung der zeitlichen Bezugsbasis erforderte einen Kompromiß zwischen dem Anspruch auf Allgemeingültigkeit der Validierungsergebnisse und den Begrenzungen hinsichtlich

der zur Verfügung stehenden rechentechnischen Ressourcen.

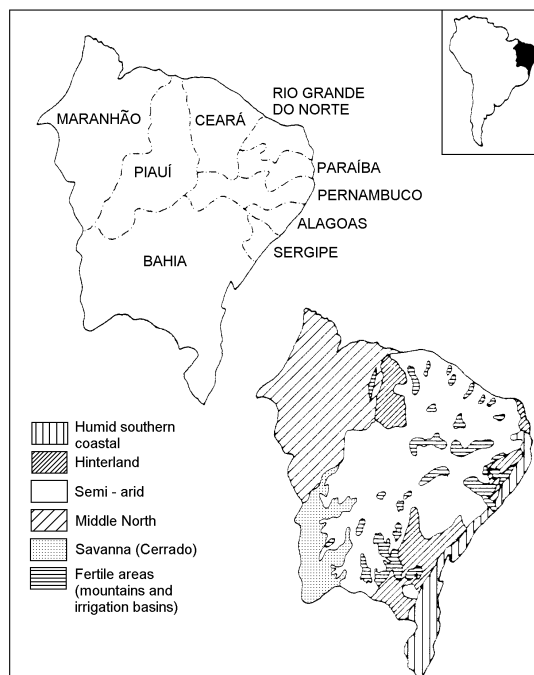


Abbildung 2: Nordost-Brasilien mit den Grenzen der Bundesstaaten nach Parry *et al.* (1988)

Da in die Validierung auch Resultate regionaler Klimamodelle einbezogen werden sollen, entsprechende Simulationen für die definierte Region bislang jedoch noch nicht verfügbar waren, mußten solcher Ergebnisse innerhalb der vorliegenden Untersuchungen selbst generiert werden. Um den Aufwand an Rechenzeit zur Durchführung dieser Simulationsläufe in vertretbaren Grenzen zu halten, wurde der Untersuchungszeitraum zum Aufbau des Verfahrens letztlich auf ein Jahr eingeschränkt. Damit wird gewährleistet, daß mindestens eine Wuchssperiode der wichtigsten landwirtschaftlichen Kulturen überdeckt wird.

Auf eine Ausweitung dieses zeitlichen Rahmens zugunsten einer besseren Einbeziehung von Aspekten der zeitlichen Variabilität wurde vorerst verzichtet. Vielmehr wurde versucht, ein besonders typisches Jahr mit einer deutlich aufgetretenen Extremsituation zu identifizieren und dieses exemplarisch zu untersuchen.

Staat	Mittel	Standard-Abweichung	1983	1983-Mittel [%]	1984	1985	1987	1990
Maranhão	617	155	238	-61	579	348	219*	281
Piauí	676	235	121*	-82	601	713	320	230
Ceará	617	244	120*	-81	610	372	260	348
Rio G.Norte	425	176	71**	-83	527	355	107	190
Paraíba	602	226	127**	-79	666	560	209	240
Pernambuco	653	187	156*	-76	830	651	249	390
Alagoas	540	165	383	-29	496	463	265	441
Sergipe	708	177	514	-27	884	958	653	625
Bahia	738	266	311	-58	190*	869	235	320

Tabelle 1: Mittelwerte und Standard-Abweichungen der Ernteerträge von Mais [kg/ha] für den Zeitraum 1948-1991 und Maiserträge der Jahre 1983, 1984, 1985 1987 und 1990 in Nordost-Brasilien. 1983, 1987 und 1990 waren El-Niño-Jahre; 1984 und 1985 waren La-Niña-Jahre. Die Jahre mit den niedrigsten und zweitniedrigsten Maiserträgen der Bezugsperiode sind jeweils mit "*" bzw. "**" gekennzeichnet. Nach Rao *et al.* (1997).

Zur Ermittlung eines solchen besonders durch extreme Trockenheit sowie starke Ernteaussfälle betroffenen Jahres wurden Untersuchungen von *Rao et al. (1997)* herangezogen.

Die Angaben in Tabelle 1 machen deutlich, daß insbesondere für 1983 in der Mehrzahl der Bundesstaaten in Nordost-Brasilien die geringsten Erträge im Zeitraum 1948-1990 zu verzeichnen waren. In diesem Jahr trat gleichzeitig eines der stärksten El-Niño-Ereignisse dieses Jahrhunderts auf. Damit ist gemäß der Erläuterungen im Abschnitt 3.2 eine Modifikation der großskaligen Zirkulation verbunden, die in bestimmten Fällen durch vermehrtes Absinken von Luftmassen über Nordost-Brasilien zu einer zusätzlichen Verstärkung von Trockenheit führen kann. Eine solche Situation war für das Jahr 1983 gegeben, das daher für eine Erprobung der vorgeschlagenen Methodik geeignet erschien und als Testfall ausgewählt wurde.

3.2 Verfügbarkeit von Beobachtungen, Qualitätskontrolle und Behandlung von Datenausfällen

Bevor anwendbare Kriterien zur Charakterisierung von Trockenheit für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien definiert werden können, muß die Verfügbarkeit des erforderlichen Beobachtungsmaterials gewährleistet sein. Da sich die vorliegenden Untersuchungen auf die Bewertung extremer Ereignisse konzentrieren, sollte im Idealfall die zeitliche Auflösung so detailliert wie möglich sein, damit ein größtmöglicher Teil des Spektrums an Variabilität innerhalb des fixierten Jahreszeitraums abgedeckt und eine Glättung durch Mittelwertbildung vermieden werden kann. Gleichzeitig sollte Konsistenz zwischen dem zeitlichen Skalenbereich und den charakteristischen Längenskalen bestehen.

Ausgehend von der Orientierung auf die Beschreibung von Trockenheitsperioden in einer tropischen Region stellt der Niederschlag die dominierende Einflußgröße dar. Da es sich hier um eines der meteorologischen Elemente mit der größten räumlichen Inhomogenität handelt, muß außerdem eine möglichst flächendeckende Verfügbarkeit und gleichzeitig eine hohe Anzahl homogener verteilter Meßstationen gefordert werden. Temperaturschwankungen hingegen spielen bei einer Spannweite der Jahresmittelwerte zwischen 23 und 27 °C nur eine untergeordnete Rolle.

Abbildung 3 zeigt die Verfügbarkeit täglicher Niederschlagsdaten für Brasilien aus dem globalen Datensatz DS512 des „National Center for Atmospheric Research“ (NCAR). Für Nordost-Brasilien mit einer Fläche von ca. 1,55 Millionen km² sind nur ca. 20 Stationen mit weniger als 10% Ausfällen für 1983 bei mittleren Abständen zwischen den Stationen im Bereich von etwa 300 km verfügbar. Gebiete ähnlicher Niederschlagsstruktur, wie z.B. die küstennahen Regionen mit relativ hohen Jahressummen von mehr als 1000 mm und der Übergang zu semi-ariden Bereichen mit weniger als 600 mm, sind jedoch oft durch Ausdehnungen in der Größenordnung von etwa 50 km gekennzeichnet (*Uvo 1998*). Eine Nutzung von Tageswerten als Bezugsbasis für die Beschreibung der räumlichen Strukturen extremer Ereignisse mit der erforderlichen Detailliertheit erscheint somit nicht möglich.

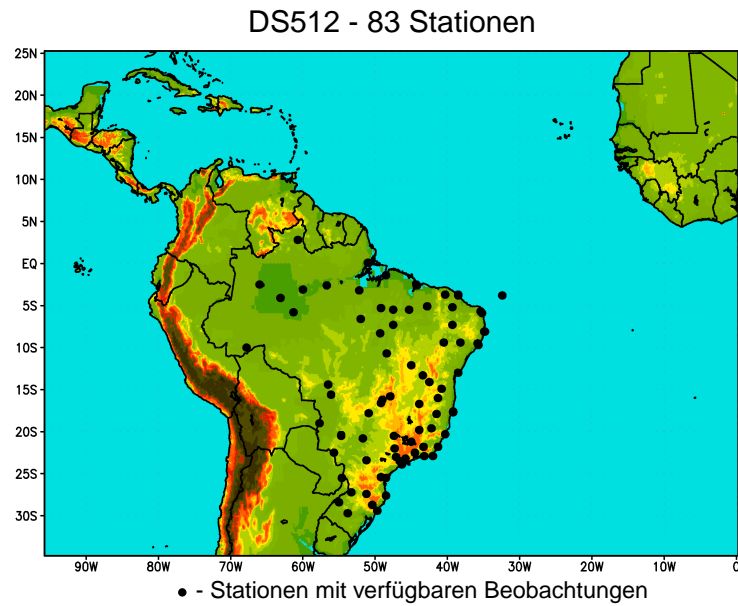


Abbildung 3: Beobachtungsstationen mit täglichen Beobachtungsdaten und einer Datenverfügbarkeit von $\geq 90\%$ für 1983 in Brasilien

Für monatliche Beobachtungen konnten hingegen gemäß Abbildung 4 mehr als 860 Stationen ohne Ausfälle verfügbar gemacht werden. Hier wurde auf zwei verschiedene Datensätze zurückgegriffen. Am „National Climate Data Center“ (NCDC) existieren in digitaler Form Monatssummen des Niederschlags für weltweit etwa 10 000 Stationen (NOAA Baseline Climatological Dataset - Monthly Station Precipitation Data).

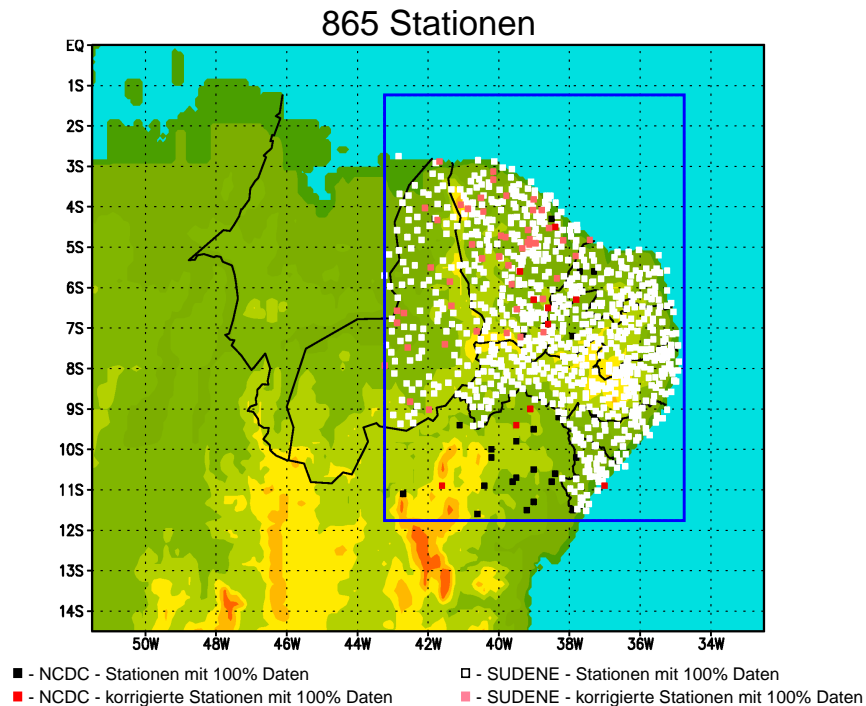


Abbildung 4: Beobachtungsstationen mit monatlichen Niederschlagsdaten und 100% Datenverfügbarkeit für 1983 in Nordost-Brasilien

Vom regionalen Wetterdienst des Bundesstaates Ceará, der „Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos“ (FUNCEME) wurden weiterhin monatliche Niederschlagsdaten für Nordost-Brasilien in Form von Monographien der „Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste“ (SUDENE) für die meisten Bundesstaaten der Region zur Verfügung gestellt. Diese in Listen erfaßten Beobachtungen wurden digitalisiert und einer Homogenitätskontrolle unter Nutzung der Jahressummen unterzogen. Bei Überschneidungen zwischen beiden Datensätzen wurden bei gleichen Meßwerten Beobachtungen der SUDENE verwendet, da genauere Angaben zur Lage der Stationen verfügbar waren. Bei Fehlen nur eines Wertes für 1983 wurde die Möglichkeit einer Ergänzung aus der Zeitreihe der nächsten im Umkreis von 0,5 Grad existierenden Station bzw. anhand von Selbstähnlichkeit durch Vergleich mit dem ähnlichsten Jahr an der gleichen Station überprüft.

Bei kombinierter Nutzung beider Datensätze kann eine räumliche Repräsentanz der Beobachtungen mit einem mittleren Abstand zwischen den Stationen von weniger als 50 km erreicht werden. Der semi-aride Bereich, in dessen Zentrum die beiden Bundesstaaten Piauí und Ceará liegen, kann (mit Ausnahme von Bahia) fast vollständig von diesen monatlichen Zeitreihen abgedeckt werden.

Die geschilderten Einschränkungen im Bezug auf die Verfügbarkeit von Beobachtungsdaten mit der benötigten räumlichen und zeitlichen Auflösung machten einen Kompromiß bei der Auswahl eines geeigneten Referenzdatensatzes erforderlich. Da der Untersuchungszeitraum vorerst auf ein Jahr beschränkt wurde, stand insbesondere der Aspekt einer höchstmöglichen räumlichen Detailliertheit bei der Beschreibung der Ausprägung extremer Trockenheit im Vordergrund. Wie bereits erwähnt, sind dabei charakteristische Längen der Niederschlagsstrukturen von ca. 50 km zu erwarten. Vergleichbare mittlere Abstände zwischen benachbarten Stationen liefern nur die auf Monatswerten basierenden Zeitreihen, so daß vorerst auf dieses Datenmaterial zurückgegriffen werden mußte.

Obwohl durch eine solche Herangehensweise der hochfrequente Anteil der Variabilität auf einer täglichen Basis nicht untersucht werden kann, erscheint dieser Zugang aus zwei Gründen vertretbar. Zum einen wird die Niederschlagsvariabilität gemäß *Parry et al. (1988)* maßgeblich durch die großskalige Zirkulation bestimmt, die mit charakteristischen Zeitskalen von ca. 1 Monat verbunden ist. So ist insbesondere die Ausbildung der Regenzeit in Nordost-Brasilien etwa von Februar bis Mai auf die Verschiebung und Ausprägung der Intertropischen Konvergenzzone (ITCZ) zurückzuführen. Deren südlichste Lage bedingt die Vorherrschaft feuchter oder trockener Bedingungen und hängt von der Stärke und Position der Atlantischen Subtropischen Hochdruckgebiete ab, die ihrerseits wiederum stark von den Anomalien der Meeresoberflächentemperaturen im tropischen Atlantik beeinflusst werden. Beim Auftreten von El-Niño-Ereignissen kann es über Wechselwirkungen mit der Hadley-Walker-Zirkulation im gleichen Zeitbereich zur Verstärkung von Trockenheit kommen. Zum anderen ist eine Beurteilung des Auftretens von Gefährdungssituationen, die zu Ertragsausfällen in der Landwirtschaft führen können, wie im folgenden Abschnitt beschrieben, anhand von summarischen Schwellenwerten auf monatlicher Basis möglich, da über den Bodenwasserspeicher kurzfristige Variationen des Wasserdargebotes für die Pflanzen z.T. abgepuffert werden können.

Abbildung 4 verdeutlicht allerdings auch, daß die monatlichen Beobachtungen zur Beschreibung des Niederschlagsverhaltens nicht uneingeschränkt für den gesamten Nordosten Brasiliens verfügbar sind. Bislang war es noch nicht möglich, den Bundesstaat Bahia einzubeziehen. Bahia repräsentiert den südlichsten Bereich Nordost-Brasiliens, der nur teilweise semi-aride Bereiche überdeckt und u.a. durch Tiefdruckgebiete aus südlicheren Breiten sowie deren Überlagerung mit der ITCZ beeinflusst wird. Diese Modifikation der großskaligen Zirkulation durch mesoskalige Systeme stellt einen der Gründe für das von *Parry et al. (1988)* beschriebene weitaus seltenere Auftreten von starker Trockenheit im südlichen Bereich der Region im Vergleich zum nördlichen Nordost-Brasilien dar (vergleiche Abbildung 9). Die Untersuchung der Trockenheitsgefährdung kann sich daher auf die übrigen Bundesstaaten konzentrieren, so daß die Auswirkungen der eingeschränkten Datenverfügbarkeit relativiert werden.

3.3 Klimatologische Kriterien zur Beschreibung von Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien

Geeignete Kriterien zur Charakterisierung der Gefährdung der Landwirtschaft in Nordost-Brasilien durch Trockenheit wurden, wie bereits erwähnt, unter zwei verschiedenen Gesichtspunkten fixiert, so daß sich alle im folgenden definierten Komplexe von Testgrößen in zwei übergeordnete Blöcke eingruppierten lassen. Spezielle Alarmkriterien zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteauffälle unter dem Aspekt der Niederschlagsverfügbarkeit werden für die wichtigsten Anbauformen im nächsten Abschnitt behandelt. Hier hingegen besteht die Aufgabe darin, eine allgemeine Charakterisierung der Trockenheit von 1983 vorzunehmen.

Bislang existiert noch keine allgemeingültige Definition zur Beschreibung der Trockenheitsgefährdung in Nordost-Brasilien unter landwirtschaftlichen Aspekten. Von *Parry et al. (1988)* wurden jedoch vorläufige Arbeitsdefinitionen entwickelt, die sich speziell an den Auswirkungen von Trockenheit auf die Agrar- und Tierproduktion sowie auf die Lebensbedingungen der Menschen orientieren. Für die vorliegende Arbeit erfolgte daher eine Anlehnung an die dort abgeleiteten Formulierungen, die als Grundlage für die in Tabelle 2 aufgelisteten Kriterien dienten. Vor einer Anwendung zum Aufbau des vorgeschlagenen Validierungsverfahrens waren allerdings aus verschiedenen Gründen einige Modifikationen erforderlich.

Für die Beschreibung eines trockenen Jahres wird z.B. von *Parry et al. (1988)* neben der gesamten Regenmenge auch bewertet, ob sich mindestens 50% der Jahressumme auf zwei Monate oder einen noch kürzeren Zeitraum konzentrieren. Diese Beurteilung eines Jahres nicht nur anhand des Gesamtniederschlags, sondern auch unter Berücksichtigung dessen Verteilung auf Einzelmonate trägt der Bedeutung der intraannuellen Variabilität der Regenfälle bei gleichen Summenwerten Rechnung. Beispielhaft sei hier erwähnt, daß etwa eine 30%-ige Reduktion des Jahresniederschlags zu einem „normalen“ Jahr führen kann, wenn das Einsetzen der Regenzeit nicht zu spät erfolgt und eine relativ gleichmäßige Verteilung der Niederschläge über das gesamte Jahr zu verzeichnen ist. Für die praktische Umsetzung erfolgt hier vorerst eine vereinfachte Orientierung an den beiden (im klimatologischen Mittel) regenreichsten Monaten in Nordost-Brasilien, so daß der Jahresniederschlag anhand der entsprechenden Summen für März und April überprüft wird. Perspektivisch jedoch wäre auch der Einsatz

der aufwendiger zu berechnenden Originalversion überlegenswert.

$Par_{klim,etJ}$	extrem trockenes Jahr: Jahresniederschlag < 50% des klimatologischen Jahresniederschlags
$Par_{klim,tJ}$	trockenes Jahr: Jahresniederschlag < 75% des klimatologischen Wertes und gleichzeitig $\geq 50\%$ des Jahresniederschlags in den Monaten März und April
$Par_{klim,etR}$	extrem trockene Regenzeit: Niederschlag Februar bis Mai < 50% der klimatologischen Niederschlagssumme für diesen Zeitraum (im folgenden als Klimawert bezeichnet)
$Par_{klim,tR}$	trockene Regenzeit: Niederschlag Februar bis Mai zwischen 50% und 90% des Klimawertes
$Par_{klim,nR}$	normale Regenzeit: Niederschlag Februar bis Mai zwischen 90% und 110% des Klimawertes
$Par_{klim,fR}$	feuchte Regenzeit: Niederschlag Februar bis Mai zwischen 110% und 200% des Klimawertes
$Par_{klim,efR}$	extrem feuchte Regenzeit: Niederschlag Februar - Mai > 200% des Klimawertes

nach Parry et al. (1988)

Tabelle 2: Klimatologische Kriterien zur Beschreibung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien

Weiterhin wird zur Charakterisierung der Regenzeit der Gesamtniederschlag von Februar bis Mai in Relation zu der klimatologischen Niederschlagssumme für diesen Zeitraum gesetzt und eine Bewertung anhand bestimmter Schellenwerte vorgenommen, wobei auch Bedingungen zur Beschreibung übernormal feuchter Situationen einbezogen wurden. Im Gegensatz zu Parry et al. (1988) ist in der vorliegenden Arbeit jedoch aus den in Abschnitt 3.6 erläuterten Gründen eine Intervalleinteilung vorgenommen sowie zur Charakterisierung einer normalen Regenzeit eine Schwankungsbreite von $\pm 10\%$ um den Normalwert zugelassen worden.

Alle in Tabelle 2 dargestellten Kriterien basieren ausnahmslos auf der Relation der aktuellen zu den mittleren Verhältnissen. Vor ihrer Anwendung war es daher erforderlich, solche Normalwerte für die Beurteilung der 1983 aufgetretenen Situation zu definieren. Im Vordergrund stand hierbei der zeitliche Aspekt, d.h. die Einordnung eines speziellen Jahres hinsichtlich der langjährig vorherrschenden klimatologischen Bedingungen. Die benötigten Bezugsgrößen des Jahresniederschlags und der Niederschlagssumme für die Regenzeit wurden anhand der Mittelwerte beobachteter Zeitreihen mit mindestens 60 kompletten Jahren im Untersuchungsgebiet bestimmt. Die begrenzte Verfügbarkeit von Beobachtungen dieser Länge war zwangsläufig mit Einschränkungen hinsichtlich der nutzbaren Anzahl von Stationen verbunden, so daß insgesamt nur 240 Zeitreihen zum Aufbau der Klimatologie zur Verfügung standen. Da im westlichen Bereich von Piauí und dem nicht mehr zum semi-ariden Bereich gehörenden Bundesstaat Maranhão lediglich vier Stationen mit mindestens 60 Jahren ohne Datenausfällen nutzbar waren und eine weitgehend flächenhafte Abdeckung beider Staaten nicht gegeben erschien,

wurde dabei auf die Einbeziehung dieser Gebiete verzichtet. Das in dieser Arbeit betrachtete Diagnosegebiet ist aus diesen Gründen letztlich auf das in Abbildung 4 blau gekennzeichnete Rechteck mit einer Ausdehnung von 43,25° W bis 34,75° W und 11,75° S bis 1,25° S eingeschränkt worden.

Der Repräsentanz-Bereich der oben definierten Klimastationen wurde in Anlehnung an die bereits diskutierten räumlichen Dimensionen von Niederschlagsstrukturen mit etwa 30 km angenommen. *Uvo (1998)* fand bis zu diesen Distanzen noch Korrelationen von ca. 0.2 bis 0.3 für einen dort untersuchten Teilbereich Nordost-Brasiliens. Eine generelle Verifikation der unterliegenden Annahme, daß das Niederschlagsverhalten innerhalb des definierten Radius noch nicht entkoppelt ist und die langen Beobachtungsreihen repräsentativ für die umliegenden Stationen in diesem Bereich sind, war aus Gründen der Datenverfügbarkeit in den vorliegenden Untersuchungen jedoch nicht durchführbar.

Stichprobenartig war es allerdings für 1983 möglich, zu überprüfen, inwieweit eine solche räumliche Persistenz für ein spezielles Jahr gegeben ist. In Tabelle 3a sind die Gebietsmittel der monatlichen Niederschlagssummen für die zur Erstellung der Klimatologie nutzbaren 240 Stationen aufgelistet. Vergleicht man dies mit den entsprechenden Werten in Tabelle 3b, wo alle Beobachtungen, die innerhalb eines Umkreises von ca. 30 km um diese Bezugsstationen liegen, in die Mittelwertbildung eingingen, weichen die entsprechenden Werte maximal um weniger als 10 mm und die jeweiligen Relationen zu den klimatologischen Werten um weniger als 5% voneinander ab, so daß das beschriebene Vorgehen vertretbar erscheint.

Monat	Jan.	Feb.	März	April	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sept.	Okt.	Nov.	Dez.
a) Mittelwert für 240 Stationen mit mindestens 60 Jahren Datenverfügbarkeit												
Niederschlag [mm/Monat]	30,4	119,5	124,6	60,6	35,5	31,0	25,7	26,2	4,3	9,6	6,2	12,5
Relation zum Klima [%]	40,7	100,8	69,9	37,1	31,7	43,8	48,1	88,8	24,4	62,7	26,8	32,3
Diff. zum Klima [mm/Monat]	-44,3	1,0	-53,7	-102,9	-76,5	-39,8	-27,7	-3,3	-13,3	-5,7	-16,9	-26,2
b) Mittelwert für 669 Stationen innerhalb eines Radius von 0.3° um die Orte von Stationen mit langen Zeitreihen												
Niederschlag [mm/Monat]	31,6	116,8	116,1	56,1	33,6	27,7	26,1	24,8	4,6	10,1	6,8	12,0
Relation zum Klima [%]	42,3	98,6	65,1	34,3	30,0	39,1	48,9	84,1	26,1	66,0	29,4	31,0
Diff. zum Klima [mm/Monat]	-43,1	-1,7	-62,2	-107,4	-78,4	-43,1	-27,3	-4,8	-13,0	-5,2	-16,3	-26,7

Tabelle 3: Mittlere Monatssummen des Niederschlags 1983 in Nordost-Brasilien

Basierend auf einer so fixierten Reichweite der aus den langjährigen Zeitreihen berechneten Normalwerte konnten mit 669 Stationen mehr als 75% aller verfügbaren Bachtungen für 1983 zur Untersuchung dieses Komplexes von Kriterien verwendet werden und lassen den gewählten Kompromiß zwischen Mindestlänge der Beobachtungsreihen und räumlicher Datendichte vertretbar erscheinen.

Es soll an dieser Stelle nochmals betont werden, daß die Kriterien in Tabelle 2 lediglich auf Arbeitsdefinitionen für eine Fallstudie zu den Auswirkungen klimatologischer Variationen auf die Landwirtschaft im semi-ariden Nordosten Brasiliens basieren und die erfaßbare Variabili-

tät (durch $Par_{\text{Klim,tJ}}$) auf zwei Monate beschränkt ist. Mangels der Verfügbarkeit allgemeingültiger Definitionen zur Charakterisierung der Gefährdung der Landwirtschaft durch Trockenheit und aufgrund der Bedeutung großskaliger Prozesse mit entsprechend langen typischen Zeitskalen für den Niederschlag in der Region wurden diese Prüfgrößen jedoch trotzdem in die vorliegenden Untersuchungen einbezogen und zu einem der Komplexe zusammengefaßt, die mittels der in Abschnitt 3.7 näher erläuterten multivariaten Methodik untersucht werden sollen.

3.4 Landwirtschaftliche Hauptanbauformen und Kriterien zur Beschreibung zu erwartender totaler Ertragsausfälle in Nordost-Brasilien

Neben einer generellen Bewertung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft im Jahr 1983 sollte auch eine Beurteilung potentieller Ernteaufälle aufgrund verminderter Niederschläge speziell für die wichtigsten Nutzpflanzen ermöglicht werden. Hierzu war es zunächst erforderlich, für den Untersuchungszeitraum die dominierenden Kulturen in Nordost-Brasilien zumindest näherungsweise zu ermitteln. Eine Aufstellung dazu nutzbarer Angaben konnte vom Institut für landwirtschaftliche Betriebslehre der Universität Stuttgart-Hohenheim für den Zeitraum 1970 - 1994 verfügbar gemacht werden. Diese Erhebungen beziehen sich allerdings nur auf Ceará und Piauí und decken somit nicht das gesamte definierte Diagnosegebiet ab. Beide Bundesstaaten bilden jedoch den zentralen Teil des semi-ariden Bereichs und sind insofern als typische Repräsentanten für die landwirtschaftlichen Verhältnisse dieser Region zu betrachten. Indirekt werden die erzielten Resultate außerdem auch durch andere Untersuchungen, wie z.B. die von *Rao et al. (1997)*, gestützt, die sich bei der Analyse von Ernteverlusten für ganz Nordost-Brasilien auf die gleiche landwirtschaftliche Kultur konzentrierten, die hier als die vorherrschend identifiziert wurde.

Im Hinblick auf die zeitliche Auflösung ist zu erwähnen, daß die benötigten Anbaudaten bis 1990 nur in einem 5-Jahres-Rhythmus erhoben wurden und für dazwischenliegende Zeiten keine Angaben verfügbar waren. Aus diesem Grund muß darauf hingewiesen werden, daß die konkrete Situation für 1983 von den hier abgeleiteten Ergebnissen abweichen kann, insbesondere dann, wenn 1980 und 1985 unterschiedliche Nutzpflanzen dominierten bzw. in diesem Intervall starke Schwankungen bei einzelnen Kulturen zu verzeichnen waren. Eine genauere Diagnose konnte jedoch bislang aufgrund der begrenzten Verfügbarkeit des erforderlichen statistischen Datenmaterials nur für Einzelfälle, wie weiter unten für Mais beschrieben, durchgeführt werden.

Bei der Analyse der Angaben wurde speziell die Verbreitung der Kulturen bewertet, da auch bei der Untersuchung von Modellresultaten hinsichtlich der Wiedergabe einer extremen Situation für den Anbau dieser Nutzpflanzen das räumlich-explicite Auftreten kritischer Bedingungen und nicht die produzierte Menge in einzelnen Bundesstaaten im Vordergrund stand.

Beispielhaft wurden die entsprechenden Angaben für Ceará in Tabelle 4 aufgeschlüsselt nach Kreisen für die beiden Jahre 1980 und 1985 aufgelistet. Bezüglich der angebauten Fläche hatte Mais 1980 den zweiten Rang inne und stellte 1985 die vorherrschende Kultur dar. In Piauí (nicht dargestellt) wird sogar in beiden Jahren die größte Anbaufläche von Mais eingenommen. Für diesen wichtigen Spezialfall existieren aus der gleichen Quelle wie für die Erhe-

3 Umsetzung der konzeptionellen Schwerpunkte und Entwicklung des Verfahrens

bungen in Tabelle 4 Informationen zur geernteten Fläche für 1982 in den gleichen Bundesstaaten, die belegen, daß diese Werte für Ceará mit 510 226 ha bzw. für Piauí mit 358 200 ha (1980: 189 331 ha; 1985: 304 990 ha) den Angaben für 1985 unter dem Aspekt der Bestimmung einer Rangfolge bereits relativ nahe kommen und somit die Nutzung der 5-jährigen Statistik bis zu einem gewissen Maße legitim erscheint.

Produkt	Bundesstaat/ Kreis	CEARÁ, Jahr: 1980		CEARÁ, Jahr: 1985	
		Menge	angebaute Fläche in ha	Menge	angebaute Fläche in ha
Baumwolle (nicht entkernt, Strauchform)	Ceará	26 698 t	104 582	123 550 t	377 283
	Tauá	535 t	2 336	3 738 t	11 041
	Parambu	90 t	501	900 t	2 295
Reis (ungeschält)	Ceará	46 488 t	47 057	103 550 t	74 008
	Tauá	78 t	167	218 t	243
	Parambu	2 t	3	35 t	18
Zuckerrohr	Ceará	1 076 510 t	30 649	1 345 113 t	39 105
	Tauá	324 t	8	453 t	14
	Parambu	63 t	1	1 334 t	36
Fava-Bohnen	Ceará	459 t	keine Angaben	14 778 t	64 370
	Tauá	16 t	keine Angaben	674 t	2 719
	Parambu	1 t	keine Angaben	329 t	1 826
Cowpea	Ceará	58 947 t	303 038	88 147 t	458 147
	Tauá	1 832 t	8 251	2 046 t	10 488
	Parambu	1 808 t	9 875	2 032 t	9 351
Maniok	Ceará	234 378 t	43 142	334 270 t	94 587
	Tauá	27 t	4	57 t	25
	Parambu	1 654 t	272	6 162 t	856
Körnermais	Ceará	108 649 t	352 283	309 581 t	618 725
	Tauá	2 670 t	9 828	7 887 t	14 904
	Parambu	1 725 t	8 276	4 832 t	10 252
Baumwolle (nicht entkernt, Baumform)	Ceará	85 504 t	775 355	73 810 t	379 938
	Tauá	1 658 t	21 372	1 168 t	6 343
	Parambu	1 607 t	19 380	1 562 t	7 230
Banane	Ceará	12 270 tsd. Bündel	15 375	16 888 tsd. Bündel	22 449
	Tauá	18 tsd. Bündel	23	281 tsd. Bündel	128
	Parambu	7 tsd. Bündel	6	45 tsd. Bündel	36
Cashew (Rohnüsse)	Ceará	25 462 t	keine Angaben	46 918 t	?
	Tauá	-	keine Angaben	4 t	?
	Parambu	12 t	keine Angaben	59 t	?
Cashew (Apfel)	Ceará	468 161 tsd. Früchte	22 319	435 996 tsd. Früchte	10 785
	Tauá	4 tsd. Früchte	0	76 tsd. Früchte	1
	Parambu	1 255 tsd. Früchte	125	5 tsd. Früchte	0
Tomate	Ceará	23 282 t	1 375	27 100 t	2 028
	Tauá	0	0	8 t	7
	Parambu	0	0	1 t	0
Mamona (Rhizinus)	Ceará	1 341 t	keine Angaben	10 149 t	40 758
	Tauá	125 t	keine Angaben	1 273 t	3 777
	Parambu	31 t	keine Angaben	1 215 t	3 035

Tabelle 4: Agrarproduktion der wichtigsten Kulturen nach Bundesstaat (Ceará) und Kreisen für 1980 und 1985. Quelle: IBGE (1983) und IBGE (1985)

Als weitere wichtige Nutzpflanzen werden Kundebohnen (Cowpea) oft in Mischkulturen mit Mais angebaut und folgen auf Rang zwei für 1985 in Ceará sowie für beide verfügbare Jahre in Piauí. 1980 nimmt diese Kultur allerdings aufgrund der noch vorhandenen Dominanz von Baumwolle in Ceará nur den dritten Platz ein. Insgesamt kann mit Mais und Kundebohnen zusammen im Mittel für beide Bundesstaaten und Erhebungszeiträume bereits für ca. 50% der

Anbaufläche der wichtigsten landwirtschaftlichen Produkte eine Beurteilung möglicher Ertragsausfälle vorgenommen werden.

Obwohl in der Rangfolge nicht unmittelbar daran anschließend, wurde zusätzlich auch Maniok für den Aufbau der Validierungsmethode ausgewählt. Diese Kulturpflanze stellt eine relativ resistente Form gegenüber langen Trockenzeiten dar und war von Interesse, um im Fall von erheblichen Einbußen für Mais und Kundebohnen eine alternative Anbaumöglichkeit speziell für die bäuerliche Eigenversorgung in die Diskussion einbeziehen zu können.

Totalausfallkriterien für Mais:

- Par_{Mais,Jan}** Niederschlag < 60 mm im Januar (erster Monat nach der Aussaat)
- Par_{Mais,Feb}** Niederschlag < 70 mm im Februar (zweiter Monat nach Aussaat)
- Par_{Mais,Mär}** Niederschlag < 70 mm im März (dritter Monat nach Aussaat)
- Par_{Mais,Apr}** Niederschlag < 60 mm im April (vierter Monat nach Aussaat)
- Par_{Mais,M_A}** Niederschlag < 130 mm im März und April (Blüte bis Ende Kornfüllung)
- Par_{Mais,J_A}** Niederschlag < 300 mm Januar bis April (gesamte Wuchsperiode)

Totalausfallkriterien für Kundebohnen (Cowpea):

- Par_{Kun,Jahr}** Jahresniederschlag < 200 mm
- Par_{Kun,Jan}** Niederschlag < 25 mm im Januar (erster Monat nach der Aussaat)
- Par_{Kun,Feb}** Niederschlag < 50 mm im Februar (zweiter Monat nach der Aussaat)
- Par_{Kun,Mär}** Niederschlag < 50 mm im März (dritter Monat nach Aussaat)

Totalausfallkriterien für Maniok:

- a) Bodentiefe < 1,5 m
- Par_{Man,J500}** Jahresniederschlag < 500 mm
- Par_{Man,7TM}** mehr als 7 Trockenmonate

- b) Bodentiefe \geq 1,5 m
- Par_{Man,J400}** Jahresniederschlag < 400 mm
- Par_{Man,8TM}** mehr als 8 Trockenmonate

Quelle: persönliche Mitteilung Dr. Thomas Gaiser, Institut für Bodenkunde und Standortslehre Universität Stuttgart-Hohenheim

Tabelle 5: Kriterien zur Beschreibung der Gefährdung landwirtschaftlicher Kulturen durch totale Ernteaufschläge aufgrund fehlender Niederschläge in Nordost-Brasilien

Anhand der am Institut für Bodenkunde und Standortslehre der Universität Stuttgart-Hohenheim vorliegenden Erfahrungen mit einem Modell zur Simulation des Pflanzenwachses und der Produktivität in Form von Ernteerträgen war es letztlich möglich, in getrennten Komplexen für alle drei Kulturen die in der Tabelle 5 beschriebenen Alarmkriterien zu definieren, bei deren Eintreten totale Ertragsausfälle zu erwarten sind. Hierbei ist zu beachten, daß die Beurtei-

lung unter Nutzung der bisher mit einem Simulationsmodell erzielten Resultate vorgenommen wird und eine Verallgemeinerung unter Berücksichtigung der für die Bundesstaaten Ceará und Piauí vorherrschenden Bodenverhältnisse darstellt. In der Realität hängen die Verluste weiterhin z.B. von der im jeweiligen Anbauggebiet tatsächlich vorkommenden Bodenart, dem Bodenprofil, der Hangneigung und etwaigen Bewässerungsmöglichkeiten ab. Insofern sind die dargestellten Kriterien vorrangig geeignet, potentielle Ertragsausfälle aus dem speziellen Blickwinkel der Niederschlagsverfügbarkeit zu charakterisieren und nicht unmittelbar mit wirklich aufgetretenen Einbußen vergleichbar.

3.5 Auswahl eines geeigneten Algorithmus zur Interpolation von Daten aus räumlichen Gittern auf Orte von Beobachtungsstationen

Für die Auswahl eines geeigneten Algorithmus zur räumlichen Interpolation von Modellresultaten und analysierten Beobachtungen aus horizontalen Gittern auf die Orte verfügbarer Beobachtungsstationen wurden fünf relativ verbreitete Verfahren auf ihre Anwendbarkeit überprüft. Generell standen dabei Forderungen nach einem möglichst hohen Genauigkeitsgrad sowie einer breiten Anwendbarkeit mit möglichst wenigen Einschränkungen im Vordergrund. Außerdem sollte der Aufwand zur Berechnung der Interpolation selbst sowie aller hierzu benötigten mathematischen Hilfsgrößen in einem vertretbaren Verhältnis zu dem Ressourcenbedarf für die Anwendung eines multivariaten Analyseverfahrens zur Mustererkennung und für die erforderlichen diagnostischen Untersuchungen stehen.

Die Grundlagen der Methoden, welche in die vorliegenden Untersuchungen einbezogenen wurden, sind im Anhang A beschrieben. An dieser Stelle soll nur eine Kurzcharakteristik gegeben werden und auf möglicherweise zu erwartende Probleme hingewiesen werden.

Das einfachste getestete Verfahren stellt ein bilinearer Ansatz dar. Die meteorologische Größe am jeweils interessierenden Ort wird dabei unter Annahme linearer Abstandsabhängigkeiten aus ihren Werten an den umgebenden vier Gitterpunkten ermittelt. Aus der Gruppe der kubischen Spline-Interpolationsverfahren wurden eine bilineare Methode und ein zweidimensionales Verfahren überprüft. Außerdem wurde der in *Hutchinson & Bischof (1983)* beschriebene „Thin plate Spline“-Ansatz in die Untersuchungen einbezogen. Die Anwendung solcher Spline-Interpolationsmethoden kann einige Effekte und Einschränkungen mit sich bringen, auf die an dieser Stelle kurz eingegangen werden soll.

Zur Berechnung der zweiten Ableitungen bei kubischen Splines sind z.B. für ein reguläres Gitter mindestens 16 Stützstellen erforderlich. Bei Küsten- oder Inselstationen kann es deshalb dazu kommen, daß der maritime Einfluß überbetont wird. Existieren die betrachteten Datensätze nur für Landgitterpunkte, können aus den gleichen Gründen in der Nähe von Land-See-Übergängen die zweiten Ableitungen nicht bestimmbar sein, und die betroffenen Stationsorte müssen von der Validierung ausgeschlossen werden. Dieses Problem bei Verwendung eines solchen kubischen Spline-Verfahrens könnte perspektivisch jedoch umgangen werden, wenn speziell für solche Land-See-Übergänge und nur über Land existierende Datensätze eine Kombination verschiedener Interpolationsverfahren eingesetzt wird, so daß z.B. bilineare Methoden die Spline-Ansätze in diesen Gebieten ersetzen. Bei weniger als drei umgebenden Landgitterpunkten ist auch ein bilinearer Zugang nicht mehr anwendbar. In diesem

Fall könnte der gesuchte Stationswert unter Nutzung eines vereinfachten Cresman-Schemas (*Schrodin 1995*) aus beliebig verteilten M benachbarten Gitterpunkten mit $M \geq 4$ approximiert werden.

Darüber hinaus kann es zu Über- bzw. Unterschwingungen zwischen den Stützstellen mit unrealistischen Werten z.B. für Niederschlag oder relative Feuchte kommen. Für die Behandlung von Extremereignissen scheint es jedoch nicht ratsam, Glättungsfunktionen anzuwenden, wie sie z.B. *Späth (1973)* beschreibt. Dort werden Unterschiede zwischen den Funktionswerten des Splines und den Werten am jeweiligen Gitterpunkt zugelassen, die proportional zu den räumlichen Differenzen der dritten Ableitungen sind und an einem frei wählbaren Faktor skaliert werden können. Damit verliert die resultierende Funktion ihren interpolierenden Charakter. Außerdem erhöht sich die Mindestanzahl der erforderlichen Stützstellen bei Interpolation aus einem regulären Gitter dabei auf 25 und schränkt die Anwendbarkeit an Land-See-Übergängen gemäß den obigen Ausführungen weiter ein. Für die vorliegenden Untersuchungen wurde aus diesem Grund ein anderer Weg gewählt und bei Unterschreitung realistischer Niederschlagswerte der jeweilige Wert auf sein Minimum gesetzt, wodurch methodisch der Zugang der interpolierenden Splines beibehalten wird.

Zusätzlich zu den genannten Interpolationsverfahren wurde eine vom Deutschen Wetterdienst (DWD) entwickelte Technik (*Shepard, 1988*) getestet. Bei dieser Methode wird der gesuchte Wert am Stationsort durch eine gewichtete Summierung der Ausgangsdaten an den Stützstellen innerhalb eines bestimmten Einflußradius ähnlich wie bei dem erwähnten Cresman-Schema bestimmt.

Zur Testung dieser Interpolationsmethoden wurde ein Datensatz monatlicher Niederschlagssummen der Climate Research Unit (CRU) der University of East Anglia benutzt, der von *New et al. (1998)* durch Interpolation von Beobachtungen auf ein globales 0,5-Grad-Gitter, allerdings ausschließlich für Landpunkte generiert wurde. Im Küstenbereich konnten daher bei der Anwendung von Splines und bilinearem Ansatz aus den beschriebenen Gründen Stationen innerhalb einer bestimmten Distanz zum Meer nicht mit in die Untersuchungen einbezogen werden.

Die Güte der verschiedenen Verfahren wurde anhand der Differenzen zwischen den tatsächlich beobachteten und den aus dem CRU-Datensatz auf Stationsorte zurück-interpolierten Werten beurteilt. Dabei ist zu beachten, daß es sich hierbei lediglich um eine Fehlerschätzung handeln kann, da die Ausgangsdaten für diese auf einem äquidistanten Gitter vorliegenden Daten zum Zeitpunkt der Durchführung der Untersuchungen noch nicht verfügbar waren. Andererseits existieren mit hoher Wahrscheinlichkeit Überschneidungen zwischen den hierzu verwendeten und den dort benutzten Stationsbeobachtungen. Von Bedeutung für die nachfolgende Diskussion ist insbesondere die Prämisse, daß der Wert einer betrachteten Größe am Gitterpunkt als repräsentatives Mittel aller Stationsbeobachtungen in der betreffenden Box aufzufassen ist. Analysiert man den Gesamtfehler bei der Interpolation auf den Ort einer bestimmten Station, tragen dazu Anteile bei, die sich aus dem Fehler bei der Transformation auf das Gitter (meßbar anhand der Differenz zwischen Gitterpunktwert und Mittel aller Stationen in der Box) sowie einem Fehler bei der Rücktransformation auf Stationsorte ergeben. Die

letztgenannte Komponente ist abhängig von der Varianz der Beobachtungsdaten in einer Box bzw. vom Verhältnis des Gitterpunktabstandes zu einem typischen Einflußradius, wie etwa dem bereits mehrfach erwähnten Persistenzbereich in *Uvo (1998)*. Um eine Abschätzung für diesen Fehleranteil zu erhalten, wurde der bereits erwähnte Unterschied zwischen dem Gitterpunktwert und dem Mittelwert aller Beobachtungen in der betreffenden Box vom Gesamtfehler subtrahiert.

	Interpolationsmethode				
	bilinear	bilinearer kubischer Spline	bikubischer Spline	„Thin Plate Spline“	Cresman-artiges Schema ¹⁾
minimale Differenz [mm/Monat]	-303.03	-194.36	-194.86	-193.59	-432.37
maximale Differenz [mm/Monat]	177.64	144.15	143.04	146.28	258.95
mittlere Differenz [mm/Monat]	6.85	-1.28	-1.78	-0.76	-45.03
Standard-Abweichung der Differenz [mm/Monat]	74.38	67.44	67.34	67.86	34.32
mittlere absolute Differenz [mm/Monat]	168.53	146.88	146.61	147.97	271.84
Standard-Abweichung der absoluten Differenz [mm/Monat]	71.35	64.73	64.63	65.13	26.37
Anzahl der Stationen	763	576	576	576	865

Tabelle 6: Statistische Kenngrößen zur Beschreibung der Abweichungen zwischen Beobachtungen und aus der CRU-Klimatologie interpolierten Niederschlägen für 1983, korrigiert hinsichtlich systematischer Unterschiede zwischen Beobachtungen und analysierten Werten an Gitterpunkten
¹⁾ Vorgabe von 16 Stützstellen für das Cresman-artige Schema des DWD

Die über alle Stationen gemittelten Resultate dieser diagnostischen Betrachtungen sind für das Jahr 1983 in Tabelle 6 dargestellt. Insgesamt zeigte sich, daß alle untersuchten Spline-Techniken ähnliche Resultate lieferten und die geringsten methodisch bedingten Unterschiede erbrachten. An einer einzelnen Station ist bei diesen Verfahren im Mittel eine absolute Abweichung von ca. 147 mm zu erwarten. Das entspricht bei einem mittleren Absolutwert der Gesamtdifferenz zwischen beobachteten und aus dem Gitter interpolierten Werten von 206 mm einem Fehleranteil von etwa 70%. Bezieht man diese Ungenauigkeit der Rücktransformation auf die mittlere beobachtete Monatssumme des Niederschlags, die für 1983 im Mittel über alle Stationen etwa 400 mm betrug, resultiert daraus ein Fehleranteil, der ca. 1/3 des Meßwertes erreicht. Diese Größe ist jedoch stochastischer Natur und weist bei vorzeichenbehafteter Summierung über alle Stationen im betrachteten Untersuchungsgebiet einen Mittelwert nahe 0 auf, wie anhand der mittleren Differenz in Tabelle 6 zu erkennen ist. Es soll außerdem an dieser Stelle nochmals betont werden, daß es sich hierbei lediglich um eine Schätzung handelt und der wahre Fehler nur bei Verfügbarkeit der zur Erstellung des CRU-Datensatzes verwendeten Beobachtungen in weiterführenden Untersuchungen zu ermitteln ist. Dabei sollte auch überprüft werden, ob z.B. durch die direkte Verwendung des Gitterpunktwertes für alle Stationsorte in einer Box ohne nochmalige Anwendung eines Interpolationsverfahrens eine Reduzierung des interessierenden Fehleranteils erreichbar ist. Insgesamt muß jedoch trotz eines stochastischen Fehlers bei der Rücktransformation auf Stationsorte in der hier diskutierten Größenordnung davon ausgegangen werden, daß ein objektiver Vergleich der Ergebnisse eine Mustererkennung ohne die Erstellung einer gleichen

3 Umsetzung der konzeptionellen Schwerpunkte und Entwicklung des Verfahrens

Bezugsbasis für die beiden betrachteten Datensätze vor Anwendung eines solchen Verfahrens zur Strukturanalyse speziell in Gebieten unterschiedlicher Datendichte nicht gewährleistet werden kann.

Das Cresman-ähnliche Schema erweist sich trotz der Nutzbarkeit der maximalen Anzahl von Beobachtungsstationen nur wenig geeignet, die hohe räumliche Niederschlagsvariabilität in Nordost-Brasilien zu erfassen. Auch eine Modifikation der Anzahl von Stützstellen erbrachte hier keine Verbesserungen. Der getestete bilineare Ansatz ist in seiner Leistungsfähigkeit zwischen dieser vom DWD entwickelten Methode und den Spline-Verfahren einzuordnen.

Auf der Basis der erzielten Resultaten wurde aus den überprüften Methoden letztlich die bikubische Spline-Technik nach *Späth (1973)* für den zu erarbeitenden Validierungsalgorithmus ausgewählt. Da zwischen den verschiedenen Spline-Interpolationsmethoden nur relativ schwache Unterschiede auftraten, wurde bei dieser Auswahl auch der im Vergleich zu den benutzten „Thin Plate Splines“ geringere Berechnungsaufwand mit in Betracht gezogen.

Ein Kriging-Verfahren wurde hier nicht untersucht, da bei solch einer geostatistischen Methode ein ähnlicher Ansatz wie bei „Thin plate Splines“ gemacht wird und die Lösung des gesuchten räumlich stetigen Signals lediglich statt mittels einer glatten Funktion durch ein kontinuierliches, autokorreliertes Zufallsfeld realisiert wird. Es werden dabei jedoch zusätzliche Anforderungen an die Stationarität der räumlichen Kovarianzmatrix gestellt (*Hutchinson 1995*), die bei Nutzung nur der jeweils umliegenden Gitterpunkte zur Interpolation auf den gesuchten Wert am dazwischenliegenden Stationsort nicht allgemeingültig erfüllt erscheinen. Außerdem ist die erforderliche Bestimmung von Konstanten zur Kalibrierung dieser Funktion aus den Beobachtungsdaten nicht unproblematisch, da Standard-Variogramm-Methoden unter bestimmten Bedingungen (uneinheitliche Varianzstruktur der Fehler-Größen) nicht nutzbar sind und die Leistungsfähigkeit anderer Methoden zur Bestimmung der Kovarianz, wie „Maximum Likelihood“ oder „Generalized Cross Validation“ (GCV), bei Datensätzen geringer Größe eingeschränkt sein kann.

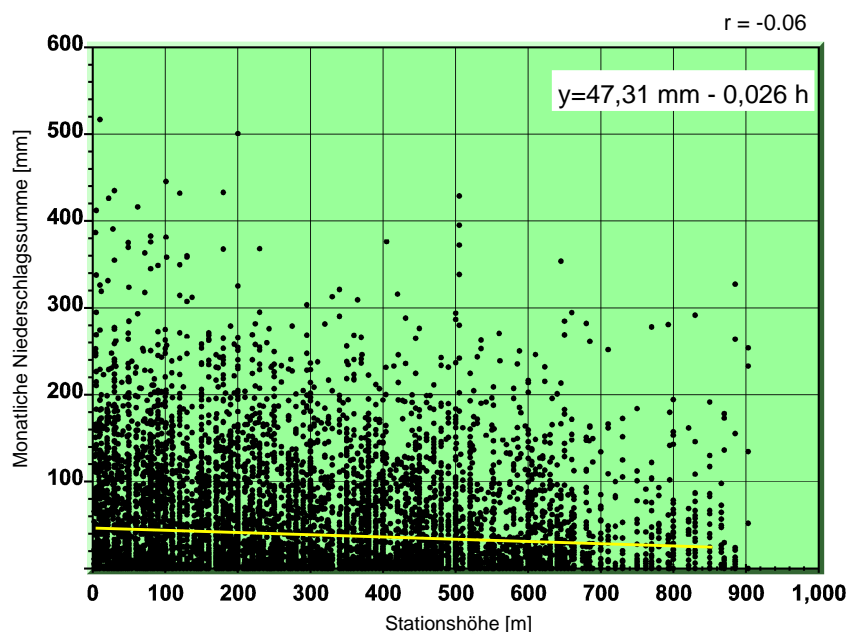


Abbildung 5: Korrelogramm zur Abhängigkeit der Niederschläge von der Stationshöhe für Nordost-Brasilien mit Korrelationskoeffizienten und linearer Regressionsgeraden

Hinsichtlich der Höhenabhängigkeit des Niederschlags konnte, wie aus Abbildung 5 ersichtlich ist, für das Untersuchungsgebiet insgesamt nur ein verschwindend geringer, jedoch mit 95% statistischer Sicherheit signifikanter Zusammenhang mit einem Korrelationskoeffizienten von $-0,06$ nachgewiesen werden. Der schwache Rückgang des Niederschlags mit der Höhe der Beobachtungsstation erscheint aus den regionalen Besonderheiten in Nordost-Brasilien erklärbar. Insbesondere liegen die Küstenstationen noch deutlich im Einflußbereich der Passatwinde und weisen u.a. durch die Land-Seewind-Zirkulation und deren Wechselwirkung mit den Passaten (*Tanajura 1996*), aber auch bedingt durch Stauniederschläge an küstennahen Gebirgen relativ hohe Niederschlagssummen gegenüber den z.T. erhöht im Lee dieser Gebirgrücken liegenden semi-ariden Gebieten auf. Eine Anwendung der gefundenen Relation birgt jedoch die Gefahr von Fehlern in sich, da auf kleineren räumlichen Skalenbereichen in der Regel inverse Abhängigkeiten vorliegen, wie z.B. für Stationen, die sich in Anströmrichtung auf dem Vorderhang relativ kleiner, aber durch die Stationsdichte noch erfaßbarer orographischer Hindernisse befinden. Da hierdurch die mittels einer solchen Korrektur erzielten Verbesserungen lokal z.T. aufgehoben bzw. sogar ins Gegenteil verkehrt werden könnten, wurde auf die Nutzung des entsprechenden Gradienten verzichtet.

Eine weitere Möglichkeit zur Erfassung solcher orographischen Abhängigkeiten besteht in der Aufteilung des Untersuchungsgebiets und der Ableitung lokaler Höhengradienten des Niederschlags. Der damit verbundene Mehraufwand wäre jedoch nur gerechtfertigt, wenn der erreichbare Genauigkeitszuwachs das Verhältnis zwischen dem Interpolationsfehler bei der Rücktransformation auf Stationsorte und den beobachteten Werten spürbar reduzieren könnte. Die Überprüfung solcher technischen Teilaspekte der Interpolationsmethodik soll Gegenstand weiterführender Untersuchungen sein und wurde in die hier entwickelte erste Version des Validierungsverfahrens noch nicht mit einbezogen.

3.6 Bestimmung von Parametern zur Beschreibung von Trockenheitsgefährdung mittels der definierten Kriterien

Von der konkreten Art und Weise, wie die Konvertierung der zu vergleichenden Zeitreihen anhand der definierten Alarmkriterien vorgenommen wird, können die Ergebnisse einer Mustererkennung mit multivariaten Ansätzen erheblich beeinflußt werden. Existieren z.B. zwischen den im Ergebnis einer solchen Transformation generierten Parametern nichtvernachlässigbare Korrelationen, besteht die Gefahr, daß redundante Informationen mit der gleichen Wichtigung in eine mehrdimensionale Analyse eingehen wie für unabhängige Größen und so bestimmte Aspekte überbetont werden.

Die verwendeten Transformationsvorschriften zur Berechnung der entsprechenden Parameter für den Komplex der klimatologischen Kriterien basieren generell auf dem gleichen Schema. Modifikationen dieses Vorgehens waren jedoch dann erforderlich, wenn etwa mehrere Größen gleichzeitig überprüft wurden oder es galt, Überschneidungen zu vermeiden und Intervalle unterschiedlicher Niederschlagsdefizite voneinander abzugrenzen.

Zur Untersuchung, ob ein extrem trockenes Jahr im Sinne der Definition in Tabelle 2 zu verzeichnen war, wurde der jeweilige Parameter auf 0 gesetzt, wenn die durch dieses Kriterium definierten Bedingungen vom betrachteten Datensatz nicht erfüllt worden sind. Andernfalls

3 Umsetzung der konzeptionellen Schwerpunkte und Entwicklung des Verfahrens

wurde sein Wert anhand der Differenz zwischen 50% des klimatologischen Jahresniederschlags und der tatsächlich aufgetretenen Jahressumme als Maß für die Ausprägung der Trockenheit bestimmt.

Für die Charakterisierung eines trockenen Jahres wurde neben der jährlichen Regenmenge auch die entsprechende Summe für März und April betrachtet. Hierbei handelt es sich gemäß Tabelle 7 im langjährigen Mittel um die beiden Monaten mit den stärksten Niederschlägen.

Monat	Jan.	Feb.	März	April	Mai	Juni	Juli	Aug.	Sept.	Okt.	Nov.	Dez.
Niederschlag [mm/Monat]	74,7	118,5	178,3	163,5	112,0	70,8	53,4	29,5	17,6	15,3	23,1	38,7

Tabelle 7: Mittlere Monatssumme des Niederschlags für 240 Stationen in Nordost-Brasilien mit mindestens 60 Jahren Datenverfügbarkeit, die zur Ableitung einer Klimatologie benutzt wurden

Dem anhand dieses Kriteriums zu ermittelnden Parameter wurde der Wert 0 zugewiesen, wenn entweder der Jahresniederschlag P_{Jahr} 75% des klimatologischen Wertes $P_{\text{Jahr, klim}}$ überstieg oder dieser Schwellenwert zwar nicht überschritten worden ist, der Niederschlag jedoch relativ homogen über das Jahr verteilt auftrat und im März und April weniger als 50% der jährlichen Regenmenge gefallen ist. Erst wenn beide Kriterien gemeinsam erfüllt waren, ist analog zur Bestimmung eines extrem trockenen Jahres die Differenz zwischen 75% des klimatologischen Jahresniederschlags und dem aktuellen Jahresniederschlag als Teilkomponente $Par_{\text{klim, tJ, 1}}$ gemäß Gleichung 1 berechnet worden. Zu diesem Term wurde ein weiterer Ausdruck addiert, der angibt, in welchem Maße die reale Niederschlagssumme für März und April den entsprechenden theoretischen Wert übersteigt, wenn in allen Monaten des Jahres die gleiche Regenmenge auftreten würde, und in welchem Verhältnis dieses Resultat zur Differenz zwischen 50% des Jahresniederschlags und dem Anteil für März und April bei einer solchen angenommenen Gleichverteilung der Monatssummen steht. Letztendlich ist das Ergebnis noch an der Hälfte des klimatologischen Jahresniederschlags skaliert worden, wodurch eine feste Bezugsgröße bei der Betrachtung verschiedener Jahre in die Berechnungen einfließt und die Vergleichbarkeit der Resultate ermöglicht werden sollte:

$$\begin{aligned}
 Par_{\text{klim, tJ}} &= Par_{\text{klim, tJ, 1}} + Par_{\text{klim, tJ, 2}} \\
 Par_{\text{klim, tJ, 1}} &= \begin{cases} 75\%P_{\text{Jahr, klim}} - P_{\text{Jahr}} & \text{für } P_{\text{Jahr}} < 75\%P_{\text{Jahr, klim}} \text{ und } P_{\text{März+April}} > 50\%P_{\text{Jahr}}; \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \\
 Par_{\text{klim, tJ, 2}} &= \begin{cases} \text{Max} \left[0; - \left(\frac{P_{\text{März+April}} - \frac{2}{12}P_{\text{Jahr}}}{50\%P_{\text{Jahr}} - \frac{2}{12}P_{\text{Jahr}}} \right) \cdot 50\%P_{\text{Jahr, klim}} \right] & \text{für } P_{\text{Jahr}} < 75\%P_{\text{Jahr, klim}}; \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Die Überprüfung, ob in dem untersuchten Jahr eine extrem trockene bzw. eine extrem feuchte Regenzeit zu verzeichnen war, erfolgte analog zur Testung auf extreme Trockenheit für das gesamte Jahr, indem bei Erfüllung der entsprechenden Kriterien der Betrag der Differenz zum untersuchten Schwellenwert gebildet wurde und der jeweilige Parameter andernfalls den Wert 0 zugewiesen bekam. Bei der praktischen Umsetzung stellte sich heraus, daß für das Jahr 1983 nur an einer Beobachtungsstation und für weniger als 3% der an Stationsorte interpo-

lierten Modellresultate eine extrem feuchte Regenzeit nachgewiesen werden konnte. Aufgrund dieses äußerst geringen Informationsgehaltes für die Ausprägung räumlicher Strukturen wurde dieser Parameter daher nicht in die multivariate Analyse einbezogen.

Für die verbleibenden Parameter zur Prüfung des Charakters der Regenzeit in Tabelle 2 kam die gleiche Berechnungsvorschrift zur Anwendung, wobei jedoch gegenüber *Parry et al. (1988)* noch die Einschränkung gemacht wurde, daß nur dann, wenn der Niederschlag in einem der betreffenden Intervalle lag, die Differenz zur dessen oberer Begrenzung gebildet und der betreffende Parameter mit diesem Wert belegt wurde. Damit wird gewährleistet, daß eine bestimmte Schwellenwert-Unterschreitung nur einmal zum Tragen kommt und z.B. bei Niederschlägen in der Regenzeit von weniger als 50% des klimatologischen Mittels keine gleichzeitige Doppelbewertung als "trocken" und "extrem trocken" erfolgt. Durch dieses Vorgehen sollten Korrelationen zwischen den verschiedenen Parametern aufgrund solcher Intervall-Überlappungen und damit verbundene Redundanzen soweit als möglich reduziert werden.

Auch bei der Umsetzung der in Tabelle 5 genannten Prüfgrößen zur Beschreibung potentieller Totalausfälle für Mais, Kundebohnen und Maniok aufgrund fehlender Niederschläge in die entsprechenden Parameter wurden diese, falls das jeweilige Kriterium nicht erfüllt war, mit 0 belegt. Im Gegensatz zur Nutzung klimatologischer Kriterien lagen hierbei jedoch einheitliche Schwellenwerte für alle Stationsorte vor, und die gebildete Differenz bei Eintritt der jeweiligen Extremsituation gibt den Absolutwert der Unterschreitung in mm/Monat wieder. Zusätzlich wurde für Maniok die Andauer von Episoden ohne Niederschlag betrachtet. Kam es zur Überschreitung der vorgegebenen Zeitspanne, ist auch hier die Differenz zwischen der Anzahl der Monate ohne Niederschlag und dem Prüfkriterium gebildet worden, die somit angibt, um wieviele Trockenmonate die Testgröße überschritten wurde.

3.7 Vergleich verschiedener multivariater Verfahren zur Mustererkennung und Grundzüge des Minimaldistanzverfahrens

Aufgrund der angestrebten komplexen Betrachtungsweise sollte zur Bestimmung der räumlichen Struktur des betrachteten extremen Ereignisses eine geeignete Methode aus der Familie der multivariaten Verfahren verwendet werden. Anhaltspunkte sollten dabei sein, mit welchem Erfolg der Algorithmus bereits zur Analyse des Klimas im lokalen bis regionalen Bereich anhand von Beobachtungen eingesetzt wurde, welche Vorbedingungen erfüllt sein müssen und welcher Meßgrößen zur Beschreibung der Qualität der erzielten Resultate nutzbar sind. Im Interesse eines vertretbaren Umfangs der vorliegenden Arbeit kann hierbei kein Anspruch auf Vollständigkeit erhoben werden, sondern es sollen vielmehr einige der am häufigsten eingesetzten Techniken unter den genannten Kriterien diskutiert werden.

Im Rahmen einer Diskriminanzanalyse besteht das Ziel darin, anhand bestimmter Kriterien, wie etwa der Minimierung der Wahrscheinlichkeit einer falschen Klassifizierung, Muster zu identifizieren (*Jolliffe 1986*). Für die Zuordnung unbekannter Daten zu existierenden Strukturen werden vorab für ein Trainingskollektiv die Gruppenzugehörigkeit und die Gesetzmäßigkeiten dieser Zuordnung mittels Diskriminanz-Funktionen bestimmt. Die Methodik ermöglicht Abschätzungen zur relativen Häufigkeit der Gruppen und zu Abständen zwischen ihnen. Vorbedingung für eine Anwendung dieses Verfahrens ist jedoch eine gute Unterscheidbarkeit der

untersuchten Strukturen mit nur geringen Überlappungen der Verteilungsfunktionen. Es wird außerdem impliziert, daß eine Normalverteilung der jeweils betrachteten Parameter vorliegt. Für andere Verteilungsformen kompliziert sich die Ermittlung statistischer Qualitätsmaße erheblich, wodurch die praktische Anwendbarkeit kaum noch gegeben ist. Eine Bewertung der Signifikanz der Trennung ist generell nicht möglich.

Zunehmender Beliebtheit erfreuen sich in jüngerer Zeit wieder neuronale Netze, die u.a. auch zur Mustererkennung einsetzbar sind. Eine Gruppierung wird hier durch Unterteilung der zu strukturierenden Daten in Kategorien ähnlicher Eigenschaften und die Ermittlung der optimalen Trennflächen zwischen diesen Gruppen erzielt (*Smith 1993*). Speziell Verfahren zur Bestimmung Topologie-erhaltender Abbildungen nach Teuvo Kohonen (Kohonens topologische Merkmalskarten) sind relativ weit verbreitet, wobei in einem Lernprozeß durch Selbstorganisation bestimmte Netzgewichte für jedes Neuron festgelegt werden und eine Abbildung der Eingangsdaten auf dem jeweils ähnlichsten Neuron im Bezug auf die interessierenden Eigenschaften erfolgt (*Hermann 1993*). Die Nutzung von Topologie-Funktionen und die Minimierung von Distanzkriterien ermöglicht eine Optimierung der Anzahl der Neuronen etwa zur Abbildung räumlicher Strukturen in einem zweidimensionalen Netz, wobei dieser Zugang der Einschränkung unterliegt, daß nur $n \times m$ Gruppen möglich sind mit den horizontalen Dimensionen m und n des Netzes. Zu Beginn des Lernprozesses ist dabei die subjektive Vorgabe bestimmter Bedingungen, wie z.B. von Nachbarschaftsfunktionen und deren Einflußradius sowie einer Lernkonstante, erforderlich. Bei ungünstiger Fixierung speziell der Anfangsverteilung der Netzgewichte kann es zu Verdrehungen topologischer Strukturen kommen und die Güte der Mustererkennung beeinträchtigt werden. Auch bei diesem Zugang ist keine Bewertung der Signifikanz der Trennung zwischen den einzelnen Klassen möglich.

Weiterhin werden zur Erkennung von Strukturen in Bereichen, in denen größere Datenmengen auf wenige überschaubare Interpretationseinheiten reduziert werden sollen, oft verschiedene Verfahren der Cluster-Analyse eingesetzt, wie z.B. von *Steinhausen und Langer (1977)* diskutiert. Hierbei besteht nach *Gerstengarbe und Werner (1993b)* das Ziel darin, eine vereinfachte Darstellung der Struktur einer vorgegebenen Menge von Elementen zu erhalten, wobei das Prinzip der systematischen Informationsverdichtung angewandt wird, um aus einer Fülle von Einzeldaten wesentliche strukturelle Charakteristika einer Objektmenge erkennen zu können. In diesem Fall erfolgt eine Gruppierung von Daten in Kategorien ähnlicher Eigenschaften, ohne daß spezielle Vorbedingungen an deren topologische Struktur bzw. die Form der Verteilungsfunktionen gestellt werden. Die Transparenz der Methodik und ihre vielseitige Verwendbarkeit stellen zusätzliche Vorteile dar. Diversive hierarchische Techniken starten mit einem Cluster, im folgenden auch als Gruppe oder Klasse bezeichnet, und unterteilen die zu untersuchenden Daten in den bereits im vorherigen Schritt gefundenen Klassen iterativ so lange, bis eine weitere Strukturierung keine Verbesserung bei der Maximierung einer bestimmten Zielfunktion (z.B. eines Varianzkriteriums wie in Gleichung 5) mehr erbringt. Dabei ist es nicht mehr möglich, ein einmal konstruiertes Cluster wieder aufzulösen und die entsprechenden Elemente anderen Gruppen zuzuordnen. Im Gegensatz hierzu kann bei nicht-hierarchischen Methoden eine Umgruppierung von Elementen zwischen allen Clustern in jedem Schritt der Berechnungen erfolgen. Nachteilig machte sich bislang allerdings auch bei diesen Verfahren bemerkbar, daß die statistische Signifikanz der Trenngüte nicht bestimmbar war und die subjektive Vorgabe der Anfangszahl von Clustern die Qualität der Resultate beein-

flussen konnte. Mittlerweile wurde von *Gerstengarbe und Werner (1997)* speziell das unten erläuterte Minimaldistanzverfahren dahingehend weiterentwickelt, daß die beschriebenen Nachteile überwunden und sowohl eine objektive Bestimmung der Clusteranzahl als auch ein Signifikanztest für die Trennung zwischen den Gruppen ermöglicht wurden.

Ausschlaggebend für die Auswahl einer der geschilderten Methoden war neben diesen Aspekten auch ein von *Gerstengarbe (1994)* durchgeführter Test verschiedener Cluster-Analyse-Methoden. Dort wurde geschlußfolgert, daß sich das erwähnte nicht-hierarchische, iterative Minimaldistanzverfahren am besten zur Charakterisierung räumlicher Strukturen bei der Untersuchung extremer klimatologischer Bedingungen auf jahreszeitlicher Basis in Mitteleuropa eignet. Daher wurde letztlich ein solches Minimaldistanzverfahren mit den von *Gerstengarbe und Werner (1997)* formulierten Verbesserungen für den Aufbau der hier entwickelten Validierungsmethodik verwendet.

Die Grundzüge dieser multivariaten Analysetechnik sollen im folgenden kurz dargestellt werden. Für eine detaillierte Beschreibung sei jedoch auf die ausführliche Darstellung in *Gerstengarbe (1994)* verwiesen. An dieser Stelle hingegen sollen nur die in diese Arbeit Eingang findenden prinzipiellen Grundlagen vorgestellt werden.

Zur Charakterisierung eines extremen Ereignisses wird bei dem von *Gerstengarbe und Werner (1992)* und *Gerstengarbe und Werner (1993a)* vorgeschlagenen Verfahren eine gewichtete Kombination solcher normierter Parameter ermittelt, welche geeignet sind, wesentliche Aussagen über das Auftreten von Extremen im interessierenden Zeitraum zu liefern. Bei der hier eingesetzten Version des Minimaldistanzverfahrens werden die Abstände zwischen den Clustern euklidisch angenommen. Außerdem müssen die verwendeten Parameter unkorreliert oder zumindest gleichkorreliert sein. Andernfalls kann es zu Verzerrungen der Resultate durch eine Überbetonung voneinander abhängiger Variablen kommen (*Steinhausen und Langer 1977*). Um abzusichern, daß nur solche Größen verwendet werden, die einen signifikant nachweisbaren Einfluß auf die Resultate der Clusterung haben, können im Vorfeld der eigentlichen Strukturanalyse z.B. Korrelationsanalysen oder spezielle Sensitivitätstests durchgeführt werden. Alternative Möglichkeiten, bei denen auch beliebig korrelierte Parameter zum Einsatz kommen können, werden weiter unten diskutiert.

Die letztlich zur Beschreibung des untersuchten extremen Ereignisses geeigneten Parameter $p_{i,j}$ sind im allgemeinen von ungleicher Größenordnung und Maßeinheit und werden zur Gewährleistung der Vergleichbarkeit einer Normierung unter Anwendung der z-Transformation (Normierung auf den Mittelwert 0 und die Standard-Abweichung 1) unterzogen:

$$z_{i,j} = \frac{(p_{i,j} - \bar{p})}{s} \quad (2a)$$

mit

$$\bar{p} = \frac{1}{N_{Ele}} \sum_{i=1}^{N_{Ele}} p_{i,j} \quad \text{sowie} \quad s^2 = \frac{1}{N_{Ele}-1} \sum_{i=1}^{N_{Ele}} (p_{i,j} - \bar{p})^2 \quad (2b;c)$$

Bei dieser Nomenklatur bezeichnet $i = 1, \dots, N_{Ele}$ die Anzahl der Elemente für das betrach-

tete Datenkollektiv (z.B. die Anzahl der Stationen) und $j = 1, N_{\text{Par}}$ charakterisiert die Menge der benutzten Parameter.

Die wesentlichen Schritte bei dieser Clusterungsmethode können folgendermaßen beschrieben werden:

Aus den normierten Parametern werden Elemente e_i gebildet, die als Vektoren in einem N_{Par} -dimensionalen Phasenraum aufgefaßt werden können.

$$e_i = f(z_{i,1}, \dots, z_{i,N_{\text{Par}}}) \quad (3)$$

Diese Elemente werden in einem ersten Iterationsschritt simultan so auf alle möglichen Gruppen aufgeteilt, daß eine Gleichverteilung aller e_i in die K Cluster mit einer Besetzungszahl $N_g = N_{\text{Ele}}/K$ zustande kommt:

$$\begin{array}{l} e_1, \dots, e_{N_g} \in g_1 \\ e_{N_g+1}, \dots, e_{2N_g} \in g_2 \\ \cdot \quad \quad \cdot \\ \cdot \quad \quad \cdot \\ e_{(K-1)N_g+1}, \dots, e_{KN_g} \in g_K \end{array} \quad (4)$$

Durch die schrittweise Umverteilung von Elementen, die innerhalb der einzelnen Cluster k mit der Besetzungszahl N_{g_k} die größten Abstände zum Mittelwert im N_{Par} -dimensionalen Phasenraum, dem Gruppenzentrum \bar{e}_{g_k} haben, wird eine sukzessive Optimierung der Gruppierungen g und die Minimierung einer objektiven Zielfunktion $Z(g) \forall g \rightarrow \text{Min}$ erreicht.

$$Z(g) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} \|e_i - \bar{e}_{g_k}\|^2 ; \quad \bar{e}_{g_k} = \frac{1}{N_{g_k}} \sum_{i \in g_k} e_i \quad (5a;b)$$

Bei der Definition der Zielfunktion in (5a) wird der Euklidische Abstand zwischen den einzelnen Elementen einer Gruppe und dem entsprechenden Gruppenzentrum $\|e_i - \bar{e}_{g_k}\|$ als Testkriterium benutzt. Die Clusterung wird so lange wiederholt, bis ein lokales Minimum der Zielfunktion als Abbruchkriterium erreicht wird.

In der vorliegenden Arbeit wurde eine Version der nicht-hierarchischen Cluster-Analyse verwendet, in welcher es durch Einbeziehung der im Anhang B aufgeführten Erweiterungen nach *Gerstengarbe und Werner (1997)* möglich war, dieses Verfahren objektiv in dem Sinn anzuwenden, daß die Qualität der Mustererkennung bewertet und erforderlichenfalls automatisch verbessert werden kann. Insbesondere wird dabei durch eine Implementierung statistischer Tests sichergestellt, daß mit einer bestimmten Irrtumswahrscheinlichkeit β eine signifikante Trennung der Gruppen gewährleistet werden kann. Auf die Einbeziehung der Erweiterungen zur objektiven Bestimmung der Anfangs-Clusterzahl wurde jedoch verzichtet, da für diese Version bislang noch ein erheblich größerer Rechenzeitbedarf zu verzeichnen ist und ein effizienter Einsatz nicht möglich erschien.

3.8 Entwicklung einer Diagnostik zur objektiven Bewertung von Unterschieden zwischen Beobachtungen und Modellresultaten

In Kapitel 2 wurde zur Entwicklung der Grundstruktur des vorgeschlagenen Validierungsverfahrens eine separate Clusterung modellierter und beobachteter Daten favorisiert. Hierdurch bleibt eine unveränderliche Bezugsbasis für die Validierung erhalten und es wird vermieden, daß die entsprechenden Gruppenzentroide und somit auch die Zuordnung von Beobachtungen zu den jeweiligen Clustern in Abhängigkeit vom untersuchten Modell variieren können. Es ist jedoch bei einem solchen Vorgehen zu erwarten, daß die ermittelten Strukturen für beide Datenkollektive nur bei einer weitgehenden Übereinstimmung direkt vergleichbar sind. Im allgemeinen muß jedoch davon ausgegangen werden, daß durch Unterschiede in der Anzahl der Cluster und in den Werten der Gruppenzentroide keine unmittelbare Zuordnung möglich ist. Aus diesem Grund ist es erforderlich, einen entsprechenden Bezug für jeden zu prüfenden Satz von Modellergebnissen neu herzustellen.

Zuerst muß dabei untersucht werden, ob für beide Datenkollektive die gleiche Anzahl von Clustern ermittelt werden kann. Existiert in diesem Punkt Übereinstimmung, ist eine notwendige, aber noch nicht hinreichende Bedingung für eine Vergleichbarkeit derjenigen Klassen erfüllt, denen in beiden Datensätzen hinsichtlich der Ausprägung der untersuchten extremen Bedingungen der gleiche Stellenwert (die gleiche Rangordnung) zugeordnet werden kann. Bei abweichenden Clusterzahlen kann jedoch davon ausgegangen werden, daß hier bereits erste Hinweise auf deutliche strukturelle Unterschiede vorliegen. In diesem Fall wird die für die Beobachtungen gefundene Anzahl von Clustern als feste Vorgabe für eine modifizierte Version des Analyseverfahrens benutzt, mit welcher die Parameter aus den Modellresultaten erneut einer Strukturanalyse unterzogen werden. Existiert unter diesen Bedingungen eine Gruppierung, bei welcher alle vorgegebenen Cluster mit mindestens einem Element besetzt sind, werden sowohl diese Ergebnisse als auch jene für die optimierte Variante in die weitere Diagnostik einbezogen und dabei Vergleiche untereinander angestellt. Andernfalls können nur die ursprünglichen Resultate verwendet werden, da bei unbesetzten Clustern eine weitere statistische Auswertung nicht möglich ist.

Nach diesem Schritt können die Cluster in den beiden jeweils zu vergleichenden Datenkollektiven in Relation zueinander gesetzt werden, indem für jedes Cluster von Parametern aus den Simulationsresultaten $g_{k,Mod}$ das ähnlichste Pendant aus den Beobachtungen bestimmt wird. Hierzu wird unter Nutzung der jeweiligen Gruppenzentroide eine Zielfunktion $Z(g_{k,Mod})$ berechnet, mit deren Minimum der gesuchte nächste Nachbar identifiziert werden kann:

$$Z(g_{k,Mod}) = \text{Min} \left\| \bar{e}_{g_{k,Mod}} - \bar{e}_{g_{l,Beob}} \right\|, \quad l = 1, \dots, K_{Beob} \quad (6)$$

Das weitere Vorgehen hängt davon ab, wie die so ermittelten ähnlichsten Cluster aus modellierten und beobachteten Daten mit Elementen, wie sie in Gleichung 3 definiert wurden, besetzt sind. Prinzipiell wird angestrebt, die Signifikanz der Unterschiede für die Verteilungsfunktionen sämtlicher Parameter in den jeweiligen Gruppen mit statistischen Mitteln zu prüfen. Hierbei sollen im Hinblick auf eine möglichst breite Anwendbarkeit ausschließlich verteilungsfreie Techniken eingesetzt werden. In der Praxis sind jedoch, wie bei allen statistischen Prüfverfahren, auch in diesem Fall bestimmte Mindestanforderungen zu erfüllen, damit die Resultate noch eine ausreichende Aussagefähigkeit aufweisen. Ist insbesondere die Vorbe-

dingung einer bestimmten minimalen Werteanzahl nicht gegeben, kann lediglich eine vereinfachte Betrachtungsweise für die Unterschiede zwischen beobachteten und modellierten Parametern in den jeweiligen Gruppen angewendet werden. Aus diesem Grund wurde eine mehrstufige Herangehensweise entwickelt, welche diesen Aspekten Rechnung trägt.

Im ersten Schritt wird dabei überprüft, ob die Voraussetzungen gegeben sind, welche zur Durchführung eines χ^2 -Tests erfüllt sein müssen, wie er z.B. in *Taubenheim (1969)* beschrieben wird. Für diese Methode müssen die beiden zu untersuchenden Stichproben, d.h. die Elemente der zu vergleichenden Cluster, in der Regel nochmals in gleiche Klassen unterteilt werden. In den einzelnen Klassen n' muß eine solche Besetzungszahl erreicht werden, daß die jeweiligen theoretischen Häufigkeiten $h_{j, n', \text{Beob}, g_l}^0$ für einen Parameter j aus Beobachtungen im Cluster g_l und $h_{j, n', \text{Mod}, g_k}^0$ aus interpolierten Modellresultaten im Cluster g_k , die sich gemäß Gleichung 7 berechnen lassen, nicht kleiner als 5 werden.

$$\begin{aligned}
 h_{j, n', \text{Beob}, g_l}^0 &= (h_{j, n', \text{Beob}, g_l} + h_{j, n', \text{Mod}, g_k}) \cdot \frac{N_{\text{Beob}, g_l}}{N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k}} \quad \text{bzw.} \\
 h_{j, n', \text{Mod}, g_k}^0 &= (h_{j, n', \text{Beob}, g_l} + h_{j, n', \text{Mod}, g_k}) \cdot \frac{N_{\text{Mod}, g_k}}{N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k}}
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

Hierbei bezeichnen $h_{j, n', \text{Beob}, g_l}$ und $h_{j, n', \text{Mod}, g_k}$ die absoluten Häufigkeiten dieses Parameters in der Klasse n' für beide Datensätze und N_{Beob, g_l} bzw. N_{Mod, g_k} die Gesamtzahl der Elemente in den jeweiligen Clustern entsprechend der oben eingeführten Nomenklatur. Ist dieses Kriterium für sämtliche Gruppen aus Modellergebnissen und deren jeweils ähnlichstes Pendant aus den Beobachtungsdaten erfüllt, wird die Prüfgröße χ^2 nach

$$\chi^2 = \sum_{n'=1}^{n_{\text{Klas}}} \frac{\left(h_{j, n', \text{Beob}, g_l} - \frac{N_{\text{Beob}, g_l}}{N_{\text{Mod}, g_k}} \cdot h_{j, n', \text{Mod}, g_k} \right)^2}{\frac{N_{\text{Beob}, g_l}}{N_{\text{Mod}, g_k}} \cdot (h_{j, n', \text{Beob}, g_l} + h_{j, n', \text{Mod}, g_k})}
 \tag{8}$$

bestimmt. Überschreitet der Wert χ^2 in Abhängigkeit vom Freiheitsgrad $n = (n_{\text{Klas}} - 1)$ mit der Klassenanzahl n_{Klas} und der statistischen Sicherheit β eine z.B. von *Taubenheim (1969)* tabellarisch bestimmte Signifikanzschwelle, werden die Verteilungen verschiedenen Grundgesamtheiten zugeordnet und die untersuchten Cluster hinsichtlich dieses Parameters als unterschiedlich angesehen. Anderenfalls kann nicht ausgeschlossen werden, daß beide Verteilungsfunktionen der gleichen Grundgesamtheit entstammen, so daß die beiden Cluster mit der gewählten statistischen Sicherheit als identisch anzusehen sind. Dieser Test wird für alle Parameter einzeln durchgeführt, so daß letztlich für sämtliche $j = 1, \dots, N_{\text{Pa}}$ Größen eine solche Aussage vorliegt.

Sind die Vorbedingungen für einen χ^2 -Test nicht erfüllt, und es kann auch bei einer sukzessiven Reduzierung der Klassenzahl nicht gewährleistet werden, daß alle theoretischen Häufigkeiten für sämtliche Parameter mindestens den Wert 5 aufweisen, wird dieses Prüfverfahren für keine der gefundenen Gruppen benutzt. Damit wird vermieden, daß die betreffenden Parameter möglicherweise mit Methoden unterschiedlicher Effizienz in verschiedenen Bereichen der Verteilungsfunktionen bewertet werden, wenn in Abhängigkeit von der Besetzungszahl

der jeweiligen Cluster das eine oder andere Verfahren zum Einsatz kommt.

In diesem Fall wird zum nächsten Schritt übergegangen und untersucht, ob die weniger restriktiven Voraussetzungen für den ebenfalls von *Taubenheim (1969)* beschriebenen Smirnov-Test erfüllt werden, wo lediglich gefordert werden muß, daß die Stichprobe in jedem Cluster aus mindestens 6 Elementen besteht.

Ist unter diesem Gesichtspunkt eine Anwendung des Prüfverfahrens möglich, wird für jedes Paar von Clustern jeweils die maximale Differenz D der kumulativen Verteilungsfunktionen F_{j, Beob, g_l} für den Parameter j aus Beobachtungen sowie F_{j, Mod, g_k} für die entsprechende Größe aus Modellresultaten bestimmt. Anschließend wird überprüft, ob diese Differenz eine Signifikanzschranke $D_{\text{Sig}, \beta}$ übersteigt, die in Abhängigkeit von der vorgegebenen statistischen Sicherheit β , der Anzahl der Beobachtungen N_{Beob, g_l} und der Zahl der aus Modellergebnissen interpolierten Datenpunkten (im folgenden auch als Modellresultate am Ort von Beobachtungsstationen bezeichnet) N_{Mod, g_k} in den jeweiligen Clustern berechnet wird:

$$D = \text{Max} \| F_{j, \text{Mod}, g_k} - F_{j, \text{Beob}, g_l} \| ;$$

$$D_{\text{Sig}, \beta} = \sqrt{\frac{\ln \beta}{2 \cdot \frac{N_{\text{Beob}, g_l} \cdot N_{\text{Mod}, g_k}}{N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k}}} - \frac{1}{6 \cdot \frac{N_{\text{Beob}, g_l} \cdot N_{\text{Mod}, g_k}}{N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k}}}} \quad (9)$$

Für $D > D_{\text{Sig}, \beta}$ bestehen signifikante Unterschiede zwischen den Verteilungsfunktionen. Kann nicht wiederlegt werden, daß die Parameterverteilungen aus derselben Grundgesamtheit stammen, werden die entsprechenden Cluster wie beim χ^2 -Test als gleich angesehen.

Als Besonderheit bei der Untersuchung extremer Bedingungen kann es dazu kommen, daß unter relativ normalen Verhältnissen die jeweiligen Prüfkriterien nur selten erfüllt werden und die entsprechenden Parameter identisch 0 sind. Tritt dieser Fall in beiden betrachteten Clustern auf, werden sie als gleich angesehen. Eine Anwendung der oben genannten statistischen Testverfahren ist dabei nicht erforderlich, da F_{j, Beob, g_l} und auch F_{j, Mod, g_k} hier die spezielle Form einer Treppenfunktion mit der Sprungstelle 0 aufweisen, so daß D stets den Wert 0 annimmt. Existieren jedoch in einem der Cluster von 0 verschiedene Elemente, muß abgeschätzt werden, ob diese Unterschiede als signifikant anzusehen sind. Hierfür wird eine weitere Variante des χ^2 -Tests zur Beurteilung von Eintrittshäufigkeiten verwendet:

$$\chi^2 = \frac{(h_{j, \text{Beob}, g_l} N_{\text{Mod}, g_k} - h_{j, \text{Mod}, g_k} N_{\text{Beob}, g_l})^2 \cdot (N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k} - 1)}{(h_{j, \text{Beob}, g_l} + h_{j, \text{Mod}, g_k}) \cdot (N_{\text{Beob}, g_l} + N_{\text{Mod}, g_k} - h_{j, \text{Beob}, g_l} - h_{j, \text{Mod}, g_k}) \cdot N_{\text{Beob}, g_l} N_{\text{Mod}, g_k}} \quad (10)$$

Die Bedeutung der Terme entspricht dabei der Nomenklatur in Gleichung 7, wobei h_{j, Beob, g_l} und h_{j, Mod, g_k} jetzt die Häufigkeit der Null-Elemente im jeweiligen Cluster verkörpern. Übersteigt der χ^2 -Wert einen bestimmten Schwellenwert in Abhängigkeit von der gewählten statistischen Sicherheit nicht, kann ein signifikanter Beitrag der von 0 verschiedenen Elemente ausgeschlossen werden und beide Verteilungen sind wiederum als identisch anzusehen. Andernfalls stammen die beiden Cluster nicht aus der gleichen Grundgesamtheit und werden hinsichtlich des betrachteten Parameters als unterschiedlich bewertet. In beiden Fällen erübrigt sich die Benutzung des Smirnov- und des χ^2 -Tests entsprechend der Gleichungen 7 bis 9.

Taubenheim (1969) argumentiert, daß dieser Test bedenkenlos auch für kleine Stichproben bis zu 5 Elementen eingesetzt werden kann.

Sind die erforderlichen Mindestbesetzungszahlen weder für eine Anwendung dieses Prüfverfahrens zur Beurteilung der Eintrittshäufigkeiten, noch für einen Einsatz der beiden beschriebenen Testmethoden zur Beurteilung der Verteilungsfunktionen gegeben, kann in den betroffenen Clustern lediglich eine vereinfachte Diagnose in Form eines Vergleichs der Besetzungszahlen hinsichtlich signifikanter Unterschiede durchgeführt werden.

Hierzu ist es ebenfalls möglich, den χ^2 -Test zur Bewertung von Eintrittshäufigkeiten nach Gleichung 10 heranzuziehen, wenn man jetzt unter h_{j, Beob, g_l} bzw. h_{j, Mod, g_k} die Häufigkeit aller Elemente im jeweiligen Cluster versteht. Die dort eingehende Gesamtzahl der Beobachtungen bzw. die Anzahl der aus Modellresultaten interpolierten Datenpunkte erstreckt sich jetzt auf die Summe sämtlicher verfügbarer Stationsbeobachtungen, so daß diese Größe einen Wert von mindestens 433 annimmt und eine Anwendbarkeit in jedem Fall gegeben ist:

$$\chi^2 = \frac{(h_{j, \text{Beob}, g_l} N_{\text{Beob}} - h_{j, \text{Mod}, g_k} N_{\text{Beob}})^2 \cdot (2N_{\text{Beob}} - 1)}{(h_{j, \text{Beob}, g_l} + h_{j, \text{Mod}, g_k}) \cdot (2N_{\text{Beob}} - h_{j, \text{Beob}, g_l} - h_{j, \text{Mod}, g_k}) \cdot N_{\text{Beob}}^2} \quad (11)$$

Gleichheit der Cluster wird impliziert, wenn, wie bei den anderen Versionen des χ^2 -Tests, ein bestimmter Wert der Testgröße, der vom gewählten Signifikanzlevel abhängt, nicht überschritten wird.

Macht sich eine solche Untersuchung der Besetzungszahlen erforderlich, wird für die Cluster, welche davon nicht betroffen sind, nicht generell auf eine Überprüfung der Verteilungsfunktionen verzichtet. Vielmehr wird jeweils in Abhängigkeit von der Anzahl der Elemente entschieden, welche Variante möglich ist, da hierbei nicht, wie im Fall einer parallelen Anwendung von Smirnov- und χ^2 -Test, die Gefahr besteht, die gleiche Fragestellung mit zwei verschiedenen Methoden unter unterschiedlichen Aspekten zu beurteilen. In die weiteren diagnostischen Untersuchungen fließen letztlich sowohl die Resultate aus der Überprüfung der Verteilungsfunktionen als auch für den Vergleich der Besetzungszahlen mit einer Wichtung entsprechend der Anwendungshäufigkeit ein.

Zusätzlich zu den geschilderten statistischen Tests werden für alle Parameter einer Gruppierung charakteristische Kenngrößen bestimmt, mit deren Hilfe u.a. auch separat für beide Datenkollektive die Fixierung einer Reihenfolge oder Rangordnung der Cluster untereinander möglich wird. Auch in diesem Fall ist eine Normierung erforderlich, um die Vergleichbarkeit verschiedener Größen mit z.T. unterschiedlichen Dimensionen zu gewährleisten. Anders als bei der z-Transformation in Gleichung 2 werden die einzelnen Parameter in jeder Gruppe jedoch jetzt an ihren Mittelwerten für alle Beobachtungsstationen bzw. für alle Modellresultate an Stationsorten skaliert. Hierdurch wird es möglich, die resultierenden Größen unter Beachtung ihres Beitrages zur Beschreibung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft und unter Berücksichtigung eventueller Korrelationen für alle Parameter aufzusummieren, ohne ihren Anteil bei einer hohen Streubreite der entsprechenden Verteilungsfunktionen zu reduzieren. Dabei gehen z.B. Parameter zur Charakterisierung feuchter Bedingungen im Block der klimatologischen Prüfgrößen mit negativen Vorzeichen ein.

Anhand der Mittelwerte der so definierten Summe für alle Elemente eines Clusters wird zuerst der Stellenwert der einzelnen Gruppen aus dem Beobachtungsmaterial untereinander bestimmt und eine entsprechende Ordnungsnummer zugeteilt. Diese kann dann direkt auf diejenigen Klassen von Parametern aus der Modellsimulation übertragen werden, für welche das jeweils betrachtete Cluster aus beobachteten Daten anhand von Gleichung 6 als nächster Nachbar ermittelt worden ist. Es ist jedoch zu beachten, daß hier in der Regel keine eindeutige Abbildung möglich ist und die gleiche Priorität mehr als einmal vergeben werden kann, wenn mehr als einem Cluster aus Modellresultaten die gleiche Gruppe aus den Beobachtungen als ähnlichstes Pendant zugewiesen wurde. In diesem Fall wird die gleiche Kenngröße wie für die Beobachtungen auch für die betreffenden Klassen modellierter Parameter berechnet und mit ihrer Hilfe der gegenseitige Stellenwert neu bestimmt.

Darüber hinaus wird für jedes Cluster die minimale und maximale Summe der normierten Parameter ermittelt, um die innere Variabilität der jeweiligen Gruppen beschreiben zu können. Auf die Berechnung der Standard-Abweichung wurde dabei verzichtet, da bei geringen Besetzungszahlen eine objektive Abschätzung dieser Größe nicht möglich ist.

Die bisher betrachteten diagnostischen Untersuchungen ermöglichen die Bewertung von Unterschieden zwischen Paaren beobachteter und modellierter Cluster, den Vergleich der Mittelwerte und Bandbreiten aller Parameter in verschiedenen Gruppen sowie die Fixierung einer Rangordnung der einzelnen Klassen in beiden Datenkollektiven. Eine generelle Bewertung der Leistungsfähigkeit des jeweils untersuchten Modells ist mit dieser Vielzahl von Einzelergebnissen allerdings nur schwer möglich.

Eine Prämisse beim Aufbau des vorgeschlagenen Verifikationsalgorithmus war jedoch eine umfassende und gleichzeitig gut handhabbare quantitative Bewertung von Unterschieden zwischen Modellresultaten und Beobachtungen mit höchstmöglicher Objektivität. Aus diesem Grund wurde der Versuch gemacht, aggregierte Maßzahlen zu definieren, welche eine einfache Beurteilung der jeweiligen Modelle hinsichtlich der Wiedergabe extremer Ereignisse erlauben. Die im folgenden formulierten Größen stellen Prototypen solcher Bewertungszahlen zur Erprobung der entwickelten Methodik dar und sind insofern als vorläufig aufzufassen.

Zur Beschreibung der Qualität, mit der das untersuchte Modell einen einzelnen Parameter j wiedergibt, wurde der Term Diff_j definiert. Er gibt an, in welchem Maße die getesteten Verteilungen bzw. Besetzungszahlen im Mittel für alle Cluster von den Referenzdaten differieren:

$$\begin{aligned}
 \text{Diff}_j &= w_1 \cdot \frac{1}{K_{\text{Mod, hf}}} \sum_{k_1=1}^{K_{\text{Mod, hf}}} \text{Diff}_{g_{k_1, j}} + (1 - w_1) \cdot \frac{1}{K_{\text{Mod, bz}}} \sum_{k_2=1}^{K_{\text{Mod, bz}}} \left(\text{Diff}_{g_{k_2, j}} + \text{Diff}_2^0 \cdot w_2 \right) \text{ mit} \\
 \text{Diff}_{g_{k_1, j}} &= \begin{cases} 0 & \text{bei Gleichheit der Verteilungen} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \\
 \text{Diff}_{g_{k_2, j}} &= \begin{cases} 0 & \text{bei gleichen Besetzungszahlen} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad \text{sowie} \\
 w_1 &= \frac{K_{\text{Mod, hf}}}{K_{\text{Mod}}} \quad \text{und} \quad w_2 = 1 - \frac{1}{K_{\text{Mod, bz}}} \sum_{k_2=1}^{K_{\text{Mod, bz}}} \text{Diff}_{g_{k_2, j}}
 \end{aligned} \tag{12}$$

Der erste Beitrag zu Diff_j wird durch den Mittelwert der logischen Größe $\text{Diff}_{g_{k_1,j}}$ für alle diejenigen Cluster gebildet, für welche eine Überprüfung der Verteilungen möglich ist. Der zweite Beitrag berücksichtigt die entsprechenden Resultate für die Untersuchung der Besetzungszahlen. Die beiden Gewichte w_1 und $(1 - w_1)$ bezeichnen dabei entsprechend den oben gemachten Ausführungen die relative Häufigkeit, mit der eine Anwendung des jeweiligen Prüfverfahrens nach Gleichungen 8 bis 10 bzw. nach Gleichung 11 im Verhältnis zur Gesamtzahl aller Cluster aus modellierten Parametern möglich ist. Weiterhin wurde ein Zusatzterm Diff_2^0 eingeführt, da nicht unmittelbar auf die Gleichheit der Parameter in den betreffenden Clustern geschlossen werden kann, wenn lediglich eine Überprüfung der Klassenbesetzung möglich ist ($w_1 = 0$), und dabei in allen Clustern Übereinstimmung festgestellt wird. Durch Diff_2^0 kann eine Mindestabweichung im Bereich zwischen 0 und 1 festgelegt werden, die für den hier entwickelten Prototyp des vorgeschlagenen Validierungsverfahrens auf den Wert 0,5 gesetzt wurde. Perspektivisch ist es jedoch erforderlich, die Plausibilität dieses Vorgehens z.B. anhand der parallelen Überprüfung von Verteilungen und Besetzungszahlen bei solchen Datenkollektiven zu untersuchen, die mit mehr als 6 Elementen die Voraussetzungen für die Durchführung beider Testverfahren erfüllen. Mit w_2 wird der Anteil dieses fixen Terms reduziert, wenn in einer steigenden Zahl von Clustern unterschiedliche Besetzungszahlen bei Anwendung von Gleichung 11 nachweisbar sind. Anderenfalls können im Spezialfall $w_1 = 0$ unrealistisch hohe Werte für Diff_j auftreten, wenn alle Paare von Clustern aus den beiden zu vergleichenden Datensätzen sich signifikant voneinander unterscheiden.

Die so definierte Größe Diff_j bildet die Basis für ein umfassenderes Qualitätsmaß $Q_{1,j}$ und wird entsprechend Gleichung 13 anhand weiterer Gütekriterien skaliert. Die dort eingeführten Abstände im N_{par} -dimensionalen Raum der Parameter bringen Unterschiede zwischen den Gruppenzentroiden benachbarter Cluster aus den zu vergleichenden Datenkollektiven zum Ausdruck und erfassen damit einen weiteren wichtigen Aspekt:

$$Q_{1,j} = \text{Diff}_j \cdot \left(1 + \frac{\alpha \cdot \bar{r}_{\text{Clu, Mod, Beob}_{\text{zuge.}}} + (1-\alpha) \cdot \bar{r}_{\text{Clu, Beob}_{\text{nicht zuge.}}}}{\bar{r}_{\text{Clu, Beob}}} \right); \alpha = \frac{N_{\text{Clu, Beob}_{\text{zuge.}}}}{N_{\text{Clu, Beob}}} \quad (13)$$

Die einzelnen Terme können wie folgt interpretiert werden:

Mit $\bar{r}_{\text{Clu, Mod, Beob}_{\text{zuge.}}}$ wird die mittlere Euklidische Distanz zwischen den Zentroiden der Cluster aus Modellresultaten und deren nächsten Nachbarn aus den Referenzdaten bezeichnet. Damit werden Unterschiede zwischen den unmittelbar vergleichbaren räumlichen Strukturen aus beiden Datenkollektiven quantifizierbar. Die Größe α beschreibt dabei den Anteil aller Cluster aus Beobachtungen, für welche eine solche Zuordnung als nächste Nachbarn einer der Gruppen modellierter Parameter möglich war. Können für sämtliche Strukturen aus Beobachtungsdaten solche Relationen gefunden werden ($\alpha = 1$), geht gemäß Gleichung 13 nur dieses Distanzmaß in die Qualitätsbewertung ein.

Anderenfalls erscheint es sinnvoll, auch für die Cluster aus Beobachtungen, welche nicht als nächste Nachbarn irgendeiner räumlichen Struktur aus Modellergebnissen identifiziert werden konnten, die Euklidischen Abstände zu den jeweils nächsten Clustern modellierter Parametern $\bar{r}_{\text{Clu, Beob}_{\text{nicht zuge.}}}$ zu berechnen und deren Mittelwert in die Qualitätsbewertung

einfließen zu lassen. Der Faktor $1 - \alpha$ in Gleichung 13 gibt dabei den Anteil der betroffenen Cluster aus beobachteten Parametern wieder, für die ein derartiger Bezug nicht hergestellt werden konnte.

Zusätzlich erfolgt noch eine Normierung beider Distanzmaße am mittleren Abstand zwischen den Gruppenzentroiden aller Klassen im Referenzdatensatz $\bar{r}_{Clu, Beob.}$. Damit werden auftretende Unterschiede zwischen den Gruppenzentroiden vergleichbarer Cluster beider Datensätze z.B. um so stärker bewertet, je weniger sich die Klassen des beobachteten Datensatzes in ihren Mittelwerten unterscheiden. Bei einer relativ deutlichen Differenzierung dieser Strukturen hingegen reduziert sich das Gewicht dieser Größen im Zähler von Gleichung 13 entsprechend. Für den Spezialfall, daß alle Cluster beobachteter Parameter eineindeutig als Nachbarn von Gruppen aus Modellresultaten identifiziert werden können und außerdem sämtliche Gruppenzentroiden übereinstimmen ($\alpha = 1$ und $\bar{r}_{Clu, Mod., Beobzuge.} = 0$), sind $Q_{1,j}$ und $Diff_j$ identisch, und Gleichung 13 geht in Gleichung 12 über. Im Fall eines idealen Modells mit nicht unterscheidbaren Parameterverteilungen und gleichen Gruppenzentroiden würde $Q_{1,j}$ letztlich den Wert 0 annehmen.

Die mit Gleichung 12 und 13 definierten Qualitätskriterien für Einzelparameter können als Ausgangspunkte dienen, um in einem weiteren Schritt eine komplexe Bewertung des untersuchten Modells zu ermöglichen. Hierzu ist es jedoch erforderlich, die ermittelten Abweichungen der Verteilungsfunktionen und Besetzungszahlen für alle Parameter geeignet zu verallgemeinern, bevor das entsprechende Qualitätskriterium bestimmt wird. Die Abstandsfunktionen in (13) werden davon jedoch nicht betroffen.

Um zu einer solchen Verallgemeinerung zu kommen, wird in Gleichung 14 eine Vorschrift zur gewichteten Mittelwertbildung definiert:

$$\overline{Diff} = \frac{1}{N_{Par, gew.}} \cdot \sum_{j=1}^{N_{Par}} w_j \cdot Diff_j \quad , w_j = \begin{cases} 1 & \text{für Korrelationen} < R_{krit} \\ < 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (14)$$

Der Skalierungsfaktor $N_{Par, gew.}$ bezeichnet hierbei die gewichtete Anzahl aller benutzten Parameter, wobei auch möglicherweise auftretende Korrelationen zwischen Einzelparametern oberhalb eines bestimmten kritischen Korrelationskoeffizienten R_{krit} berücksichtigt werden. Die Gewichte w_j bringen den Einfluß dieser Korrelationen bei der Summierung der einzelnen in Gleichung 12 definierten Differenzterme zum Ausdruck, wobei die einfachste Form einer linearen Abhängigkeit angenommen wurde. Gleichung 15 gibt ein Beispiel für eine solche Mittelung, wenn zwei bzw. drei miteinander verknüpfte Größen unter Einbeziehung der entsprechenden Korrelationskoeffizienten R in die Berechnung eingehen:

$$\overline{Diff}(j_1, j_2 \neq j_1) = \frac{1}{2 - |R_{j_1, j_2}|} \cdot \frac{Diff_{j_1} + Diff_{j_2}}{1 + |R_{j_1, j_2}|} \quad \text{bzw.} \quad (15a;b)$$

$$\overline{Diff}(j_1, j_2 \neq (j_1, j_3), j_3 \neq (j_1, j_2)) = \frac{1}{3 - (|R_{j_1, j_2}| + \frac{1}{2} \cdot (|R_{j_1, j_3}| + |R_{j_2, j_3}|))} \cdot \frac{Diff_{j_1} + Diff_{j_2}}{1 + |R_{j_1, j_2}|} + Diff_{j_3}$$

Die Anwendung von $\overline{\text{Diff}}$ erlaubt jetzt in Analogie zu Gleichung 13 die Berechnung eines Qualitätsmaßes Q_1 gemäß Gleichung 16, das für die angestrebte umfassende Bewertung der Leistungsfähigkeit des jeweils zu überprüfenden Modells herangezogen werden kann.

$$Q_1 = \overline{\text{Diff}} \cdot \left(1 + \frac{\alpha \cdot \bar{r}_{\text{Clu, Mod, Beob}_{\text{zuge.}}} + (1 - \alpha) \cdot \bar{r}_{\text{Clu, Mod, Beob}_{\text{nicht zuge.}}}}{\bar{r}_{\text{Clu, Beob}}} \right) \quad (16)$$

Bislang bezogen sich die untersuchten Aspekte zur Beurteilung der Abweichungen zwischen Modellsimulationen und Referenzdaten ausschließlich auf Unterschiede zwischen den jeweils vergleichbaren räumlichen Gruppen beider Datensätze und den verwendeten Einzelparametern in diesen Klassen. Zusätzlich erscheint allerdings auch die Frage von Interesse, zu welchen Clustern eine bestimmte Station in den Beobachtungen bzw. anhand der auf diesen Ort interpolierten Modellresultaten zugeordnet wird.

Aus diesem Grund wird in Gleichung 17 ein weiteres Qualitätsmaßes Q_2 definiert. Es erfaßt solche Differenzen anhand des über alle Stationsorte gemittelten Euklidischen Abstandes zwischen den Zentroiden der Cluster, zu denen die jeweilige Station in beiden Datenkollektiven zugeordnet wird. Aus den gleichen Gründen wie bei der Diskussion von Gleichung 13, aber auch um Dimensionsgleichheit zu gewährleisten, wird Q_2 wiederum an $\bar{r}_{\text{Clu, Beob}}$ skaliert.

$$Q_2 = \frac{1}{N_{\text{Beob}}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{Beob}}} \bar{r}_{\text{Stat, i}}}{\bar{r}_{\text{Clu, Beob}}} \quad (17)$$

Eine umfassende Bewertung der Leistungsfähigkeit des betrachteten Modells hinsichtlich der Reproduktion der interessierenden Extremsituation unter Einbeziehung aller genannten Gesichtspunkte erscheint letztlich möglich, wenn für einen Prototyp des vorgeschlagenen Validierungsverfahrens aus Q_1 und Q_2 mit gleicher Wichtung der resultierende Mittelwert errechnet wird:

$$Q_{\text{Mod}} = \frac{1}{2} \cdot (Q_1 + Q_2) \quad (18)$$

Es sei noch angemerkt, daß Q_2 neben einer Anwendung als Gütekriterium zusammen mit Q_1 für sämtliche Parameter auch als additives Glied bei der Betrachtung von Einzelparametern in Ergänzung zu Gleichung 13 Verwendung finden kann. In diesem Fall ist ein unmittelbarer Vergleich mit Q_{Mod} möglich und es kann untersucht werden, welchen Beitrag die entsprechende Testgröße zu den insgesamt aufgetretenen Unterschieden leistet.

3.9 Korrelationsanalyse

Wie bereits in der Einführung zu diesem Kapitel erwähnt, sind an dieser Stelle sämtliche Komponenten des entwickelten Validierungsalgorithmus im Detail spezifiziert. Bevor jedoch die in Abschnitt 3.6 beschriebenen Parametern zur Charakterisierung eines extremen Ereignisses einer Cluster-Analyse mit dem ausgewählten Minimaldistanzverfahren unterzogen werden können, muß überprüft werden, ob die Forderung nach verschwindenden oder annähernd gleichen Korrelationen erfüllt werden kann.

Methodisch soll für diese Untersuchung ebenfalls ein verteilungsfreies Prüfverfahren benutzt werden, damit die universelle Anwendbarkeit des gesamten Algorithmus nicht beeinträchtigt wird. Diese Randbedingung wird z.B. von dem in *Taubenheim (1969)* beschriebenen Vierfelder-Test erfüllt. Da speziell im hier behandelten Fall extremer Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien die Beschreibung räumlicher Strukturen für ein konkretes Ereignis und nicht dessen Dynamik Gegenstand der Untersuchungen ist, konzentriert sich die Korrelationsanalyse darauf, mögliche räumliche Abhängigkeiten zwischen den verschiedenen in die multivariate Analyse eingehenden Parametern an den jeweiligen Stationsorten zu diagnostizieren.

Klimatologische Parameter

	$Par_{klim,etJ}$	$Par_{klim,tJ}$	$Par_{klim,etR}$	$Par_{klim,tR}$	$Par_{klim,nR}$	$Par_{klim,fR}$
$Par_{klim,etJ}$	1,00	0,316	0,767	-0,637	0,000	0,000
$Par_{klim,tJ}$		1,000	0,187	0,000	0,000	0,000
$Par_{klim,etR}$			1,000	-0,812	0,000	0,000
$Par_{klim,tR}$				1,000	0,000	0,000
$Par_{klim,nR}$					1,000	0,000
$Par_{klim,fR}$						1,000

Parameter für den Maisanbau

	$Par_{Mais,Jan}$	$Par_{Mais,Feb}$	$Par_{Mais,Mär}$	$Par_{Mais,Apr}$	Par_{Mais,M_A}	Par_{Mais,J_A}
$Par_{Mais,Jan}$	1,00	0,146	0,121	0,000	0,000	0,364
$Par_{Mais,Feb}$		1,000	0,130	0,000	0,170	0,361
$Par_{Mais,Mär}$			1,000	0,290	0,542	0,509
$Par_{Mais,Apr}$				1,000	0,703	0,615
Par_{Mais,M_A}					1,000	0,705
Par_{Mais,J_A}						1,000

Parameter für den Anbau von Kundebohnen (Cowpea)

	$Par_{Kun,Jahr}$	$Par_{Kun,Jan}$	$Par_{Kun,Feb}$	$Par_{Kun,Mär}$
$Par_{Kun,Jahr}$	1,00	0,118	0,000	0,000
$Par_{Kun,Jan}$		1,000	0,110	0,000
$Par_{Kun,Feb}$			1,000	0,000
$Par_{Kun,Mär}$				1,000

Parameter für den Anbau von Maniok

	$Par_{Man,J500}$	$Par_{Man,7TM}$	$Par_{Man,J400}$	$Par_{Man,8TM}$
$Par_{Man,J500}$	1,00	0,000	1,000	0,000
$Par_{Man,7TM}$		1,000	0,000	0,000
$Par_{Man,J400}$			1,000	0,000
$Par_{Man,8TM}$				1,000

Tabelle 8: Matrix der räumlichen Korrelationskoeffizienten für die benutzten Blöcke von Parametern zur Beschreibung der allgemeinen Trockenheitsgefährdung und von potentiellen Ertragsausfällen landwirtschaftlicher Kulturen in Nordost-Brasilien unter Ausschluß von $Par_{klim,etR}$ im Block der klimatologischen Parameter (Erläuterungen siehe Text)

Die Anwendung dieses Vierfelder-Tests auf die aus Beobachtungen extrahierten Parameter liefert die in Tabelle 8 aufgeführten Matrizen von Korrelationskoeffizienten für jeden der in Abschnitt 3.3 und 3.4 definierten Blöcke von Kriterien. Es muß an dieser Stelle noch erwähnt werden, daß bei dieser Überprüfung speziell im Komplex der klimatologischen Parameter aus dem in Abschnitt 3.6 erläuterten Grund (sehr geringe Eintrittshäufigkeit der entsprechenden Situation) auf den Parameter zur Charakterisierung einer extrem feuchten Regenzeit verzichtet wurde.

Insgesamt sind im Bezug auf die Reihenfolge gemäß Tabelle 8 besonders für die ersten vier der klimatologisch determinierten Parameter, die letzten beiden für den Maisanbau sowie die beiden auf der Basis des Jahresniederschlags für Maniok ermittelten Kenngrößen relativ hohe Korrelationen bzw. Antikorrelationen zu erkennen. Bei einer Cluster-Analyse kann es somit zur Überbewertung der jeweils miteinander in Beziehung stehenden Größen und einer entsprechenden Verfälschung der Resultate kommen.

Bevor Möglichkeiten zur Bewertung bzw. Vermeidung der gefundenen Abhängigkeiten zwischen den genannten Parametern erörtert werden, soll eine kurze Plausibilitätsbetrachtung zeigen, inwiefern eine stichhaltige Interpretation der gefundenen Resultate möglich ist.

So lassen sich z.B. speziell die positiven Beziehungen zwischen den ersten drei klimatologischen Parametern daraus erklären, daß der Niederschlag während der Regenzeit bereits fast 70% der Jahressumme darstellt (vergleiche hierzu Tabelle 3b) und so ein spürbarer Einfluß auf die ersten beiden Größen vorhanden ist.

Die negativen Relationen zwischen $Par_{\text{klim,etJ}}$ bzw. $Par_{\text{klim,etR}}$ (extrem trockenes Jahr bzw. extrem trockene Regenzeit) und $Par_{\text{klim,tR}}$ (trockene Regenzeit) können ebenfalls anhand der Bedeutung der Regenzeit für den Jahresniederschlag in Verbindung mit der verwendeten Transformationsvorschrift zur Berechnung der jeweiligen Parameter bei der Überprüfung der fixierten Schwellenwerte interpretiert werden. So führt die Definition von Intervallen bei der Bestimmung des Charakters der Regenzeit zwar zur Vermeidung unrealistisch hoher Korrelationen durch etwaige Doppelbestimmungen, gleichzeitig kommt es jedoch dazu, daß sich die Erfüllung der entsprechenden Kriterien wechselseitig ausschließt. Die Parameter für Schwellenwert-Unterschreitungen von mehr als 50% des klimatologischen Wertes ($Par_{\text{klim,etR}}$) bzw. für das Intervall zwischen 50% bis 90% dieses Terms ($Par_{\text{klim,tR}}$) liegen daher bei der Überprüfung mit dem Vierfelder-Test (*Taubenheim, 1969*) automatisch in verschiedenen Quadranten relativ zu ihrem Median und bedingen so die in Tabelle 8 erkennbare inverse Abhängigkeit. Diese überträgt sich durch den hohen Anteil des Niederschlags in der Regenzeit an der Jahressumme auch auf das Verhältnis zwischen $Par_{\text{klim,etJ}}$ und $Par_{\text{klim,tR}}$.

Die Korrelationen zwischen $Par_{\text{Mais,M}_A}$ sowie $Par_{\text{Mais,J}_A}$ (Mindestniederschlag von März bis April bzw. von Januar bis April) und der Mehrzahl der übrigen Größen dieses Blocks zur Beschreibung zu erwartender Totalausfälle bei der Maisernte lassen sich in gleicher Weise interpretieren. Relativ hohe Werte treten dann auf, wenn ein Monat, welcher bereits mit anderen Kriterien überprüft wurde, nochmals in die Bewertung einfließt. So dominieren in diesem Komplex deutlich die Niederschlagssummen für März und April. Interessant ist in diesem Zusammenhang auch die gegenseitige Abhängigkeit der Niederschlagssummen für diese bei-

den Monate, die auf eine relativ hohe Persistenz hinweist.

Eine Besonderheit tritt bei der Bestimmung der Korrelationen für Maniok auf. Zur Ermittlung potentieller Ernteaufträge aufgrund fehlender Niederschläge für diese Kultur werden die Parameter $Par_{Man,J500}$ und $Par_{Man,J400}$ gleichsam auf der Basis des Jahresniederschlags, jedoch anhand unterschiedlicher Schwellenwerte berechnet. Da die jährliche Niederschlagssumme für 1983 an etwa 50% aller Beobachtungsstationen unter 400 mm liegt, sind in solchen Fällen beide überprüften Kriterien erfüllt, und die Differenz zwischen $Par_{Man,J500}$ und $Par_{Man,J400}$ ist dabei definitionsbedingt konstant. An weiteren 34% aller Stationen fielen mehr als 500 mm Jahresniederschlag, womit beide Parameter den Wert 0 annehmen. Daraus resultiert schließlich eine sehr hohe, aber durchaus plausible Korrelation zwischen beiden Kenngrößen, die in Tabelle 8 auf 1,0 gerundet wiedergegeben wird. Neben den weiter unten erläuterten Möglichkeiten zur Behandlung solcher Abhängigkeiten kann in diesem speziellen Fall perspektivisch auch eine Separierung der beiden Teilkomplexe in Betracht gezogen werden, da die entsprechenden Kriterien gemäß Tabelle 5 für zwei unterschiedliche Bodentiefen gelten.

Abgesehen von solchen speziellen Konstellationen erscheinen zur Behandlung nichtverschwindender bzw. ungleicher Korrelationen zwischen den Parametern innerhalb der ersten beiden Blöcke grundsätzlich zwei Wege möglich.

Wie schon mehrfach erwähnt, ist der Hintergrund der Forderung nach möglichst geringen bzw. gleichen Korrelationen zwischen den betrachteten Parametern darin zu sehen, daß eine Überbewertung ähnlicher Eigenschaften bei der Berechnung Euklidischer Abstände in einem Raum nicht-orthonormalen Basisvektoren vermieden werden soll. Anderenfalls sind Verzerrungen in den Resultaten der Cluster-Analyse nicht auszuschließen. Vernachlässigt man sukzessive die korrelierten Parameter und wiederholt die Clusterung ohne sie, kann mit den in Abschnitt 3.8 beschriebenen diagnostischen Methoden zumindest überprüft werden, ob der jeweiligen Größe ein signifikanter Einfluß auf die Musterfindung zugeschrieben werden kann. Ist eine solche Wirkung nicht nachweisbar, erscheint der Ausschluß der entsprechenden Kenngröße von der Clusterung gerechtfertigt. Existiert hingegen ein solcher statistisch nachweisbarer Einfluß des betreffenden Parameters, wird für einen Verzicht auf diese Größe bei der multivariaten Analyse extremer Trockenheit keine Veranlassung gesehen.

Dieser Weg wurde für den hier vorgestellten ersten Prototyp des entwickelten Validierungsverfahrens ausgewählt, da eine solche schnelle Variante der Korrelationsanalyse ohne spezielle Vorbedingungen in jedem Fall durchgeführt werden kann.

Die detaillierten Ergebnisse hierfür sind jeweils zu Beginn der Abschnitte dargestellt, in denen die betreffenden Parameterkomplexe diskutiert werden, für welche die beschriebenen hohen Korrelationen gefunden wurden (Abschnitt 5.2 und 5.3).

Eine weitere Möglichkeit, das Problem nicht zu vernachlässigender bzw. ungleicher Korrelationen in einer Vielzahl von Fällen zu umgehen, besteht darin, in die benutzte Version des Minimaldistanzverfahrens eine verallgemeinerte Formulierung der verwendeten Abstandsfunktion einzuführen. Dabei kann z.B. anstelle der in Abschnitt 3.7 erwähnten z-Transformation ein von *Steinhausen und Langer (1977)* abgeleitetes Verfahren eingesetzt werden, um für die Ausführung der Cluster-Analyse voneinander unabhängige Größen zu generieren. Die Ablei-

tung der dort definierten Mahalanobis-Distanz $[(p_{i_1} - p_{i_2})' \hat{K}^{-1} (p_{i_1} - p_{i_2})]^{1/2}$ ist als Kurzdarstellung im Anhang C aufgeführt. Sie wird auch als generalisierte Distanz bezeichnet und ist ebenfalls skaleninvariant.

Für den Einbau solcher Modifikationen ist jedoch mit erheblichen programmtechnischen Konsequenzen zu rechnen, da zur Berechnung der Mahalanobis-Distanz die inversen Kovarianzmatrix existieren muß, was jedoch nicht allgemein der Fall ist. Gegebenenfalls müßte hier bei verschwindenden Eigenwerten zusätzlich noch eine Dimensionsreduzierung durchgeführt werden. Aufgrund dieser relativ aufwendigen Voruntersuchungen wird eine solche Erweiterung daher vorerst als eine der Möglichkeiten zur Weiterentwicklung des in der vorliegenden Arbeit entwickelten Prototyps für das vorgeschlagene Validierungsverfahren gesehen, die allerdings für eine Implementierung noch umfangreiche Tests zur Überprüfung der Allgemeingültigkeit erfordert.

4 Generierung von Modellergebnissen und Auswahl weiterer Datensätze zur Testung des Verfahrens

Nachdem die konkreten Voraussetzungen zur Anwendung des entwickelten Validierungsalgorithmus inklusive einer vorläufigen Möglichkeit zur Behandlung unerwünschter Abhängigkeiten zwischen einigen der Parameter zur Beschreibung der Trockenheitsgefährdung in Nordost-Brasilien unter landwirtschaftlichen Gesichtspunkten geschaffen worden sind, kann jetzt zur Auswahl und erforderlichenfalls zur Generierung geeigneter Datensätze für einen Test der Methodik übergegangen werden. In diesem Kapitel wird eine Kurzcharakteristik des benutzten Modells sowie eine Darstellung der experimentellen Bedingungen bei der Simulation der regionalen klimatologischen Verhältnisse für 1983 gegeben. Außerdem wird die Vergleichbarkeit der erzeugten Modellresultate mit Beobachtungen ausführlich diskutiert. Für eine möglichst umfassende Erprobung des entwickelten Validierungsverfahrens wurden zusätzlich zu den Simulationsresultaten eines regionalen Klimamodells noch weitere Datensätze unter verschiedenen Aspekten ausgewählt, auf die an entsprechender Stelle im Detail eingegangen wird.

Es soll an dieser Stelle nochmals herausgestellt werden, daß die vorgeschlagene Methodik durch den Bezug auf Klimaelemente und deren Extremwerte, die aus der Sicht der Klimawirkungsforschung von Interesse sind, in erster Linie für regionale Anwendungen konzipiert wurde. Hierdurch wird bereits ein gewisser Rahmen für die erforderliche Längenskala vorgegeben, deren konkrete Dimensionierung jedoch von der jeweils betrachteten Fragestellung abhängt. Spezielle für die Untersuchung der Trockenheit im Jahr 1983 in Nordost-Brasilien orientiert sich die erforderliche horizontale Auflösung des Klimamodells an räumlichen Strukturen in der Größenordnung von Kreisen als den kleinsten Verwaltungseinheiten. Dieser Maßstab wurde als gemeinsame Bezugsbasis für alle Disziplinen festgelegt, die an der in Abschnitt 3.1 erwähnten integrierten Regionalstudie beteiligt sind. Bei Umsetzung auf ein reguläres Gitter entspricht diese Dimension einem Gitterpunktabstand von etwa $0,5^\circ$ im geographischen Koordinatensystem.

Wie bereits eingangs des vorigen Kapitels erwähnt, existierten für solche experimentellen Charakteristika bislang noch keine Resultate regionaler Klimamodelle für das interessierende

Gebiet und die betrachtete Extremsituation im Jahr 1983. Aus diesem Grund war es erforderlich, zusätzlich die Durchführung solcher Simulationen in die vorliegenden Untersuchungen mit einzubeziehen. Das beinhaltete neben den eigentlichen Modellintegrationen zur Generierung der benötigten Ergebnisse u.a. auch die Konzipierung und Ausführung verschiedener Sensitivitätsexperimente zur Diagnostik der gefundenen Abweichungen zu den Referenzdaten und zur Verbesserung der erzielten Resultate. Es muß betont werden, daß hierdurch ein beträchtlicher Anteil der insgesamt für das vorliegende Forschungsvorhaben zur Verfügung stehenden Bearbeitungszeit gebunden wurde.

Für die Realisierung dieser Berechnungen wurde vom Max-Planck-Institut für Meteorologie (MPIfM) das Regionalmodell REMO zur Verfügung gestellt, das im folgenden kurz charakterisiert werden soll. REMO basiert auf dem Europa-Modell (EM), dem operationellen Modell des DWD zur mittelfristigen Wettervorhersage (*Majewski 1991*), *Schrodin (1995)* und wurde für klimatologische Anwendungen von *Jacob et al. (1995)* weiterentwickelt. Die atmosphärischen Grundgleichungen sind mittels zentrierter Differenzen zweiter Ordnung auf ein horizontales Arakawa-C-Gitter sowie eine dem Terrain folgende hybride η -Vertikalkoordinate diskretisiert. Die Prognose wird explizit mit einem „leap frog“-Schema sowie semi-impliziten Korrekturen und Asselin-Filterung ausgeführt. Vertikaladvektion und die vertikalen turbulenten Flüsse nehmen hierbei eine Sonderstellung ein und werden aus Stabilitätsgründen implizit behandelt. Das Modell unterscheidet sich im dynamischen Teil vom EM durch die Aufspaltung von zwei prognostischen Gleichungen für die spezifische Gesamtwärme h und den spezifischen Gesamtwassergehalt q_{D+W} in drei für die separate Behandlung der Temperatur T , des spezifischen Wasserdampfgehaltes q_D und des Wolkenwassergehaltes q_W . Wahlweise ist das Umschalten zwischen zwei verschiedenen Versionen zur Parametrisierung nichtauflösbarer physikalischer Prozesse mit typischen Längenskalen unterhalb der charakteristischen horizontalen Gitterweite möglich. Es kann sowohl die Variante des DWD (*Schrodin 1995*) als auch die Formulierung, wie sie für das Globale Atmosphärenmodell ECHAM4 des MPIfM und DKRZ (Deutsches Klimarechenzentrum) entwickelt wurde (*Roeckner et al. 1996*), verwendet werden. Für Details sei auf die genannten Referenzen verwiesen.

Bei der Festlegung des Integrationsgebiets für REMO wurde berücksichtigt, daß die Niederschlagsvariabilität in Nordost-Brasilien, wie bereits im Abschnitt 3.2 erwähnt, maßgeblich durch die großskalige Zirkulation geprägt wird. Die Modellregion sollte daher die entsprechenden atmosphärischen Strukturen zumindestens teilweise überdecken und möglichst keine starken orographischen Gradienten an den Rändern aufweisen. Der für das Regionalmodell unter diesen Kriterien ausgewählte Bereich entspricht daher in seiner Ausdehnung etwa dem in Abbildung 3 gezeigten Ausschnitt, jedoch mit einer Verschiebung um ca. 5° nach Norden, um speziell das Nordatlantische Subtropische Hochdruckgebiet besser erfassen zu können. Die Begrenzungen des letztlich benutzten Ausschnittes bilden die Intervalle $\lambda = [-95,75^\circ ; 0,25^\circ]$ und $\varphi = [-29,75^\circ ; 30,25^\circ]$ im geographischen Koordinatensystem.

Bei einem so fixierten Modellgebiet und der aus den diskutierten Gründen auf $0,5^\circ$ festgelegten horizontalen Auflösung müssen bei Nutzung von 20 Modellschichten zur vertikalen Diskretisierung pro Zeitschritt Berechnungen an 467 060 Gitterpunkten ausgeführt werden. Das macht verständlich, daß bereits die Simulation eines Monats mit einem Bedarf an CPU-Zeit von mehr als 12 Stunden rechentechnisch sehr aufwendig ist und unterstreicht gleichzeitig die Notwendigkeit, vorerst eine Einschränkung auf das ausgewählte extrem trockene Jahr vorzu-

nehmen. Perspektivisch jedoch existiert aus diesem Grund für den Übergang zu langjährigen Zeiträumen ein Bedarf an massiv parallel einsetzbaren Modellversionen.

Wird ein regionales Klimamodell in einem bislang noch nicht betrachteten Gebiet eingesetzt, erscheint es jedoch auch bei einem solch relativ hohen Ressourcenbedarf generell erforderlich, zuerst umfangreiche Sensitivitätstests vorzuschalten, bevor Datensätze für eine weitere Anwendung in Modellen der Klimawirkungsforschung generiert und freigegeben werden können. Durch eine allgemeine Überprüfung der Ergebnisse im Hinblick auf die Wiedergabe atmosphärischer und bodennaher Zustandsvariablen aus physikalischer Sicht soll dabei ausgeschlossen werden, daß bereits durch die experimentelle Konzeption oder die spezifischen Bedingungen erhebliche Abweichungen der erzielten Resultate zur Realität auftreten. Bei der Nutzung von REMO für Nordost-Brasilien wurde das Hauptaugenmerk in den solchen Simulationsexperimenten speziell auf den Einfluß verschiedener Formen der Anfangs- und Randwertversorgung, der Parametrisierung skaliger Bewölkungsprozesse, des Bodenwasserhaushalts sowie gestörter Anfangsbedingungen und von Unterschieden in der Beschreibung subskaliger Prozesse durch die Formulierungen des DWD bzw. des MPIfM/DKRZ insgesamt gelegt. Die gewonnenen Erfahrungen z.B. bei Anwendung einer vom DWD erstellten modifizierten Version der Turbulenzparametrisierung oder bei der Formulierung der Anfangs- und Randwertversorgung mittels analysierter Beobachtungen ermöglichten dabei eine Rückkopplung zur Modellentwicklung und flossen mit in die Erarbeitung neuer Versionen von REMO ein.

In den skizzierten Testrechnungen stellte sich bei einem Vergleich der beiden verfügbaren Parametrisierungen für subskalige Prozesse heraus, daß die Version des DWD unter den hier spezifizierten experimentellen Bedingungen die besten Resultate erbrachte. In Abstimmung mit dem MPIfM wurde diese Variante daher zur Berechnung der benötigten Modellergebnisse ausgewählt.

Zur Randwertversorgung und Initialisierung von REMO wurden zwei verschiedene Varianten globaler Datensätze verwendet, die hinsichtlich des aktuellen Zustandes der Atmosphäre, der Meeresoberfläche und des Bodens einen unterschiedlich starken Bezug zu den realen Witterungsverhältnissen widerspiegeln.

Für eines der Experimente zur Simulation der Trockenheit 1983 wurden Analysen aus dem Re-Analyse-Projekt (ERA) des „European Centre for Medium Range Weather Forecasts“ (ECMWF) verwendet (*Gibson et al. 1997*). Derartige analysierte Beobachtungen werden von *Christensen et al. (1997)* als „perfekte Rand- und Anfangsbedingungen“ bezeichnet. Speziell die hier benutzten Re-Analysen basieren auf verfügbaren Beobachtungen der Jahre 1979 bis 1994 und wurden unter Nutzung von einheitlichen Techniken zur Datenassimilation in Verbindung mit 6-stündigen Vorhersagen generiert. Sie liegen als Gitterwerte mit einer horizontalen Auflösung von ca. $1,125^\circ$ auf 31 Modellschichten mit einer zeitlichen Auflösung von 6 Stunden vor.

Solche analysierten Beobachtungen stellen derzeit die beste Möglichkeit dar, den aktuellen Zustand der Atmosphäre und des Bodens auf einem dreidimensionalen Gitter retrospektiv wiederzugeben, da die zu ihrer Generierung verwendeten Prognosen relativ kurze Zeiträume überdecken und die Grenzen der Vorhersagbarkeit mesoskaliger atmosphärischer Prozesse noch nicht überschreiten. Mit solchen Daten ist es daher möglich, nahezu den realen Witter-

rungsverlauf mit einer zeitlichen Auflösung von weniger als einem Tag am unteren und seitlichen Rand des genesteten regionalen Klimamodells vorzugeben. Solche experimentellen Bedingungen erlaubt es, die erzielten Resultate gegenüber Beobachtungen aus der entsprechenden Episode zu validieren. Abweichungen zur Realität können dabei unter Beachtung der charakteristischen regionalen Längenskalen allein dem benutzten Regionalmodell zugeschrieben werden und erlauben so eine separate Bewertung seiner Leistungsfähigkeit, wenn die Analysedaten dabei, wie bereits erwähnt, als "perfekt" betrachtet werden.

Auch die zur Randwertversorgung von REMO eingesetzten Re-Analysen selbst wurden für die Erprobung der entwickelten Validierungsmethode genutzt. Zum einen sollte damit überprüft werden, ob das Verfahren ebenfalls uneingeschränkt auf Daten eines globalen Modells mit einer nur ca. halb so feinen räumlichen Auflösung wie der in REMO gewählten anwendbar ist. Zum anderen sollte dabei der noch offenen Frage nachgegangen werden, wie realistisch speziell die Niederschlags-Re-Analysen die betreffende Extremsituation in Nordost-Brasilien widerspiegeln. Die hierbei erzielten Ergebnisse erlauben auch hier schließlich wieder eine Rückkopplung zu den Entwicklern der Verfahren, mit denen die verwendeten Analysen generiert wurden und darüber hinaus einen Vergleich mit den REMO-Resultaten für das Experiment, in welchem diese Daten für den Antrieb des genesteten Modells Verwendung fanden.

In einem weiteren Experiment mit REMO für das Jahr 1983 wurden Ergebnisse des bereits erwähnten globalen Atmosphärenmodells ECHAM4 zur Anfangs- und Randwertversorgung verwendet. Diese Daten wurden unter experimentellen Bedingungen erzeugt, bei denen das Globale Zirkulationsmodell für einen realen Startzeitpunkt initialisiert wurde und im weiteren Verlauf der Simulation lediglich die gemessene Meeresoberflächentemperatur als "perfekte ozeanische Randbedingung" (*Machenhauer et al. 1996*) einer periodischen Aktualisierung unterlag. Damit wird eine relativ freie Entwicklung dynamischer Strukturen ermöglicht, da die Integrationsperiode die Grenzen der Vorhersagbarkeit für die kleinsten noch auflösbaren atmosphärischen Gebilde überschreitet und verschiedene Entwicklungen aus dem gleichen Basiszustand heraus möglich sind. Die Vorgabe der aktuellen SST's bewirkt hierbei lediglich, daß dem Modell die natürliche Variabilität am Unterrand der Atmosphäre speziell über den Meeren auf langsameren Zeitskalen aufgeprägt wird. Der Boden jedoch wird unter diesen experimentellen Bedingungen im Verlauf der Modellintegration über Wechselwirkungen zwischen Ozeanoberfläche und Atmosphäre nur mittelbar beeinflusst und kann sich relativ unabhängig entwickeln, wodurch zusätzliche Unterschiede zu den tatsächlichen Verhältnissen z.B. bei konvektiven Prozessen auftreten können. Im allgemeinen sind in diesem Fall nur klimatologische Mittelwerte atmosphärischer und bodennaher Zustandsvariablen aus den Simulationsresultaten mit den entsprechend gemittelten Daten aus Beobachtungen vergleichbar. Der konkrete Witterungsverlauf und die entsprechende zeitliche Entwicklung im Globalmodell jedoch können dabei deutlich voneinander abweichen.

Speziell für Nordost-Brasilien existieren jedoch Belege dafür, daß gerade die Meeresoberflächentemperaturen, wie bereits in Abschnitt 3.2 erwähnt, die entscheidende Rolle für die Ausprägung und Lage der quasi-stationären Atlantischen Subtropischen Hochdruckgebiete beiderseits des Äquator als den dominierenden atmosphärischen Strukturen spielen. Es soll nochmals betont werden, daß hierdurch wiederum die Verschiebung der ITCZ und damit auch die Niederschlagsvariabilität in Nordost-Brasilien im Verlauf eines Jahres maßgeblich beeinflusst werden, jedoch z.B. mesoskalige Systeme im südlichen Bereich des Diagnosegebiets

oder Land-Seewind-Zirkulationen diese Dominanz der großräumigen Zirkulation auf kleineren Raum- und Zeitskalen relativieren. In solchen Fällen können sich die Auswirkungen dieser atmosphärischen Gebilde auf die regionalen Verhältnisse überlagern (Parry et al 1988), Tana-jura (1996). Der beschriebene Zusammenhang zwischen Niederschlag und SST's wird durch die in Abbildung 6 dargestellten Untersuchungen von Uvo (1998) belegt und quantitativ erfaßt. Mittels der Methode der "Single Value Decomposition" (SVD) zur Analyse der Hauptkomponenten und zur Dimensionsreduzierung in den Beobachtungen konnten z.B. auf der Basis der Monate Februar bis Mai aus 40 Jahren verfügbarer Daten deutliche Korrelationen zwischen dem Niederschlagsgeschehen in Nordost-Brasilien und dem zeitlichen Verlauf der Anomalien der Meeresoberflächentemperaturen im pazifischen sowie atlantischen Raum nachgewiesen werden. Die deutlichsten Relationen wurden dabei zwischen Niederschlägen und atlantischen SST's sichtbar.

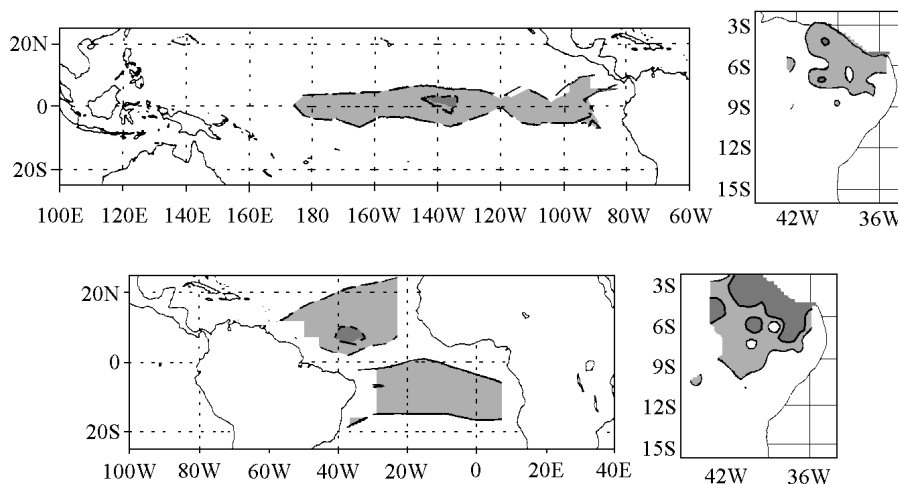


Abbildung 6: Heterogene Korrelationskarten für die ersten Ausbreitungs-Modes der SVD von über die Regenzeit (Februar-Mai) gemittelten Pazifischen SST's (oben links) und Niederschlag (oben rechts) sowie von Atlantischen SST's (unten links) und Niederschlag (unten rechts) nach Uvo (1998) (Korrelationen zwischen räumlichen Anomalie-Mustern und dem ersten Ausbreitungskoeffizienten der in Bezug gesetzten Größe)
 helle Schattierungen: > 0,4; dunkle Schattierungen: > 0,6
 durchgehende Linien: positive Werte; gestrichelte Linien: negative Werte

Diese überwiegend durch die Hadley-Walker-Zirkulation vermittelte Abhängigkeit (Parry et al. 1988) spiegelt sich z.B. auch in Resultaten des Globalen Zirkulationsmodells ECHAM3 wider, wie Ensemble-Experimente von Bengtsson et al. (1996) zeigen. In der Arbeit dieser Autoren wurde die regionale Vorhersagbarkeit der Niederschläge u.a. auch für Nordost-Brasilien untersucht und geschlußfolgert, daß das Niederschlagssignal bei Antrieb des GCM's mit beobachteten SST's für die meisten Jahreszeiten speziell unter dem Aspekt des Einflusses von El-Niño-Ereignissen relativ gut reproduziert wird. Insbesondere der Mittelwert aller Experimente gibt die Variabilität der aus Beobachtungen analysierten Niederschläge für sämtliche Jahreszeiten verhältnismäßig gut wieder (siehe Abbildung 7).

Ähnliche Vorhersagbarkeits-Experimente mit der weiterentwickelten Modellversion ECHAM4 sind bisher aus der Literatur nicht bekannt. Daher wurde in die vorliegende Arbeit zusätzlich auch ein Vergleich der Niederschlagsvariabilität in beiden globalen Modellen mit verfügbaren Beobachtungsdaten auf monatlicher Basis für das Jahr 1983 und das in Abschnitt 3.2 definierte Diagnosegebiet einbezogen. Es muß allerdings betont werden, daß aufgrund des rela-

tiv kurzen Zeitraums dabei sicherlich keine statistisch abgesicherten Aussagen erwartet werden können, sondern nur exemplarische Betrachtungen möglich sind.

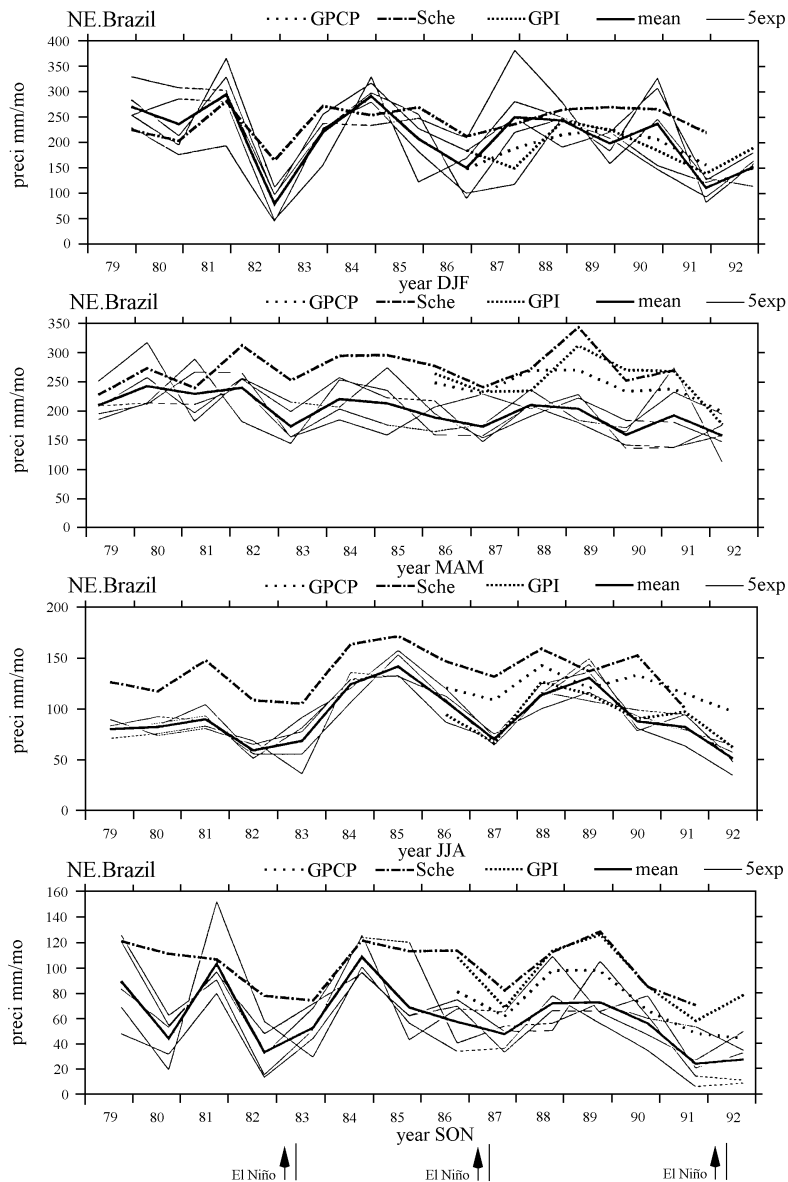


Abbildung 7: Jahreszeitliche Variation des Niederschlags in Nordost-Brasilien aus ECHAM3-Simulationen mit variierten Anfangsbedingungen von *Bengtsson et al. (1996)*

- 5 exp - Einzelexperimente
- mean - Mittelwert aller Experimente
- GPCP - Gebietsanalysen von *Rudolf et al. (1992)*
- Sche - Analysen von *Schemm et al. (1992)*
- GPI - Bestimmungen von *Janowiak und Arkin. (1991)*

Wie Abbildung 8 zeigt, folgt auch ECHAM4 generell dem Jahresgang des Niederschlags, liefert allerdings bei dieser speziellen Realisierung zu Beginn und am Ende des Jahres zu hohe Werte.

Bei Vergleichen mit Re-Analysen des ECMWF innerhalb des "WAVES"-Projektes (Water Availability, Vulnerability of Ecosystems and Society in the Northeast of Brazil), das den internationalen Rahmen für die bereits mehrfach erwähnte multidisziplinäre Studie zur Wasserverfügbarkeit in Nordost-Brasilien bildet (*BMBF 1996*), konnte nachgewiesen werden, daß

ECHAM4 die Zirkulationsstrukturen in dem Gebiet, welches von REMO in den hier vorgestellten Untersuchungen überdeckt wird, realistischer als ECHAM3 reproduziert.

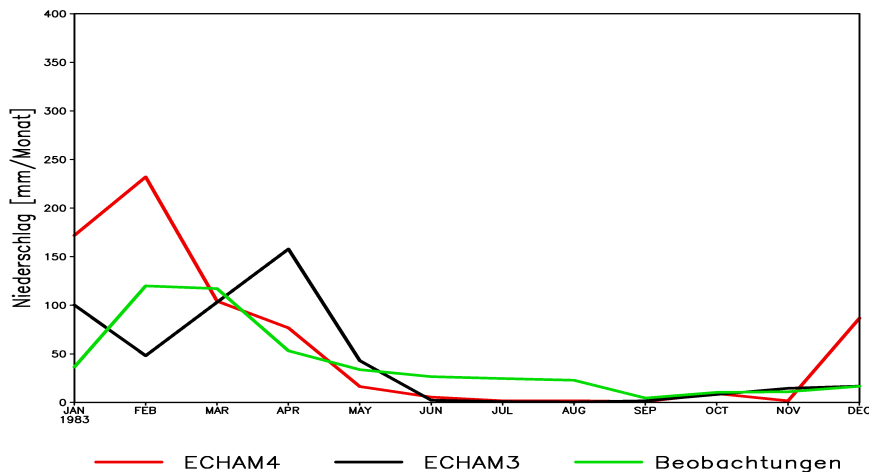


Abbildung 8: Monatssumme des Niederschlags in Nordost-Brasilien aus Simulationsläufen mit ECHAM4 und ECHAM3 im Vergleich zum Gebietsmittel der Beobachtungen

Insbesondere waren dabei Verbesserungen hinsichtlich der Ausprägung der Intertropischen Konvergenzzone und der Lage des Südatlantischen Subtropischen Hochdruckgebiets zu verzeichnen.

Auf der Basis dieser verschiedenen Ergebnisse wurden impliziert, daß es bei der Verwendung von ECHAM4-Resultaten aus Experimenten mit Vorgabe beobachteter Meeresoberflächentemperaturen zur Randwertversorgung von REMO gerechtfertigt ist, die so generierten Niederschläge mit entsprechenden Beobachtungen nicht nur auf der Basis von Mittelwerten über längere Zeitbereiche, sondern auch auf monatlicher Basis zu vergleichen und die entsprechenden REMO-Resultate in die Erprobung des hier entwickelten Validierungsverfahrens anhand der konkreten Situation im Jahr 1983 in Nordost-Brasilien einzubeziehen. Um diese Prämisse zu prüfen, wurde auch der Frage nachgegangen, welche Unterschiede zwischen den Simulationsresultaten aus beiden Regionalmodellexperimenten (Randwertversorgung von REMO mit Re-Analysen bzw. mit ECHAM4-Resultaten) letztlich erkennbar sind und ob diese Differenzen auf die verschiedenen Formen des Antriebs an den seitlichen Rändern zurückzuführen sind oder andere Ursachen hierfür verantwortlich gemacht werden müssen.

Wie bereits bei der Nestung von REMO in die Re-Analysen des ECMWF, wurden auch für das hier diskutierte Experiment die Resultate von ECHAM4 selbst mit in die Validierung einbezogen. Dabei war sicherlich nicht zu erwarten, daß ein Zirkulationsmodell der Atmosphäre mit einer horizontalen Auflösung von ca. 250 km die räumliche Niederschlagsvariabilität im Fall extremer Trockenheit in Nordost-Brasilien ausreichend detailliert reproduzieren kann. Vielmehr sind bei der Validierung solcher Simulationsergebnisse relativ deutliche Differenzen zur Realität wahrscheinlich. Interessant erschien jedoch für diesen globalen Datensatz die Frage, wie robust sich das vorgeschlagene Validierungsverfahren in diesem Fall erweist und ob noch verlässliche Aussagen über die Leistungsfähigkeit eines solchen Modells der großskaligen atmosphärischen Zirkulation erzielt werden können. Außerdem sollte überprüft werden, in welchem Maße durch den Einsatz eines mesoskaligen Gitterpunktmodells reale Verbesserungen gegenüber den Resultaten des Globalmodells für die untersuchte extreme Situation erzielt werden können.

Sämtliche bislang zur Erprobung der entwickelten Validierungsmethodik ausgewählten Datensätze stellen ausschließlich Resultate verschiedener Atmosphärenmodelle dar und lassen, wie bereits erwähnt, z.T. deutliche Unterschiede zu den Beobachtungen erwarten. Daneben erschien jedoch auch die Frage von Interesse, ob das Verfahren sensitiv genug reagiert, um im Fall relativ geringer Unterschiede zwischen den zu validierenden Daten und den Beobachtungen noch verlässliche Aussagen liefern zu können. Daher wurde zusätzlich auch der Datensatz monatlicher Niederschlagssummen der Climate Research Unit an der University of East Anglia in die Erprobung der vorgeschlagenen Technik einbezogen. Diese Zeitreihen wurden von *New et al. (1998)* aus Stationsbeobachtungen auf ein 0,5°-Gitter transformiert und in der vorliegenden Arbeit bereits im Abschnitt 3.5 zur Untersuchung von Interpolationstechniken eingesetzt.

Alle letztlich verwendeten Datensätze sowie deren räumliche und zeitliche Repräsentanz sind übersichtsartig in Tabelle 9 aufgelistet. Bei spektralen Modellen geben die Werte hinter dem Schrägstrich dabei die Wellennummern der kleinsten noch auflösbaren Wellenlänge an. So bedeutet z.B. T106, daß im entsprechenden Modell eine trianguläre Abschneidebedingung formuliert ist und 106 die maximale Wellenzahl darstellt, die bei der Spektralzerlegung einer physikalischen Größe noch berücksichtigt werden kann.

Datensatz	horizontale Auflösung [Grad]	zeitliche Auflösung
REMO, Exp. 21 (Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen)	0,5	12-stündlich
ECMWF-Re-Analysen	1,125/T106	6-stündlich
REMO, Exp. 17 (Antrieb mit ECHAM4)	0,5	12-stündlich
ECHAM4 (Antrieb mit beob. SST's)	2,5/T42	6-stündlich
Globale, auf ein Gitter interpolierte Beobachtungen (CRU/UEA)	0,5	monatlich

Tabelle 9: Für die Erprobung der entwickelten Validierungsmethode benutzte Datensätze

5 Cluster-Analyse der beobachteten und zur Validierung ausgewählten Datensätze sowie Diagnostik nachgewiesener Unterschiede

In den folgenden Abschnitten soll die praktische Anwendbarkeit des entwickelten Verfahrens auf die oben beschriebenen Testdatensätze untersucht und gleichzeitig herausgearbeitet werden, ob und in welchen Fällen Einschränkungen der Aussagefähigkeit zu erwarten sind. Zuerst jedoch erschien es erforderlich, anhand der Mustererkennung in langjährigen Zeitreihen zu überprüfen, inwieweit aus der Literatur bekannte räumliche Gefährdungsmuster für das Auftreten von Trockenheit mittels des verwendeten Minimaldistanzverfahrens reproduziert werden können. Hierdurch soll sichergestellt werden, daß es möglich ist, damit realistische Strukturen zu generieren und daß eine prinzipielle Einsetzbarkeit der Cluster-Analyse für Extremsituationen auch tatsächlich gegeben ist. Im Anschluß daran werden für jeden der verschiedenen fixierten Komplexe von Parametern zuerst die beobachteten Verhältnisse analysiert und die maßgeblichen Einflußgrößen für die betrachtete Situation identifiziert. Auf der Basis der bei der Korrelationsanalyse in Abschnitt 3.9 erzielten Ergebnisse wird gleichzeitig

geprüft, welchen Beitrag einzelne bzw. mehrere abhängige Kenngrößen zu den Resultaten der Mustererkennung liefern und ob signifikante Modifikationen der Ergebnisse nachweisbar sind, wenn die entsprechenden Parameter bei der Clusterung nicht berücksichtigt werden.

Nach diesen Voruntersuchungen wird die Cluster-Analyse auf die in Tabelle 9 aufgelisteten Datensätze angewendet. Anschließend werden die in den Resultaten erkennbaren Unterschiede zu den Strukturen, welche für die Beobachtungen ermittelt wurden, der hier entwickelten Diagnostik unterzogen. Anhand der dabei erzielten Ergebnisse werden dann Schlußfolgerungen hinsichtlich der realen Einsatzmöglichkeiten des Verfahrens abgeleitet und Fälle identifiziert, in welchen Einschränkungen in der Aussagefähigkeit zu erwarten sind. Da das Hauptanliegen dieser Untersuchungen vorrangig in der Überprüfung der Anwendbarkeit der entwickelten Methodik besteht, kann bei der Betrachtung der einzelnen Datensätze kein Anspruch auf Vollständigkeit sämtlicher Aspekte erhoben und nur auf solche Charakteristika eingegangen werden, die zur Interpretation der Resultate unmittelbar erforderlich sind. Das gilt auch für die entsprechende Diagnose zur räumliche Ausprägung von Einzelparametern und für deren Vergleich sowie die Erfassung von Unterschieden zwischen den Verteilungen. Daran anschließend soll die Bestimmung der in Gleichung 18 definierten Maßzahlen letztlich eine Bewertung der verschiedenen Modelle relativ zueinander erlauben.

Speziell für das verwendete regionale Klimamodell werden dann darüber hinaus beispielhaft über die Kette multivariate Strukturen - Einzelparameter - Modellresultate mögliche Ursachen für die gefundenen Abweichungen diskutiert, um Ansatzpunkte für erforderliche Modifikationen zur Verbesserung der Leistungsfähigkeit des Modells in der konkreten Untersuchungsregion zu erhalten.

Bevor die Ergebnisse zu diesen verschiedenen Teilschritten im einzelnen vorgestellt werden, soll an dieser Stelle noch kurz auf einige generelle Aspekte zu den Resultaten der durchgeführten Mustererkennung eingegangen werden.

Datenquelle	Klimatologische Parameter		Landwirtschaftliche Parameter für					
	Anzahl der Cluster o-Version	Lösung für die n-Version	Mais		Kundebohnen		Maniok	
			Anzahl der Cluster o-Version	Lösung für die n-Version	Anzahl der Cluster o-Version	Lösung für die n-Version	Anzahl der Cluster o-Version	Lösung für die n-Version
Beobachtungen	15	%	16	%	19	%	17	%
REMO Exp. 21	10	nein	33	ja	18	nein	12	nein
REMO Exp. 17	17	ja	35	ja	37	ja	16	nein
ERA	8	nein	10	nein	19	n. erf.	14	nein
ECHAM4	9	nein	26	ja	16	nein	5	nein
Beobachtungen (red.)	12	%	20	%	21	%	17	%
CRU	17	ja	17	nein (19)	15	nein	5	nein

Tabelle 10: Resultate der Cluster-Analyse für alle Datensätze sowie Existenz einer Lösung für die nicht-optimierte Variante mit Vorgabe der Anfangszahl der Cluster
o - optimierte Version
n - nicht-optimierte Version

Tabelle 10 enthält eine Auflistung, wieviele Cluster jeweils für die einzelnen Komplexe von Parametern und für die verschiedenen spezifizierten Datensätze (inclusive Beobachtungen) separierbar waren. Gleichzeitig wurde festgehalten, ob bei Vorgabe der gleichen Clusterzahl, wie sie für die entsprechenden Beobachtungen ermittelt wurde, eine Lösung mit der nicht-optimierten Version des Mustererkennungsverfahrens gefunden werden konnte.

Insgesamt erbrachte die Anwendung des Minimaldistanzverfahrens auf Modellresultate nur in einem Fall die gleiche Anzahl von Clustern wie für die Parameter aus den Beobachtungen. In den übrigen Fällen wurde daher entsprechend der oben erläuterten generellen Vorgehensweise auch mit einer nicht-optimierten Version dieser Technik gearbeitet, um eine verbesserte Zuordnung der Cluster in den beiden zu vergleichenden Datensätzen zu erreichen. Häufig traten dabei jedoch nichtbesetzte Gruppen auf, so daß ein Vergleich der Charakteristika dieser Cluster mit Strukturen aus Beobachtungen nicht möglich war. In solchen Situationen konnte daher zur weiteren Diagnose nur auf die Resultate der ersten Version zurückgegriffen werden.

Das Auftreten solcher nichtbesetzter Gruppierungen ist ausnahmslos dann zu beobachten, wenn die Clusterzahl für die optimierte Version kleiner als die entsprechende Anzahl aus der Analyse des beobachteten Datenkollektivs war. Dieses Resultat kann so interpretiert werden, daß die einmal gefundene Zuordnung der verwendeten Datenpunkte so stabil ist, daß das Verfahren selbst bei Favorisierung einer feineren Differenzierung nicht in der Lage ist, diese Strukturen weiter zu untersetzen. Wurden hingegen mehr Cluster als in den Realdaten gefunden, konnte durch Zusammenfassen stets eine Reduktion auf die geforderte Zahl von Gruppierungen erreicht werden.

Bei der bildlichen Darstellung der Resultate für die durchgeführte Strukturanalyse reicht das farbliche Spektrum der Cluster von blau zur Repräsentation der feuchtesten Verhältnissen bzw. der geringsten Beeinträchtigung landwirtschaftlicher Erträge bis rot für die Klassen mit dem am stärksten ausgeprägten Trockenheitsgefährdungspotential bzw. den höchsten zu erwartenden Ernteausfällen. Die Nummern geben dabei den gegenseitigen Stellenwert der einzelnen Gruppierungen innerhalb der jeweiligen Datensätze an und werden wie in Abschnitt 3.8 beschrieben gebildet. Um gleichzeitig die räumliche Repräsentanz der verwendeten Daten zu charakterisieren, werden außerdem auch die Orte der Stationen markiert. Im Gegensatz hierzu werden sowohl die Niederschläge als auch die auf ihrer Basis bestimmten Einzelparameter am Ort jeder der verwendeten Beobachtungsstationen in den entsprechenden Abbildungen punktuell visualisiert. Hierdurch wird der Tatsache Rechnung getragen, daß im ersten Fall mehrdimensionale räumliche Strukturinformation von Interesse ist, im zweiten Fall hingegen die diskrete Ausprägung der einzelnen Einflußgrößen.

5.1 Erkennung räumlicher Strukturen mit dem Minimaldistanzverfahren am Beispiel des Trockenheitsgefährdungspotentials in Nordost-Brasilien

Die folgende Plausibilitätsbetrachtung soll, wie eingangs erwähnt, sicherstellen, daß das verwendete Cluster-Analyse-Verfahren in der Lage ist, räumliche Strukturen, wie sie aus der Literatur bekannt sind, realistisch wiederzugeben und damit die prinzipielle Anwendbarkeit zur Untersuchung trockener Bedingungen in Nordost-Brasilien aufzeigen.

Von *Parry et al. (1988)* wurden die in Abbildung 9 dargestellten klimatologischen Bereiche identifiziert, in welche Nordost-Brasilien hinsichtlich der Eintrittshäufigkeit von Trockenheit eingeteilt werden kann. Das schraffierte Rechteck entspricht dabei den Begrenzungen des in Abbildung 4 definierten Diagnosegebiets. Die höchste Eintrittshäufigkeit für trockene Jahre ist danach im nördlichen und nordwestlichen Teil dieses Ausschnittes gegeben, wohingegen eine deutliche geringere Gefährdung im östlichen Küstenbereich und ein allmählicher Übergang zu moderaten Bedingungen im Süden und äußersten Nordwesten zu erkennen ist. Insbesondere im Grenzbereich der Bundesstaaten Ceará und Pernambuco fallen Inseln geringerer Trockenheitsgefährdung auf.

Mit dem Minimaldistanzverfahren wurde versucht, diese oder zumindestens ähnliche Muster auch aus dem verfügbaren Beobachtungsmaterial zu extrahieren. Anhand der in Abschnitt 3.3 näher beschriebenen langen Zeitreihen wurde dafür zuerst ein klimatologischer Mittelwert des kumulativen Jahresniederschlags als Bezugsgröße für das gesamte Diagnosegebiet definiert.

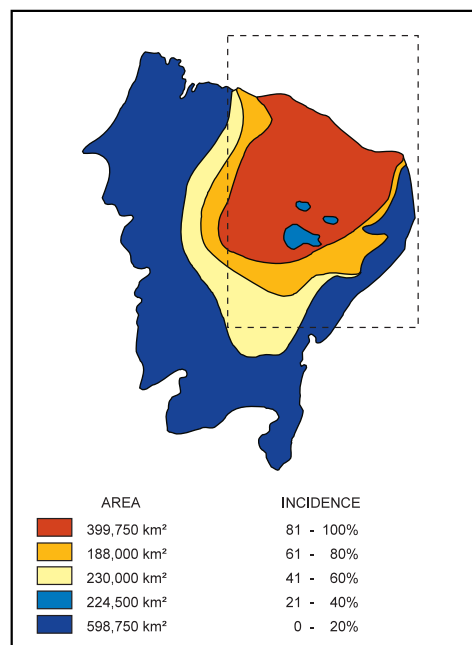


Abbildung 9: Eintrittshäufigkeit von Trockenheit in Nordost-Brasilien in % aller Jahre nach *Parry et al. (1988)*

Für Jahre, in welchen im untersuchten Diagnosegebiet insgesamt mindestens 100 Stationen ohne Datenausfälle verfügbar waren, wurde dann als Kriterium für das Auftreten von Trockenheit überprüft, ob dieser Klimawert im betreffenden Jahr und im Mittel für alle verfügbaren Stationen um mehr als 25% unterschritten wurde.

Für einen objektiven Vergleich der in beiden Untersuchungen erzielten Muster ist zu berücksichtigen, daß die jeweils verwendeten Verfahren der räumlichen Strukturanalyse sicherlich methodische Unterschiede aufweisen. So sind z.B. die konkreten Kriterien der Gebietsaufteilung in *Parry et al. (1988)* nicht im Detail dokumentiert und können hier nur näherungsweise reproduziert werden. Auch bezüglich der verwendeten Datenbasis und in der konkreten Umsetzung der Frage, für welche Jahre Beobachtungsdaten zur Identifizierung typischer Strukturen verwendet wurden, (hier: Jahre mit mindestens 100 Stationen ohne Ausfälle) sind Abweichungen nicht auszuschließen. Da weiterhin in den hier durchgeführten Untersuchungen eine optimierte Version der Cluster-Analyse für eine bestmögliche und objektive Differen-

zierung der Region verwendet wurde, weicht außerdem die Anzahl der räumlichen Muster voneinander ab.

In der vorliegenden Arbeit wurden für jedes durch Trockenheit gekennzeichnete Jahr an jeder Station Parameter bestimmt, welche die Anomalie der Jahressumme sowie die Zahl der Monate erfassen, in denen bereits 95% des Jahresniederschlags erreicht wurde. Schließlich wurden diese Parameter für alle berücksichtigten Jahre gemittelt und einer Clusterung unterzogen.

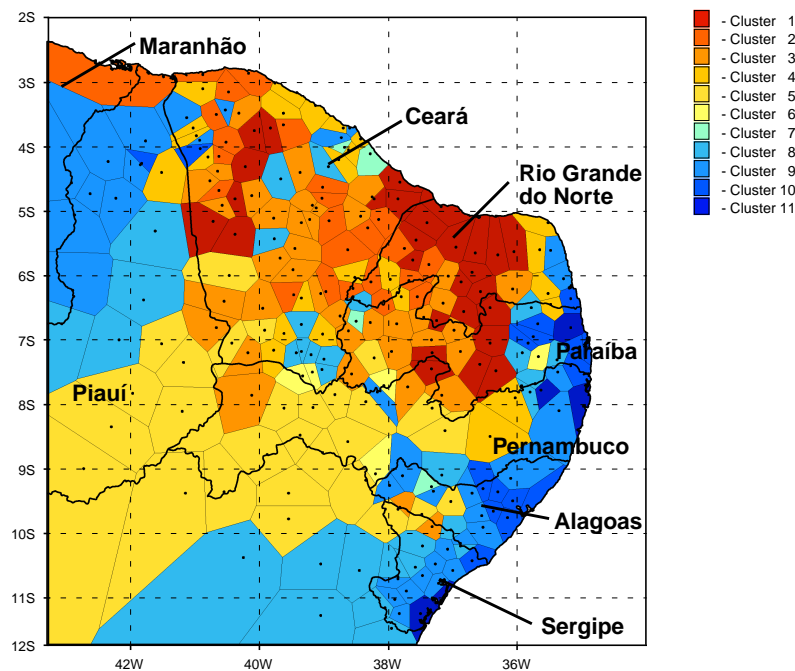


Abbildung 10: Resultate der räumlichen Cluster-Analyse zur Ausprägung von Trockenheit in Nordost-Brasilien

Unter Berücksichtigung der geschilderten methodischen Unterschiede lassen die in Abbildung 10 dargestellten Resultate eine verhältnismäßig gute Ähnlichkeit mit den Referenzstrukturen nach *Parry et al. (1988)* erkennen. Speziell die trockensten Gebiete sind sehr ähnlich strukturiert und auch die Bereiche mit geringerem Gefährdungspotential im Grenzbereich von Ceará und Pernambuco werden gut reproduziert. Unterschiede sind im Nordwesten des Untersuchungsgebiets zu verzeichnen, wo das Minimaldistanzverfahren eine schwächere Ausprägung von Trockenheit generiert. Speziell im Bundesstaat Ceará erscheinen die mittels Cluster-Analyse gefundenen Muster sogar realistischer, da dort eine Abschwächung extremer Trockenheit in Bereichen auftritt, die durch relativ hohe orographisch bedingte Niederschläge bzw. durch den Einfluß einer Land-Seewind-Zirkulation gekennzeichnet sind.

Im Resultat dieser Plausibilitätsbetrachtung kann eingeschätzt werden, daß das ausgewählte Minimaldistanzverfahren prinzipiell zur Identifizierung räumlicher Muster bei der Untersuchung von Trockenheit im Nordosten Brasiliens geeignet ist und insbesondere kleinräumige Details gut unterschieden werden können.

5.2 Clusterung klimatologische Parameter zur allgemeinen Beschreibung von Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien

BEOBACHTUNGEN

Tabelle 11 gibt beispielhaft eine Übersicht zu einigen Kenngrößen in den Resultaten der Cluster-Analyse für die klimatologischen Kriterien (siehe Tabelle 2), wie sie mit dem Minimaldistanzverfahren für verfügbare Stationsbeobachtungen des Jahres 1983 in Nordost-Brasilien gefunden werden konnten. Diese Aufstellung verdeutlicht einige Eigenschaften, die relativ häufig zu erkennen waren und auf welche deshalb hier kurz eingegangen werden soll.

Stellenwert	Anzahl von Stationen	Cluster-Mittelwert [mm/Monat] von						norm. Parametersumme			mittlere Zentroid-Summe
		Par _{klim,etJ}	Par _{klim,tJ}	Par _{klim,etR}	Par _{klim,tR}	Par _{klim,nR}	Par _{klim,fR}	Mittel	Min.	Max.	
1	43	250,09	672,43	156,35	0,00	0,00	0,00	10,01	7,03	17,08	4,64
2	12	443,58	78,91	252,58	0,00	0,00	0,00	8,82	5,76	18,98	4,11
3	62	118,21	509,64	44,66	0,00	0,00	0,00	5,74	2,33	8,53	2,24
4	36	34,22	428,61	0,00	228,97	0,00	0,00	4,16	2,68	6,72	1,44
5	20	1,65	350,31	0,00	97,10	0,00	0,00	2,93	1,45	4,62	0,68
6	83	151,69	0,00	80,99	0,00	0,00	0,00	2,72	1,22	5,46	0,61
7	43	13,00	53,63	0,00	185,58,	0,00	0,00	0,98	0,41	2,61	-0,34
8	28	25,00	7,78	0,00	273,71	0,00	0,00	0,95	0,54	2,35	-0,29
9	12	67,08	0,00	0,00	94,50	0,00	0,00	0,86	0,47	1,60	-0,40
10	47	4,45	3,22	0,00	145,91	0,00	0,00	0,41	0,30	1,49	-0,67
11	111	1,13	4,00	0,00	87,95	0,00	0,00	0,25	0,09	1,42	-0,79
12	123	14,20	2,03	12,10	5,12	1,60	1,91	-0,79	-17,55	1,35	-0,96
13	29	0,00	0,00	0,00	0,00	53,06	0,00	-5,13	-14,18	-2,67	-2,05
14	17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	70,29	-36,39	-74,81	-19,16	-6,52
15	3	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	276,67	-143,23	-158,83	-131,96	-22,81

Tabelle 11: Charakteristika der Cluster klimatologischer Parameter aus Beobachtungen

So ist z.B. ersichtlich, daß die Anzahl der Stationen in den verschiedenen Clustern stark variiert und eine Gleichverteilung der Datenpunkte in die einzelnen Klassen im allgemeinen nicht gegeben ist. In Gruppen mit einer Dominanz verhältnismäßig normaler Bedingungen sind oft viele Stationen mit einer geringen Schwankungsbreite der normierten Parametersummen zu finden. Betrachtet man hingegen die am Rand des Spektrums auftretenden Cluster mit dem höchsten Trockenheitsgefährdungspotential und dem niedrigsten Stellenwert bzw. die am wenigsten durch Niederschlagsdefizite betroffenen Cluster mit den höchsten Ordnungszahlen, ist die Spannweite zwischen den Extremwerten dieser normierten Summe aller Parameter verhältnismäßig groß. Darin kommt zum Ausdruck, daß in den betreffenden Gruppen häufig Stationen mit relativ unterschiedlichen Eigenschaften durch das Minimaldistanzverfahren zusammengefaßt werden und trotzdem eine signifikante Trennung von benachbarten Klassen auch ohne weitere Erhöhung der Clusteranzahl bereits gegeben ist.

Geht man von diesen allgemeinen Aspekten zur speziellen Analyse der für die Beobachtungen gefundenen Muster in Abbildung 11 über, so ist zu erkennen, daß hinsichtlich der hier betrachteten Parameter 1983 der Nordwesten der Bundesstaaten Ceará und Rio Grande do Norte am schwersten von ausbleibenden Niederschlägen betroffen war. Generell konzentrieren sich die trockensten Cluster mit den schlechtesten Bedingungen für die Landwirtschaft hauptsächlich auf den Bundesstaat Ceará und Teile von Piauí, Rio Grande do Norte und

Paraíba. Im südlichen Bereich Nordost-Brasiliens werden vorrangig Teile der Bundesstaaten Alagoas und Sergipe von hohen Niederschlagsdefiziten beeinflusst.

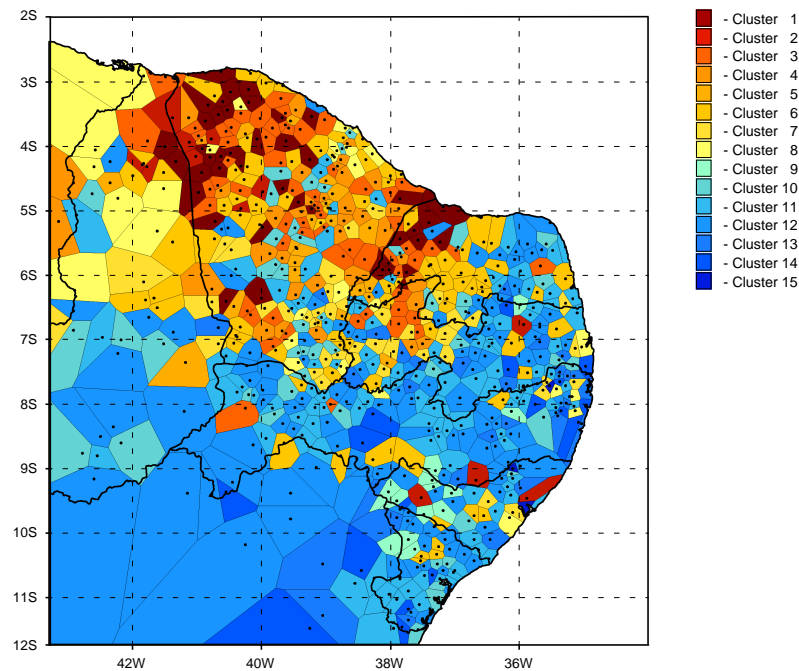


Abbildung 11: Cluster der klimatologischen Parameter aus Beobachtungen an 669 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien bei Nutzung aller Parameter

Die Ursachen für das Zustandekommen der gefundenen Muster können anhand der räumlichen Ausprägung der einzelnen verwendeten Parameter näher untersucht werden.

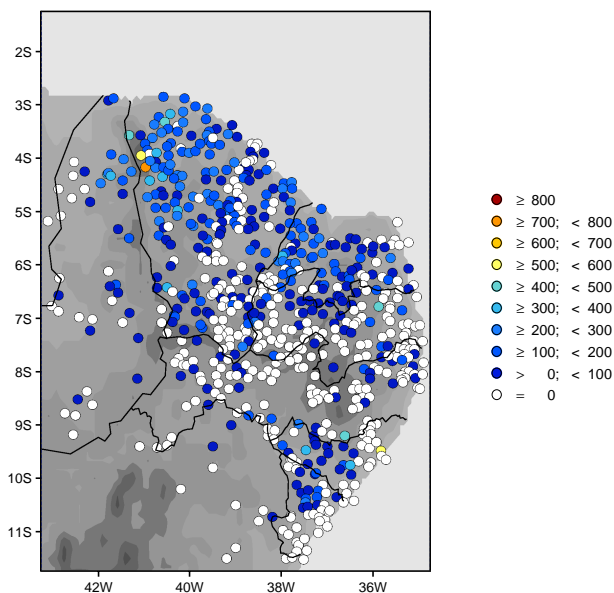


Abbildung 12: Räumliche Ausprägung des Parameters zur Beschreibung eines extrem trockenen Jahres 1983 in Nordost-Brasilien
Schwellenwert-Unterschreitungen relativ zum Klima in mm

Abbildung 12 verdeutlicht, daß in den am schwersten betroffenen Regionen 1983 ein extrem trockenes Jahr im Sinne der definierten Kriterien identifiziert werden kann. Die mit dem multivariaten Verfahren ermittelten Strukturen lassen sich bereits an diesem Parameter mit einem

5 Cluster-Analyse der beobachteten und zur Validierung ausgewählten Datensätze sowie Diagnostik

Defizit des Jahresniederschlags zwischen etwa 200 mm und 400 mm in weiten Teilen des Diagnosegebiets deutlich erkennen. Dabei fiel vor allem in Ceará und in den westlichen Teilen von Rio Grande do Norte und Paraíba mindestens die Hälfte der jährlichen Niederschlagssumme in den Monaten März und April, so daß auch der Parameter zur Beschreibung eines trockenen Jahres dort einen wesentlichen Beitrag zur Ausprägung der Clusterstrukturen liefert (Abbildung 13).

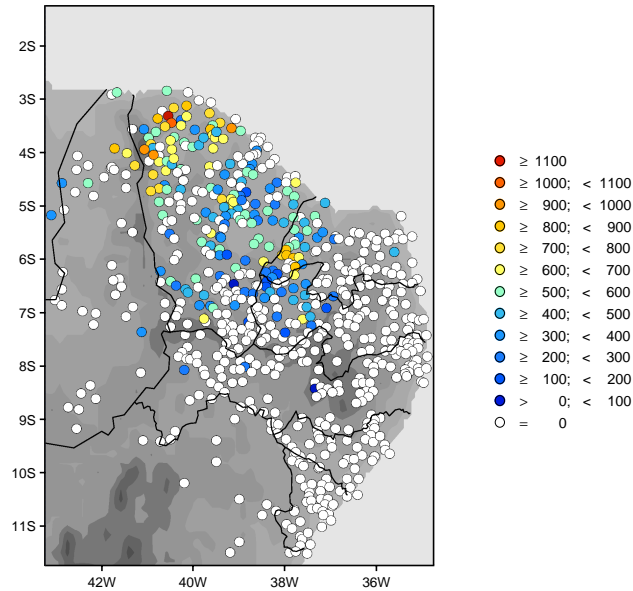


Abbildung 13: Räumliche Ausprägung des Parameters zur Beschreibung eines trockenen Jahres 1983 in Nordost-Brasilien
Schwellenwert-Unterschreitungen relativ zum Klima in mm

Darüber hinaus ist eine gute Übereinstimmung der Strukturen in Abbildung 12 und Abbildung 14 zu erkennen.

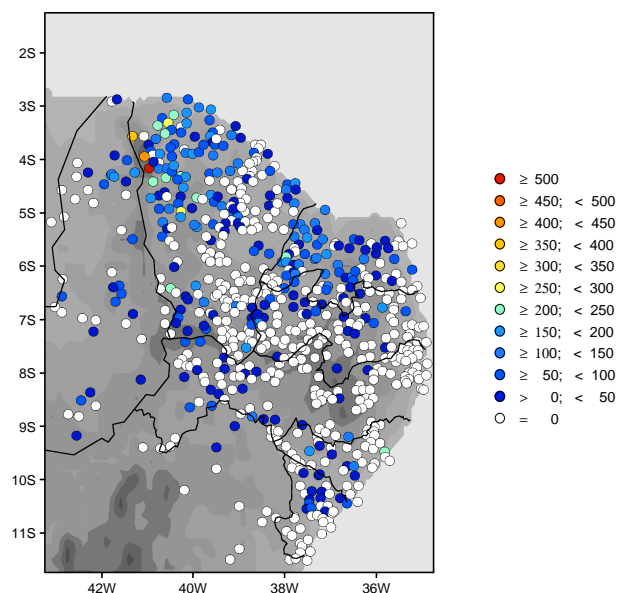


Abbildung 14: Räumliche Ausprägung des Parameters zur Beschreibung einer extrem trockenen Regenzeit 1983 in Nordost-Brasilien
Schwellenwert-Unterschreitungen relativ zum Klima in mm

Das bedeutet, daß die Defizite im Jahresniederschlag maßgeblich auf eine extrem trockene

Regenzeit in den entsprechenden Bereichen zurückzuführen sind und bereits von Februar bis Mai verbreitet ca. 100 mm bis 250 mm weniger als das langjährige Mittel gemessen wurden.

Demgegenüber ist schon anhand der Aufstellung in Tabelle 11 zu sehen, daß die Kriterien für eine normale bzw. feuchte Regenzeit nur an wenigen Stationen erfüllt sind. Sie lassen lediglich für die relativ schwach besetzten feuchtesten Cluster einen dominanten Einfluß auf die Ausbildung der räumlichen Muster erkennen (nicht dargestellt).

EINFLUß KORRELIERTER PARAMETER

Im Ergebnis der Korrelationsanalyse in Abschnitt 3.9 wurden u.a. auch Abhängigkeiten zwischen verschiedenen klimatologischen Parametern nachgewiesen. Es sollte daher untersucht werden, welchen Beitrag solche Größen zu den Resultaten der Clusterung liefern und ob signifikante Unterschiede zwischen den einzelnen Gruppierungen bei sukzessiver Vernachlässigung dieser Elemente erkennbar sind.

In Abbildung 15 ist das Resultat der Clusterung für den Fall dargestellt, daß der Parameter zur Charakterisierung einer trockenen Regenzeit ($Par_{\text{klim,tR}}$) entsprechend der Definition in Tabelle 2 nicht berücksichtigt wird. Im Unterschied zum Referenzfall können jetzt nur 10 anstelle von 15 Gruppen getrennt werden, was bereits auf spürbare Änderungen hinweist. Generell bleiben die gefundenen räumlichen Strukturen zwar erhalten, es wird jedoch insgesamt eine systematische Verschiebung zu einem höheren Trockenheitsgefährdungspotential deutlich, da jetzt mehr Stationen als bei Nutzung aller Parameter verhältnismäßig extremen Clustern zugeordnet werden.

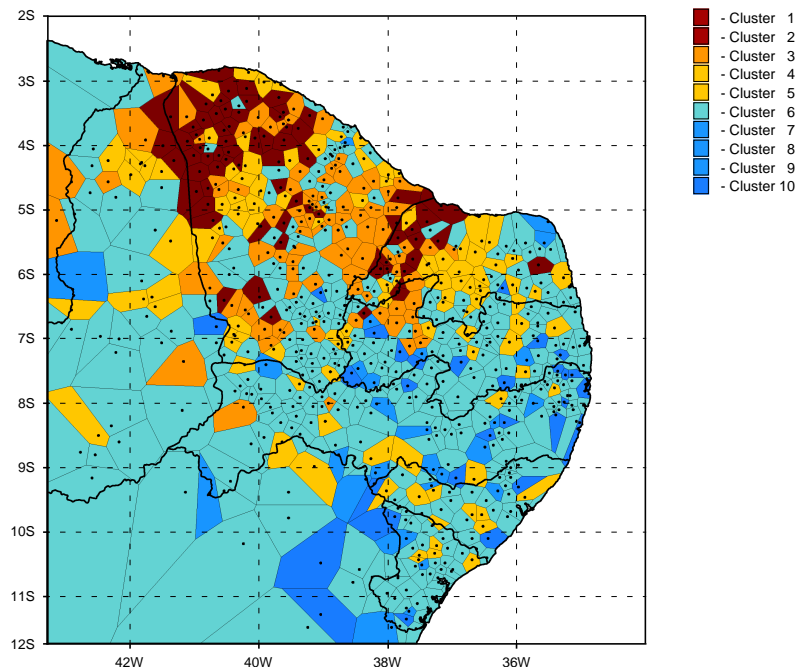


Abbildung 15: Cluster der klimatologischen Parameter aus Beobachtungen an 669 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien bei Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung einer trockenen Regenzeit $Par_{\text{klim,tR}}$

Das kann darauf zurückgeführt werden, daß sich in Regionen, in denen vorher das Kriterium für eine trockene Regenzeit nicht erfüllt war bzw. nur geringe Schwellenwert-Unterschreitun-

gen auftraten, beim Fehlen dieses moderaten Anteils der Einfluß der übrigen Parameter verstärkt, die ihrerseits in diesen Bereichen überwiegend eine hohe Gefährdung zum Ausdruck bringen. Da in diesem Komplex klimatologisch-basierter Kenngrößen besonders die Terme zur Charakterisierung des gesamten Jahres die ermittelte Clusterstruktur dominieren und diese wiederum maßgeblich durch eine extrem trockene Regenzeit geprägt werden, die in den gleichen Gebieten somit auch relativ hohe Werte des entsprechenden Parameters bedingt, kommt es letztlich zu der in Abbildung 15 sichtbaren Ausweitung gefährdeter Bereiche.

Bei der Zuordnung vergleichbarer Klassen aus beiden Datenkollektiven führt diese Tendenz zu einer Verstärkung der Trockenheitsgefährdung für die Clusterung ohne $Par_{klim,tR}$ dazu, daß jetzt z.B. die beiden Klassen mit den niedrigsten Ordnungsnummern gleichermaßen dem ersten Cluster der Basisversion am ähnlichsten sind. Für die am wenigsten durch Niederschlagsdefizite gekennzeichneten Strukturen in den Resultaten der Mustererkennung mit dem kompletten Parametersatz hingegen ist keine Entsprechung mehr in Abbildung 15 zu finden. Allerdings werden jetzt auch z.B. über 50% aller Beobachtungen (342 Stationen) in einem einzigen Cluster mit einem relativ geringen Gefährdungspotential zusammengefaßt, wodurch diese Gruppe erheblich überbetont wird. Im Referenzfall hingegen waren maximal 123 Stationen in einem Cluster vertreten.

	signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster
$Par_{klim,etJ}$	70,00
$Par_{klim,tJ}$	10,00
$Par_{klim,etR}$	80,00
$Par_{klim,nR}$	10,00
$Par_{klim,fR}$	10,00

Tabelle 12: Prozentualer Anteil von Clustern mit signifikanten Unterschieden zwischen den Verteilungsfunktionen der klimatologischen Parameter bei Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung einer trockenen Regenzeit ($Par_{klim,tR}$) relativ zu den Resultaten bei Nutzung aller Parameter

Da dieser Effekt insgesamt jedoch durch die gleichzeitig gestiegenen Besetzungszahlen von Clustern mit verhältnismäßig hohen Niederschlagsdefiziten überkompensiert wird, dominiert letztlich eine stärkere Ausprägung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft.

In Tabelle 12 ist die paarweise Analyse der Verteilungen in den jeweils ähnlichsten Klassen der beiden untersuchten Parametersätze entsprechend der in Abschnitt 3.8 beschriebenen Weise dokumentiert. Für einzelne Größen kommt es in bis zu 80% aller vergleichbaren Cluster zu statistisch signifikanten Unterschieden. Im gewichteten Mittel für alle Parameter wird immer noch ein Anteil von ca. 28% erreicht. Die Abweichungen zum Referenzfall können damit nicht mehr als vernachlässigbar betrachtet werden.

Wird zusätzlich noch der Parameter zur Beschreibung einer extrem trockenen Regenzeit ($Par_{klim,etR}$) von der Clusterung ausgeschlossen, sind in den resultierenden Strukturen weitere deutliche Veränderungen erkennbar. Abbildung 16 zeigt, daß jetzt mehr Klassen identifiziert werden können als in den beiden zuvor betrachteten Referenzfällen. Obwohl die meisten Gruppen jetzt mit solchen Strukturen der Basisversion (bei Nutzung aller Parameter) vergleichbar sind, die ein verhältnismäßig hohes Gefährdungspotential repräsentieren, ist in der räumlichen Ausprägung der Trockenheitsgefahr für die Landwirtschaft insgesamt eher ein

Trend zu moderateren Bedingungen sichtbar, da die entsprechenden Cluster relativ schwach besetzt sind. Besonders deutlich wird eine derartige Tendenz im Vergleich zu Abbildung 15. Dieser Befund ist teilweise darauf zurückzuführen, daß die vernachlässigte Größe $Par_{klim,etR}$, wie bereits mehrfach erwähnt, besonders in solchen Gebieten hohe Werte annimmt, wo auch die Cluster mit den höchsten Niederschlagsdefiziten vorkommen. Beim Wegfallen dieses Einflusses wird der Beitrag solcher Parameter gestärkt, die dort moderate bis gute Bedingungen für eine landwirtschaftliche Nutzung wiedergeben ($Par_{klim,nR}$ und $Par_{klim,fR}$). Teilweise kommt es allerdings auch in Regionen, in denen $Par_{klim,etR}$ nahe oder identisch 0 ist, ohne diese Kenngröße zur Zuordnung von Stationen zu weniger gefährdeten Klassen. Dieses Problem bedarf noch einer weiteren Interpretation. Es kann hier nur vermutet werden, daß methodische Aspekte eine Rolle spielen. So könnte z.B. bei einer bestimmten Signifikanzschwelle zur Überprüfung der Trennbarkeit der Gruppen mit dem t-Test bzw. dem χ^2 -Test gemäß *Gerstengarbe und Werner (1997)* noch für einen Teil der Stationen eine Eingruppierung in solche Cluster möglich sein, die bei einem anderen Signifikanzlevel nicht mehr unterscheidbar wären, sondern dann eine Neudefinition der Clusteranzahl und eine wiederholte Anwendung des Verfahrens erfordern würden.

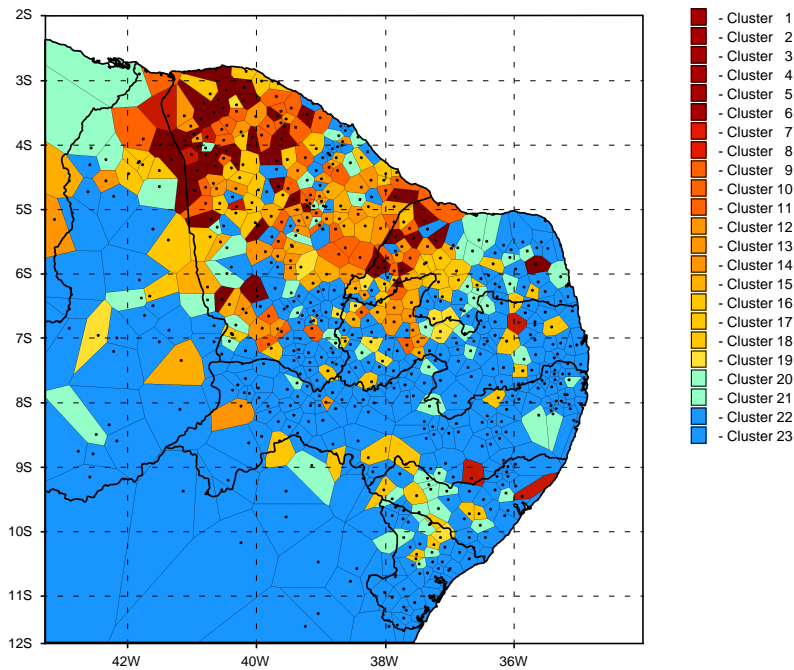


Abbildung 16: Cluster der klimatologischen Parameter aus Beobachtungen an 669 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien wie in Abbildung 15, jedoch zusätzlich unter Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung einer extrem trockenen Regenzeit $Par_{klim,etR}$

Auch Zuordnungsprobleme bei der Ermittlung der ähnlichsten Cluster in den zu vergleichenden Datensätzen sind nicht auszuschließen. Dabei erfolgt ein gegenseitiger Bezug über die Differenzen der Gruppenzentroide, und zwar nur unter Berücksichtigung der Parameter, welche in beide Varianten der Clusterung Verwendung finden. Die übrigen Kenngrößen der Referenzversion werden nicht benutzt, da sonst in unzulässiger Weise Relationen zwischen Räumen unterschiedlicher Dimension hergestellt werden würden. Kommt es nun zur Vernachlässigung von mehr und mehr Kenngrößen im zu überprüfenden Datenkollektiv, kann dies dazu führen, daß bezüglich der verbleibenden Terme eine bessere Übereinstimmung mit einem anderen Cluster der Referenzdaten als bei Verwendung sämtlicher Parameter erzielt

werden kann. Da die Rangordnung dieser Klasse jedoch für den kompletten Satz von Testgrößen im Bezugsdatensatz bestimmt worden ist, kann dies unter bestimmten Bedingungen dazu führen, daß das entsprechend zugeordnete Cluster des Testdatensatzes zu weit am Rand des Spektrums eingeordnet wird.

	signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster
Par _{klim,etJ}	78,26
Par _{klim,tJ}	60,87
Par _{klim,nR}	4,35
Par _{klim,tR}	0,00

Tabelle 13: Prozentualer Anteil von Clustern mit signifikanten Unterschieden zwischen den Verteilungsfunktionen der klimatologischen Parameter wie in Tabelle 12, jedoch zusätzlich unter Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung einer extrem trockenen Regenzeit (Par_{klim,etR}) relativ zu den Resultaten nur bei Ausschluß von Par_{klim,tR}

Betrachtet man abschließend noch die Verteilungsfunktionen der einzelnen Parameter, treten entsprechend Tabelle 13 insbesondere für die auf das gesamte Jahr bezogenen Kenngrößen deutliche Unterschiede relativ zu den Resultaten bei Ausschluß nur von Par_{klim,tR} auf. Im gewichteten Mittel für alle untersuchten Größen sind signifikante Abweichungen für etwa 36% aller vergleichbaren Cluster beider Datenkollektive nachweisbar.

Insgesamt kann im Resultat dieser Sensitivitätsanalyse zum Einfluß korrelierter Größen geschlußfolgert werden, daß trotz der nachgewiesenen Abhängigkeiten der Informationsgehalt der entsprechenden Parameter nicht vernachlässigbar ist und eine signifikanter Einfluß auf die Resultate der Clusterung nachgewiesen werden konnte. Auf dieser Basis ist die Verwendung eines reduzierten Satzes von Kenngrößen zur Mustererkennung speziell unter den hier betrachteten klimatologischen Gesichtspunkten daher nicht begründbar.

Nach diesen Vorbetrachtungen kann jetzt unter Berücksichtigung der erzielten Ergebnisse zur Validierung der in den vorliegenden Untersuchungen betrachteten Testdatensätze übergegangen werden.

REMO BEI ANTRIEB MIT ECMWF-RE-ANALYSEN

In Abbildung 17 sind die Strukturen dargestellt, wie sie bei Anwendung der optimierten Version des Minimaldistanzverfahrens auf die Parameter zur Beschreibung der allgemeinen Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft aus REMO-Resultaten für das Simulationsexperiment analysiert werden konnten, bei welchem das Regionalmodell durch ECMWF-Re-Analysen angetrieben wurde. Grundsätzlich zeigen sich gegenüber den Ergebnissen für die Beobachtungen sehr ähnliche Muster. Die Bereiche, in denen die stärkste Gefährdung der Landwirtschaft durch Trockenheit zu erkennen ist, sind jetzt jedoch weiter westlich in Piauí zu finden. Im Osten des Bundesstaates Ceará können solche Muster nicht mehr nachgewiesen werden. Insgesamt erscheint die Ausprägung der gefundenen Gruppen homogener, wobei eine Ausweitung relativ extremer Clustern nach Süden und Westen zu beobachten ist. Im nördlichen Küstenbereich hingegen tritt ein Streifen verhältnismäßig günstiger Bedingungen für eine landwirtschaftliche Nutzung auf, der so deutlich in den Referenzdaten nicht nachweisbar war. Die höhere Gleichförmigkeit der Muster gegenüber den Beobachtungen resultiert hauptsächlich daraus, daß jetzt eine verhältnismäßig große Zahl von Datenpunkten in einzel-

nen Clustern mit einem relativ hohen Gefährdungspotential durch Trockenheit (Cluster 2: 212 Elemente), aber auch in nur gering durch Niederschlagsdefizite betroffenen Gruppen (z.B. Cluster 7: 110 Elemente) zusammengefaßt wird.

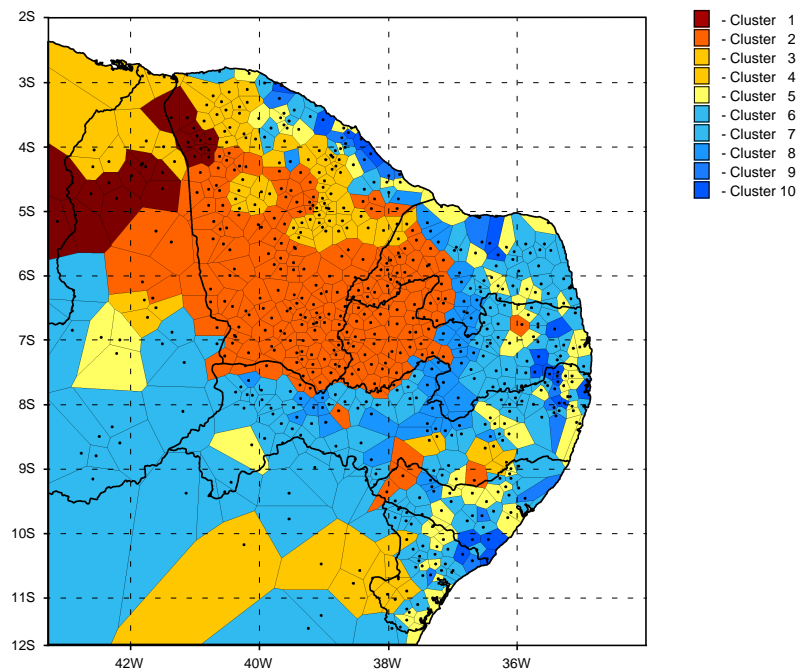


Abbildung 17: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 669 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Anhand von Tabelle 14 ist zu erkennen, daß besonders bezüglich der Ausprägung der Parameter zur Beschreibung eines extrem trockenen Jahres, einer extrem trockenen Regenzeit sowie einer trockenen Regenzeit ($Par_{klim,etJ}$, $Par_{klim,etR}$ und $Par_{klim,tR}$) deutliche Unterschiede in beiden Datensätzen erkennbar sind. Speziell die ersten beiden Kenngrößen werden im Mittel aus den Modellresultaten um etwa das 3- bis 4-fache höher bestimmt und tragen damit maßgeblich zu der ermittelten Überbetonung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft bei. Im Gegenzug reduziert sich der Parameter zur Beschreibung einer trockenen Regenzeit erheblich.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	$Par_{klim,etJ}$	$Par_{klim,tJ}$	$Par_{klim,etR}$	$Par_{klim,tR}$	$Par_{klim,nR}$	$Par_{klim,fR}$
Beobachtungen	61,89	130,44	30,99	66,09	2,59	3,38
REMO Exp. 21	232,80	322,04	150,15	12,96	2,50	14,37
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	70,00	40,00	70,00	40,00	30,00	40,00

Tabelle 14: Mittelwerte aller klimatologischen Parameter für 669 Stationsorte aus Beobachtungen und REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen sowie Unterschiede deren Verteilungen

Weiterhin wurden im gewichteten Mittel für alle Parameter in etwa 45% aller Cluster signifikante Abweichungen der Verteilungsfunktionen ermittelt.

Die räumlich-explizite Darstellung von $Par_{klim,etR}$ in Abbildung 18 zeigt u.a., daß in Übereinstimmung mit dem Referenzdatensatz im östlichen Küstenbereich sowie im südlichen Teil von Piauí keine extrem trockene Regenzeit nachweisbar ist (vergleiche hierzu Abbildung

14). In vielen anderen Bereichen des Diagnosegebiets kommt es jedoch im Modell, wie aus der Diskussion des entsprechenden Gebietsmittelwertes zu erwarten war, zu einer Ausweitung von Gebieten, in denen jetzt während der Regenzeit "extrem trockene" anstelle der "trockenen" Bedingungen in den Beobachtungen vorherrschen.

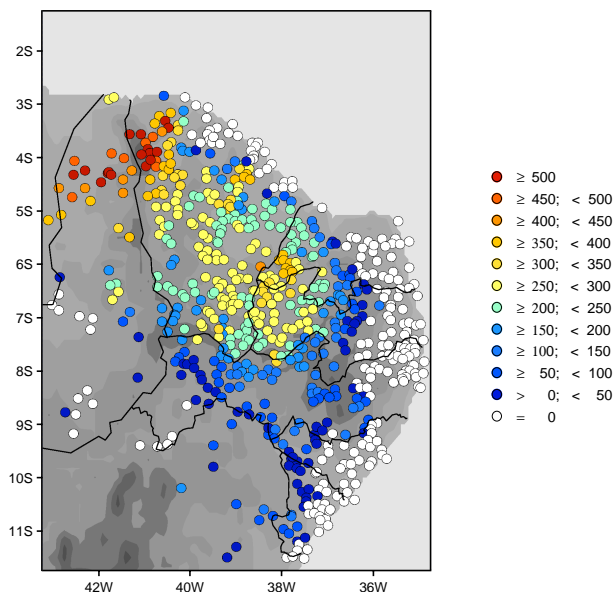


Abbildung 18: Räumliche Ausprägung des Parameters zur Beschreibung einer extrem trockenen Regenzeit 1983 in Nordost-Brasilien
 REMO-Resultate bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen, interpoliert auf die Orte von 669 Beobachtungsstationen
 Schwellenwert-Unterschreitungen relativ zum Klima in mm

Die Niederschläge in dieser Zeitspanne von Februar bis Mai tragen mit einem Anteil von ca. 78% zum Jahresniederschlag bei und erklären so die für das Jahr insgesamt gefundene gleichläufige Tendenz durch den starken Einfluß der entsprechenden Parameter zur Beschreibung des Charakters der Regenzeit. Dabei werden in Bereichen mit den trockensten Verhältnissen selbst 50% des Klimamittels (Kriterium zur Erfüllung von $Par_{\text{klim,etR}}$) z.T. noch um mehr als 500 mm unterschritten.

Im nördlichen Küstenbereich ist in den Modellresultaten keine extrem trockene Regenzeit wie in den Beobachtungen mehr nachweisbar. Es zeigt sich vielmehr eine Tendenz zu einer feuchteren Situation (nicht dargestellt), die im Mittel zu der in Tabelle 14 sichtbaren Überbewertung von $Par_{\text{klim,fr}}$ führt und die weniger extremen Clusterstrukturen in diesem Streifen in Abbildung 17 im Vergleich zu Abbildung 11 zur Folge hat.

REMO BEI ANTRIEB MIT ECHAM4-RESULTATEN

Gemäß den Überlegungen in Kapitel 4 wurde ein weiteres Simulationsexperiment mit dem Regionalmodell REMO diesmal mit Antrieb durch das atmosphärische Zirkulationsmodell ECHAM4 bei Verwendung "perfekter ozeanischer Randbedingungen" für das Jahr 1983 (Jahr 14 des entsprechenden Experimentes mit ECHAM4) in die Erprobung des Verfahren einbezogen. Damit sollte insbesondere überprüft werden, wie sich Unterschiede bei der Vorgabe der großskaligen Zirkulation am seitlichen Rand des Modells und differierende Initialbedingungen für das Bodenmodell (siehe hierzu auch Abschnitt 5.6) auf die Simulationsergebnisse auswirken. Die Ergebnisse der Cluster-Analyse in ihrer optimierten Version sind für dieses Experi-

ment in Abbildung 19 dargestellt.

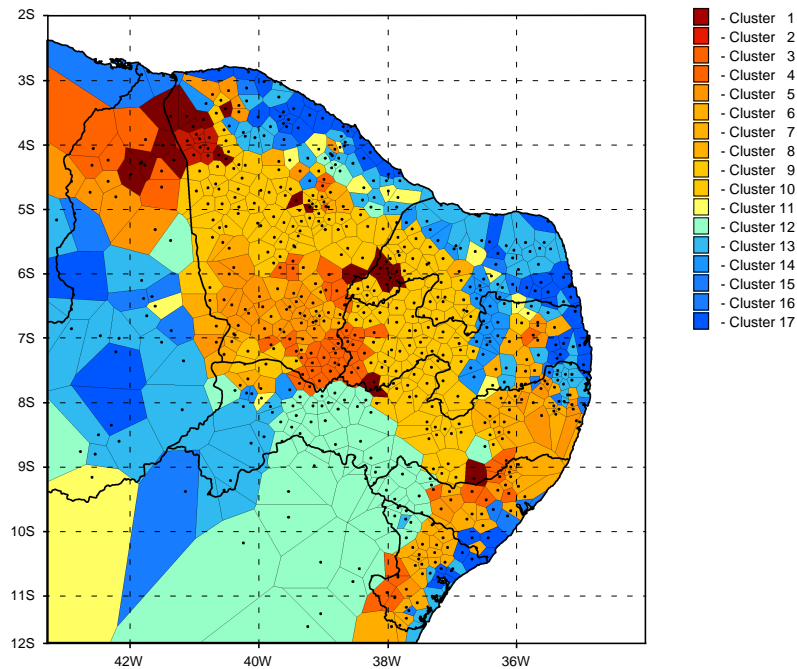


Abbildung 19: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14 und interpoliert an 669 Stationsorte in Nordost-Brasilien

Insgesamt erkennt man sowohl im Bezug auf die Beobachtungen, als auch gegenüber den Strukturen aus den REMO-Resultaten bei Antrieb des Modells mit ECMWF-Re-Analysen (im folgenden Referenzexperiment genannt) ein relativ breites Spektrum an Gemeinsamkeiten, aber auch spürbare Unterschiede (vergleiche hierzu Abbildungen 11 und 17). So wird z.B. in allen drei Fällen im Bundesstaat Ceará und im nördlichen Teil von Piauí ein verhältnismäßig hohes Gefährdungspotential diagnostiziert. Weiterhin lassen sich aus den Ergebnissen für den hier diskutierten Simulationslauf, ähnlich wie für die Beobachtungen, im östlichen und westlichen Grenzbereich von Ceará besonders niederschlagsarme Regionen identifizieren.

Im Vergleich zum Referenz-Experiment allerdings reflektiert der Großteil der gefundenen Klassen in diesem und Teilen der angrenzenden Bundesstaaten Rio Grande do Norte und Paraíba eine geringere Trockenheitsgefährdung der Landwirtschaft. In der nördlichen Küstenregion und einigen Gebieten im Westen der Untersuchungsregion wird sowohl gegenüber den Beobachtungen als auch relativ zum Referenzlauf sogar eine Tendenz zu weniger gefährdeten Verhältnissen sichtbar. Demgegenüber fallen besonders im östlichen und südlichen Bereich des Diagnosegebiets Cluster mit einem höheren Gefährdungspotential auf, die teilweise sicherlich durch die feinere Differenzierung des Datenkollektivs aufgrund der größeren Clusteranzahl erklärbar sind.

Die maßgeblichen Einflußgrößen für diese Unterschiede in den Resultaten der Strukturanalyse können auch in diesem Fall gut anhand der Gebietsmittel für die Einzelparameter und deren Differenzen in beiden REMO-Experimenten gemäß Tabelle 15 ermittelt werden. Insgesamt zeigt sich auch anhand dieser Terme gegenüber der Referenzversion eine Tendenz zu moderateren Verhältnissen. Eine Verminderung des extrem trockenen Charakters der Regenzeit mit einen Anteil von immer noch ca. 74% am Jahresniederschlag trägt maßgeblich zu der gleich-

falls schwächeren Ausprägung eines extrem trockenen Jahres bei und führt dazu, daß diese beiden Größen besser mit den Beobachtungen übereinstimmen als im Referenzlauf.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{klim,etJ}	Par _{klim,tJ}	Par _{klim,etR}	Par _{klim,tR}	Par _{klim,nR}	Par _{klim,fR}
REMO Exp. 17	165,89	389,38	97,48	19,99	1,82	31,06
Differenz zu Exp. 21	-66,91	+67,34	-52,67	+7,03	-0,68	+16,68
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	64,71	76,47	64,71	52,94	11,76	23,53

Tabelle 15: Mittelwerte aller klimatologischen Parameter für 669 Stationsorte aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen, Differenz zum Referenzexperiment sowie Unterschiede der Verteilungen gegenüber Beobachtungen

Ein Vergleich der Abbildungen 20 und 18 zeigt, daß diese realistischeren Resultate für Par_{klim,etR} insbesondere durch strukturelle Unterschiede in den Bundesstaaten Ceará und Piauí in den beiden REMO-Experimenten zustande kommen.

Insgesamt werden in Tabelle 15 für die Regenzeit des Jahres 1983 günstigere Bedingungen im Bezug auf eine landwirtschaftliche Nutzung als in dem Modellauf mit Antrieb durch Re-Analysen dokumentiert. Dieser Trend zeigt sich am deutlichsten im nördlichen und östlichen Küstenbereich, obwohl er dort z.T. durch das vermehrte Auftreten eines trockenen Jahres überlagert wird (nicht dargestellt). Allerdings vergrößern sowohl diese Zunahme von Par_{klim,fR}, als auch der erhöhte Wert von Par_{klim,tJ} dabei gegenüber dem Referenzexperiment die Differenzen zu den Beobachtungen.

Unterschiede zu den Verteilungsfunktionen der vergleichbaren Cluster aus den Stationsbeobachtungen treten im gewichteten Mittel für sämtliche Parameter in ca. 45% aller Cluster auf.

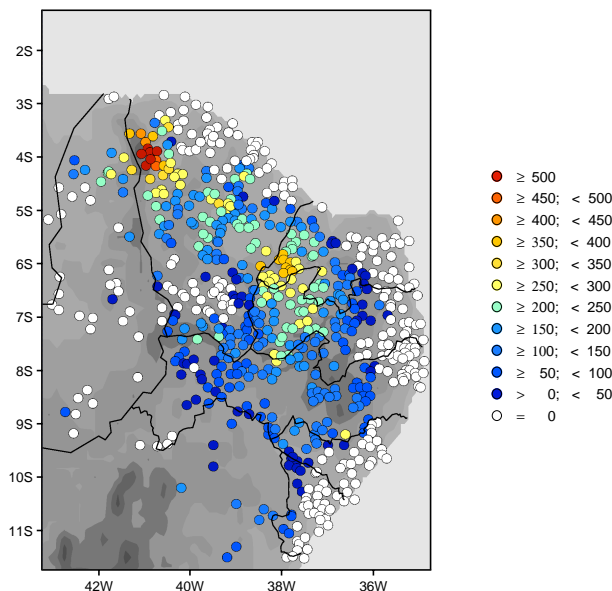


Abbildung 20: Räumliche Ausprägung des Parameters zur Beschreibung einer extrem trockenen Regenzeit in Nordost-Brasilien
 REMO-Resultate bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14, interpoliert auf die Orte von 669 Beobachtungsstationen
 Schwellenwert-Überschreitungen relativ zum Klima in mm

Dieser Prozentsatz ist zwar vergleichbar mit dem für das Experiment bei Antrieb des Regio-

nalmodells mit ECMWF-Re-Analysen ermittelten Wert, resultiert jedoch aus Einzelbeiträgen, in denen sich die verschiedenen diskutierten Unterschiede zwischen beiden REMO-Experimenten widerspiegeln und so zu einer unterschiedlich guten Übereinstimmung der Verteilungsfunktionen für die Einzelparameter in vergleichbaren Clustern aus Modell- und Beobachtungsdaten führen.

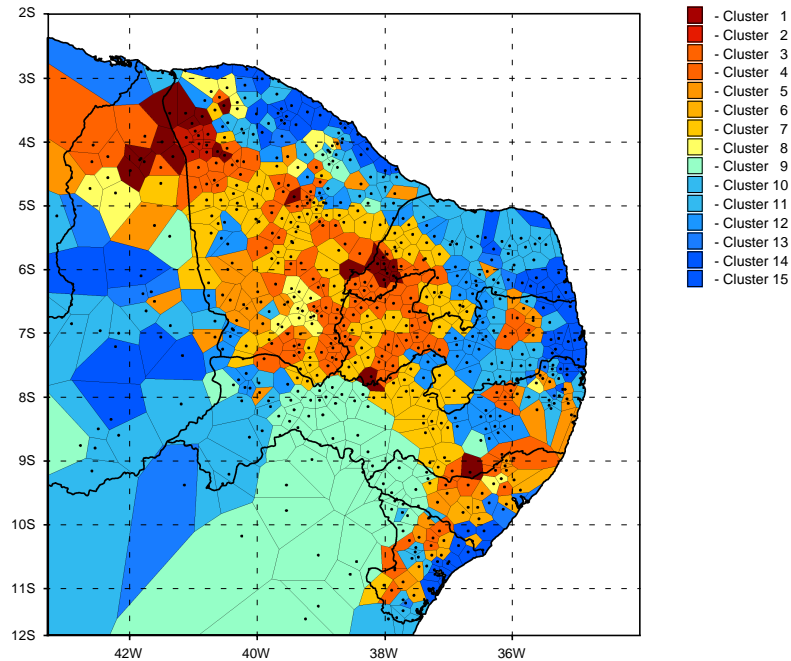


Abbildung 21: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14 und interpoliert an 669 Stationsorte in Nordost-Brasilien
Vorgabe von 15 Clustern gemäß der Resultate für die Beobachtungen

Wird die Clusteranzahl entsprechend den Ergebnissen aus der Analyse der Beobachtungen vorgegeben und die nicht-optimierte Version des Minimaldistanzverfahrens zur Mustererkennung benutzt, werden die in Abbildung 21 dargestellten Muster gefunden. Beim Vergleich mit den Resultaten für die optimierte Version (siehe Abbildung 19) erkennt man, daß die ermittelte Grundstruktur in beiden Fällen relativ stabil ist und das Verfahren reproduzierbare Resultate liefert. Durch die Vorgabe einer geringeren Klassenzahl werden jetzt allerdings einige Datenpunkte so umverteilt, daß es sowohl zu einer verstärkten Besetzung von Clustern mit einem hohen Trockenheitsgefährdungspotential, als auch zu einer Ausweitung von Bereichen mit relativ günstigen Bedingungen für die Landwirtschaft kommt. Teilweise erfolgt diese Umverteilung dabei auf Kosten verhältnismäßig moderater Klassen besonders in den östlichen Bundesstaaten.

Eine eindeutige Zuordnung zwischen den Klassen beider zu vergleichenden Datensätze ist jedoch auch in diesem Fall nicht möglich, da für drei der Cluster aus den Stationsbeobachtungen wiederum keine Entsprechung in den Modellergebnissen gefunden werden kann. Hierdurch kommt es gleichzeitig zu einer Mehrfachzuweisung von Gruppen des Referenzdatensatzes als nächste Nachbarn von Klassen aus den Simulationsergebnissen.

Durch die Einordnung der gleichen Anzahl von Datenpunkten wie bei Nutzung der optimierten Version in weniger Clustern erhöht sich weiterhin auch die Spannweite der Elemente in den

einzelnen Klassen. Signifikante Unterschiede zwischen den Parameterverteilungen vergleichbarer Cluster aus Modellresultaten und Beobachtungen werden jetzt in ca. 50% aller Muster nachgewiesen, die somit eine geringere Übereinstimmung als im Referenzfall zeigen.

ECMWF-RE-ANALYSEN

Gemäß den Erläuterungen in Kapitel 4 sollten auch Niederschläge aus ECMWF-Re-Analysen mit dem hier entwickelten Algorithmus validiert werden. Das diene einmal einer Überprüfung, inwieweit die entwickelte Methodik auch auf globale Datensätze mit relativ grober horizontaler Auflösung anwendbar ist. Zum anderen sollte beispielhaft für das hier untersuchte Jahr 1983 der noch offenen Frage nachgegangen werden, wie gut extrem trockene Bedingungen in einem semi-ariden Gebiet in den Resultaten dieses globalen Analysemodells erfaßt werden können. Dabei ist an dieser Stelle nur die Diagnostik eines unveränderlich bestehenden Datensatzes möglich, was genauso auch für die im Anschluß betrachteten ECHAM4-Ergebnisse und die CRU-Klimatologie gilt. Eine Rückkopplung zur Modellentwicklung kann in diesem Fall nur extern an der jeweiligen Forschungseinrichtung, an der das jeweilige Modell bearbeitet wird, durch Interpretation der gefundenen Abweichungen von den Beobachtungen sowie die Erarbeitung von Ansätzen zur Weiterentwicklung der eingesetzten Versionen und die Durchführung von Sensitivitätsexperimenten erfolgen.

In Abbildung 22 sind die für die Clusterung der klimatologischen Parameter mit der optimierten Variante des Minimaldistanzverfahrens ermittelten Muster dargestellt.

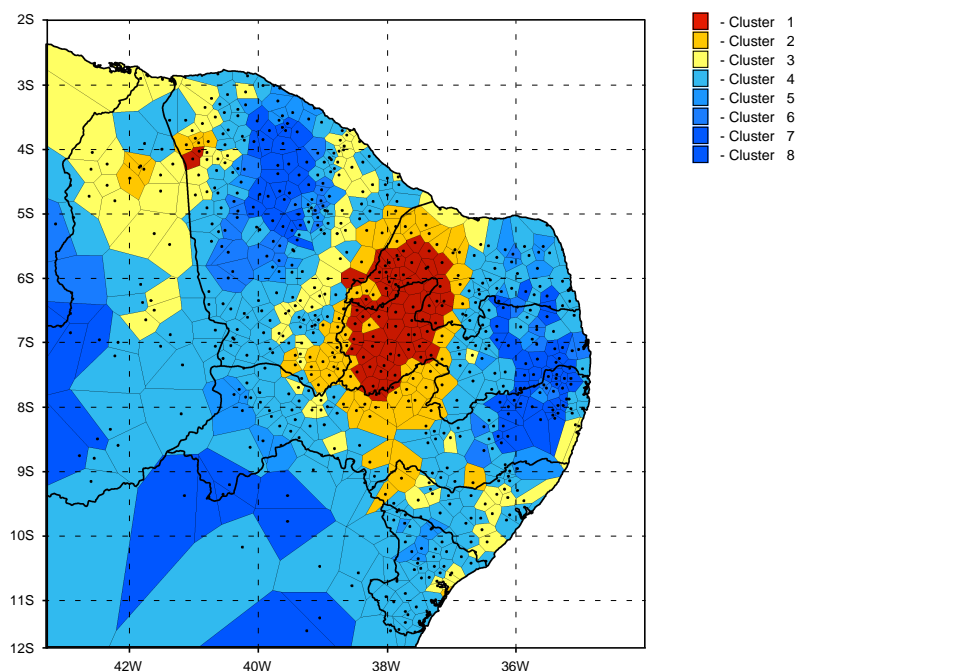


Abbildung 22: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 669 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Es fällt besonders die große Homogenität der Strukturen auf, die sich auch in der geringen Anzahl von nur 8 Klassen ausdrückt. Dabei wird allerdings annähernd die gesamte Bandbreite zwischen relativ wenig von Niederschlagsdefiziten betroffenen und stark gefährdeten Verhältnissen überdeckt, wie sie auch in den Beobachtungen zu finden war. Quantitativ zeigt sich dieses Verhalten in größeren Unterschieden zwischen den Gruppenzentroiden als im Fall

der Stationsbeobachtungen. Weiterhin erscheint es erwähnenswert, daß der Bereich besonders extremer Verhältnisse sich jetzt deutlich sichtbar nach Osten in die Bundesstaaten Rio Grande do Norte und Paraíba verlagert hat.

Die Mittelwerte der Einzelparameter in Tabelle 16 belegen, daß in dem hier untersuchten Datensatz der extrem trockene Charakter des Jahres 1983 gegenüber den Beobachtungen abgeschwächt wird und ein trockenes Jahr sogar nirgendwo im Diagnosegebiet mehr nachweisbar ist. Bei der Beurteilung einer extrem trockenen Regenzeit ist allerdings eine schwach gegenläufige Tendenz zu erkennen, die nicht aus höheren Maximalwerten für diesen Parameter resultiert, sondern aus einer Ausweitung solcher Gebiete, in denen dieses Kriterium jetzt erfüllt ist (nicht dargestellt).

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{klim,etJ}	Par _{klim,tJ}	Par _{klim,etR}	Par _{klim,tR}	Par _{klim,nR}	Par _{klim,fR}
Beobachtungen	61,89	130,44	30,99	66,09	2,59	3,38
ECMWF-Re-Analysen	49,17	0,00	43,36	35,57	6,27	20,63
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	37,50	25,00	50,00	37,50	37,50	50,00

Tabelle 16: Mittelwerte aller klimatologischen Parameter für 669 Stationsorte aus Beobachtungen und ECMWF-Re-Analysen sowie Unterschiede deren Verteilungen

Diese leichte Überbewertung der Trockenheitsgefährdung während der Niederschlagsperiode steht nicht im Widerspruch zur Erhöhung des Jahresniederschlags, die sich in kleineren Werten von Par_{klim,etJ} und Par_{klim,tJ} ausdrückt, da die Regenzeit in den Modellresultaten anders als beobachtet mit lediglich 57% einen verhältnismäßig geringen Anteil an der Jahressumme aufweist. Hinzu kommt noch, daß demgegenüber die restlichen drei Kenngrößen (Par_{klim,tR}, Par_{klim,nR} und Par_{klim,fR}) für die Regenzeit feuchtere Bedingungen als beobachtet dokumentieren. Insgesamt fällt in den Re-Analysen im untersuchten Diagnosegebiet ca. 50% mehr Niederschlag für 1983 als in den Beobachtungen. Signifikante Unterschiede zwischen den Verteilungsfunktionen sind entsprechend den Gleichungen 12 und 14 im gewichteten Mittel für alle Parameter in ca. 39% aller vergleichbaren Cluster beider Datenkollektive nachweisbar.

Daraus ergibt sich mit Gleichung 16 ein kleinerer Wert für das Qualitätsmaß Q₁ (0,56) als in den beiden REMO-Experimenten (0,68 bzw. 0,64) und eine besser Vergleichbarkeit zu den Beobachtungen. Die in Abbildung 22 erkennbaren strukturellen Verschiebungen kommen dabei noch nicht zur Geltung und können erst anhand von Q₂ gemäß Gleichung 17 durch die Bestimmung der Abstände zwischen den Gruppenzentroiden der Cluster, zu denen eine bestimmte Station in beiden zu vergleichenden Datensätzen zugeordnet wird, quantitativ erfaßt werden. Damit wird die Bedeutung dieser Maßzahl für eine umfassende Beurteilung der zu überprüfenden Daten deutlich. Für die Re-Analysen nimmt Q₂ einen Wert von 0.63 an. Für die beiden REMO-Experimente wurden im Vergleich hierzu Werte von 0,60 bzw. gleichfalls von 0,63 ermittelt (siehe hierzu auch Abbildung 26).

Anhand dieser Resultate kann insgesamt eingeschätzt werden, daß bei Verwendung der Niederschläge aus ECMWF-Re-Analysen die Gefährdung der Landwirtschaft durch Trockenheit 1983 in Nordost-Brasilien auf der Basis der in Tabelle 2 definierten klimatologischen Kriterien in Ausweitung und Amplitude unterschätzt wird, wobei jedoch trotzdem in einigen Teilberei-

chen des Diagnosegebiets speziell die Regenzeit zu trocken ausfällt. Dabei zeigen die meisten der am schwersten betroffenen Gebiete gegenüber den Beobachtungen eine räumliche Verschiebung.

ECHAM4

Bei der Validierung der ECHAM4-Resultate, die, wie bereits mehrfach erwähnt, gleichzeitig als Antrieb für eines der weiter oben diskutierten REMO-Experimente dienten, stand wie für die Re-Analysen ebenfalls die Frage der Anwendbarkeit und Robustheit der entwickelten Methode für Datensätze geringer horizontaler Auflösung im Vordergrund.

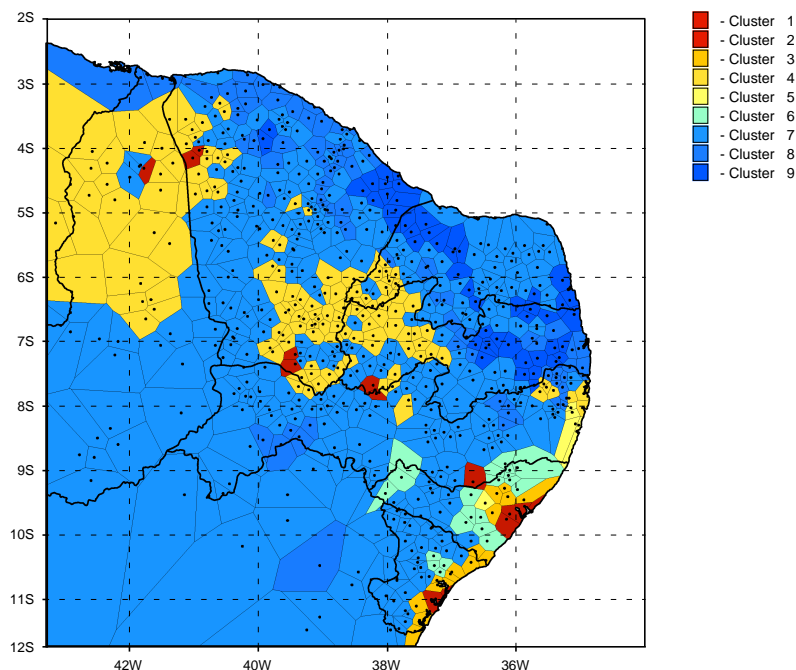


Abbildung 23: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus ECHAM4-Resultaten für das Modelljahr 14 und interpoliert an 669 Stationsorte in Nordost-Brasilien

Die Resultate der Cluster-Analyse bei Verwendung der optimierten Version sind in Abbildung 23 dargestellt. Es fällt auch hier wieder eine vergleichsweise geringe Anzahl von Gruppen auf, wie dies schon bei den eben behandelten Re-Analysen zu erkennen war. In Verbindung hiermit kommt es zu einer größeren Variabilität in den einzelnen Klassen sowie zu größeren Abständen zwischen den Gruppenzentroiden als für die Beobachtungen (nicht dargestellt). Das Spektrum der Cluster reicht dabei von extrem stark durch Trockenheit gefährdeten Strukturen bis zu solchen, die besonders günstige Bedingungen für die Landwirtschaft repräsentieren. Damit wird auch von diesem Datensatz, wiederum in Analogie zu den Re-Analysen, die gesamte in den Beobachtungen existierende Spannweite überdeckt. Trotzdem erscheinen die räumlichen Gebilde relativ homogen, da z.B. schon mehr als 70% aller Elemente allein in die drei Klassen eingruppiert worden sind, die das geringste Gefährdungspotential repräsentieren. Nur 14 der insgesamt 669 Datenpunkte können hingegen den besonders extremen Mustern zugeordnet werden. Die in den Beobachtungen erkennbaren Regionen mit der stärksten Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft (vergleiche Abbildung 11) sind daher nur noch andeutungsweise im Grenzbereich der Bundesstaaten Ceará, Paraíba und Pernambuco sowie im Nordwesten des Diagnosegebiets zu finden.

Diese Tendenz zur Unterschätzung extremer Bedingungen spiegelt sich in allen in Tabelle 17 aufgeführten Einzelparametern wider, die ausnahmslos weniger gefährdete Verhältnisse als beobachtet dokumentieren.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{klim,etJ}	Par _{klim,tJ}	Par _{klim,etR}	Par _{klim,tR}	Par _{klim,nR}	Par _{klim,fR}
Beobachtungen	61,89	130,44	30,99	66,09	2,59	3,38
ECHAM4-Resultate	25,29	0,00	2,43	60,28	10,05	19,41
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	66,67	22,22	44,44	44,44	11,11	11,11

Tabelle 17: Mittelwerte aller klimatologischen Parameter für 669 Stationsorte aus Beobachtungen und ECHAM4-Resultaten sowie Unterschiede deren Verteilungen

So ist z.B. ein trockenes Jahr im gesamten Diagnosegebiet nicht mehr nachweisbar, und die beiden Parameter zur Charakterisierung extrem trockener Verhältnisse (Par_{klim,etJ} und Par_{klim,etR}) liegen deutlich unter den beobachteten Werten. Vergleicht man jedoch z.B. die Summe der absoluten Abweichungen aller Parametermittelwerte im gesamten Diagnosegebiet mit den entsprechenden Resultaten für die beiden REMO-Experimente, wo dem Vorzeichen nach eine Überbewertung der Trockenheitsgefährdung zu verzeichnen war, kann für ECHAM4 nur ein etwa halb so großer Wert gefunden werden. Dem Betrag nach ist der systematische Unterschied zu den Beobachtungen daher für das Regionalmodell stärker ausgeprägt. Das findet seinen Ausdruck darin, daß für ECHAM4 im Mittel über alle Parameter in nur ca. 33% aller Cluster signifikante Unterschiede der Verteilungsfunktionen relativ zu den vergleichbaren Klassen aus den Beobachtungen nachweisbar sind, was sich letztlich auch in einer relativ kleinen Maßzahl Q_1 entsprechend Gleichung 16 niederschlägt. Unter dem Aspekt des räumlichen Auftretens der ermittelten Strukturen hingegen erscheinen die REMO-Resultate und dabei besonders das in Abbildung 17 dargestellte Experiment besser mit den beobachteten Verhältnissen vergleichbar als für ECHAM4.

Aus diesen vergleichenden Betrachtungen kann geschlossen werden, daß auch die bei der Anwendung des hier entwickelten Validierungsalgorithmus auf ECHAM4-Daten erzielten Resultate plausibel erscheinen und interpretierbare Strukturen zur Beschreibung der Gefährdung der Landwirtschaft durch Trockenheit extrahiert werden können. Perspektivisch sollte jedoch geprüft werden, ob z.B. durch eine Einschränkung der Diagnose auf die in den Beobachtungen am stärksten vom untersuchten extremen Ereignis betroffenen Regionen (z.B. nur Bundesstaat Ceará) strukturelle Unterschiede dort mit einem höheren Gewicht bei der summarischen Bewertung eines Modells erfaßt werden können.

MONATLICHE CRU-DATEN

Diese von der Climate Research Unit der University of East Anglia auf ein äquidistantes Gitter interpolierten Beobachtungen liegen, wie bereits in Abschnitt 3.5 erwähnt, nur für Landgitterpunkte vor. Aufgrund des ebenfalls dort schon diskutierten Erfordernisses von mindestens 16 Stützstellen für die Anwendung eines kubischen Spline-Verfahrens zur Interpolation auf Stationsorte konnten Gitterpunkte innerhalb einer bestimmten Distanz zur Küste daher nicht berücksichtigt werden, so daß in diesen Bereichen auch keine Datenpunkte für eine Strukturerkennung zur Verfügung stehen. Vor Anwendung des Minimaldistanzverfahrens mußten daher auch die Beobachtungen mit der selben reduzierten Stationszahl erneut analysiert wer-

den, um vergleichbare Bedingungen in Referenz- und Testdatensatz auch in diesem Fall zu gewährleisten.

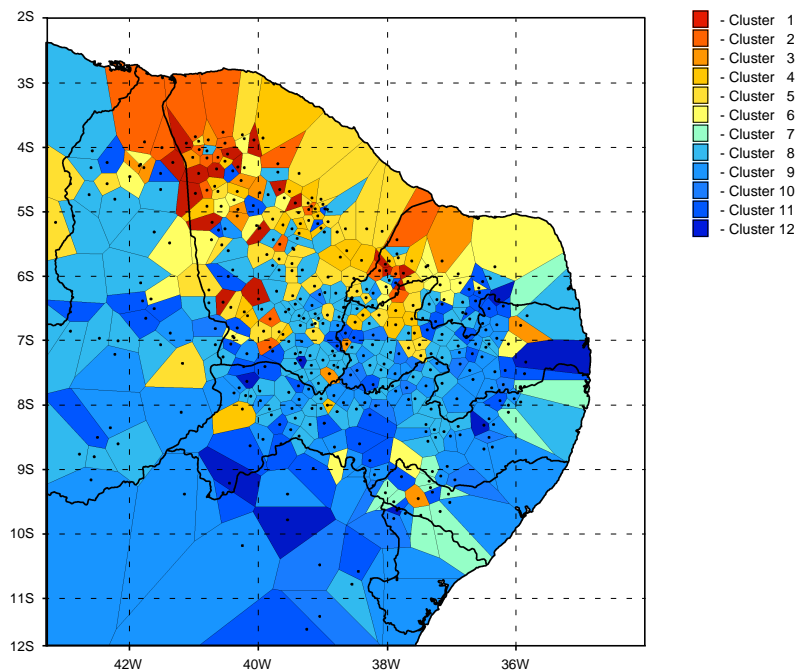


Abbildung 24: Cluster der klimatologischen Parameter aus Beobachtungen an 433 Stationsorten für 1983 in Nordost-Brasilien (Ausschluß küstennaher Stationen)

Die entsprechenden Resultate sind in Abbildung 24 dargestellt. Es ist zu beachten, daß ein direkter Vergleich mit den Ergebnissen der multivariaten Analyse für alle Stationen (Abbildung 11) nicht möglich ist, da sich die Clusteranzahl und damit auch die Farbpalette unterscheiden. Weiterhin ist zu berücksichtigen, daß bei der graphischen Darstellung der Cluster die Thiessen-Polygone, die den Einflußbereich der einzelnen Stationen charakterisieren, in Küstennähe auch in Bereiche ausgeweitet werden, für die eine Interpolation nicht möglich war. Das kommt visuell einer Extrapolation der betreffenden Klassen bis an die Küste sowie einer Homogenisierung der Strukturen gleich. Auf die statistische Diagnose der Ergebnisse hat dieser letztgenannte Aspekt jedoch keinen Einfluß.

Auch bei Verwendung der reduzierten Stationszahl zeichnen sich die am stärksten durch Trockenheit gefährdeten Bereiche für die Beobachtungsdaten wiederum in den Bundesstaaten Piauí, Ceará und Rio Grande do Norte sowie im Westen von Paraíba ab und demonstrieren die Stabilität des Verfahrens, wobei für eine objektive Einschätzung die oben genannten Aspekte zu berücksichtigen sind.

In Abbildung 25 sind die Resultate der Strukturanalyse für die CRU-Daten dargestellt. Es zeigt sich eine gute strukturelle Übereinstimmung zu den Mustern des Referenzdatensatzes in Abbildung 24, wie dies für analysierte Beobachtungen sicherlich zu erwarten war. Die größere Anzahl von Clustern und die reduzierte Spannweite innerhalb der einzelnen Klassen (nicht aufgeführt) deuten jedoch auf eine insgesamt geringere Variabilität in dem hier überprüften Datensatz hin. Hinsichtlich der räumlichen Ausprägung extremer Bedingungen ist im Vergleich zu den Beobachtungen besonders im westlichen Bereich von Ceará eine Tendenz

zu einem geringeren Trockenheitsgefährdungspotential für die Landwirtschaft zu erkennen, die sich entsprechend Tabelle 18 auch im Mittelwert fast aller untersuchter Parameter für das gesamte Diagnosegebiet wiederfinden läßt.

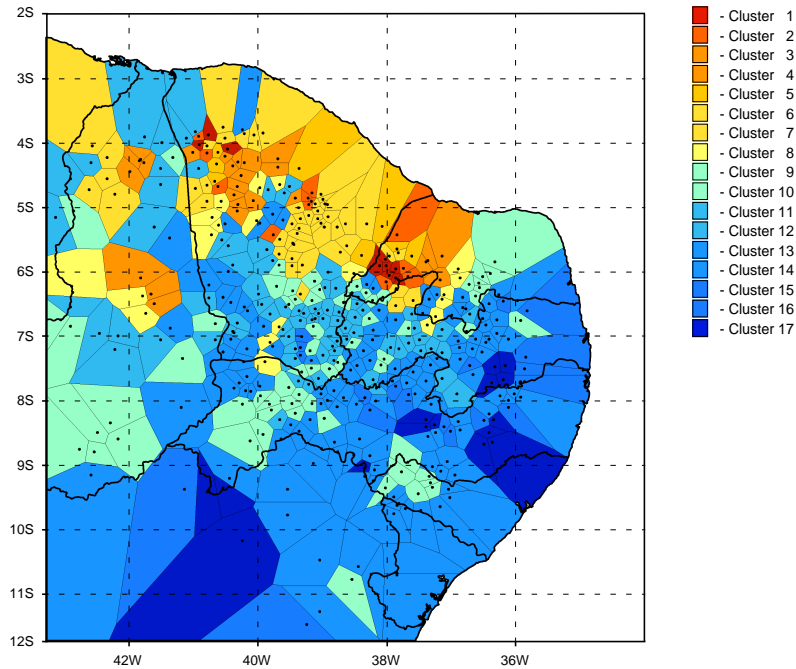


Abbildung 25: Cluster der klimatologischen Parameter, abgeleitet aus monatlichen CRU-Daten für Landgitterpunkte und interpoliert an 433 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien (Ausschluß küstennaher Stationen)

Damit macht sich insgesamt eine systematische Überbewertung der Niederschlagsmenge bemerkbar, was im Jahresmittel für das betrachtete Diagnosegebiet zu einer Differenz der Monatssummen von ca. 8 mm/Monat führt. Im Einzelfall können dabei Unterschiede von bis zu 13 mm/Monat auftreten (siehe hierzu auch Abbildung 41).

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{klim,etJ}	Par _{klim,tJ}	Par _{klim,etR}	Par _{klim,tR}	Par _{klim,nR}	Par _{klim,fR}
Beobachtungen	61,57	132,48	31,32	68,36	1,87	1,67
monatliche CRU-Daten	23,10	69,65	12,64	77,56	3,63	2,43
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	64,71	23,53	35,29	35,29	17,67	5,88

Tabelle 18: Mittelwerte aller klimatologischen Parameter für 433 Stationsorte aus Beobachtungen und CRU-Daten sowie Unterschiede deren Verteilungen

Im gewichteten Mittel für alle Einzelparameter ergeben sich hierdurch letztlich signifikante Unterschiede zwischen den Verteilungsfunktionen in ca. 28% aller vergleichbarer Cluster beider Datensätze, wobei eine solch verhältnismäßig deutliche Ausprägung der Differenzen in diesem Fall nicht zu erwarten war. Gegenüber den anderen überprüften Datensätzen kann hier jedoch trotzdem noch die beste Übereinstimmung mit den Beobachtungen bezüglich dieser diagnostischen Kenngröße erreicht werden.

Die Verwendung der nicht-optimierten Version der Cluster-Analyse unter Vorgabe der Klassenzahl entsprechend den Resultaten für die Beobachtungen erbrachte auch diesmal keine verbesserte Vergleichbarkeit von Test- und Referenzdaten. Es konnten sogar weniger Cluster

aus den Stationsdaten als nächste Nachbarn zu Klassen aus Modellresultaten zugeordnet werden als für die optimierte Version, so daß eine eindeutige Zuordnung wiederum nicht erreichbar war. Es soll noch erwähnt werden, daß auch die diagnostizierten Unterschiede der Verteilungsfunktionen in beiden Fällen nahezu identisch sind und keine Tendenz zu einer besseren Übereinstimmung der jeweils überprüften Strukturen sichtbar wurde.

Insgesamt kann hinsichtlich der Leistungsfähigkeit des entwickelten Validierungsalgorithmus eingeschätzt werden, daß die Methodik auch bei Anwendung auf diesen Datensatz sensitiv genug ist, um existierende Abweichungen zu den Referenzbeobachtungen zu identifizieren, in räumliche Strukturinformation umzusetzen und mittels diagnostischer Kenngrößen zu quantifizieren.

GESAMTEINSCHÄTZUNG

Abschließend wurde zur umfassenden Bewertung aller betrachteten Testdatensätze das Mittel der beiden Kenngrößen Q_1 und Q_2 bestimmt, so daß sämtliche diagnostizierten Unterschiede zu den Beobachtungen jeweils in einer Maßzahl erfaßbar sind und eine relative Rangordnung zwischen den einzelnen überprüften Datenkollektiven aufgestellt werden.

**Unterschiede zwischen Modell-Resultaten und Beobachtungen
- Klimatologische Parameter -**

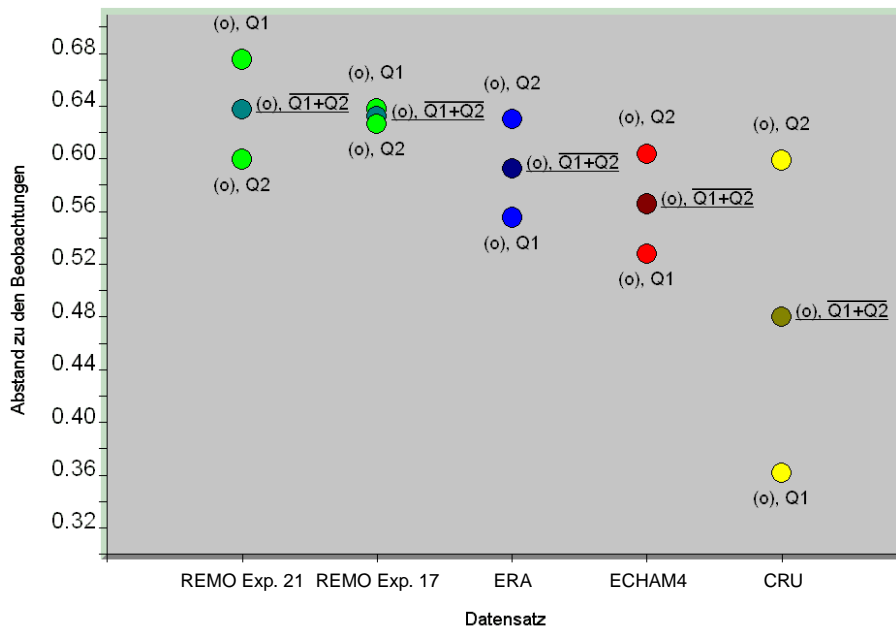


Abbildung 26: Qualitätsmaße Q_1 und Q_2 sowie deren Mittel für die klimatologischen Parameter

Beispielhaft ist diese Aufstellung für die klimatologischen Parameter in Abbildung 26 zu sehen, wobei das Augenmerk im Kontext dieser Arbeit weniger der Diskussion der einzelnen Datensätze galt, sondern vorrangig die Aussagefähigkeit der definierten Gütekriterien überprüft werden sollte. Analysiert man die erzielten Resultate unter diesem Aspekt, ist zu erkennen, daß eine verhältnismäßig gute Abstufung zwischen den Testfällen möglich ist und $Q_1 + Q_2$ geeignet ist, auftretende Unterschiede kenntlich zu machen. Die Beurteilung mittels der Einzelgrößen Q_1 und Q_2 kann dabei durchaus voneinander abweichen, wie besonders am Beispiel des zuletzt behandelten CRU-Datensatzes zu sehen ist. Dort stehen der relativ guten Vergleichbarkeit der ermittelten Cluster mit denen der Beobachtungen (Q_1) deutliche Unterschiede bei der Einordnung der einzelnen Datenpunkte in jeweils eine der Klassen bei-

der zu vergleichenden Datenkollektive (Q_2) gegenüber. Gleichzeitig wird damit die Notwendigkeit unterstrichen, beide Kennziffern zur umfassenden Bewertung der erzielten Resultate für den jeweiligen Datensatz heranzuziehen.

5.3 Clusterung von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Mais für Nordost-Brasilien

Bevor die Anwendbarkeit des entwickelten Validierungsverfahrens auf diesen Komplex von Parametern erörtert wird, muß darauf hingewiesen werden, daß die zu erwartenden Ernteaufträge für Mais und die übrigen Kulturen, wie sie in der vorliegenden Arbeit definiert wurden, nicht mit realen Ertragsverlusten vergleichbar sind. Derartige Erhebungen haben z.B. *Rao et al. (1997)* für die Bundesstaaten Nordostbrasilien durchgeführt. Die hier benutzten Kriterien basieren hingegen auf Erfahrungen, die hinsichtlich der Sensitivität eines landwirtschaftlichen Modells auf Niederschlagsextreme bei sonst unveränderten Bedingungen gewonnen wurden und drücken das Gefährdungspotential nur einer einzelnen Einflußgröße für die modellierten Erträge aus. Zur Ermittlung der realen Einbußen bewirtschafteter Kulturen sind neben diesen klimatologischen Randbedingungen jedoch z.B. auch Fragen des konkreten Standortes und der dortigen Eigenschaften des Bodens, der Möglichkeit der Bewässerung, der Hangneigung und Exposition zu berücksichtigen. Derzeit ist eine räumlich-explizite Integration des landwirtschaftlichen Modells u.a. aufgrund fehlender Bodeninformationen jedoch noch nicht möglich, so daß für das gesamte Diagnosegebiet die gleichen Bedingungen als gültig angenommen werden mußten. Perspektivisch wäre es allerdings denkbar, durch eine Klassifizierung solcher Charakteristika für Teilbereiche des Untersuchungsgebiets und die Ermittlung der entsprechenden Gefährungskriterien für jede einzelne Klasse eine schrittweise Annäherung an die real existierenden Bedingungen zu erreichen.

BEOBSACHTUNGEN

Für alle hier spezifizierten landwirtschaftlichen Kulturen wurde zur Abschätzung der Gefahr von Ertragsausfällen durch fehlende Niederschläge anders als im vorangegangenen Abschnitt, wo eine allgemeine Beschreibung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft gegeben werden sollte, für keine der in Tabelle 5 definierten Prüfgrößen ein Bezug zu langjährigen Mittelwerten hergestellt.

Die Clusterung der Beobachtungsdaten anhand der Parameter für Mais erbrachte im Resultat daher jetzt gemäß Abbildung 27 eine andere räumliche Struktur als die, welche in Abbildung 11 für die Strukturanalyse unter klimatologischen Gesichtspunkten zu sehen ist. Extrem durch Ernteaufträge gefährdete Muster werden besonders mit einer Nord-Süd-Ausrichtung von Rio Grande do Norte bis nach Sergipe in Regionen diagnostiziert, die zwar im Bereich der vom Südost-Passat dominierten großräumigen Zirkulation, jedoch an der Lee-Seite küstennaher Gebirge mit Erhebungen von ca. 600 bis 800 m im Osten des Untersuchungsgebiets liegen. Auch im westlichen Teil von Ceará und im Süden von Piauí sowie im Westen von Pernambuco sind Klassen zu finden, die eine ausgeprägte Gefährdung durch totale Ernteaufträge erkennen lassen. Speziell in Ceará sind dabei besonders solche Gebiete betroffen, die zwar im Einflußbereich der ITCZ mit einer überwiegend östlichen Anströmrichtung, aber gleichzeitig

vorwiegend im Windschatten der Serra de Baturité liegen. Diese Gebirgskette beginnt südwestlich von Fortaleza und zieht sich mit einem maßgeblichen Einfluß auf die Niederschlagsstrukturen in diesem Bereich zusammen mit weiteren Erhebungen und Höhen bis zu ca. 1000 m in südliche Richtung quer durch Ceará (siehe Abbildung 28).

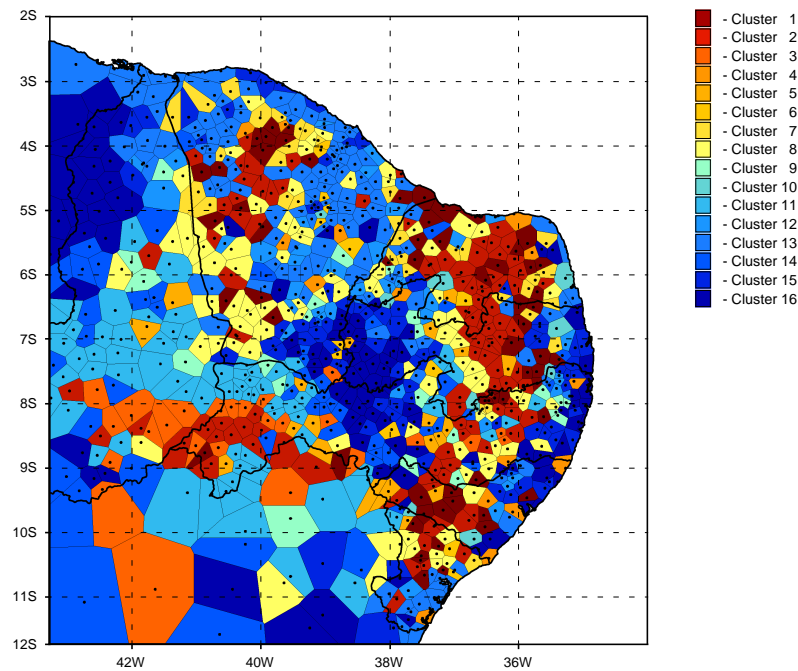


Abbildung 27: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Mais aus Beobachtungen an 865 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien.

In die Einzelkriterien zur Bewertung möglicher Ertragsausfälle für Mais gehen die Regenmengen der Monate Januar bis April unter verschiedenen Gesichtspunkten z.T. mehrfach ein. Die für diesen Zeitraum an den einzelnen Stationen gemessene Niederschlagssumme spiegelt sich daher auch relativ deutlich in der Ausprägung der ermittelten Cluster wider, wie ein Vergleich der Abbildungen 28 und 27 erkennen läßt.

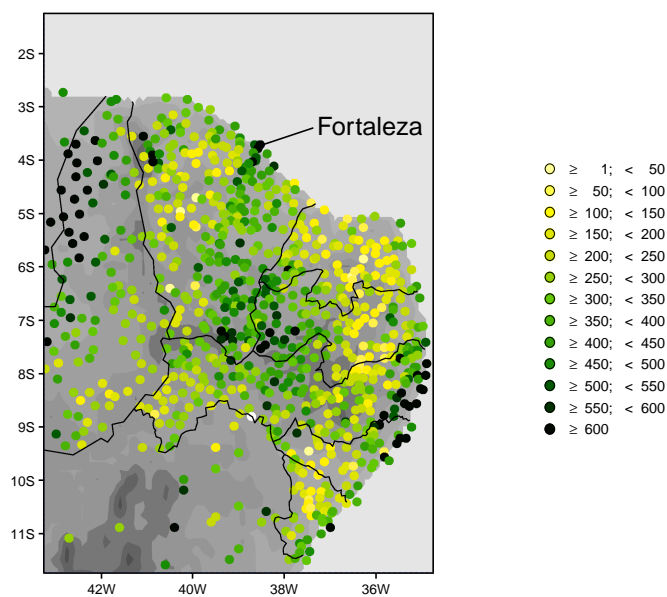


Abbildung 28: Beobachtete Niederschlagssumme der Monate Januar bis April 1983 in mm an 865 Stationen in Nordost-Brasilien

Betrachtet man die räumliche Repräsentanz einzelner Parameter, wird sichtbar, daß bereits im ersten Monat nach dem Termin der Aussaat, der hier vorerst stets mit Januar gleichgesetzt wurde, Totalausfälle beim Maisanbau in weiten Teilen des Diagnosegebiets zu erwarten sind (siehe Abbildung 29).

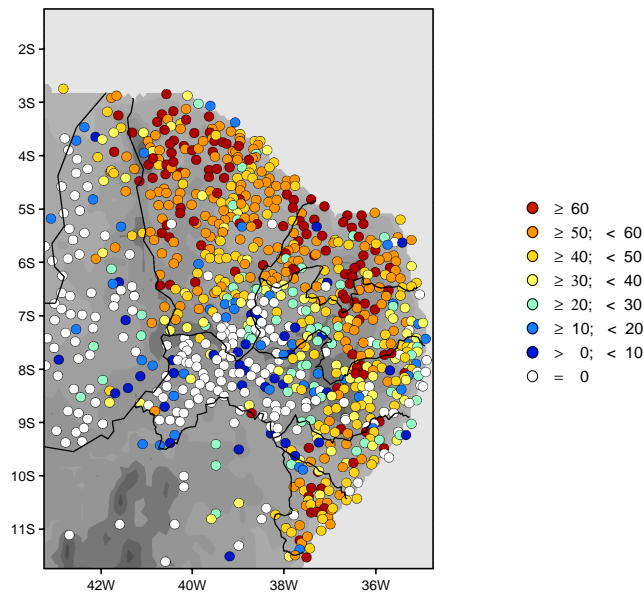


Abbildung 29: Gebiete mit zu erwartenden totalen Ernteausfällen beim Maisanbau hinsichtlich der erforderlichen Mindestniederschläge im Januar 1983 anhand von 865 Stationen in Nordost-Brasilien
Defizit zum fixierten Schwellenwert in mm

Noch bedeutsamer für die Herausbildung der analysierten Strukturen sind jedoch die Schwellenwert-Unterschreitungen durch die Niederschläge im März ($Par_{\text{Mais,Mär}}$) und vor allem im April ($Par_{\text{Mais,Apr}}$, vgl. Abbildung 30). Die Regenmengen dieser beiden Einzelmonate bestimmen auch die Kenngrößen zur Charakterisierung der Defizite für den Gesamtzeitraum März bis April ($Par_{\text{Mais,M_A}}$) und haben außerdem auch auf den Parameter zur Bewertung der gesamten Wuchsperiode ($Par_{\text{Mais,J_A}}$) einen erheblichen Einfluß, woraus sich letztlich die Dominanz der entsprechenden räumlichen Muster in den Cluster-Resultaten erklärt.

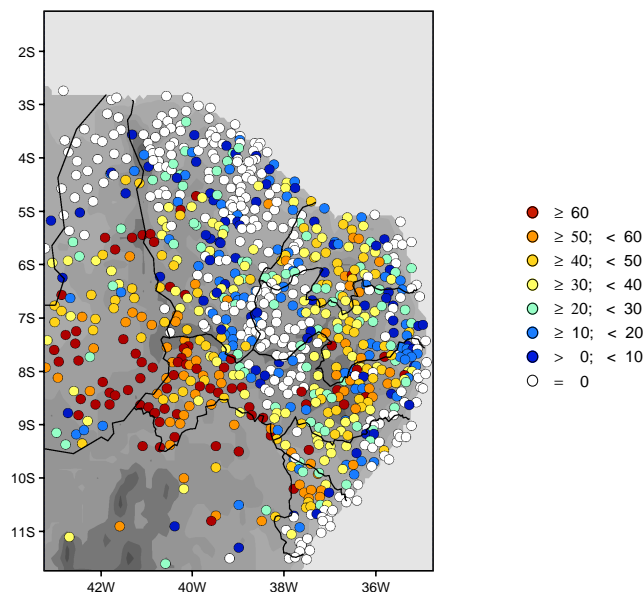


Abbildung 30: Gebiete mit zu erwartenden totalen Ernteausfällen beim Maisanbau hinsichtlich der erforderlichen Mindestniederschläge im April 1983 anhand von 865 Stationen in Nordost-Brasilien
Defizit zum fixierten Schwellenwert in mm

EINFLUß KORRELIERTER PARAMETER

Durch die oben diskutierte Mehrfachbewertung einzelner Niederschlags-Monatssummen werden Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ernteaufälle für Mais verursacht, die letztlich in den Korrelationskoeffizienten gemäß Tabelle 8 zum Ausdruck kommen. Wie schon im vorigen Abschnitt bei der Betrachtung klimatologischer Aspekte zur Abschätzung eines allgemeinen Gefährdungspotentials für die Landwirtschaft, wurde daher auch für den Maisanbau der Einfluß solcher dominanten Kenngrößen auf die Resultate der Strukturanalyse untersucht.

Bereits bei Vernachlässigung von Par_{Mais,J_A} zur Bewertung des Gesamtniederschlags von Januar bis April werden spürbare Unterschiede in den Ergebnissen der Strukturanalyse deutlich, obwohl gerade in diesem Fall definitionsbedingt hohe Korrelationen mit sämtlichen anderen Parametern zu erkennen sind.

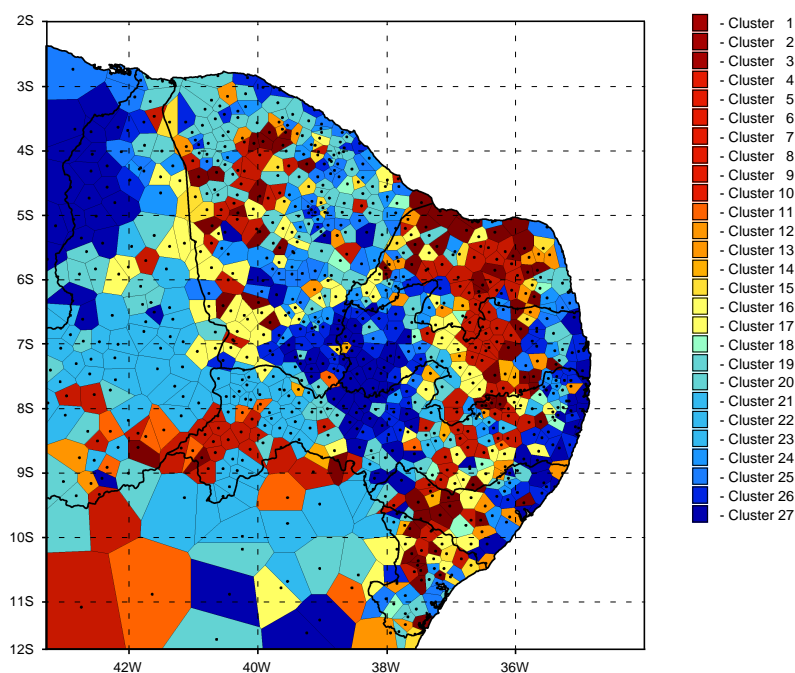


Abbildung 31: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais aus Beobachtungen an 865 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien bei Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung des Niederschlagsdefizits während der gesamten Wuchsperiode Par_{Mais,J_A}

Vergleicht man jedoch vorerst die räumliche Repräsentanz der gemäß Abbildung 31 bei der Mustererkennung ohne diese Kenngröße ermittelten Strukturen mit denen des Referenzfalls, sind durchaus Ähnlichkeiten zu erkennen. Das kann unmittelbar durch die bereits diskutierte Dominanz der Niederschlagssummen für März und April bei der Berechnung der meisten Parameter erklärt werden. So liefern die geringen Regenmengen dieser beiden Monate neben den im Januar auftretenden Defiziten insbesondere auch für Par_{Mais,J_A} die wesentlichsten Beiträge. Bei Vernachlässigung dieser Größe bleiben die grundlegenden Muster erhalten, da die verbleibenden Parameter ebenfalls die Strukturinformation aus den Regenmengen für März und April widerspiegeln. Im Unterschied zum Referenzfall ist jedoch zu erkennen, daß es vorrangig in Gebieten, in denen bei Verwendung aller Parameter das Kriterium zur Beurteilung der Niederschlagsdefizite von Januar bis April nicht erfüllt war bzw. relativ geringe Werte dominierten, jetzt zu einer verstärkten Ausprägung der Trockenheits-

gefährdung durch den steigenden Einfluß der verbleibenden Parameter auf die Resultate der Clusterung kommt. Das betrifft vor allem $Par_{\text{Mais,Jan}}$.

Die Anzahl der gefundenen Gruppen erhöht sich gegenüber dem Referenzfall von 16 auf 27. Darin kommt zum Ausdruck, daß jetzt insgesamt eine bessere Strukturierung des Datenkollektivs zu verzeichnen ist und aufgrund der insgesamt geringeren Variabilität eine Verbesserung für die Zielfunktion des Minimaldistanzverfahrens durch eine weitere Unterteilung der Klassen erreicht werden kann.

Entsprechend Tabelle 19 können für die meisten Parameter deutliche signifikante Unterschiede der Verteilungen relativ zu den ähnlichsten Klassen des Referenzfalls nachgewiesen werden. Im gewichteten Mittel existieren solche Abweichungen für ca. 38% aller identifizierten Cluster.

	signifikant unterschiedliche Verteilungen in% aller Cluster
$Par_{\text{Mais,Jan}}$	37,04
$Par_{\text{Mais,Feb}}$	18,52
$Par_{\text{Mais,Mär}}$	44,44
$Par_{\text{Mais,Apr}}$	51,85
$Par_{\text{Mais,M_A}}$	48,15

Tabelle 19: Prozentualer Anteil von Clustern mit signifikanten Unterschieden zwischen den Verteilungsfunktionen der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufträge für Mais bei Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung des Niederschlagsdefizits während der gesamten Wachstumsperiode ($Par_{\text{Mais,J_A}}$) relativ zu den Resultaten bei Nutzung aller Parameter

Auch der Anteil von Stationen, welche im Verhältnis zur Gesamtzahl aller verfügbaren Beobachtungspunkte in beiden Fällen in nicht mehr vergleichbare Gruppen eingeordnet werden, bewegt sich in dieser Größenordnung.

Auf der Basis der so erzielten Diagnoseresultate muß daher geschlußfolgert werden, daß eine Vernachlässigung von $Par_{\text{Mais,J_A}}$ zu einem spürbaren Informationsverlust in den Resultaten der Clusterung führen würde und aus diesem Grund keine Veranlassung für einen Ausschluß dieser Kenngröße bei der Strukturanalyse gesehen werden kann.

Im nächsten Schritt wurde die Mustererkennung zusätzlich noch ohne den Parameter zur Beurteilung des Niederschlagsdefizits für den gesamten Zeitraum von März bis April ($Par_{\text{Mais,M_A}}$) ausgeführt. Unter diesen Bedingungen konnten die in Abbildung 32 dargestellten 39 Gruppen identifiziert werden. Dieser erhebliche Anstieg der Clusterzahl ist hauptsächlich durch einen Zuwachs an Klassen speziell in dem Teil des Spektrums bedingt, der hohe potentielle Ertragsausfälle für den Maisanbau repräsentiert, wohingegen für die gering gefährdeten Cluster sowohl bezüglich der Anzahl als auch hinsichtlich ihrer Charakteristika kaum Veränderungen gefunden wurden. Auch in diesem Fall sind die räumlichen Muster denen des Referenzfalls in Abbildung 31 (Ausschluß nur von $Par_{\text{Mais,J_A}}$) insgesamt wiederum sehr ähnlich. In den besonders extremen Regionen, wie etwa in den östlichen Bundesstaaten oder im Westen von Pernambuco, ist jedoch jetzt ein Trend zu weniger durch totale Ertragsausfälle gefährdeten Verhältnissen erkennbar. Diese Tendenz kann analog zu der entsprechenden Diskussion für die Untersuchung der Korrelationen zwischen den klimatologischen Parametern zur Beschreibung des allgemeinen Trockenheitsgefährdungspotentials für

die Landwirtschaft darauf zurückgeführt werden, daß durch den jetzt nicht mehr vorhandenen Beitrag relativ hoher Werte für Par_{Mais,M_A} in diesen Gebieten schwächer ausgeprägte Parameter wie $Par_{Mais,Febr}$ die Resultate der Clusterung stärker beeinflussen können.

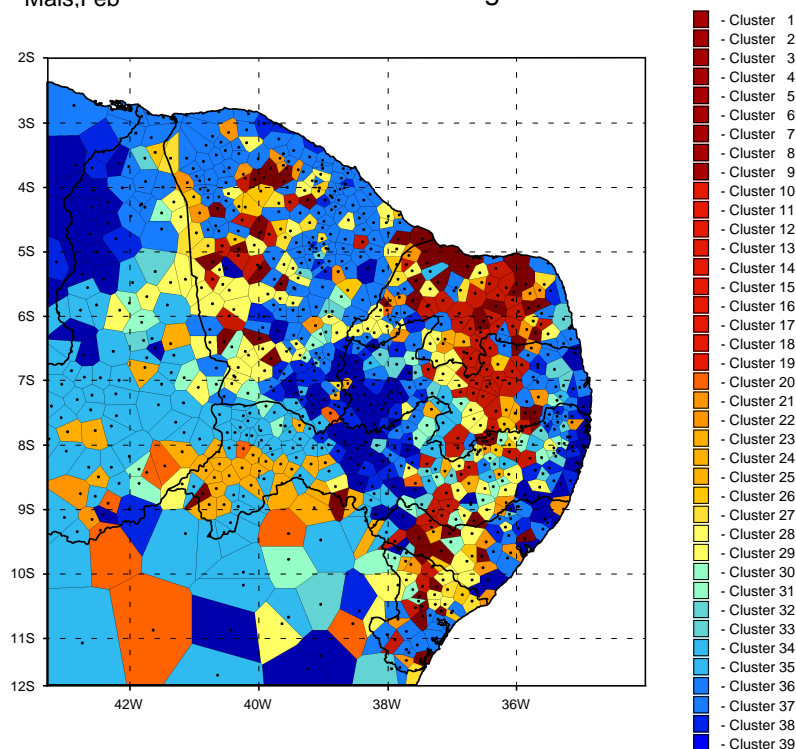


Abbildung 32: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais aus Beobachtungen an 865 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien wie in Abbildung 31, jedoch zusätzlich unter Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung des Gesamt-Niederschlagsdefizits für März und April Par_{Mais,M_A}

Insbesondere in Regionen, in denen kleine Werte für die vernachlässigte Kenngröße dominieren, werden auch hier wieder Stationen aus verhältnismäßig wenig von Ertragsausfällen betroffenen Clustern zu solchen mit noch geringeren Niederschlagsdefiziten zugeordnet.

	signifikant unterschiedliche Verteilungen in% aller Cluster
$Par_{Mais,Jan}$	48,72
$Par_{Mais,Febr}$	35,90
$Par_{Mais,Mär}$	38,46
$Par_{Mais,Apr}$	51,28

Tabelle 20: Prozentualer Anteil von Clustern mit signifikanten Unterschieden zwischen den Verteilungsfunktionen der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais wie in Tabelle 19, jedoch zusätzlich unter Ausschluß des Parameters zur Charakterisierung des Gesamt-Niederschlagsdefizits für März und April (Par_{Mais,M_A}) relativ zu den Resultaten nur bei Ausschluß von Par_{Mais,J_A}

Auch in diesem Fall muß davon ausgegangen werden, daß solche Modifikationen methodisch bedingte Ursachen haben, die möglicherweise mit den bereits diskutierten Freiheitsgraden bei der Bewertung der Trennschärfe des Cluster-Analyse-Verfahrens bzw. mit Zuordnungsproblemen im diagnostischen Teil des Algorithmus zusammenhängen.

Die verbleibenden Parameter zeigen gemäß Tabelle 20 merkbare Unterschiede der Verteilungen gegenüber dem Referenzfall nur bei Ausschluß von Par_{Mais,J_A} , so daß die ähnlichsten

Gruppen aus beiden getesteten Versionen hinsichtlich dieser diagnostischen Kenngröße im Mittel in mehr als 40% aller Fälle signifikant voneinander abweichen.

Insgesamt erscheint es auch anhand der Resultate für die beiden Kenngrößen mit den höchsten Korrelationen zu anderen Termen dieses Parameterkomplexes nicht gerechtfertigt, einzelne Größen von der Strukturanalyse auszuschließen. Daher wurde für sämtliche Untersuchungen der komplette Satz aller in Tabelle 5 definierten Kenngrößen verwendet.

REMO BEI ANTRIEB MIT ECMWF-RE-ANALYSEN

Die Clusterung der aus REMO-Resultaten für dieses Experiment ermittelten Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ernteaufälle für den Maisanbau erbrachte die in Abbildung 33 dargestellten Ergebnisse. Deutlich spiegelt sich dabei die vom Modell simulierte Niederschlagsstruktur der Regenzeit wider, wie dies schon im Fall der Beobachtungen zu erkennen war (siehe hierzu Abbildung 51). Vergleicht man jedoch die identifizierten Muster anhand von Abbildung 27 mit denen für den beobachteten Datensatz, läßt sich kaum noch eine strukturelle Übereinstimmung erkennen. Gleichzeitig wird die Intensität der Gefährdung durch mögliche totale Ernteaufälle überbewertet.

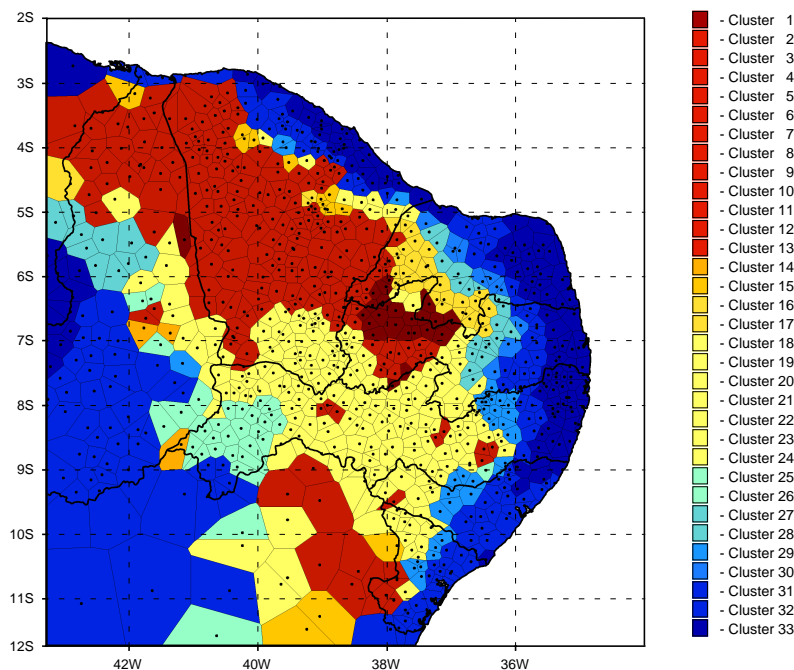


Abbildung 33: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Weiterhin ist zu erkennen, daß jetzt mehr als doppelt so viele Cluster gefunden werden können wie im Referenzfall. Während dabei die Anzahl der Klassen mit günstigen Anbaubedingungen durchaus vergleichbar bleibt, werden deutlich mehr verhältnismäßig stark durch potentielle Ertragsausfälle gefährdete Muster nachgewiesen. Das drückt sich u.a. darin aus, daß jetzt allein 13 Cluster aus den Modellresultaten den beiden Klassen mit der höchsten Gefährdung durch Ernteaufällen in den Beobachtungen zugeordnet werden und mit insgesamt 219 Stationen und somit mehr als 30% aller Datenpunkten besetzt sind (Beobachtungen: 168 Stationen).

5 Cluster-Analyse der beobachteten und zur Validierung ausgewählten Datensätze sowie Diagnostik

Analysiert man diesen Befund weiter, können entsprechend Tabelle 21 für sämtliche Parameter im Mittel für das Diagnosegebiet stärkere Unterschreitungen der fixierten Niederschlagschwellenwerte als beobachtet ermittelt werden.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{Mais,Jan}	Par _{Mais,Feb}	Par _{Mais,Mär}	Par _{Mais,Apr}	Par _{Mais,M_A}	Par _{Mais,J_A}
Beobachtungen	33,30	6,32	8,13	22,14	20,21	46,40
REMO Exp. 21	44,06	34,05	20,56	42,79	54,50	155,23
	Standard-Abweichung für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{Mais,Jan}	Par _{Mais,Feb}	Par _{Mais,Mär}	Par _{Mais,Apr}	Par _{Mais,M_A}	Par _{Mais,J_A}
Beobachtungen	23,04	14,29	15,85	21,69	31,27	65,06
REMO Exp. 21	21,64	27,24	23,90	21,89	45,50	108,19
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	84,85	93,94	69,70	100,00	87,88	93,94

Tabelle 21: Mittelwerte und Standard-Abweichungen aller Parameter zur Beschreibung zu erwartende totaler Ernteausfälle für Mais aus Beobachtungen und REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen an 865 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Gleichzeitig dokumentiert diese Aufstellung deutliche Unterschiede in den Verteilungsfunktionen der einzelnen Parameter. Gemittelt für alle Größen stammen ca. 86% aller vergleichbaren Cluster beider Datensätze statistisch signifikant nicht aus den gleichen Grundgesamtheiten.

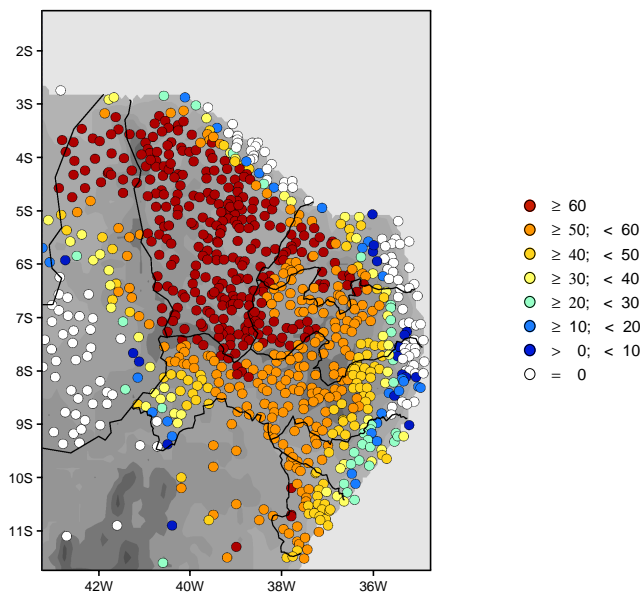


Abbildung 34: Gebiete mit zu erwartenden totalen Ernteausfällen beim Anbau von Mais hinsichtlich der erforderlichen Mindestniederschläge im Januar 1983
REMO-Resultate bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen, interpoliert auf die Orte von 865 Beobachtungsstationen
Defizit zum fixierten Schwellenwert in mm

Anhand der einzelnen Kenngrößen lassen sich die in Abbildung 33 erkennbaren Abweichungen von den Beobachtungen hinsichtlich der Stärke potentieller totaler Ertragsausfälle beim Maisanbau sowie der räumlichen Repräsentanz der betroffenen Gebiete gut diagnostizieren. So wird beispielsweise im Januar entsprechend Abbildung 34 fast im gesamten Untersuchungsgebiet mit Ausnahme der Küstenbereiche weniger als 60 mm Niederschlag modelliert. In weiten Bereichen von Ceará und im Westen von Pernambuco sind z.T. nicht einmal 10 mm

zu verzeichnen. Derartig deutliche Unterschreitungen des fixierten Schwellenwertes sind für die Beobachtungen entsprechend Abbildung 29 in diesen Regionen nicht erkennbar. Umgekehrt sind in Küstennähe in den Modellresultaten bessere Anbaubedingungen für Mais durch geringere Niederschlagsdefizite als beobachtet wiederzufinden.

Auch gemäß aller übrigen Kriterien sind totale Ertragsausfälle beim Maisanbau aus der Sicht der Niederschlagsverfügbarkeit in den Modellresultaten besonders im gesamten Bundesstaat Ceará mit Ausnahme der nördlichen Küstenbereiche, darüber hinaus aber auch im westlichen Teil von Rio Grande do Norte und Paraíba sowie dem Zentralbereich von Pernambuco zu erwarten. In den Beobachtungen hingegen wird für diese Gebiete z.T. eine deutlich geringere Gefährdung ermittelt. Eine weitergehende generelle Diskussion zu den möglichen Ursachen für diese Abweichungen der Modellergebnisse von den beobachteten Verhältnissen sowie zu den Unterschieden zwischen den beiden Simulationsexperimenten würde an dieser Stelle nicht der Zielstellung des aktuellen Kapitels entsprechen und kann daher erst im Abschnitt 5.6 erfolgen.

Es soll hier jedoch noch kurz auf die Anwendung der nicht-optimierten Version der Cluster-Analyse eingegangen werden, für welche im Fall des hier betrachteten REMO-Experimentes auch eine Lösung gefunden werden konnte. Die ermittelten Strukturen sind in Abbildung 35 dargestellt. Sämtliche Datenpunkte werden dort in Cluster eingeteilt, die hinsichtlich ihrer Gruppenzentroide lediglich mit zwei der Klassen aus den Beobachtungsdaten Ähnlichkeiten aufweisen. Die räumlichen Strukturen sind relativ stochastisch verteilt und weder mit den Resultaten bei Verwendung der optimierten Version, noch mit den aus Beobachtungen extrahierten Mustern auch nur entfernt vergleichbar. Die Verteilungsfunktionen unterscheiden sich signifikant für sämtliche Parameter in allen Clustern.

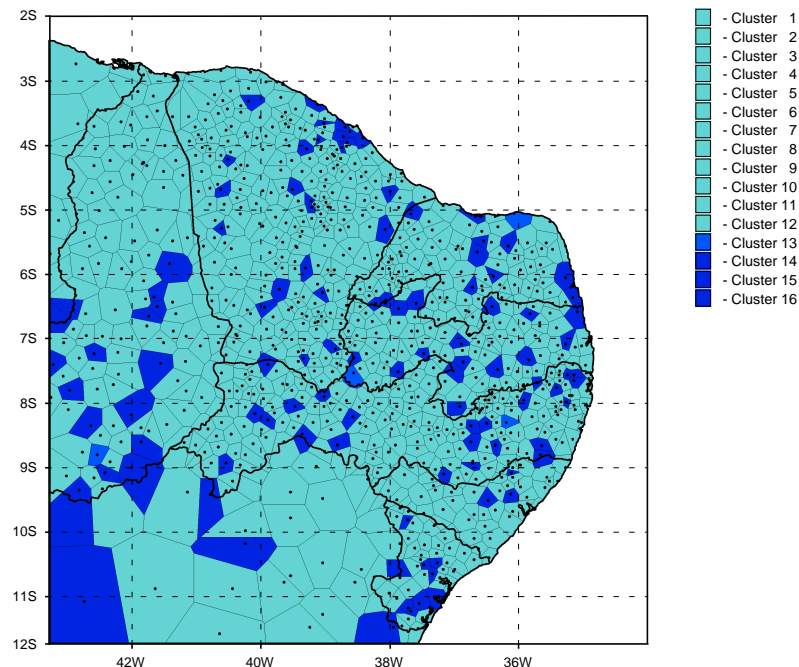


Abbildung 35: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Mais, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien
Vorgabe von 16 Clustern gemäß der Resultate für die Beobachtungen

Anhand dieser Fakten muß eingeschätzt werden, daß das Minimaldistanzverfahren in diesem speziellen Fall nicht in der Lage war, die in den untersuchten Modellresultaten enthaltenen mehrdimensionalen Strukturen in einer realistischen Weise zu erkennen.

Aus den spezifischen Bedingungen bei der Mustererkennung für den hier diskutierten Fall ergeben sich Hinweise darauf, daß methodisch bedingte Glättungseffekte bei der z-Transformation in Verbindung mit dem Erfordernis der Aufteilung aller Datenpunkte in etwa halb so viele Klassen wie für die optimierte Version zu Mehrfachlösungen des Minimierungsproblems für die Zielfunktion der Cluster-Analyse führen und so die gefundenen Effekte verursachen könnten.

Anlaß zu dieser Vermutung bietet die Tatsache, daß in Tabelle 21 für die Parameter aus Modellresultaten Standard-Abweichungen bestimmt wurden, die insgesamt um ca. 40% höher liegen als die aus dem beobachteten Datensatz extrahierten. Bei der z-Transformation entsprechend Gleichung 2 können somit für einen Teil der Datenpunkte verhältnismäßig ähnliche normierte Parametervektoren generiert werden, die durch das Verfahren schwerer unterscheidbar sind, als wenn man die gleichen Werte etwa anhand der Standard-Abweichungen aus den Beobachtungen skalieren würde. Durch das Erfordernis zur Aufteilung der gleichen Anzahl von Datenpunkten wie im Referenzfall in weniger Cluster kann es daher in einem solchen Fall, wenn nur einige Elemente zu den hohen Standard-Abweichungen der Parameter aus den Simulationsergebnissen beitragen, dazu kommen, daß die verbleibenden Terme durch die Skalierung gleichzeitig homogenisiert werden und sehr ähnliche normierte Kenngrößen in verschiedene Klassen eingeordnet werden müssen. Hinweise auf eine solche Situation liegen insofern vor, als die mittleren Abstände zwischen den Gruppenzentroiden für die Cluster aus Modellresultaten im hier diskutierten Fall nur ca. 1/4 des Wertes für die Referenzdaten erreichen.

Startet das Minimaldistanzverfahren mit einer solch annähernden Gleichverteilung der Datenpunkte auf die verschiedenen Klassen, ist nicht auszuschließen, daß ein lokaler Minimalwert der Zielfunktion erreicht und damit das Abbruchkriterium des Verfahrens erfüllt wird, bevor durch weitere Umverteilungen eine bessere Differenzierung der räumlichen Strukturen erreicht werden kann. Zur Überprüfung dieser gesamten Argumentation sind jedoch perspektivisch noch weitere diagnostische Untersuchungen erforderlich. Sollten sich dabei die geäußerten Vermutungen bestätigen, ist zu erwarten, daß die aufgetretenen Probleme vermieden werden könnten, wenn anstatt der z-Transformation z.B. die von Mahalanobis gemäß Gleichung A.21 verwendet wird.

Auf der Basis des derzeitigen Erkenntnisstandes muß jedoch an dieser Stelle die Einschätzung getroffen werden, daß die zur Mustererkennung verwendete Technik unter den geschilderten Bedingungen (subjektiv reduzierte Klassenzahl und relativ hohe Standard-Abweichungen) nicht uneingeschränkt eingesetzt werden kann und eine der Grenzen der Methodik sichtbar geworden ist.

Eine generelle Diskussion darüber, ob die nicht-optimierte Version der Cluster-Analyse mit einer entsprechend den Resultaten für die Beobachtungen vorgegebenen Anzahl von Klassen die in sie gesetzten Erwartungen erfüllt, erfolgt in Kapitel 6.

REMO BEI ANTRIEB MIT ECHAM4-RESULTATEN

Die Resultate der Cluster-Analyse für die Parameter zur Beschreibung möglicher Totalausfälle beim Maisanbau aus diesem Simulationsexperiment zeigen insgesamt ähnliche systematische Abweichungen zum Referenzexperiment (REMO bei Abtrieb durch ECMWF-Re-Analysen), wie sie bereits unter klimatologischen Aspekten zur Beurteilung der allgemeinen Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft gefundenen werden konnten, obwohl beide Komplexe von Kenngrößen unterschiedliche Zeitintervalle überdecken.

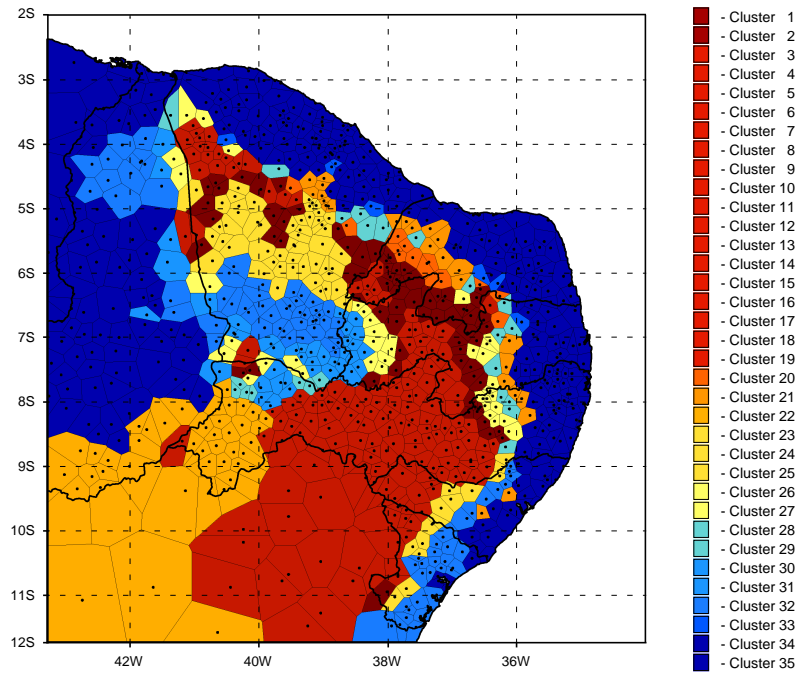


Abbildung 36: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14 und interpoliert an 865 Stationsorte in Nordost-Brasilien

So sind bei einem Vergleich von Abbildung 36 und 33 jetzt ebenfalls besonders im nördlichen Bereich von Piauí und Ceará weniger Gruppen zu finden, die eine extrem hohe Gefährdung durch Ertragsausfälle beim Maisanbau repräsentieren. Andererseits ist jedoch auch eine Verstärkung dieses Gefährdungspotentials in Pernambuco und Bahia nachweisbar. Relativ zu den Beobachtungen (Abbildung 27) wird dadurch im nördlichen Bereich des Diagnosegebiets jetzt zwar eine größere strukturelle Ähnlichkeit erreicht, besonders im Süden dagegen die Gefahr totaler Ernteaufälle überbewertet.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{Mais,Jan}	Par _{Mais,Feb}	Par _{Mais,Mär}	Par _{Mais,Apr}	Par _{Mais,M_A}	Par _{Mais,J_A}
REMO Exp. 17	30,75	33,02	17,38	21,49	36,97	104,90
Differenz zu Exp. 21	-13,31	-1,03	-3,18	-21,30	-17,53	-50,33
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	71,43	91,43	77,14	88,57	77,14	88,57

Tabelle 22: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais aus REMO-Resultaten an 865 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Die Gebietsmittelwerte sämtlicher Parameter in Tabelle 22 belegen, daß generell geringere Niederschlagsdefizite relativ zu den fixierten Schwellenwerten als im Referenzexperiment diagnostiziert werden. Relativ zu den entsprechenden Kenngrößen für die Beobachtungen in Tabelle 21 reduzieren sich die gefundenen Abweichungen im Mittel für alle Parameter hierdurch um ca. 50%, so daß insgesamt eine verbesserte Wiedergabe der tatsächlich aufgetretenen Bedingungen zu verzeichnen ist. Besonders die Parameter zur Beurteilung der Gefahr totaler Ernteauffälle im Januar und April $Par_{\text{Mais,Jan}}$ und $Par_{\text{Mais,Apr}}$ weisen jetzt realistischere Werte auf. Demgegenüber werden jedoch im Februar und März besonders im südlichen Teil des Diagnosegebiets, wo gemäß Abbildung 36 Cluster mit einer zu hohen Gefährdung durch Totalausfälle beim Maisanbau identifiziert wurden, weiterhin zu geringe Niederschläge simuliert (nicht dargestellt), die in den Gebietsmittelwerten der entsprechenden Parameter letztlich nur zu kaum merklichen Verbesserungen führen.

Statistisch signifikante Differenzen zwischen den Verteilungsfunktionen vergleichbarer Cluster aus Beobachtungen und Modellresultaten sind im gewichteten Mittel für alle Parameter in 81% aller Klassen nachweisbar. Damit zeigt sich auch anhand dieses Kriteriums eine bessere Übereinstimmung mit den Realdaten als bei Antrieb des Regionalmodells mit ECMWF-Re-Analysen. Letztlich finden sowohl diese größere Ähnlichkeit der Parameterverteilungen als auch die bereits diskutierte bessere strukturelle Übereinstimmung ihren Ausdruck in den Qualitätsmaßen Q_1 und Q_2 , die entsprechend Abbildung 42 im Vergleich zum Referenzexperiment jetzt geringere Abweichungen von den Beobachtungen belegen. Im Hinblick auf die Leistungsfähigkeit der entwickelten Methodik kann geschlußfolgert werden, daß anhand dieser beiden komplexen diagnostischen Kenngrößen auch für den hier behandelten Block von Parametern eine umfassende und gleichzeitig plausible quantitative Bewertung der verschiedenen erörterten Einzelaspekte möglich ist.

Die nicht-optimierte Version des Minimaldistanzverfahrens liefert unter Verwendung der Clusteranzahl aus der Strukturanalyse der Beobachtungen Muster, die den Resultaten bei Anwendung der optimierten Version sehr stark ähneln und deshalb hier nicht separat dargestellt worden sind. Erwähnenswert erscheint dabei lediglich eine schwache Verschiebung zu günstigeren Anbaubedingungen aufgrund der Zusammenfassung verschiedener Cluster mit einem relativ hohen Gefährdungspotential durch totale Ernteauffälle. Eine eindeutige Zuordnung der Klassen aus Modellresultaten und Beobachtungen kann jedoch auch hier nicht erzielt werden, so daß für 9 der aus den Beobachtungsdaten ermittelten Gruppen wiederum keine Pendant in den Ergebnissen der Modellsimulation zu finden ist. Damit werden automatisch andere Cluster mehrfach als nächste Nachbarn von Klassen modellierter Parameter identifiziert.

ECMWF-RE-ANALYSEN

Wie schon bei der Untersuchung der klimatologischen Kenngrößen, wird auch bei der Mustererkennung anhand der Parameter zur Beschreibung möglicher Ertragseinbußen für den Maisanbau unter Verwendung der Re-Analysen des ECMWF eine relativ geringe Anzahl von Clustern ermittelt. Die am meisten durch fehlende Niederschläge gefährdeten Bereiche treten in beiden Fällen in den gleichen Regionen auf, so daß dort sowohl relativ zu den langjährigen Mittelwerten als auch hinsichtlich der absoluten Defizite besonders extreme Bedingungen zu

verzeichnen sind.

Im Vergleich zu den Beobachtungen lassen sich strukturelle Unterschiede in den ermittelten Mustern erkennen, die auch anhand sämtlicher Einzelgrößen nachweisbar sind (nicht dargestellt). Im Resultat der multivariaten Strukturerkennung konnte zwar in den Abbildungen 37 und 27 sowohl für die Analysen als auch für den beobachteten Datensatz gleichermaßen eine Nord-Süd-Orientierung der am stärksten durch mögliche Ertragseinbußen gefährdeten Cluster gefunden werden, in den analysierten Werten erscheinen diese Bereiche jedoch nach Westen verschoben und ausgeweitet. Dieser letztgenannte Befund ist sicherlich nicht zuletzt auf die glattere Orographie zusammen mit einer verhältnismäßig groben horizontalen Auflösung zurückzuführen.

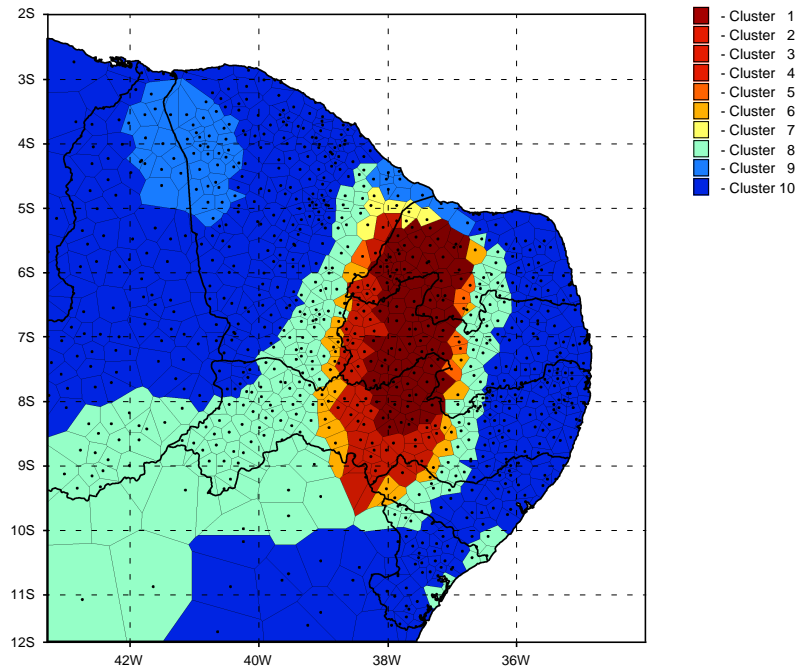


Abbildung 37: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Mais, abgeleitet aus ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Gemäß Tabelle 23 kommen in den für die Re-Analysen ermittelten Einzelparametern insbesondere während der Monate Januar und April im Mittel für das gesamte Diagnosegebiet weniger durch geringe Niederschlagsmengen gefährdete Anbaubedingungen als beobachtet zum Ausdruck, so daß deutliche Unterschiede von $Par_{\text{Mais,Jan}}$ sowie $Par_{\text{Mais,Apr}}$ in beiden Datensätzen zu erkennen sind. Im März hingegen liefert das Re-Analysemodell geringfügig weniger Regen.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	$Par_{\text{Mais,Jan}}$	$Par_{\text{Mais,Feb}}$	$Par_{\text{Mais,Mär}}$	$Par_{\text{Mais,Apr}}$	$Par_{\text{Mais,M_A}}$	$Par_{\text{Mais,J_A}}$
Beobachtungen	33,30	6,32	8,13	22,14	20,21	46,40
ECMWF-Re-Analysen	4,40	2,71	9,86	14,80	21,19	31,90
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	100,00	50,00	70,00	80,00	60,00	50,00

Tabelle 23: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Mais aus Beobachtungen und ECMWF-Re-Analysen an 865 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Bei der Überprüfung der Verteilungsfunktionen waren im gewichteten Mittel aller Parameter für den analysierten Datensatz verhältnismäßig deutliche signifikante Abweichungen der Parameterverteilungen in ca. 71% der Cluster gegenüber den jeweils vergleichbaren Klassen aus den Beobachtungen nachweisbar.

Insgesamt wird in den Re-Analysen des ECMWF ein geringeres Gefährdungspotential durch totale Ertragsausfälle widerspiegelt, als dies in den Beobachtungsdaten zu erkennen ist. Damit konnte hier der gleiche Trend wie schon für den Fall der klimatologischen Kriterien, allerdings unter Verwendung anderer zeitlicher Bezugsintervalle zur Ermittlung der einzelnen Parameter nachgewiesen werden.

ECHAM4

In den Ergebnissen der Mustererkennung für diese Modellresultate sind im Bezug auf die räumliche Repräsentation der Cluster für zu erwartende Ertragseinbußen beim Maisanbau besonders augenscheinliche Abweichungen zu den Beobachtungen nachweisbar. War in den bislang untersuchten Datensätzen sowie den Realdaten vorrangig ein Verlauf der besonders gefährdeten Bereiche in Nord-Süd-Richtung erkennbar, dominiert jetzt gemäß Abbildung 38 eher eine Ost-West-Ausrichtung mit den am stärksten potentiell durch Totalausfälle betroffenen Klassen südlich des siebenten Breitengrades.

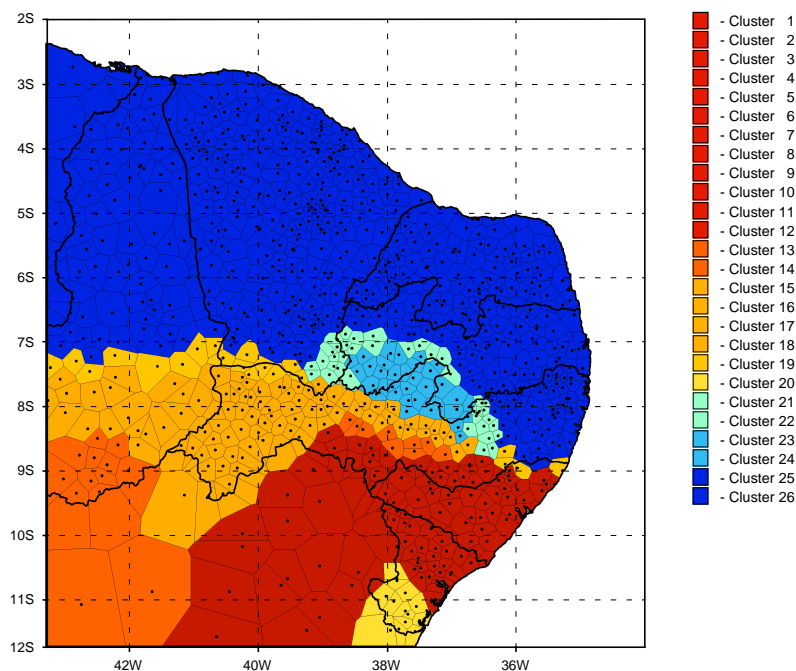


Abbildung 38: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais, abgeleitet aus ECHAM4-Resultaten für das Modelljahr 14 und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Es können jetzt mehr verhältnismäßig stark durch totale Ertragsausfälle gefährdete Cluster als für die Beobachtungsdaten unterschieden werden, was insgesamt zu einer größeren Klassenzahl führt. Die meisten dieser zusätzlichen Gruppen mit einem relativ hohen Gefährdungspotential sind jedoch z.T. nur mit wenigen Stationen besetzt, wohingegen allein in der Klasse mit den günstigsten Anbaubedingungen 501 der insgesamt 865 Datenpunkte zusammengefaßt werden.

Im Gegensatz zu diesen Befunden wurde für die bereits diskutierten klimatologischen Parameter zur allgemeinen Charakterisierung der Trockenheitsgefährdung eine geringere Clusteranzahl als für die Stationsbeobachtungen ermittelt. Außerdem zeigen die dort analysierten Verhältnisse gemäß Abbildung 23 deutliche strukturelle Unterschiede gegenüber den hier entsprechend Abbildung 38 identifizierten Mustern. Damit wird an dieser Stelle noch einmal verdeutlicht, daß die Beurteilung einer bestimmten Situation in speziellen Fällen wesentlich vom jeweiligen Gesichtspunkt abhängen kann.

Insgesamt jedoch repräsentiert dieser Datensatz gegenüber den beobachteten Verhältnissen aufgrund der hohen Besetzungszahlen in nur wenig durch totale Ernteauffälle gefährdeten Clustern ein geringeres Gefährdungspotential für den Maisanbau durch zu geringe Niederschläge, was sich bereits anhand der meisten Gebietsmittel für die verwendeten Einzelparameter in Tabelle 24 erkennen läßt.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{Mais,Jan}	Par _{Mais,Feb}	Par _{Mais,Mär}	Par _{Mais,Apr}	Par _{Mais,M_A}	Par _{Mais,J_A}
Beobachtungen	33,30	6,32	8,13	22,14	20,21	46,40
ECHAM4-Resultate	4,33	0,00	13,43	3,16	14,46	4,30
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	80,77	57,69	84,62	96,15	88,46	92,31

Tabelle 24: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteauffälle für Mais aus Beobachtungen und ECHAM4-Resultaten an 865 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

So sind z.B. anhand der Regenmengen, wie sie speziell für Februar simuliert wurden, nirgendwo im gesamten Diagnosegebiet totale Ernteauffälle zu befürchten. Auch im Januar und April fällt eine besonders deutliche Abschwächung extremer Bedingungen auf. Die einzige Ausnahme stellt der Monat März dar, wo begrenzt auf den südlichen Bereich des Diagnosegebiets in den Modellresultaten stärkere Schwellenwertunterschreitungen nachweisbar waren als beobachtet (nicht dargestellt).

Bei der weiteren Diagnose der Unterschiede zwischen den Ergebnissen der Mustererkennung für Test- und Referenzdaten fällt gegenüber den bisher untersuchten Modellresultaten ein verhältnismäßig großer mittlerer Abstand zwischen den Gruppenzentroiden vergleichbarer Cluster aus beiden Datenkollektiven auf. Das wirkt sich u.a. auch darauf aus, daß im gewichteten Mittel für sämtliche Parameter jetzt in ca. 82% aller Klassen signifikante Unterschiede der Verteilungsfunktionen festzustellen sind.

Obwohl die aus ECHAM4-Resultaten generierten Muster rein optisch deutlich erkennbar von den realen Verhältnissen abweichen, ist das Qualitätsmaß Q_2 vergleichbar bzw. kleiner als für die weiter oben beschriebenen REMO-Experimente. Dieser scheinbare Widerspruch erklärt sich daraus, daß REMO-Resultate und Beobachtungen zwar gewisse Ähnlichkeiten in der Nord-Süd-Orientierung von durch Trockenheit gefährdeten Regionen erkennen lassen, in den Ergebnissen des Regionalmodells für diese Bereiche jedoch ein deutlich zu hohes Potential für totale Ertragsausfälle zum Ausdruck kommt. Im Fall von ECHAM4 hingegen existieren trotz der strukturellen Unterschiede speziell außerhalb solcher Gebiete in den nördlichen Bun-

desstaaten, für die in den Beobachtungen die stärkste Trockenheitsgefährdung beim Maisanbau zu verzeichnen ist, dem Betrag nach teilweise bessere Übereinstimmungen. In solchen Regionen fließen daher nur vergleichsweise geringe Abstände zwischen den Zentroiden der Cluster, zu denen eine bestimmte Station in Beobachtungen und Modellresultaten zugeordnet wird, in die Berechnung von Q_2 gemäß Gleichung 17 ein, so daß dieses Qualitätsmaß letztlich insgesamt relativ kleine Werte für den untersuchten globalen Datensatz annimmt.

Wie schon für die klimatologischen Parameter zur Abschätzung der allgemeinen Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft, erscheint es daher auch anhand der hier erzielten Resultate empfehlenswert, perspektivisch eine Einschränkung der Diagnose auf die am deutlichsten vom untersuchten extremen Ereignis betroffenen Gebiete vorzunehmen, um die Sensitivität der Methode weiter zu erhöhen. Denkbar wäre auch, Q_2 separat für verschiedene Gefährdungsstufen zu ermitteln, wobei eine Klassifizierung auf der Basis der Beobachtungsdaten vorgenommen werden könnte.

Die Anwendung der nicht-optimierten Version des Minimaldistanzverfahrens erbrachte bei Vorgabe von 16 Clustern gemäß den für die Beobachtungen erzielten Resultaten eine Lösung mit insgesamt sehr ähnlichen Eigenschaften im Vergleich zur optimierten Variante. Eine bessere Vergleichbarkeit der Cluster aus Modellergebnissen und Beobachtungen konnte jedoch auch in diesem Fall wiederum nicht erzielt werden, da jetzt sogar weniger Klassen aus beiden Datensätzen gegenseitig uneindeutig zuordenbar waren.

MONATLICHE CRU-DATEN

Wie bereits in Abschnitt 5.2 erwähnt, konnte für diesen Datensatz aufgrund fehlender Stützstellen bei der Interpolation auf Stationsorte im Küstenbereich nicht der vollständige Satz aller Datenpunkte verwendet werden.

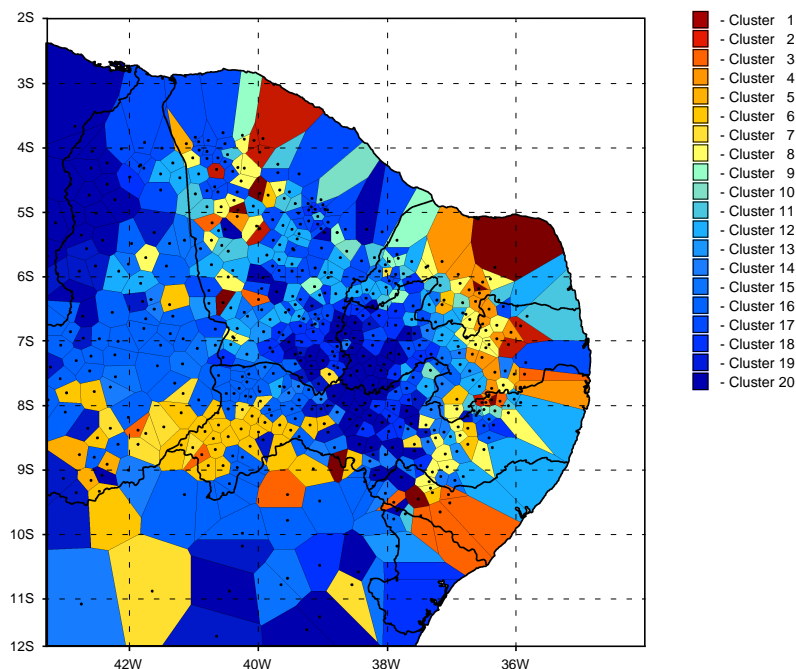


Abbildung 39: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais aus Beobachtungen an 576 Stationsorten für 1983 in Nordost-Brasilien (Ausschluß küstennaher Stationen)

Daher war es auch hier wieder erforderlich, vorerst die aus Beobachtungen extrahierten Parameter unter Berücksichtigung der gleichen reduzierten Stationszahl erneut zu analysieren. Die dabei erzielten Resultate sind in Abbildung 39 dargestellt. Ein direkter visueller Vergleich mit den Resultaten für den kompletten Satz von Beobachtungen in Abbildung 27 ist auch in diesem Fall nicht möglich, da jeweils eine unterschiedliche Anzahl von Clustern ermittelt wurde und somit die Verwendung einer anderen Farbpalette erforderlich war.

Abbildung 40 zeigt die Resultate der anschließenden Clusterung für die aus den monatlichen CRU-Daten abgeleiteten Parameter zur Beschreibung totaler Ertragsausfälle für Mais. Wie schon für die klimatologischen Kenngrößen zur Ermittlung des allgemeinen Trockenheitsgefährdungspotentials für die Landwirtschaft, sind auch jetzt relativ gute strukturelle Übereinstimmungen mit den beobachteten Verhältnissen erkennbar, wie dies für auf ein Gitter interpolierte Realdaten sicherlich auch zu erwarten war. Die Anzahl der gefundenen Klassen ist ebenfalls vergleichbar. Erwähnenswerte Unterschiede in der räumlichen Repräsentation gefährdeter Gebiete sind nur in geringem Maße, wie z.B. für den westlichen Teil von Rio Grande do Norte und Ceará oder den Bereich südlich von Pernambuco, zu erkennen.

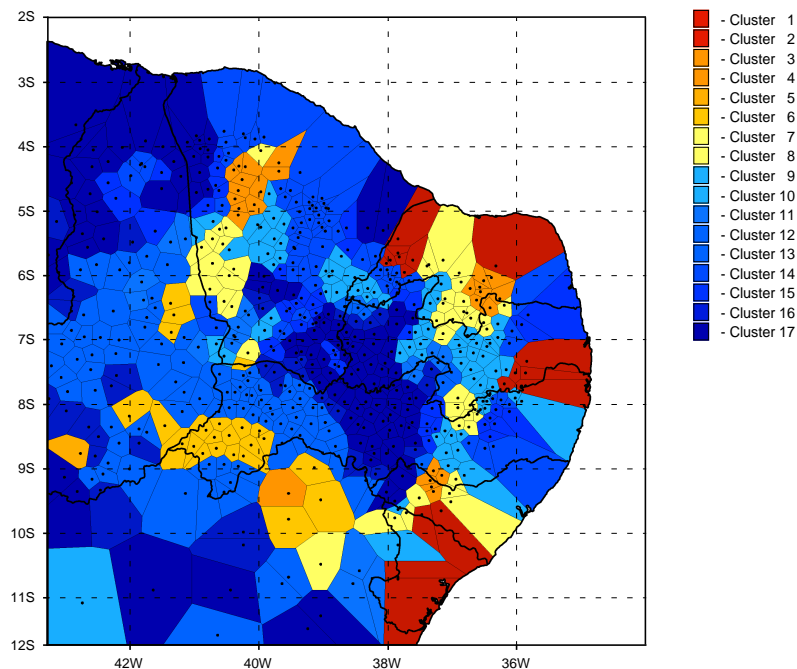


Abbildung 40: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais, abgeleitet aus monatlichen CRU-Daten für Landgitterpunkte und interpoliert an 576 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Hinsichtlich der Intensität der betrachteten Extreme weisen die Einzelparameter in Tabelle 25 jedoch im Mittel für das gesamte Diagnosegebiet ausnahmslos geringere Niederschlagsdefizite als beobachtet aus. Die entsprechenden Differenzen bewegen sich für alle überprüften Einzelmonate in etwa in der gleichen Größenordnung und lassen sich schließlich auch in Par_{Mais,M_A} und Par_{Mais,J_A} erkennen. Damit bestätigt sich der schon für die klimatologischen Parameter ermittelte Befund, daß bei guter struktureller Übereinstimmung trotzdem eine systematische Überbewertung der Niederschläge für den untersuchten Zeitraum und das betrachtete Gebiet in den CRU-Daten zu verzeichnen ist. Das ist sicherlich einer der Gründe dafür, daß im gewichteten Mittel für alle hier untersuchten Parameter in ca. 62% aller vergleichbaren Cluster beider Datenkollektive signifikante Unterschiede zwischen den Vertei-

lungsfunktionen nachweisbar sind, womit für einen aus Beobachtungen generierten Datensatz verhältnismäßig große Abweichungen zur Realität auftreten.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]					
	Par _{Mais,Jan}	Par _{Mais,Feb}	Par _{Mais,Mär}	Par _{Mais,Apr}	Par _{Mais,M_A}	Par _{Mais,J_A}
Beobachtungen	33,30	6,32	8,13	22,14	20,21	46,40
CRU-Daten	19,65	0,60	2,58	20,17	11,32	18,84
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	70,59	29,41	64,71	82,35	64,71	70,59

Tabelle 25: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Mais aus Beobachtungen und CRU-Daten an 576 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Die ermittelte Tendenz zur Unterbewertung der Trockenheitsgefährdung im CRU-Datensatz beschränkt sich gemäß der Darstellung der mittleren monatlichen Niederschlagssummen für Nordost-Brasilien in Abbildung 41 nicht nur auf den Zeitraum von Januar bis April, sondern kann auch für alle weiteren Monate des Jahres 1983 nachgewiesen werden. Eine weiterführende Diagnose zur Interpretation dieses Befundes kann jedoch nur anhand einer detaillierten Betrachtung der zur Generierung dieses Datenkollektivs verwendeten Interpolationsmethodik erfolgen und würde den Rahmen der vorliegenden Arbeit überschreiten.

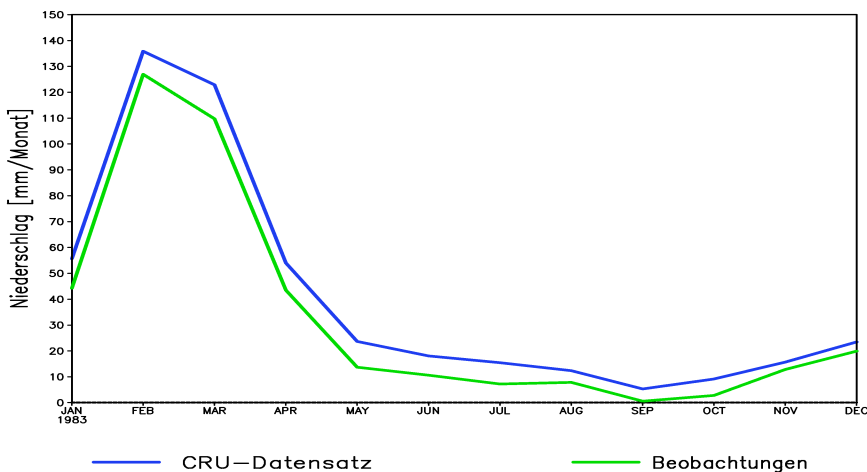


Abbildung 41: Gebietsgemittelte Monatssumme des Niederschlags in Nordost-Brasilien aus CRU-Daten im Vergleich zu den Beobachtungen

GESAMTEINSCHÄTZUNG

Im Hinblick auf die Anwendbarkeit der Methodik und die Sensitivität der definierten Qualitätsmaße kann abschließend anhand der Darstellung von Q_1 und Q_2 in Abbildung 42 eingeschätzt werden, daß diese Größen bei der Diagnose der Cluster-Resultate für die Parameter zur Abschätzung potentieller Totalausfälle beim Maisanbau wiederum durchaus unterschiedlichen Einschätzungen hinsichtlich der Qualität der überprüften Datensätze erbringen können. Damit wird auch in diesem Fall die Notwendigkeit unterstrichen, beide Kenngrößen in dem hier entwickelten Validierungsalgorithmus zu verwenden. Besonders deutlich ist das für die CRU-Daten sowie die ECHAM4-Resultate zu sehen, wo die Spanne zwischen beiden Maßzahlen besonders deutlich ausgeprägt ist. Weiterhin ist zu erkennen, daß mit diesen Größen in Abhängigkeit vom jeweils betrachteten Komplex von Prüfkriterien zur Beurteilung einer

Situation für ein und dasselbe Datenkollektiv teilweise durchaus unterschiedliche Resultate erzielt werden können. So erweist sich jetzt z.B. die Spanne zwischen Q_1 und Q_2 gegenüber den Befunden bei Verwendung der klimatologischer Kenngrößen für beide REMO-Experimente relativ ähnlich, für die ECHAM4-Resultate jedoch deutlich vergrößert.

**Unterschiede zwischen Modell-Resultaten und Beobachtungen
- Parameter für potentielle totale Ernteaufälle beim Maisanbau -**

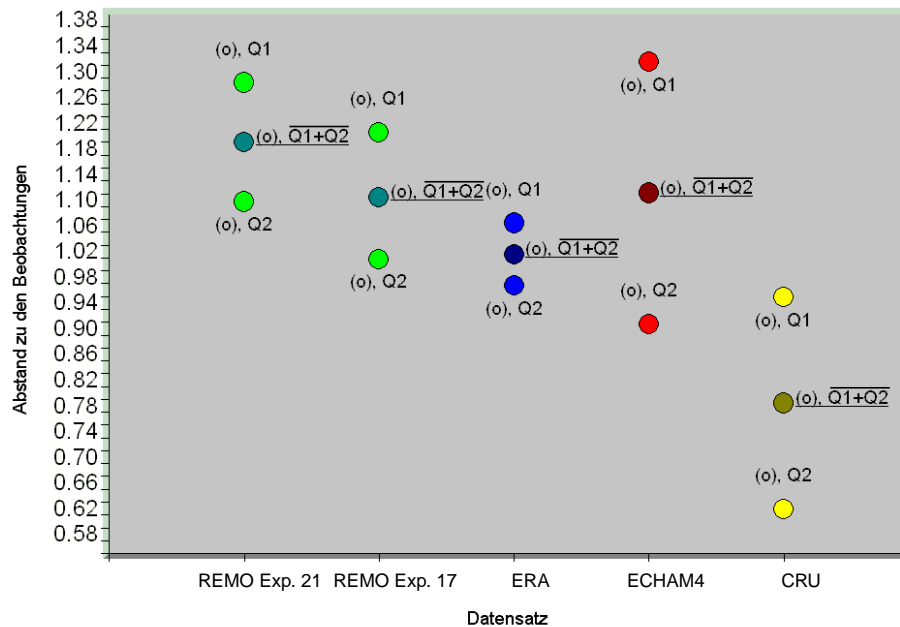


Abbildung 42: Qualitätsmaße Q_1 und Q_2 sowie deren Mittel für Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ernteaufälle beim Maisanbau

5.4 Clustering von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Kundebohnen (Cowpea) für Nordost-Brasilien

Die Diskussion der erzielten Resultate bei der Cluster-Analyse dieses Komplexes von Parametern und gleichermaßen für die Kenngrößen zur Beschreibung möglicher totaler Ernteaufälle für Maniok kann insofern verkürzt werden, als in beiden Fällen teilweise Kriterien überprüft wurden, die wie für den Maisanbau auf absoluten Niederschlagsdefiziten basieren, so daß oft relativ ähnliche Strukturen identifiziert werden konnten. So fließen z.B. die Niederschläge der Monate Januar bis März gemäß Tabelle 5 gleichermaßen in die Prüfung möglicher Totalausfälle für Mais und für Kundebohnen ein. Zur Beurteilung potentieller Ernteaufälle beim Anbau von Maniok hingegen wird der Jahresniederschlag verwendet. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, daß diese Größe für das Jahr 1983 zu ca. 55% durch die Regenmenge der drei gerade erwähnten Monate bestimmt wird, so daß auch jetzt deren Anteil zumindest nicht unerheblich ist und strukturelle Ähnlichkeiten der entsprechenden Parameter zu erwarten sind. Quantitative Unterschiede bleiben jedoch weiterhin bestehen, da in den verschiedenen Komplexen unterschiedliche Schwellenwerte zur Anwendung gebracht werden.

Unter Berücksichtigung solcher Gesichtspunkte erscheint es gerechtfertigt, nur auf Befunde einzugehen, die neue methodische Aspekte zur Nutzbarkeit des entwickelten Algorithmus erbringen. Auf eine systematische Betrachtung sämtlicher überprüfter Datensätze kann dabei weitestgehend verzichtet werden.

BEOBSACHTUNGEN

Die Resultate der Cluster-Analyse für die aus Beobachtungen bestimmten Parameter zur Beschreibung möglicher totaler Ertragsverluste von Kundebohnen sind in Abbildung 43 dargestellt. Obwohl ein exakter Vergleich mit den entsprechenden Ergebnissen für den Maisanbau durch die etwas differierende Klassenzahl nicht möglich ist, erscheint es insgesamt im Vergleich zu Abbildung 27 doch gerechtfertigt, den hierbei extrahierten Mustern weniger extreme Eigenschaften zuzusprechen. Darin kommt zum Ausdruck, daß Cowpea nicht in dem Maße wie Mais von Trockenheit gefährdet ist und totale Ernteaufälle erst unter wesentlich rigoroseren Kriterien zu erwarten sind (siehe Tabelle 5). Auf eine detaillierte Diskussion sämtlicher struktureller Besonderheiten soll hier jedoch aus den oben erwähnten Gründen verzichtet werden.

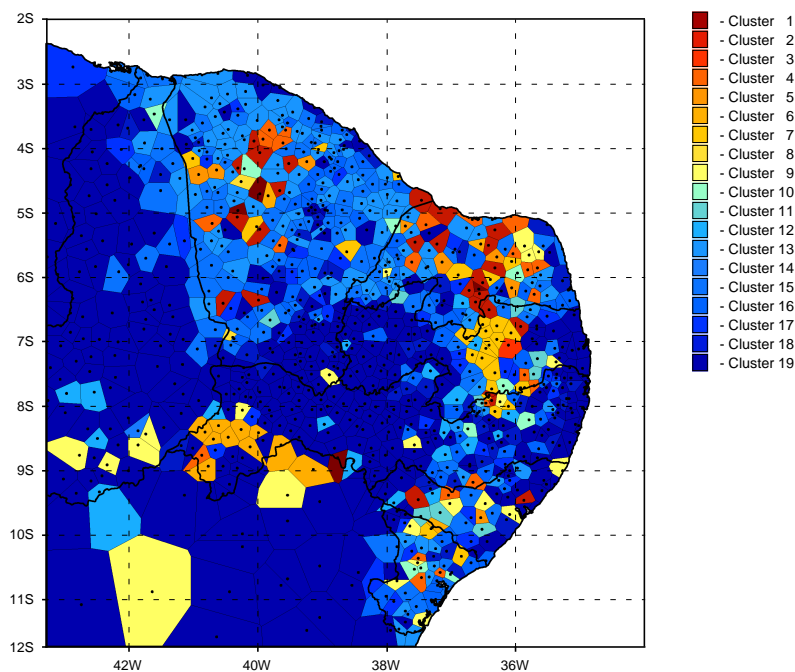


Abbildung 43: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Kundebohnen (Cowpea) aus Beobachtungen an 865 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien

REMO BEI ANTRIEB MIT ECMWF-RE-ANALYSEN

Abbildung 44 zeigt die Cluster, wie sie bei Anwendung des Minimaldistanzverfahrens auf die Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ertragsausfälle für den Maisanbau aus REMO-Ergebnissen bei Antrieb durch Re-Analysen gefunden werden konnten. Bei der Diagnose der erzielten Resultate fällt besonders auf, daß keine Klassen ermittelt werden konnten, die mit einem derjenigen vier Cluster aus den Beobachtungen vergleichbar wären, welche die größte Gefährdung durch mögliche Ernteverluste repräsentieren. So werden in den Modellresultaten selbst für die am stärksten von ausbleibenden Niederschlägen betroffenen Bereiche noch günstigere Anbaubedingungen als beobachtet identifiziert. Betrachtet man jedoch die Unterschiede zwischen den Mittelwerten der Einzelparameter für das gesamte Diagnosegebiet in Tabelle 26, ist dieser Befund nicht nachvollziehbar. Vielmehr ergibt sich danach für REMO in Übereinstimmung mit den Resultaten der Untersuchungen zur allgemeinen Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft und zu den speziellen Anbaubedingungen für

Mais eine systematische Überbewertung der entsprechenden Niederschlagsdefizite. Somit wäre zu erwarten, daß auch solche Klassen nachweisbar sind, die vergleichbare Bedingungen wie die aus Beobachtungen analysierten Cluster mit dem höchsten Gefährdungspotential bzw. noch darüber hinausgehende Extremwerte repräsentieren.

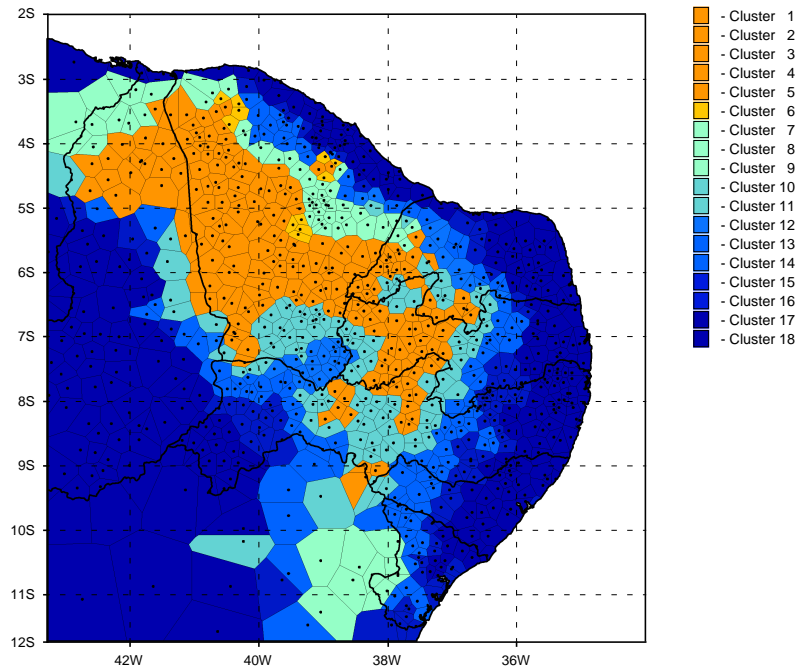


Abbildung 44: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufälle für Kundebohnen (Cowpea), abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte in Nordost-Brasilien

Die Ursachen für diese widersprüchlichen Trends müssen in der Abhängigkeit der Diagnose-ergebnisse von der Art der verwendeten Variablentransformation gesucht werden. In dem hier vorgestellten Algorithmus werden die Cluster aus Referenz- und Testdaten über die Gruppenzentroiden, d.h. die arithmetischen Mittelwerte aller in einer bestimmten Klasse zusammengefaßten normierten Elemente, miteinander in Beziehung gesetzt (siehe Gleichung 5).

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]			
	Par _{Kun,Jahr}	Par _{Kun,Jan}	Par _{Kun,Febr}	Par _{Kun,Mär}
Beobachtungen	4,87	9,38	2,54	3,35
REMO Exp. 21	77,48	15,46	20,83	10,78
	Standard-Abweichung für alle Stationsorte [mm]			
	Par _{Kun,Jahr}	Par _{Kun,Jan}	Par _{Kun,Febr}	Par _{Kun,Mär}
Beobachtungen	20,43	9,97	8,23	9,15
REMO Exp. 21	69,57	10,54	19,36	16,15
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	94,44	72,22	77,78	50,00

Tabelle 26: Mittelwerte und Standard-Abweichungen aller Parameter zur Beschreibung zu erwartende totaler Ernteaufälle für Kundebohnen aus Beobachtungen und REMO-Resultaten an 865 Stationsorten für 1983 in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Zur Gewährleistung eines gleichen Skalenniveaus für alle Parameter wird für diese Normierung, wie in Abschnitt 3.7 beschrieben, die z-Transformation eingesetzt, bei der sämtliche Da-

tenpunkte u.a. auch ins Verhältnis zur mittleren Standard-Abweichung der jeweiligen Kenngröße gesetzt werden. Anhand von Tabelle 26 läßt sich jedoch erkennen, daß diese Größe aus den Modellresultaten die entsprechenden Werte aus den Beobachtungen im Mittel um ca. 80% übersteigt. Somit werden die resultierenden Elemente für die Ergebnisse der Modellsimulation bei der Normierung stärker "gedämpft", d.h., ähnlich hohe Werte wie im Referenzdatensatz können nur erreicht werden, wenn der entsprechende Parameter stärker von seinem eigenen Mittelwert abweicht als im Fall der Beobachtungsdaten. Für die Zuordnung der ähnlichsten Cluster aus beiden Datensätzen auf der Basis der Gruppenzentroide hat das zur Folge, daß Klassen aus den Modellresultaten mit solchen aus den Beobachtungen in Verbindung gebracht werden können, die einen kleineren Mittelwert des jeweils betroffenen, nicht-normierten Parameters aufweisen und somit weniger extreme Verhältnisse repräsentieren.

Perspektivisch könnte eine verbesserte Zuordnung vergleichbarer Cluster erwartet werden, wenn im diagnostischen Teil der hier entwickelten Methodik zur Abstandsberechnung im N_{Par} -dimensionalen Raum der Parameter keine bzw. eine andere Art der Variablentransformation, wie etwa eine Skalierung am Mittelwert, verwendet wird.

ECMW-RE-ANALYSEN

Ein weiterer methodisch bedingter Effekt tritt in den Resultaten der Cluster-Analyse für die entsprechenden Parameter aus ECMWF-Re-Analysen zutage. Eine ähnliche Situation konnten zwar bereits bei der Untersuchung der ECHAM4-Resultate unter dem Aspekt potentieller Totalausfälle beim Maisanbau identifiziert werden, die Auswirkungen auf die Ergebnisse der diagnostischen Untersuchungen waren dort aber nicht in der gleichen Deutlichkeit erkennbar.

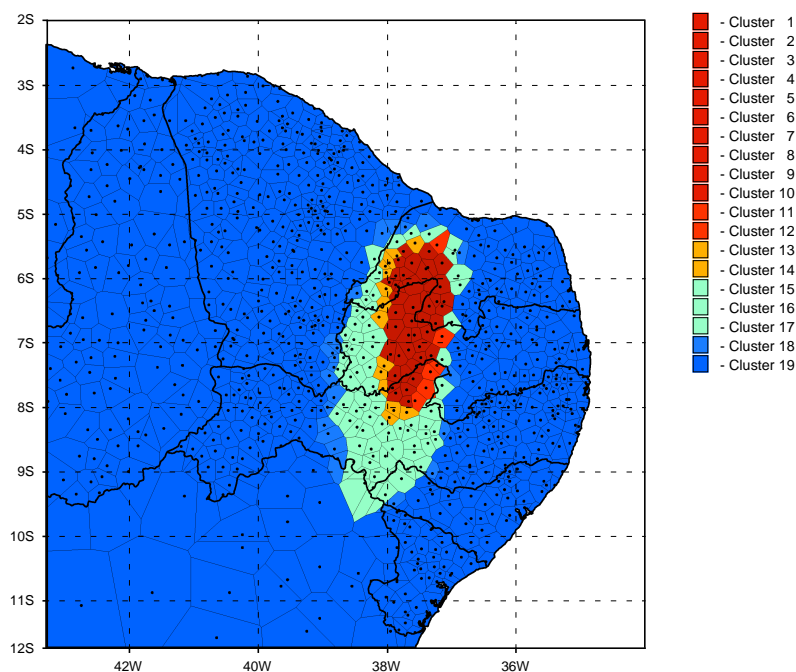


Abbildung 45: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Kundebohnen (Cowpea), abgeleitet aus ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Insbesondere wird bei einem Vergleich von Abbildung 45 und 43 deutlich, daß in den

ECMWF-Re-Analysen keine Entsprechung für das am wenigsten durch totale Ertragsausfälle gefährdete Cluster aus den Beobachtungen gefunden werden konnte und die Klasse mit dem niedrigsten Stellenwert (19) aus den Analysedaten einer Gruppe des Referenzdatensatzes mit einem höheren Gefährdungspotential für den Anbau von Kundebohnen zugeordnet wird. Betrachtet man jedoch beim Aufbau der entsprechenden Beziehungen anstelle der Gruppenzentroide die Mittelwerte der nicht-normierten Parameter, zeigt Cluster 19 jetzt eine größere Ähnlichkeit zu der vorher nicht zuordenbaren Klasse der Referenzdaten mit den günstigsten Anbaubedingungen. Es ergibt sich auch hier ein Problem bei der Herstellung der Relationen zwischen vergleichbaren Gruppen beider Datensätze, das in solchen Fällen auftritt, wenn die Mittelwerte einzelner Parameter in den zu vergleichenden Datenkollektiven deutlich differieren.

Eine Interpretation des unterliegenden Effekts soll anhand der Werte in Tabelle 27 versucht werden. Dort ist ersichtlich, daß speziell im Januar 1983 für die Analysedaten nirgendwo im gesamten Diagnosegebiet totale Ertragsausfälle bei Kundebohnen aufgrund fehlender Niederschläge zu erwarten sind. Die Standard-Abweichung nimmt für $Par_{Kun,Jan}$ somit ebenfalls den Wert 0 an. Dieser Fall wird bei der z-Transformation dadurch abgefangen, daß die entsprechenden normierten Elemente gleichfalls auf diesen Wert gesetzt werden.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]			
	$Par_{Kun,Jahr}$	$Par_{Kun,Jan}$	$Par_{Kun,Feb}$	$Par_{Kun,Mär}$
Beobachtungen	4,87	9,38	2,54	3,35
ECMWF-Re-Analysen	7,63	0,00	0,80	5,42
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	89,74	94,74	68,42	84,21

Tabelle 27: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteauffälle für Kundebohnen aus Beobachtungen und ECMWF-Re-Analysen an 865 Stationsorten für 1983 in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

Demgegenüber streben die Parameter im Fall der Beobachtungsdaten nach durchgeführter z-Transformation gegen 0, wenn sie ihrem Gebietsmittelwert, der sich deutlich von 0 unterscheidet, nahe kommen. Damit reflektieren gleiche Gruppenzentroide in diesem speziellen Fall um so unterschiedlichere Situationen, je größer die Differenz des entsprechenden Gebietsmittel ausfällt, woraus letztlich die nachgewiesenen systematischen Verschiebungen resultieren.

Um dieses Problem zu vermeiden, scheint es auch in diesem Fall ratsam, perspektivisch bei der Ermittlung der erforderlichen Distanzfunktionen auf eine Normierung zu verzichten oder eine andere Form der Variablentransformation (z.B. Skalierung am Mittelwert) zu wählen.

GESAMTEINSCHÄTZUNG

Insgesamt erweisen sich die am Beispiel der ECMWF-Re-Analysen erläuterten Unzulänglichkeiten bei der Zuordnung der ähnlichsten Cluster in beiden zu vergleichenden Datenkollektiven als ein generelles Problem, daß sich z.B. auch bei der Bewertung der ECHAM4-Resultate bemerkbar macht. Daher muß man in der Konsequenz grundsätzlich davon ausgehen, daß in solchen Situationen, wenn die Gebietsmittel einzelner Parameter deutliche Unterschiede in Test- und Referenzdaten aufweisen, Abweichungen der Modellresultate von den beobachteten Verhältnissen zwar qualitativ richtig beurteilt, quantitativ jedoch nicht mit ausreichender

Genauigkeit wiedergegeben werden können.

**Unterschiede zwischen Modell-Resultaten und Beobachtungen
- Parameter für potentielle totale Ernteauffälle beim Anbau von Kundebohnen -**

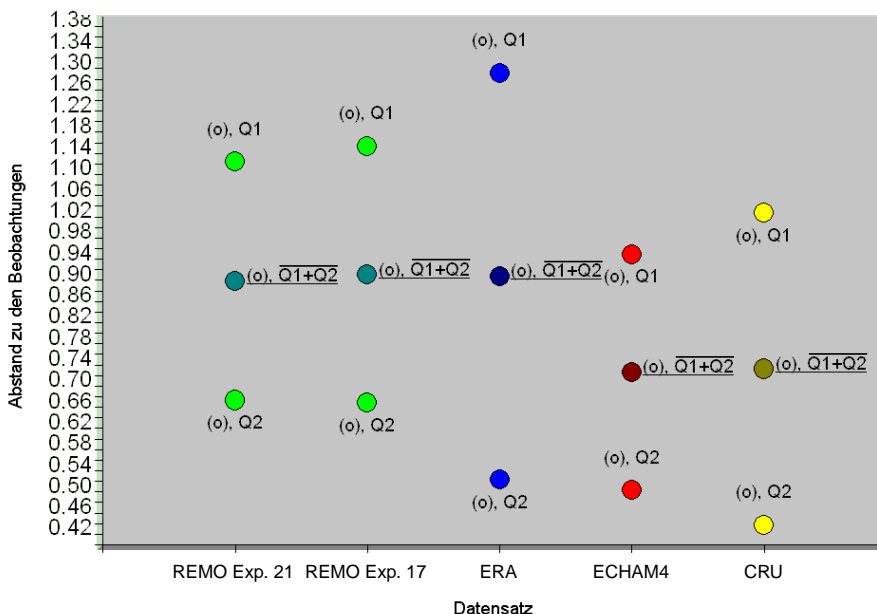


Abbildung 46: Qualitätsmaße Q_1 und Q_2 sowie deren Mittel für Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ernteauffälle beim Anbau von Kundebohnen

Daraus ergeben sich letztlich Einschränkungen in der Aussagefähigkeit der ermittelten summarischen Abweichungen zwischen Test- und Referenzdaten, so daß die konkreten Resultate des Modellvergleichs in Abbildung 46 relativiert werden. Ungeachtet dessen erscheint jedoch bei einem Vergleich mit Abbildung 42 zumindest die Aussage möglich, daß sich zwischen den verschiedenen Modellen im Bezug auf die Wiedergabe von Niederschlagsextremen schon rein qualitativ z.T. andere Relationen ergeben, wenn unterschiedliche Gesichtspunkte bzw. Komplexe von Prüfkriterien für eine solche Beurteilung zugrunde gelegt werden. Damit wird an dieser Stelle nochmals unterstrichen, daß die Resultate für die Bewertung eines Modells wesentlich von der konkreten Fragestellung abhängen können.

5.5 Clusterung von Parametern zur Beschreibung von zu erwartenden totalen Ertragsausfällen von Maniok für Nordost-Brasilien

BEOBACHTUNGEN

Abbildung 47 zeigt die Resultate der Clusterung für die aus Beobachtungen ermittelten Parameter zur Beschreibung potentieller Totalausfälle beim Anbau von Maniok aufgrund fehlender Niederschläge. Die ermittelten Strukturen lassen auch in diesem Fall gewisse Ähnlichkeiten mit den Ergebnissen erkennen, wie sie bei der Untersuchung der entsprechenden Kenngrößen für Mais und Kundebohnen erzielt wurden (vergleiche hierzu Abbildungen 27 und 43). Wie bereits am Beginn von Abschnitt 5.4 erwähnt, ist das u.a. dadurch erklärbar, daß die Kriterien zur Ermittlung von Niederschlagsdefiziten für diese drei Kulturen z.T. auf ähnlichen oder voneinander abhängigen Zeiträumen basieren, dabei allerdings unterschiedliche kritische Schwellenwerte zugelassen werden. Trotzdem ist jetzt für Maniok eine schwächere Ausprägung extremer Bedingungen zu verzeichnen.

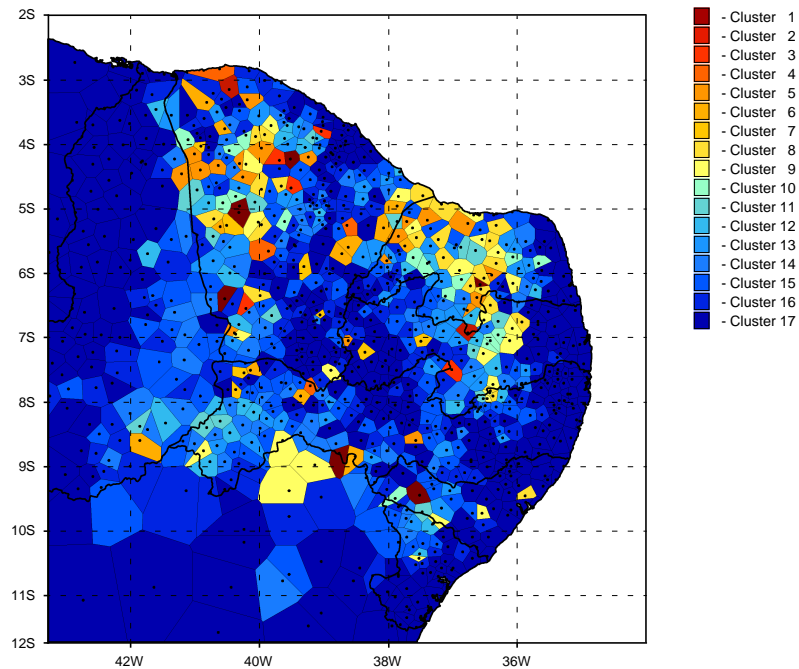


Abbildung 47: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteaufträge für Maniok aus Beobachtungen an 865 Stationen für 1983 in Nordost-Brasilien

Das kann darauf zurückgeführt werden, daß noch zwei weitere Prüfgrößen zur Beurteilung des Andauerungsverhaltens von Zeiten ohne Niederschlag in die Bewertung einfließen, die besonders extreme Verhältnisse charakterisieren und nur in wenigen Fällen erfüllt werden konnten.

REMO BEI ANTRIEB MIT ECMWF-RE-ANALYSEN

Ähnlich wie schon das bei der Untersuchung potentieller Ertragsausfälle beim Anbau von Kudebohnen diskutierte Zuordnungsproblem, wurde bei der Validierung dieser Modellresultate ein weiterer methodisch bedingter Aspekt deutlich, der für alle unter dem Gesichtspunkt möglicher Ernteaufträge beim Anbau von Maniok überprüften Datensätze gleichermaßen bedeutsam ist und an dieser Stelle exemplarisch diskutiert werden soll. Speziell ist anhand der Abbildungen 48 und 47 zu sehen, daß die ermittelten Muster nur begrenzt strukturelle Gemeinsamkeiten aufweisen. Betrachtet man weiterhin insbesondere die beiden Einzelparameter zur Bewertung der jährlichen Regenmenge in Tabelle 28, lassen sich für das REMO-Experiment deutlich höhere Defizite als beobachtet nachweisen. Demgegenüber können jedoch für die Verteilungsfunktionen der Kenngrößen zur Charakterisierung von Zeiten ohne Niederschlag in keinem der vergleichbaren Cluster beider Datensätze Unterschiede festgestellt werden. Das ergibt nur bedingt ein reales Bild, da diese Parameter äußerst restriktive Bedingungen widerspiegeln und durch die Art, wie sie berechnet werden, häufig den Wert 0 annehmen.

Oft werden daher nicht die Verteilungen im eigentlichen Sinn überprüft, sondern es kann insbesondere in Situationen, wenn nur in einem der zu vergleichenden Cluster von 0 verschiedene Elemente auftreten, lediglich der Frage nachgegangen werden, ob diese Terme im Verhältnis zur Gesamtzahl aller Datenpunkte in der betreffenden Klasse vernachlässigbar

sind. Für den Fall, daß solche Bedingungen mit dem χ^2 -Test nachgewiesen werden können, oder auch dann, wenn sämtliche Parameter von vorneherein 0 sind, werden die beiden jeweils betrachteten Gruppen als identisch angesehen.

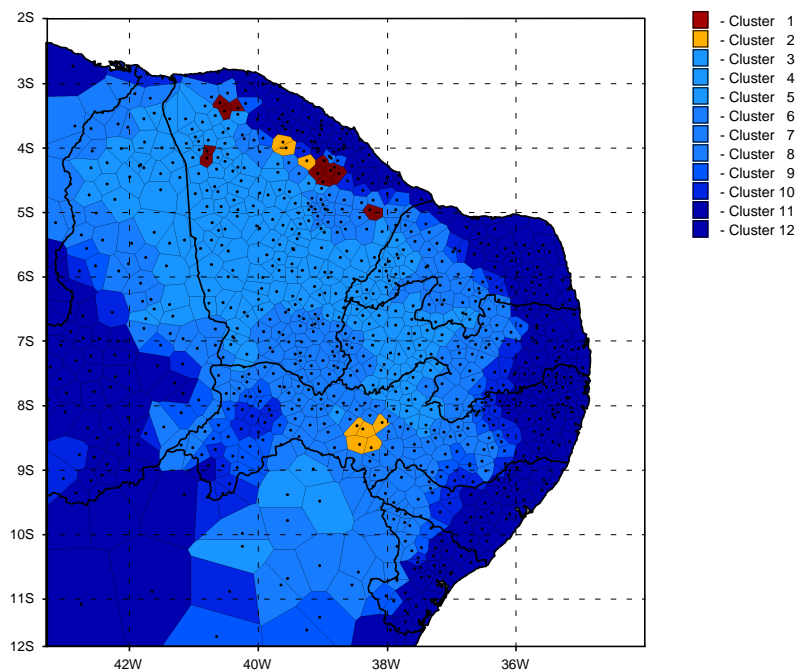


Abbildung 48: Cluster der Parameter zur Beschreibung zu erwartender totaler Ernteausfälle für Maniok, abgeleitet aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen und interpoliert an 865 Stationsorte für 1983 in Nordost-Brasilien

Um in derartigen Situationen künftig eine höhere Sensitivität bei der Diagnose zu erreichen, sollte in weiterführenden Arbeiten untersucht werden, ob die Berechnung solcher Parameter für selten auftretende Ereignisse so modifiziert werden kann, daß der Anteil der Null-Elemente einen bestimmten Prozentsatz nicht übersteigt. So wäre es z.B. denkbar, bei Nichterfüllung des betreffenden Kriteriums innerhalb einer bestimmten Spannweite auch negative Werte zuzulassen, wobei jedoch wiederum erhöhte Korrelationen zwischen den nach dieser Vorschrift ermittelten Kenngrößen zu erwarten sind. Solche Abhängigkeiten wiederum könnten bei einer Normierung der Parameter mit dem bereits mehrfach erwähnten Verfahren nach Mahalanobis beseitigt werden. Das unterstreicht an dieser Stelle nochmals den Bedarf, diese Transformation perspektivisch möglichst allgemeingültig in das hier entwickelte Validierungsverfahren einzubeziehen.

Datenquelle	Mittelwert für alle Stationsorte [mm]			
	Par _{Man,J500}	Par _{Man,7TM}	Par _{Man,J400}	Par _{Man,8TM}
Beobachtungen	121,15	0,10	62,09	0,03
REMO Exp. 21	297,14	0,06	220,03	0,02
Signifikant unterschiedliche Verteilungen in % aller Cluster	83,33	0,00	91,67	0,00

Tabelle 28: Mittelwerte aller Parameter zur Beschreibung zu erwartende totaler Ernteausfälle für Maniok aus Beobachtungen und REMO-Resultaten an 865 Stationsorten in Nordost-Brasilien sowie Unterschiede deren Verteilungen

GESAMTEINSCHÄTZUNG

Insgesamt kann bei der Beurteilung möglicher Ertragsausfälle für Maniok durch fehlende Niederschläge jedoch nicht ausgeschlossen werden, daß neben der diskutierten Unterschätzung der Abweichungen zwischen den Verteilungsfunktionen noch weitere methodisch bedingte Fehlerbeiträge auftreten.

Anlaß zu diese Einschätzung gibt die Tatsache, daß z.T. auch jetzt wieder deutliche Differenzen der Standard-Abweichungen für die aus Referenz- und Testdatensatz berechneten Kenngrößen zu verzeichnen sind. So erreicht die Standard-Abweichung z.B. für $Par_{Man,7TM}$ bei Verwendung des CRU-Datensatzes nur noch ca. 10% des entsprechenden Wertes aus den Beobachtungen. Somit ist zu erwarten, daß hier in Verbindung mit der verwendeten Variablentransformation ähnliche systematische Zuordnungsprobleme auftreten können, wie sie schon in Abschnitt 5.4 für das REMO-Experiment bei Antrieb durch ECMWF-Re-Analysen diskutiert worden sind. Hinzu kommt, daß häufig auch deutliche Unterschiede in den Gebietsmittelwerten der Parameter zur Bewertung des Jahresniederschlags auftreten und nach erfolgter z-Transformation auch hier wieder gleiche Gruppenzentroide unterschiedliche Niederschlagsdefizite und damit auch verschiedene Werte der nicht-normierten Parameter repräsentieren können.

Insgesamt muß man daher davon ausgehen, daß bei der Berechnung der in Abbildung 49 dargestellten summarischen Maßzahlen unter den geschilderten Bedingungen Resultate erzielt wurden, die nur bedingt ein objektives Bild ergeben.

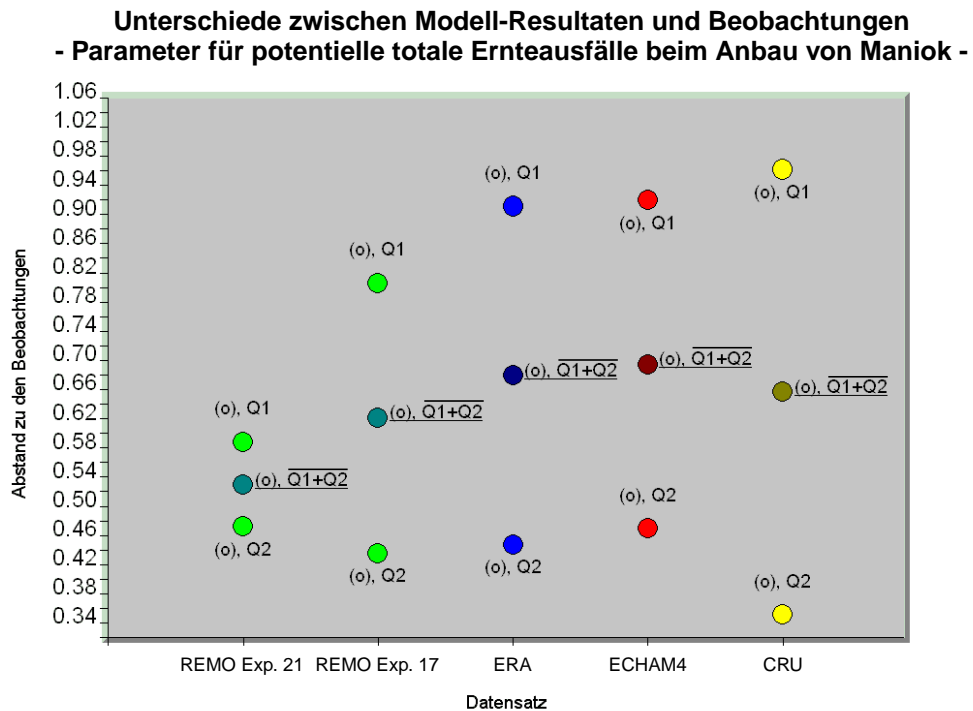


Abbildung 49: Qualitätsmaße Q_1 und Q_2 sowie deren Mittel für Parameter zur Beschreibung potentieller totaler Ernteaufälle beim Anbau von Maniok

Im Vergleich zu der im vorigen Abschnitt behandelten Beurteilung der Testdatensätze unter dem Aspekt möglicher Ernteaufälle für Kundebohnen dürften die Ergebnisse der Validierung jetzt sogar noch stärker durch die erwähnten systematische Abweichungen geprägt sein.

Es soll jedoch für eine realistische Beurteilung der Konsequenzen aus diesen methodisch bedingten Effekten an dieser Stelle gleichzeitig betont werden, daß sich in den meisten Fällen nur Auswirkungen auf die Qualität der Validierungsergebnisse zeigen können, wenn deutliche Differenzen zwischen den zu vergleichenden Datensätzen auftreten. Andererseits sei aber auch daran erinnert, daß selbst in einem solchen Fall, z.B. bei der Beurteilung der beiden REMO-Experimente anhand der klimatologischen Kriterien oder unter dem Gesichtspunkt möglicher Ertragsausfälle für Mais, trotzdem durchaus plausible Resultate erzielt werden konnten. Stimmen Test- und Referenzdaten hingegen relativ gut überein, erhöht sich die Genauigkeit und damit auch die Sensitivität des Verfahrens insgesamt.

Generell soll jedoch an dieser Stelle aufgrund der bestehenden quantitativen Unsicherheiten auf eine weitergehende Interpretation der Validierungsergebnisse für diesen Komplex von Parametern verzichtet werden.

Aus diesen Darlegungen heraus kann hier gleichzeitig der Bedarf formuliert werden, in diesen Punkten für die nächste Version der vorgeschlagenen Methodik Weiterentwicklungen auf der Basis der erörterten Lösungsvarianten zu betreiben.

5.6 Interpretation der ermittelten Unterschiede zwischen Modellresultaten und Beobachtungen am Beispiel der REMO-Experimente

Dieser Abschnitt kann im gewissen Sinn als Erweiterung der eigentlichen Zielstellung in der vorliegenden Arbeit aufgefaßt werden. Es soll hier exemplarisch für die Simulationsresultate mit REMO demonstriert werden, wie mit den erzielten Ergebnissen hinsichtlich der Wiedergabe extremer Ereignisse in den Modellresultaten eine Rückkopplung zur herkömmlichen Form der Modellvalidierung und zur Ursachenanalyse erfolgen kann.

Im allgemeinen ist zu erwarten, daß anhand der Verifikations-Resultate für die verwendeten Einzelparameter auf die Variablen geschlossen werden kann, die nicht mit der erforderlichen Genauigkeit vom Modell wiedergegeben worden sind. Da zur Charakterisierung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft im Jahr 1983 in Nordost-Brasilien ausschließlich Niederschläge benutzt wurden, ist dieser Schritt hier nicht erforderlich, so daß sich unmittelbar die Frage nach den Ursachen für die ermittelten Abweichungen bei diesem Element stellt. Dabei gilt es insbesondere zu überprüfen, in welcher Teilkomponente des verwendeten Modells die diagnostizierten Differenzen verursacht wurden. Da in einem dynamischen Klimamodell der prognostische Teil mit einer Reihe von semi-empirischen Modulen zur Parametrisierung subskaliger physikalischer Prozesse gekoppelt ist und dabei durchaus nichtlineare Wechselwirkungen auftreten können, sind kausale Zusammenhänge nicht immer einfach zu ermitteln. Gelingt es letztlich, einen in Frage kommenden Prozeß in einem der Submodelle zu identifizieren, müssen Lösungsmöglichkeiten für das aufgetretene Problem gesucht sowie numerisch implementiert und durch Sensitivitätsexperimente überprüft werden. Im folgenden wird erläutert, welche konkreten Resultate bei der Anwendung dieser Vorgehensweise am Beispiel von REMO erzielt werden konnten.

Faßt man die bisherigen Validierungsergebnisse für die beiden durchgeführten Experimente zusammen, so konnten für alle überprüften Komplexe von Parametern strukturelle Unter-

schiede der Niederschlagsextreme gegenüber den realen Verhältnissen sichtbar gemacht werden, wobei in Küstennähe zuviel Regen fiel und in den zentralen Bereichen des Diagnosegebiets besonders bei Antrieb des Regionalmodells mit ECMWF-Re-Analysen zu hohe Defizite zu verzeichnen waren. Diese Befunde waren sowohl für den Jahresniederschlag, als auch für die Regenzeit nachweisbar.

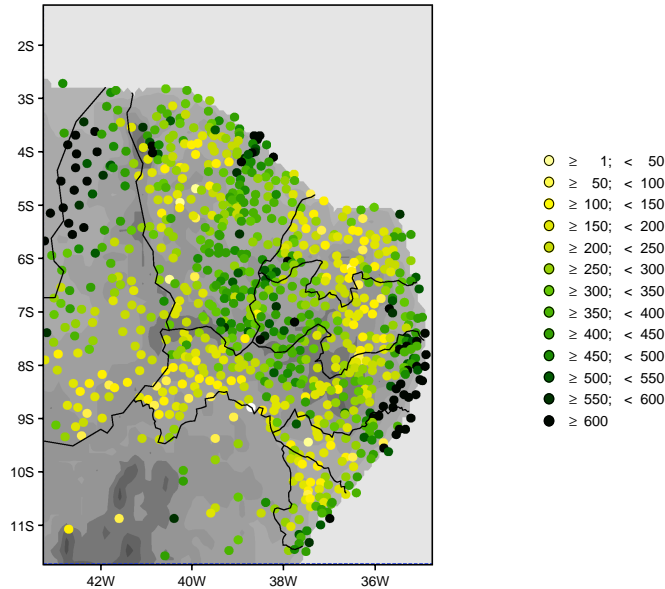


Abbildung 50: Beobachtete Niederschlagssumme für die Regenzeit (Februar - Mai) 1983 in mm an 865 Stationen in Nordost-Brasilien

Anhand der monatlichen Summen konnte schließlich auch auf dieser Zeitskala gezeigt werden, daß für den Zeitraum Januar bis April sämtliche Defizite in diesem Simulationsexperiment höher ausfielen als beobachtet. Für den Modellauf bei Antrieb durch ECHAM4-Resultate hingegen wurden insbesondere im Januar und April teilweise ähnliche Schwellenwert-Unterschreitungen wie für die Beobachtungsdaten sichtbar.

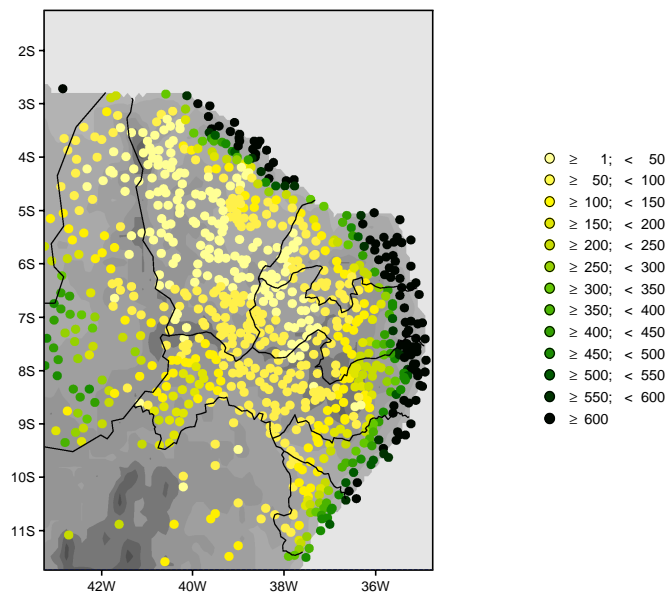


Abbildung 51: Modellerte Niederschlagssumme für die Regenzeit (Februar - Mai) 1983 in mm an 865 Stationen in Nordost-Brasilien
REMO-Resultate bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen

Weiterhin war eine Tendenz dahingehend zu erkennen, daß lange Episoden ohne Niederschlag durch das Modell mit kürzeren Andauern reproduziert wurden. Hierbei muß allerdings berücksichtigt werden, daß die entsprechenden Prüfkriterien in allen Datensätzen nur in wenigen Fällen erfüllt werden konnten und aus diesem Grund die Signifikanz der ermittelten Differenzen nicht gesichert werden konnte.

Vergleicht man die beobachtete Niederschlagssumme für die Regenzeit in Abbildung 50 mit den entsprechenden Modellresultaten für REMO bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen in Abbildung 51, so zeigt sich, daß die gestellte Diagnose nicht nur für die bislang untersuchten Extremwerte Gültigkeit besitzt, sondern auch dann zutrifft, wenn man die gesamte Bandbreite aller Niederschlagsereignisse betrachtet. So generiert REMO deutlich erkennbar im Küstenbereich mehr Niederschlag als beobachtet, wohingegen in Ceará und den westlichen Teilen der Bundesstaaten Rio Grande do Norte, Paraíba und Pernambuco zu wenig Regen zu verzeichnen ist. Außerdem lassen sich in den Realdaten von Nord nach Süd verlaufende, orographisch bedingte Bandstrukturen unterschiedlicher Niederschlagsintensität erkennen, die in den Modellresultaten nur andeutungsweise wiederzufinden sind.

Neben der räumlichen Ausprägung der Regenzeit ist für eine Beurteilung des Modellverhaltens besonders auch der zeitliche Verlauf der Niederschläge im gesamten Diagnosegebiet von Interesse. Die entsprechende Darstellung in Abbildung 52 zeigt, daß das Modell nicht nur für die bisher in Betracht gezogenen Monate, sondern mit Ausnahme von Oktober für 1983 generell geringere Niederschläge als beobachtet liefert.

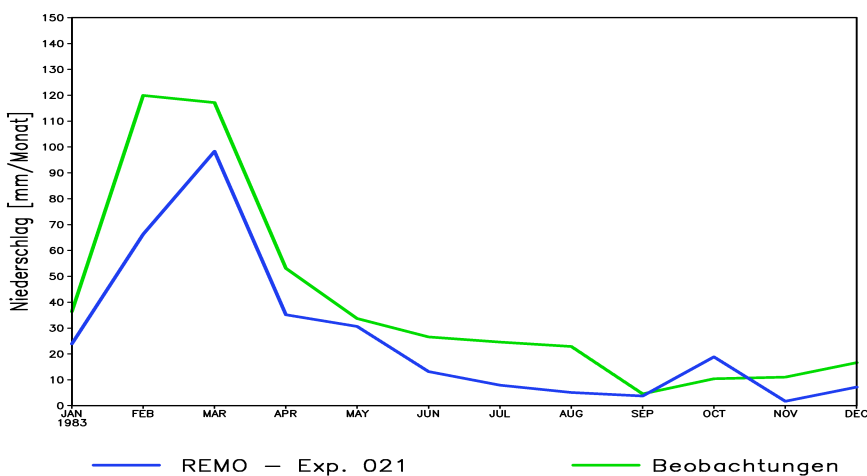


Abbildung 52: Gebietsgemittelte Monatssumme des Niederschlags in Nordost-Brasilien aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen im Vergleich zu den Beobachtungen

Für eine weitergehende Diagnose erscheint es wichtig, die räumliche Repräsentanz der ermittelten Unterschiede zu analysieren und zu untersuchen, ob ein solches Verhalten nicht nur für Nordost-Brasilien, sondern im gesamten Modellgebiet nachweisbar ist.

Vergleicht man hierzu die entsprechenden Mittelwerte über alle Landgitterpunkte aus den REMO-Resultaten mit Referenzdaten des Global Precipitation Climate Centre (GPCC) für die gleichen Gebiete, erhält man die in Abbildung 53 dargestellten Ergebnisse. Im Verlauf der Modellintegration wird auch für diese Gebietsmittel in den Simulationsresultaten eine Tendenz zur Unterbestimmung der Niederschläge deutlich. Die resultierende Differenz ist am Ende der

Regenzeit am stärksten ausgeprägt und reduziert sich mit dem beginnenden Vordringen subtropischer Tiefdruckgebiete in die äquatorialen Regionen Südamerikas im Oktober und November 1983 wieder deutlich.

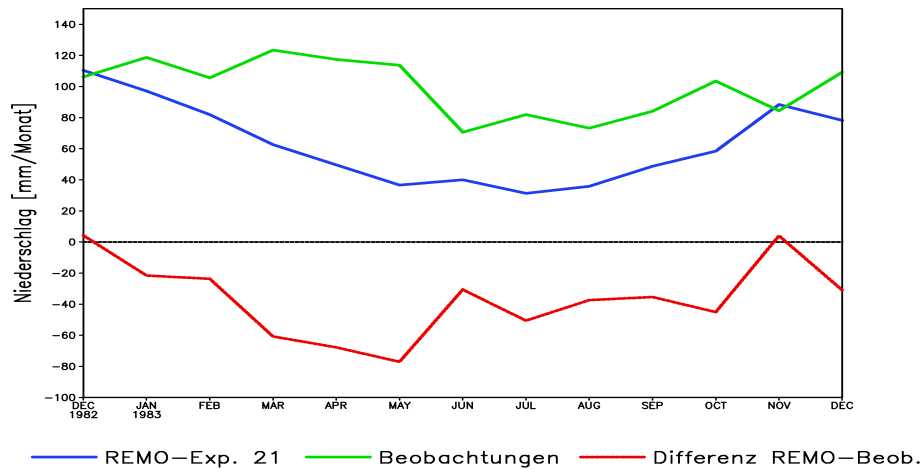


Abbildung 53: Gebietsgemittelte Monatssumme des Niederschlags für alle Landgitterpunkte aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen im Vergleich zu Beobachtungen nach Xie und Arkin (1997)

Über Wasserflächen hingegen kann ein solcher Trend z.B. bei einem Vergleich der modellierten Daten mit den Re-Analysen des ECMWF für den betreffenden Zeitraum nicht festgestellt werden. Das kann als deutlicher Hinweis darauf aufgefaßt werden, daß das fixierte Problem mit Prozessen in Verbindung zu bringen ist, die nur über Landoberflächen von Bedeutung sind.

Die markantesten Unterschiede der beiden in Abbildung 52 für Nordost-Brasilien dargestellten Zeitreihen waren im Februar zu erkennen, und auch für die Landbereiche des gesamten Modellgebiets kann gemäß Abbildung 53 in diesem Monat bereits eine spürbare Reduzierung der simulierten Niederschläge beobachtet werden.

REMO Exp. 021 (Gesamt: 63,7 mm, Land: 81,9 mm, Wasser: 55,7 mm)

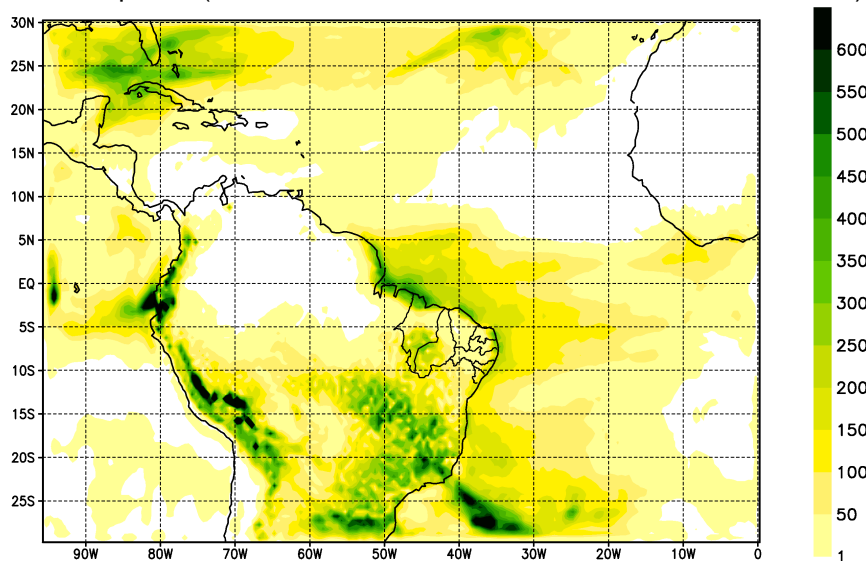


Abbildung 54: Monatssumme des Niederschlags für Februar 1983
REMO-Resultate bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen

Um weitere Hinweise zu den Ursachen der ermittelten Differenzen zu erhalten, sollen an dieser Stelle insbesondere auch die räumlichen Strukturen für diesen Zeitraum näher untersucht und außerdem deren zeitliche Entwicklung verfolgt werden.

Die entsprechende Monatssumme des Niederschlags aus dem REMO-Experiment bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen für Februar 1983 ist in Abbildung 54 zu sehen. Die bereits erwähnten Vergleichsdaten des GPCC sind in Abbildung 55 dargestellt. Obwohl diese auf ein äquidistantes Gitter interpolierten Beobachtungen eine 5-fach gröbere Auflösung als REMO haben, wurden sie hier für einen räumlich-expliziten Vergleich herangezogen und nicht auf die CRU-Daten mit der gleichen horizontalen Gitterweite wie im Regionalmodell zurückgegriffen. Damit sollte sichergestellt werden, daß keiner der verwendeten Testdatensätze gleichzeitig als Referenz benutzt wird. Außerdem deutet sich aus den bisherigen Befunden an, daß die ermittelten Defizite bereits auf größeren als regionalen Längenskalen nachweisbar sein sollten.

So ist es nicht verwunderlich, daß vom Modell solche Strukturen wie der Bereich der Südatlantischen Konvergenzzone oder orographisch bedingte Effekte an den Anden gemäß Abbildung 54 deutlich detaillierter erfaßt werden können. Bedeutsamer für die weitere Diagnose erscheint jedoch, daß sich in den REMO-Resultaten im Amazonas-Bereich bereits ein Gebiet mit Niederschlägen von weniger als 1 mm bemerkbar macht und sich ähnliche Bereiche mit zu trockenen Verhältnissen auch bis nach Nordost-Brasilien erstrecken. Bis zum Ende der Trockenzeit weiten sich diese Strukturen mit Ausnahme küstennaher Zonen schließlich über das gesamte nördliche Südamerika aus (hier nicht bildlich dargestellt).

Beobachteter Niederschlag über Land (Mittel: 106,5 mm)

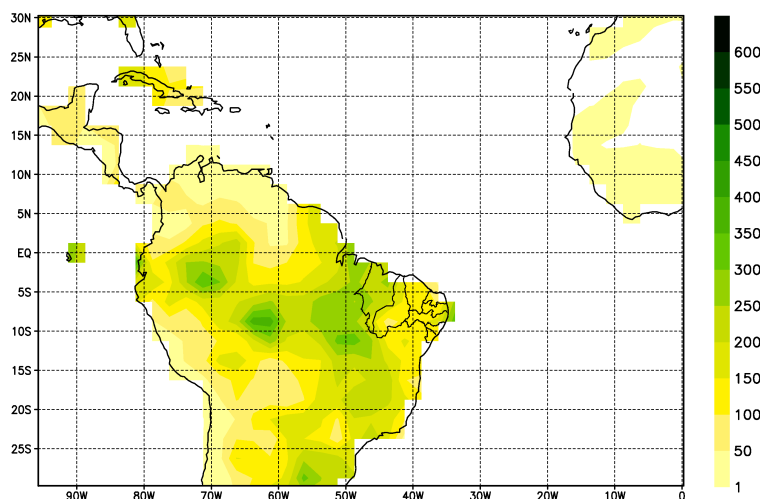


Abbildung 55: Monatssumme des Niederschlags für Februar 1983
Datensatz des GPCC nach Xie und Arkin (1997)

In den Beobachtungen hingegen sind solche trockenen Gebiete im Norden Südamerikas gemäß Abbildung 55 nicht zu finden. Statt dessen erkennt man in Übereinstimmung mit den dort vorherrschenden charakteristischen Zirkulationsverhältnissen insbesondere im Amazonas-Becken vorrangig konvektiv bedingte Niederschlagsmaxima.

Es ergibt sich der Eindruck, daß ein beträchtlicher Teil der entsprechend der vorherrschenden Anströmrichtung von Osten herangeführten Feuchte im Regionalmodell speziell über Land nicht durch Kondensationsprozesse in Verbindung mit dem Aufsteigen von Luftmassen im Bereich der ITCZ in Niederschlag transformiert werden kann und statt dessen wieder aus diesen Regionen heraus transportiert wird. Gestützt wird diese Annahme u.a. durch positive Abweichungen der bodennahen Temperaturen, die für REMO gemittelt über alle Landgebiete im Mai 1983 ca. 2,7°C gegenüber den treibenden Re-Analysen erreichen. Damit erscheint es durchaus wahrscheinlich, daß durch die Erwärmung darüberliegender Luftschichten eine zusätzliche Verdunstung von Wolkenwasser als gegenläufiger Prozeß zur Niederschlagsbildung hervorgerufen werden kann. Aus dieser Argumentation heraus besteht somit Grund zu der Annahme, daß insbesondere die nur über Landmassen wirksamen Bodenprozesse eine entscheidende Rolle bei der Herausbildung der gefundenen Abweichungen spielen.

Um diese Schlußfolgerung zu überprüfen, soll hier untersucht werden, wie stabil die genannten Symptome sind, wenn wie etwa in dem REMO-Experiment bei Antrieb mit ECHAM4-Resultaten eine unterschiedliche Initialisierung des Bodens bzw. die Vorgabe einer anderen Zirkulation Verwendung findet, und ob gegebenenfalls weitere Aspekte bei der Ursachendiagnose in Betracht gezogen werden müssen.

Analysiert man für dieses Simulationsexperiment den Jahresgang des Niederschlags für das Modelljahr 14 in Nordost-Brasilien auf der Basis von Monatssummen, zeigt sich gemäß Abbildung 56, daß speziell in den Monaten März und April jetzt kein Defizit gegenüber den Beobachtungen von 1983 mehr auftritt, sondern sogar eine Überbestimmung der Regenmenge zu verzeichnen ist.

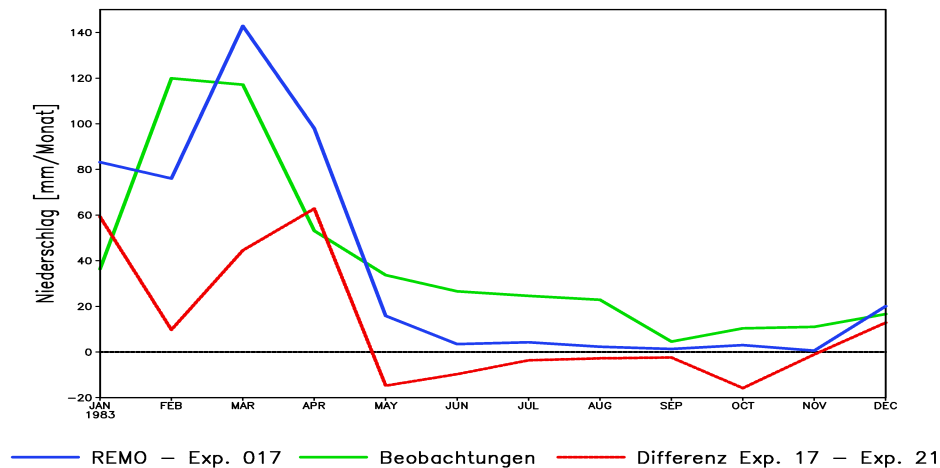


Abbildung 56: Gebietsgemittelte Monatssumme des Niederschlags in Nordost-Brasilien aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14 (Exp. 17) im Vergleich zu Beobachtungen nach Xie und Arkin (1997) sowie Differenz zum Referenz-Experiment bei Antrieb mit ECMWF-Re-Analysen (Exp. 21)

Auch im Verhältnis zu dem Experiment mit einer Randwertversorgung durch ECMWF-Re-Analysen wird von Januar bis April generell mehr Niederschlag modelliert. Ab dem Ende der Regenzeit jedoch werden dann auch in diesem Simulationslauf weiterhin überwiegend trockenere Verhältnisse als beobachtet generiert.

Betrachtet man schließlich wieder den zeitlichen Verlauf des Mittelwertes für sämtliche im Modell vorkommenden Landgitterpunkte sowie für die entsprechenden Beobachtungen nach *Xie und Arkin (1997)*, sind durchaus Ähnlichkeiten in den Darstellungen für beide Experimente in Abbildung 57 und 53 zu erkennen.

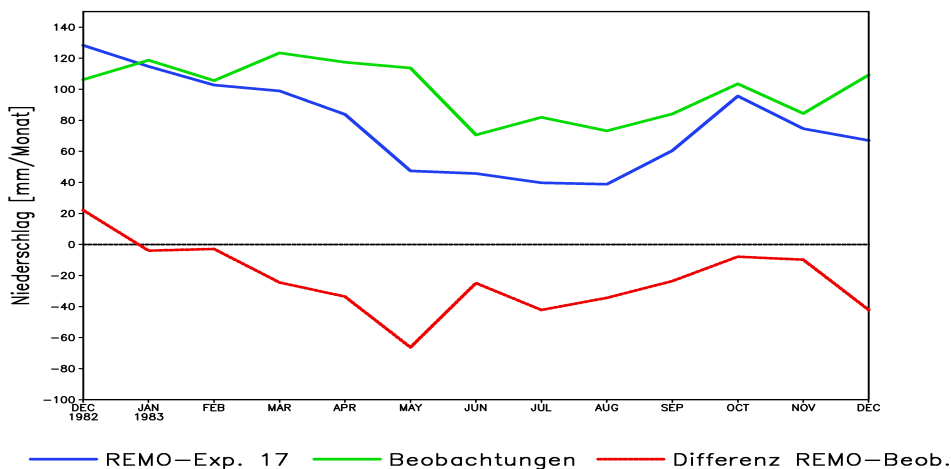


Abbildung 57: Gebietsgemittelte Monatssumme des Niederschlags für alle Landgitterpunkte aus REMO-Resultaten bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen für das Modelljahr 14 im Vergleich zu Beobachtungen nach *Xie und Arkin (1997)*

So wird in beiden Fällen die Regenmenge in den meisten Monaten des untersuchten Zeitraums unterbestimmt. Hierbei ist allerdings herauszuheben, daß REMO bei Antrieb mit ECHAM4, wie schon bei der gleichen Darstellung für Nordost-Brasilien, zu Beginn der Simulation auch anhand dieses Gebietsmittels deutlich mehr Niederschlag als im Vergleichsexperiment produziert. In den Folgemonaten bis Mai reduzieren sich dann gegenüber dem Referenzexperiment die Abweichungen von den realen Verhältnissen, so daß sich im Anschlußzeitraum von Juni bis Dezember ähnlich wie in Abbildung 56 ein verhältnismäßig hohes Maß an Übereinstimmung für beide Modellläufe ergibt.

Die diagnostizierten Unterschiede im Verhalten der Gebietsmittel aus den beiden REMO-Experimenten im ersten Teil der Simulationsperiode kommen hauptsächlich dadurch zustande, daß bei Antrieb mit ECHAM4-Resultaten besonders im zentralen Bereich Südamerikas mehr Niederschlag gebildet wird. Dabei ist zwar ist für diesen Simulationslauf ebenfalls eine Tendenz zur Reduzierung der Regenmenge bis Ende Mai gegenüber den Beobachtungen des Jahres 1983 zu erkennen, jedoch nur in abgeschwächter Form. Von Juni bis zum Ende des Jahres treten dann in beiden Fällen wieder sehr ähnliche Muster auf (nicht dargestellt).

Die aufgeführten Indizien deuten darauf hin, daß die ermittelten Abweichungen in beiden Modellläufen mit einer zeitlichen Reichweite von ca. 6 Monaten durch Unterschiede in der Initialisierung bedingt werden. Die Gründe hierfür sind relativ einfach zu identifizieren und sollen an dieser Stelle kurz abgehandelt werden, bevor entsprechend dem Hauptanliegen in diesem Abschnitt die möglichen Ursachen der Abweichungen zwischen Modellresultaten und Beobachtungen für ein generelles Verständnis des Modellverhaltens weiter analysiert werden.

So ist anhand der Abbildungen 58 und 59 zu erkennen, daß die räumlichen Muster des monatlichen Niederschlags und des Mittelwertes für die relative Bodenfeuchte im ersten Monat

der Modellsimulation deutliche Ähnlichkeiten zeigen. Das drückt sich für den mit ECHAM4-Daten angetriebenen Simulationslauf in einem entsprechenden Korrelationskoeffizienten von 0,82 bzw. von 0,65 für das Experiment bei einer Randwertversorgung des Regionalmodells mit ECMWF-Re-Analysen bei einer statistischen Sicherheit von 99% aus.

REMO Exp. 017 (Gesamt: 76,3 mm, Land: 128,3 mm, Wasser: 53,8 mm)

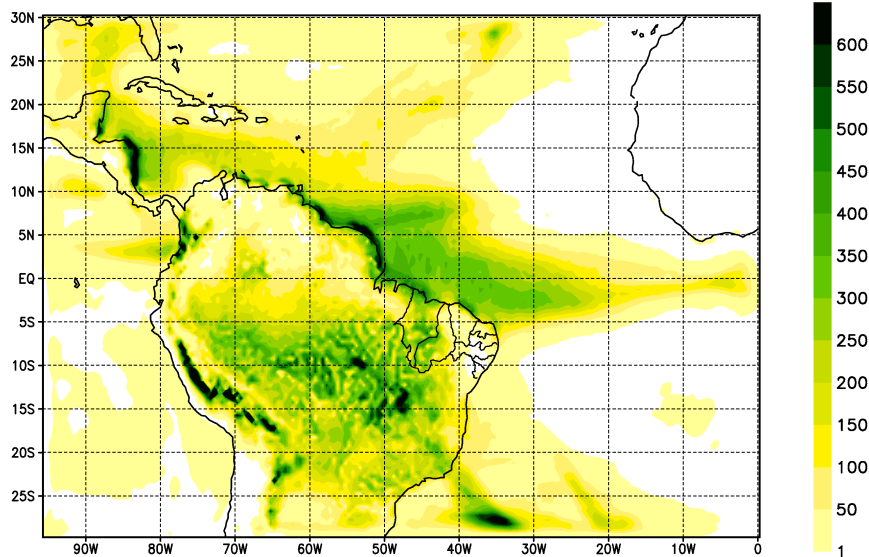


Abbildung 58: Monatssumme des Niederschlags für Dezember des Modelljahres 13 (entspricht 1982)
REMO-Resultate bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen

Weiterhin entspricht das Verhältnis der Niederschlagssummen an allen Landgitterpunkten im ersten Monat der Integration bei Antrieb mit ECHAM4-Daten relativ zum Referenzexperiment von ca. 116% annähernd dem der relativen Bodenfeuchten.

REMO Exp. 017 (Mittel: 64,7 %)

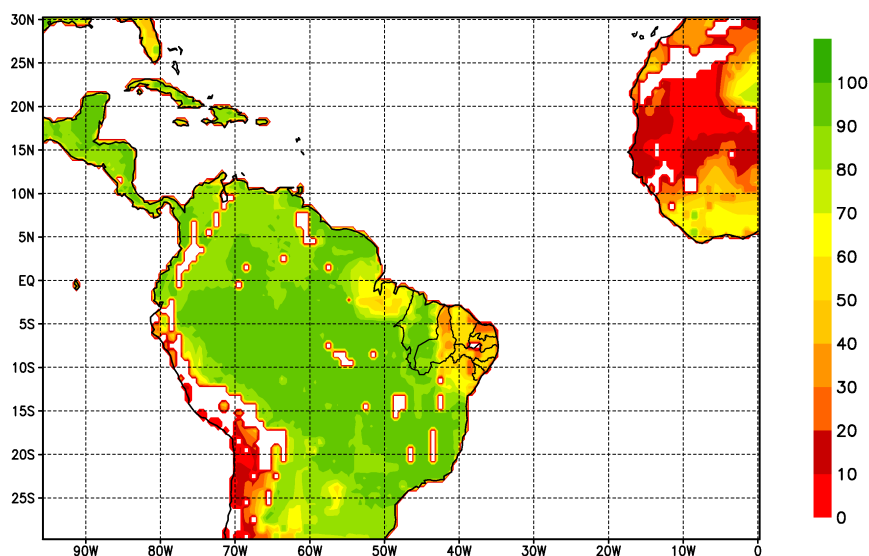


Abbildung 59: Monatsmittel des relativen Wassergehaltes in allen Bodenschichten für Dezember des Modelljahres 13 (entspricht 1982)
REMO-Resultate bei Antrieb mit ECHAM4-Ergebnissen

Auf der Basis dieser Befunde kann geschlußfolgert werden, daß die beobachteten Abwei-

chungen in beiden Modellläufen maßgeblich mit der Vorgabe des Bodenwassergehaltes verbunden sein müssen, der seinerseits aus dem jeweils zum Antrieb benutzten globalen Datensatz generiert wird.

Es ist allerdings zu beachten, daß es sich hierbei um Abhängigkeiten handelt, die das Ergebnis komplexer, miteinander wechselwirkender Prozesse sind und nur der qualitativer Nachweis eines bestehenden Zusammenhangs geführt werden kann. Ein direkter Rückschluß etwa auf den Anteil des lokalen Niederschlagsrecycling aus verdunstetem Bodenwasser an der insgesamt zu verzeichnenden Regenmenge und ein Vergleich mit aus der Literatur bekannten Werten ist an dieser Stelle jedoch nicht möglich. Untersuchungen zur Variation des Bodenwassergehaltes in einem Regionalmodell für Europa von *Schaer et al. (1997)* haben z.B. stark nichtlineare Verknüpfungen zwischen Niederschlag und Bodenfeuchte aufgezeigt, die bei verhältnismäßig geringen Anteilen von Regen aus lokaler Verdunstung trotzdem zu merklich feuchteren Verhältnissen führten. Diese Veränderungen konnten hauptsächlich auf Modifikationen konvektiver Prozesse und die verstärkte Einbeziehung von Feuchte, die von außen in das betrachtete Gebiet transportiert wurde, in die Niederschlagsbildung zurückgeführt werden. Vermittelt wurden diese Effekte durch Variationen in der Dicke und Stabilität der planetaren Grenzschicht.

Die diskutierten Differenzen in den Resultaten der beiden Simulationsexperimente, die mit Unterschieden in der Initialisierung des Modells in Verbindung gebracht werden können, klingen jedoch, wie bereits erwähnt, nach ca. 6 Monaten ab. Danach sind in beiden Fällen gleichermaßen sehr ähnliche negative Abweichungen zu den beobachteten Niederschlägen zu erkennen. Daher kann mit hoher Wahrscheinlichkeit ausgeschlossen werden, daß die zu geringen Regenmengen in beiden Modellexperimenten auf eine abweichende Anfangsbelegung der betreffenden Bodenfelder zurückzuführen sind.

Sucht man nach weiteren möglichen Fehlerquellen, kommen auch Unterschiede in der Vorgabe der großräumigen Zirkulation in beide Modellexperimenten in Frage. Bei der Überprüfung der erzielten Ergebnisse unter diesem Aspekt kann durch diese Einflüsse jedoch nur bedingt eine Modifikation der Simulationsergebnisse verzeichnet werden. Das ist sicherlich zumindest teilweise auf das relativ große Modellgebiet zurückzuführen, das im Inneren ein hohes Maß an Unabhängigkeit vom treibenden Modell erlaubt. Zwischen den Resultaten des Globalmodells ECHAM4 und den ECMWF-Re-Analysen lassen sich insbesondere Unterschiede z.B. in der Lage und Ausdehnung der ITCZ nachweisen, die auch noch in den Monaten Juni bis September erkennbar sind, wenn im genesteten Modell der Einfluß der differierenden Initialzustände bereits abgeklungen ist. Das Niederschlagsverhalten des Regionalmodells selbst wird über Land jedoch nicht nur, wie bereits mehrfach erwähnt, im Gebietsmittel, sondern auch räumlich-explicit davon kaum modifiziert. Lediglich im Anschlußzeitraum kommt es hauptsächlich durch das Vordringen frontaler Systeme aus den höheren Breiten des südamerikanischen Kontinentes in Richtung Äquator und deren unterschiedliche Repräsentation in den treibenden Datensätzen speziell für Oktober 1983 zu einem merklichen Einfluß auf die Niederschlagsintensität in den entsprechenden Simulationen, wohingegen strukturelle Differenzen kaum zu verzeichnen sind. Auch in den ersten 5 Monaten des betrachteten Jahres lassen die Zirkulationsmuster der beiden treibenden Datensätze zwar Abweichungen voneinander erkennen, zeigen aber im Regionalmodell wiederum kaum einen

merklichen Einfluß auf das Niederschlagsverhalten, da in dieser Zeitspanne die mit der verschiedenartigen Initialisierung der Bodenfeuchte verbundenen Effekte deutlich dominieren.

Somit scheiden auch verschiedene Randbedingungen der großskaligen Zirkulation als Ursachen für die Reduzierung der modellierten Niederschläge gegenüber den Beobachtungen mit hoher Wahrscheinlichkeit aus. Gleichzeitig gewinnt damit die oben aufgestellte These an Bedeutung, daß die Repräsentation der Bodenprozesse möglicherweise eine entscheidende Rolle bei der Entstehung der ermittelten Defizite spielt. Es wurde daher als nächstes überprüft, ob sich aus den hydrologischen Variablen, die zur Wasserbilanz am Boden beitragen, weitere Anhaltspunkte für diese Argumentation erzielen lassen.

So konnte für das Experiment mit Antrieb durch Re-Analysen nachgewiesen werden, daß die Reduktion des Niederschlags im Modell einhergeht mit einer ca. 40%-igen Reduktion der relativen Bodenfeuchte bis zum Ende der Trockenzeit und einem über das Jahr 1983 gemittelten Verhältnis des generierten Abflusses zum Niederschlag von ca. 57%. Dieser Prozentsatz übersteigt das in *Baumgartner und Liebscher (1990)* oder *Dingman (1994)* für Südamerika beschriebene klimatologische Verhältnis von ca. 40% deutlich. Da 1983 als relativ trockenes Jahr eingeordnet werden kann und zu erwarten ist, daß der Boden in diesem Fall einen größeren relativen Anteil des insgesamt geringeren Niederschlags aufnehmen sollte, ist im Vergleich zum Klima eher noch eine Abfluß-Reduzierung zu erwarten. Untersuchungen von *Eltahir und Bras (1994)* belegen weiterhin, daß der Niederschlagsanteil aus lokalen Recycling-Effekten und Verdunstung z.B. im Amazonas-Bereich bis zu 50% zum Gesamtniederschlag beiträgt und somit reduzierte Bodenfeuchten auch im Licht der bereits erwähnten Ergebnisse von *Schaer et al. (1997)* durchaus zu spürbaren Modifikationen der Regenmenge führen können.

Diese Indizien deuteten letztlich darauf hin, daß möglicherweise in dem Teilmodul des Regionalmodells zur Behandlung von Landoberflächenprozessen ein zu hoher Beitrag zur Abflußbildung berechnet wird und damit Austrocknungserscheinungen im Boden einhergehen. Vergleiche modellierter maximaler Infiltrationsraten mit den in *Dingman (1994)* ermittelten Werten gaben bereits Hinweise darauf, daß speziell diese Größe im Modell zu gering angesetzt wird und hier Modifikationen im entsprechenden Parametrisierungs-Schema für eine realistischere Repräsentation solcher Prozesse erforderlich sind. Sensitivitätsexperimente mit solchen variierten Modellversionen zeigten zwar eine Tendenz zu Verbesserungen, quantitativ wird die Niederschlagsamplitude jedoch auch in diesem Fall unterschätzt. Ein weiterer Ansatzpunkt für die Ursachen der erhöhten Abflußbildung kann aus externen Untersuchungen des benutzten Bodenmodells von *Roesch et al. (1997)* abgeleitet werden. Die dort erzielten Resultate legen nahe, daß dieser Effekt möglicherweise durch eine zu kurze Dauer der Interzeption von Niederschlag in der Vegetation hervorgerufen werden kann.

Damit konnten die wahrscheinlichen Ursachen für die nachgewiesenen Differenzen zwischen Modellergebnissen und Beobachtungen soweit eingekreist werden, daß im nächsten Schritt weitere Sensitivitätsexperimente zur Überprüfung der aufgestellten Hypothesen durchgeführt werden können. Gleichzeitig zeichnete sich hier bereits mehrfach die Verbindung zur Modellentwicklung ab, da aus den Resultaten solcher Simulationen Hinweise auf Verbesserungen in

der Repräsentation von Prozessen, die typisch für spezifizierte Region sind, sowie auf die Stabilität des Gesamtmodells bei Modifikation der betreffenden physikalischer Parametrisierungen gewonnen werden können.

Schließlich wurde hier auch der in Kapitel 4 aufgeworfene Frage nachgegangen, ob die Niederschlagsvariabilität in Nordost-Brasilien mit einem Regionalmodell bei einer Rand- und Anfangswertversorgung durch ein globales Zirkulationsmodell und Kopplung an einen realen Zeitraum lediglich durch Vorgabe beobachteter Meeresoberflächentemperaturen in ähnlicher Weise erfaßbar ist wie beim Antrieb durch Re-Analysen für den betreffenden Zeitraum. Wie sich schon beim Vergleich der Gebietsmittelwerte in den Abbildungen 52 und 56 andeutete, ist ein solches Verhalten tatsächlich belegbar mit zeitlichen Korrelationskoeffizienten zwischen den Gebietsmitteln der Modellexperimente und denen aus Beobachtungen, die in beiden Fällen mit 95% statistischer Sicherheit größer als 0,85 sind. Damit werden die in Kapitel 4 geäußerten Erwartungen zumindest unter den hier definierten experimentellen Bedingungen bestätigt, und ein direkter Vergleich der Resultate mit den Beobachtungen des betreffenden Zeitraums sowie die Einbeziehung der entsprechenden Resultate in eine Validierung anhand des entwickelten Algorithmus erscheint im nachhinein gerechtfertigt.

6 Einsetzbarkeit der Methodik zur Analyse extremer Verhältnisse in Klimamodellresultaten für Anwendungen in der Klimawirkungsforschung

Generell kann anhand der in Kapitel 5 erzielten Resultaten geschlußfolgert werden, daß die in dieser Arbeit entwickelte Methodik zur Validierung von Klimamodellen für die Klimawirkungsforschung hinsichtlich der Wiedergabe extremer Ereignisse erfolgreich zur Untersuchung der hier überprüften Testdatensätze eingesetzt werden konnte.

So zeigte sich bei der Analyse der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien, daß das zur multivariaten Strukturerkennung eingesetzte Minimaldistanzverfahren in der Lage ist, realistische Muster für auftretende Extremsituationen im Zuge der Informationsverdichtung zu identifizieren.

Bei separater Anwendung auf Test- und Referenzdaten konnten in Verbindung mit dem hier entwickelten Diagnoseverfahren bestehende Unterschiede quantifiziert und anhand verschiedener Qualitätskennziffern relative Vergleiche zwischen den einzelnen zu bewertenden Datensätzen durchgeführt werden. Dabei wurde eine verhältnismäßig breite Spanne auftretender Differenzen überdeckt, so daß die Methodik bis auf die weiter unten beschriebenen Zuordnungsprobleme in speziellen Fällen als relativ robust eingeschätzt werden kann. Gleichzeitig war eine hohe Sensitivität im Bezug auf die verwendeten Einzelparameter selbst beim Auftreten merklicher Korrelationen nachweisbar. Mit den definierten Qualitätskriterien war es möglich, sowohl Unterschiede in der Verteilung der verwendeten Parameter in den ähnlichsten räumlichen Clustern beider Datenkollektive als auch strukturelle Abweichungen relativ zur beobachteten Situation mit ausreichender Genauigkeit zu identifizieren.

Die verwendete Version der nicht-hierarchischen Cluster-Analyse konnte auch bei subjektiver Vorgabe der Clusteranzahl und bei Verwendung einer unterschiedlichen Anzahl von Stationen (bei Validierung der CRU-Daten) in den meisten Fällen ähnliche Muster generieren, was zeigt, daß dieses Verfahren sehr stabil reagiert. Andererseits erbrachte die Benutzung verschiedener Komplexe von Kriterien z.T. deutlich andere Resultate, so daß gleichzeitig auch eine hohe Sensitivität bei der Beurteilung der gleichen Situation unter unterschiedlichen Gesichtspunkten nachgewiesen werden konnte.

Die hier entwickelte Validierungsmethode ist in ihrem Anwendungsbereich nicht nur auf regionale Klimamodelle beschränkt, sondern es war außerdem möglich, sowohl für globale Datensätze mit einer horizontalen Gitterweite von mehr als 200 km als auch für interpolierte Beobachtungen in einem 50-km-Raster existierende Abweichungen zu den Referenzdaten deutlich zu machen.

Schließlich konnte gezeigt werden, daß mit einer diagnostischen Interpretation der gefundenen Strukturen anhand der verwendeten Einzelparameter Hinweise auf die Ursachen der aufgetretenen Differenzen erzielt werden können und damit eine Rückkopplung zu den herkömmlichen Methoden der Validierung ermöglicht wird.

Daneben haben sich eine Reihe von Ansatzpunkten für die Weiterentwicklung des Verfahrens ergeben, die meist an spezielle Situationen gebunden waren und im folgenden aufgelistet werden sollen.

Bei den Untersuchungen zum Einfluß korrelierter Parameter auf die Resultate der Strukturanalyse war in einigen Fällen eine Umverteilung einzelner Stationen zwischen den ermittelten Clustern zu verzeichnen, die nicht durch die Vernachlässigung der betrachteten Kenngröße erklärt werden konnte. In weiterführenden Arbeiten sollte überprüft werden, ob sich die geäußerten Vermutungen bestätigen lassen, daß methodisch bedingten Gründe für ein solches Verhalten vorliegen. Neben einer Variation der Signifikanzschwelle bei den Ermittlung der Trennschärfe zwischen den Clustern sollten dabei auch überprüft werden, ob eine andere Art der gegenseitige Zuordnung vergleichbarer Cluster Verbesserungen erbringen kann.

Abhängigkeiten zwischen den verwendeten Parametern können nicht nur zur Dominanz solcher Elemente bei der Clusterung führen, sondern auch die Berechnung summarischer Größen erschweren. In den vorliegenden Untersuchungen wurden die entsprechenden Terme jedoch nicht von der Strukturerkennung ausgeschlossen, da in allen überprüften Fällen ein wesentlicher Beitrag zu den Ergebnissen nachweisbar war. Durch eine Einbeziehung der Korrelationskoeffizienten in die Diagnose konnte außerdem eine entsprechende Wichtung in den erforderlichen Berechnungen erreicht werden. Um solche Untersuchungen bzw. Neudefinitionen für jede konkrete Anwendung zu vermeiden, sollte jedoch geprüft werden, ob perspektivisch anstelle der z-Transformation das im Anhang C beschriebene Verfahren von Mahalanobis zur Beseitigung solcher Abhängigkeiten eingesetzt werden kann.

Treten starke Abweichungen zwischen Modell- und Referenzdaten auf, kann es zu systematischen Verschiebungen bei der gegenseitigen Zuordnung der Cluster beider Datenkollektiven

kommen. Speziell können deutliche Unterschiede in Mittelwerten und Standard-Abweichungen die Identifikation des nächsten Nachbarn über die Gruppenzentroide nach erfolgter z-Transformation so beeinflussen, daß nicht die Klassen mit den ähnlichsten Parametermittelwerten miteinander in Beziehung gesetzt werden. Um solche Effekte zu vermeiden und den Anwendungsbereich des Verfahrens zu erweitern, wird eine andere Art der Skalierung, z.B. nur anhand des Gebietsmittelwertes vorgeschlagen. Parallel sollte außerdem überprüft werden, ob für eine solche Zuordnung ganz auf eine Normierung verzichtet werden kann.

Werden sehr restriktive Kriterien für eine Bewertung der interessierenden extremen Situation verwendet, kann es zur Generierung eines relativ homogenen Feldes mit vielen Null-Elementen kommen, da den entsprechenden Parametern dieser Wert definitionsgemäß zugewiesen wird, wenn die überprüfte Bedingung nicht erfüllen ist. Bei einem Vergleich der Verteilungen diagnostiziert das Verfahren unter solchen Voraussetzungen einen zu hohen Grad an Übereinstimmung. Hier sollte versucht werden, eine modifizierte Berechnungsvorschrift für die betreffenden Kenngrößen zu verwenden, bei der innerhalb einer gewissen Spannweite Abweichungen vom Prüfkriterium nach beiden Seiten zugelassen werden, ohne gleichzeitig zu hohe Korrelationen zu generieren, wenn ähnliche Aspekte unter verschiedenen Gesichtspunkten mehrfach in die Betrachtungen einfließen.

In einigen Fällen erbrachten die Resultate der multivariaten Clusterung deutliche strukturelle Unterschiede in Regionen, die am meisten durch das untersuchte extreme Ereignis gefährdet waren. Bei der Berechnung des Gütekriteriums Q_2 wurde das jedoch z.T. dadurch wieder ausgeglichen, daß außerhalb dieser Gebiete eine bessere Übereinstimmung zu finden war. Es sollte in diesem Zusammenhang bei der weiteren Anwendung des Diagnoseverfahrens überprüft werden, ob durch eine separate Berechnung dieses Qualitätsmaßes für Bereiche unterschiedlichen Gefährdungsgrades eine höhere Sensitivität erzielt werden kann.

Die Verwendung der nicht-optimierten Version des Minimaldistanzverfahrens unter Vorgabe der gleichen Clusterzahl für den zu validierenden Datensatz wie für die Beobachtungen war mit der Erwartung verbunden, eine bessere Zuordnung der Muster in beiden Datenkollektiven zu erreichen. Bei der praktischen Anwendung stellte sich allerdings heraus, daß eine Lösung in diesem Fall nur existierte, wenn bei Nutzung der optimierten Version eine größere Anzahl von Clustern als für die entsprechenden Beobachtungen gefunden werden konnte. Andernfalls traten nichtbesetzte Klassen auf, da das Verfahren so stabil reagierte, daß auch bei Vorgabe einer feineren Differenzierung eine weitere Unterteilung der einmal ermittelten Strukturen nicht möglich war. Insgesamt konnte diese Strategie daher nur auf ca. 30% aller Datenkollektive angewendet werden. Eine uneindeutige Zuordnung von Klassen beobachteter und modellierter Parameter war auch bei Existenz einer solchen Lösung in keinem Fall möglich. Es wurden auch weiterhin Gruppen aus den Beobachtungsdaten gefunden, die nicht als nächste Nachbarn eines der Cluster aus Modellresultaten identifiziert werden konnten. Gleichzeitig waren oft Mehrfachzuweisungen zu beobachten. Eine Verbesserung dieser Situation war für keinen der betroffenen Datensätze zu erkennen, sondern es zeigte sich bis auf einen Fall sogar eine Tendenz zur Verschlechterung.

Eine weitere Verfolgung dieser Strategie bei der Anwendung des entwickelten Validierungsal-

gorithmus kann daher nicht empfohlen werden.

Auch wenn die gleiche Anzahl von Clustern in beiden Datensätzen identifiziert wurde, ist hieraus noch kein Rückschluß auf die Güte des untersuchten Modells möglich. Diese spezielle Situation trat bei der Validierung der ECMWF-Re-Analysen für Parameter zur Beschreibung potentieller Ertragsausfälle für Kundebohnen auf. Gemäß der Diskussion in Abschnitt 5.4 waren jedoch gerade in diesem Fall deutliche Unterschiede zu den Beobachtungen zu erkennen. Die Gleichheit der Clusteranzahl stellt daher lediglich ein hinreichendes, nicht aber ein notwendiges Kriterium für die Übereinstimmung der Modell- und Referenzdaten dar.

Für eine bessere Vergleichbarkeit mit Realdaten sollte bei der weiteren Anwendung der entwickelten Validierungsmethodik auf Fragestellungen der Klimawirkungsforschung perspektivisch von der Berechnung bestimmter Gefährdungspotentiale zur Simulation realer Verhältnisse mit den erzielten Modellresultaten übergegangen werden. So wäre es denkbar, zur Untersuchung landwirtschaftlicher Ertragsausfälle in Nordost-Brasilien Wachstumsmodelle für die wichtigsten Kulturen, wie das in *Sharpley and Williams (1990)* beschriebene EPIC oder das CROPWAT-Modell gemäß *FAO (1992)*, in den Algorithmus einzubinden und so Vergleiche mit realen Ertragsausfällen zu ermöglichen. Zur Zeit ist dies noch nicht möglich, da zu wichtigen Anbaubedingungen, wie z.B. der Charakterisierung der Bodenprofile, von Hangneigung und Exposition, von Bewässerungsmöglichkeiten oder zu solchen Aspekten wie Fruchtfolge und dem Anbau von Mischkulturen noch keine Informationen in ausreichender räumlicher Auflösung zur Verfügung stehen.

Insgesamt ist für eine allgemeine Einsetzbarkeit des hier vorgestellten Validierungsverfahrens prinzipiell keine Einschränkung zu erwarten, wenn es gelingt, die diskutierten Ansätze für Weiterentwicklungen in künftigen Versionen des Methode zu berücksichtigen.

7 Zusammenfassung und Schlußfolgerungen

Abschließend sollen an dieser Stelle noch einmal die wesentlichen Resultate der vorliegenden Arbeit zusammengefaßt und die sich daraus ergebenden Schlußfolgerungen gezogen werden.

Es wurde eine Methode konzipiert, die es entsprechend den Erfordernissen der Klimawirkungsforschung erlaubt, die Qualität der Wiedergabe extremer Ereignisse in modellierten Datensätzen zu beurteilen. Dabei erforderte der komplexe Charakter einer solchen Situation die Nutzung einer mehrdimensionalen Technik. Aus den konzeptionellen Vorstellungen wurde mit Bezug auf eine konkrete Situation in Nordost-Brasilien, die von extremer Trockenheit geprägt war, sowohl unter Nutzung bereits existierender Verfahren, als auch durch die Entwicklung neuer Methoden die erste Testversion eines solchen Validierungsalgorithmus erarbeitet. Im Kernstück dieses Verfahrens wurde dabei eine multivariate Methode zur Strukturerkennung mit einer in dieser Arbeit aufgebauten Diagnostik zur Beschreibung der Ähnlichkeit zwischen Modell- und Referenzdaten verknüpft. Damit konnte eine quantitative Bewertung auftretender Unterschiede unter Nutzung verteilungsfreier statistischer Testverfahren ermöglicht werden. Generell wurde dabei die Grundidee verfolgt, die gewählte Referenz unverändert zu belassen, um in allen betrachteten Fällen die gleiche unabhängige Bezugsbasis zu garantieren. Daraus ergab sich die Konsequenz, eine räumliche Mustererkennung jeweils separat für die zu vergleichenden Datensätze durchzuführen. Um dabei soweit als möglich ähnliche Startbedingungen zu gewährleisten, wurde ein Zugang gewählt, bei dem die modellierten Datensätze zuvor auf die Orte der Referenzbeobachtungen interpoliert werden. Hierzu wurde nach Überprüfung verschiedener in Frage kommender Algorithmen letztlich ein bi-kubischer Spline-Ansatz verwendet, der die besten Resultate erbrachte. Für eine einfache Beurteilung der jeweils erzielten Resultate wurden summarische Qualitätskennziffern definiert, die einen umfassenden Vergleich verschiedener Datensätze anhand weniger Maßzahlen gestatten.

Am Beispiel der Identifizierung von durch Trockenheit gefährdeten Gebieten in Nordost-Brasilien war es möglich, realistische Muster mit dem ausgewählten Minimaldistanzverfahren zu extrahieren und somit die prinzipielle Anwendbarkeit der Methodik zu demonstrieren.

Der entwickelte Prototyp eines Validierungsverfahrens für extreme Ereignisse wurde anschließend zur Abschätzung der Trockenheitsgefährdung für die Landwirtschaft in Nordost-Brasilien an einer Reihe von Datensätzen erprobt, die bewußt so gewählt waren, daß sie sich sowohl in der räumlichen Auflösung als auch in ihrem Bezug zur tatsächlich beobachteten Situation deutlich voneinander unterscheiden.

Dabei erwies sich die Methodik insgesamt als relativ robust, so daß in den meisten Fällen eine realistische Bewertung der ermittelten Differenzen möglich war. Gleichzeitig war eine hohe Sensitivität im Bezug auf den Einfluß einzelner Parameter nachweisbar, die sich sogar beim Auftreten gegenseitiger Abhängigkeiten zwischen den betrachteten Kenngrößen zur Charakterisierung der jeweiligen Situation zeigte. Die zur Diagnose eingeführten summarischen Qualitätsmaße ermöglichten die Erfassung von Unterschieden in den räumlichen Mustern unter verschiedenen Gesichtspunkten und ließen gut interpretierbare Relativ-Verglei-

che zwischen den überprüften Modellergebnissen zu. Das in die Methodik integrierte Minimaldistanzverfahren zur Strukturerkennung reagierte sehr stabil und generierte auch bei einer veränderten Zahl der verwendeten Datenpunkte und bei subjektiver Vorgabe reduzierter Clusteranzahlen ähnliche Muster. Andererseits war auch eine hohe Sensitivität im Bezug auf die konkrete Fragestellung bei der Bewertung einer speziellen Situation erkennbar. Die erzielten Resultate lassen den Schluß zu, daß bereits die vorliegende Version gut zur Untersuchung auch relativ geringer Unterschiede in den zu vergleichenden Datenkollektiven geeignet ist und in solchen Fällen eine hohe Sensitivität ohne Einschränkungen in der Qualität der Bewertung bescheinigt werden kann. Als ein weiterer positiver Aspekt ist die Transparenz des Verfahrens zu nennen. Insbesondere war es möglich, durch eine diagnostische Betrachtung der verwendeten Einzelparameter Hinweise auf die Ursachen aufgetretener Abweichungen in den Resultaten der mehrdimensionalen Mustererkennung zu erhalten und Schlußfolgerungen für eine weitere Validierung einzelner klimatologischer Variablen zu ziehen.

Wie es für eine neu aufgebaute Methode sicherlich nicht anders zu erwarten war, ergaben sich gleichzeitig eine Reihe von Ansatzpunkten für Weiterentwicklungen aus den durchgeführten Untersuchungen. So ist für die weitere Anwendung des Algorithmus zu empfehlen, sich auf die optimierte Version der Cluster-Analyse zu beschränken, da auch bei subjektiver Vorgabe der Klassenanzahl für die zu validierenden Datensätze keine verbesserte oder sogar eindeutige Zuordnung der ähnlichsten Gruppen in den jeweiligen Referenz- und Testdatensätzen möglich war. Es sollte außerdem überprüft werden, ob eine noch bessere Einordnung der Datenpunkte in die einzelnen Klassen bei Verwendung unterschiedlicher Signifikanzschwellen zur Ermittlung der Trennschärfe erreicht werden kann. Für eine einfachere Behandlung möglicher Korrelationen zwischen einzelnen Parametern wäre zu untersuchen, ob bei der Clusterung die z-Transformation ohne Einschränkung der Allgemeingültigkeit durch das Verfahren von Mahalanobis ersetzt werden kann. Für eine verbesserte Zuordnung vergleichbarer Muster im Fall deutlicher Unterschiede zwischen modellierten und als Referenz verwendeten Daten empfiehlt sich auch im diagnostischen Teil des Verfahrens die Erprobung einer anderen Form der Normierung anstelle der z-Transformation. Bei der Einbeziehung seltener Ereignisse in die Untersuchungen sollte eine Form der Parameterberechnung gewählt werden, bei der methodisch bedingte Homogenisierungseffekte durch die Dominanz von Null-Elementen reduziert werden können. Schließlich sollte auch überprüft werden, ob eine getrennte Bewertung struktureller Unterschiede für Gebieten unterschiedlicher Gefährdung zu einer noch besseren Sensitivität der eingesetzten Qualitätsmaße führt.

Obwohl die vorliegenden Untersuchungen bedingt durch die Datenlage noch auf einer zeitlichen Skala von Monaten basieren, konnten bereits zufriedenstellende Resultate bei der Anwendung des hier entwickelten Verfahrens verzeichnet werden. Um jedoch perspektivisch auch die interne Struktur und Stabilität extremer Ereignisse erfassen zu können, erscheint der Übergang zu kürzeren Zeitintervallen unverzichtbar. Allerdings sollte dabei immer eine Orientierung an der Sensitivität und den Eingabe-Erfordernissen der entsprechenden Modelle aus dem Bereich der Klimawirkungsforschung, für welche die jeweilige Validierung durchgeführt wird, erfolgen. Eine Berechnung der Zielgrößen solcher Modelle mit den untersuchten klimatologischen Eingabegrößen und ein Vergleich der Resultate mit realen Erhebungen könnte perspektivisch einen weiteren Baustein des Methodik darstellen.

8 Danksagung

Abschließend sei es an dieser Stelle gestattet, den beiden Betreuern dieser Promotion, Herrn Professor Claußen und Herrn Dr. Gerstengarbe sowie weiterhin Herrn Dr. Werner zu danken für die richtungweisenden Diskussionen und Anregungen sowie die kritische Durchsicht des ersten Entwurfes dieser Arbeit. Mein Dank gilt auch Frau Dr. Jacob und Herrn Podzun für die Bereitstellung des Regionalmodells REMO, der ECHAM4-Ergebnisse und die fachliche Unterstützung zur Ausführung der Simulationsexperimente sowie die Diskussion der erzielten Resultate. In diesem Zusammenhang seien auch die Herren Dr. Majewski und Dr. Heise genannt. Des weiteren gebührt mein Dank Herrn Dr. Gaiser und Frau Bach für die fachliche Unterstützung bei der Einbeziehung landwirtschaftlichen Aspekte.

Für die Möglichkeit der Verwendung von Re-Analysen des ECMWF möchte ich mich beim ECMWF, dem DWD und dem DKRZ bedanken. Gleichmaßen bin ich der Climate Research Unit der University of East Anglia zu Dank für die Bereitstellung interpolierter Beobachtungen und Herrn Dr. Österle, Frau Werner, Herrn Dr. Brühl und Herrn Dr. Krol für ihre Mithilfe bei der Beschaffung und Aufbereitung der Stationsbeobachtungen zu Dank verpflichtet. Schließlich möchte ich mich noch bei Herrn Erhard für die Unterstützung bei der Visualisierung von Teilergebnissen mit einem graphischen Informationssystem bedanken.

LITERATUR

- Baumgartner, A. und Liebscher, H.J., 1990. Lehrbuch der Hydrologie Band 1. Allgemeine Hydrologie; Quantitative Hydrologie. Gebrüder Borntraeger Berlin Stuttgart.
- Bengtsson, L., Arpe, K., Roeckner, E., Schulzweida, U., 1996. Climate predictability experiments with a general circulation model. *Climate Dynamics* Vol. 12-4, pp. 261-278.
- Bennetts, D., 1994. The Current Status of Climate Modelling, Proceedings of the Climate Impacts LINK Project Symposium at the University of East Anglia, Norwich, September 1994.
- Biau, G., Zorita, E., von Storch, H. and Wackernagel, H., 1997. Estimation of precipitation by kriging in EOF space. GKSS97/E/45, Geesthacht.
- BMBF, 1995. WAVES-Water Availability, Vulnerability of Ecosystems and Society in Northeastern Brazil. A joint contribution of Brazil and Germany to the global change research programme. Framework Concept. Bundesministerium für Bildung, Wissenschaft, Forschung und Technologie, Bonn.
- BMBF, 1996. WAVES-Statusbericht. Band I. Zusammenfassende Darstellung. Bundesministerium für Bildung, Wissenschaft, Forschung und Technologie / Projektträger Umweltsystemforschung, Bonn.
- Briffa, K. R., Jones, P. D. and Hulme, M., 1994. Summer Moisture Variability across Europe, 1892 -1991: An Analysis based on the Palmer Drought Severity Index. *Int. J. Climatol.*, 14, 475-506.
- Bugmann, H., Grothe, R., Lasch, P., Lindner, M., Plöchl, M., Suckow, F., 1995. Wälder und Natürliche Ökosysteme. In: Mögliche Auswirkungen von Klimaänderungen auf das Land Brandenburg. Pilotstudie für das Ministerium für Umwelt, Naturschutz und Raumordnung des Landes Brandenburg. Herausgegeben von Stock, M. und Toth, F., 4-1 - 4-25.
- Bürger, G., 1996. Expanded downscaling for generating local weather scenarios. *Clim. Res.* 7: 11-128.
- Christensen, J. H., Christensen, O. B., Lopez, P., van Meijngaard, E. and Botzet, M., 1996. The HIRHAM4 regional atmospheric climate model. DMI Scientific Report 96-4. (available from DMI, Lyngbyvej 100, DK-2100 Copenhagen Ø, Denmark).
- Christensen, J. H., Machenhauer, B., Jones, R. G., Schär, C., Ruti, P. M., Castro, M. and Visconti, G., 1997. Validation of present-day regional climate simulations over Europe. LAM simulations with observed boundary conditions. *Climate Dynamics*, 13, 489-506.

- Cubasch, U., von Storch, H., Waszkewitz, J. and Zorita, E., 1996. Estimates of climate change in Southern Europe derived from dynamical climate model output. *Clim. Res.*, Vol. 7, 129-149.
- Déqué, M., Drevet, C., Braun, A., Cariolle, D., 1994. The Arpege-IFS atmosphere model: a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics*, 10, 249-266.
- Déqué, M., and Pielke, J.P., 1995. High resolution climate simulation over Europe. *Climate Dynamics* (1995) 11: 321-339.
- Dingman, S. L., 1994. *Physical Hydrology*. Maxwell Macmillan International, New York Oxford Singapore Sydney.
- Eltahir, E. A. B. and Bras, R. L., 1994. Precipitation recycling in the Amazon basin. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 120, 861-880.
- FAO, 1992. *CROPWAT - A Computer Program for Irrigation Planning and Management*, FAO Irrigation and Drainage Paper 46.
- Frey-Bunnes A., 1993. Ein statistisch-dynamisches Verfahren zur Regionalisierung globaler Klimasimulationen. Dissertation am Fachbereich für Physik der Ludwig-Maximilians-Universität München.
- Gallagher, F., von Storch, H., Schnur, R. and Hannoschöck, G., 1991. *The Pop Manual*. DKRZ Technical Report No.1. Hamburg, August 1991.
- Gerstengarbe, F.-W. and Werner, P.C., 1992. The time structure of extreme summers in Central Europe between 1901 and 1980. *Meteorol. Zeitschrift*, NF 1: 285-289.
- Gerstengarbe, F.-W. and Werner, P.C., 1993a. Does an internal time structure of extreme summers in Central Europe exist ? *Meteorol. Zeitschrift*, NF 2: 12-20.
- Gerstengarbe, F.-W. und Werner, P.C., 1993b. Extreme klimatologische Ereignisse an der Station Potsdam und an ausgewählten Stationen Europas. *Berichte des Deutschen Wetterdienstes* Nr. 186.
- Gerstengarbe, F.-W., 1994. Definition und Beschreibung klimatologischer Extreme und ihr Zusammenhang mit der Zirkulation. Teil I Forschungsbericht des Potsdam-Institutes für Klimafolgenforschung.
- Gerstengarbe, F.-W. and Werner, P.C., 1997. A Method to Estimate the Statistical Confidence of Cluster Separation. *Theor.Appl.Climatol.*, 57, 103-110.
- Gibson, J. K., Kallberg, P., Uppala, S., Hernandez, A., Nomura, A. and Serrano, E., 1997. *ECMWF Re-Analysis Project Report Series. 1. ERA description*.

- Giorgi, F. and Marinucci, M.R., 1991. Validation of a regional atmospheric model over Europe: Sensitivity of wintertime and summertime simulations to selected physics parametrizations and lower boundary conditions. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 117: 1171-1206.
- Hermann, M, 1993. Kohonens topologische Merkmalskarten. Proseminar Neuronale Netze, Wintersemester 93/94, Universität Ulm.
- Houghton, J. T, Meira Filho, L. G., Callander, B. A., Harris, N., Kattenberg, N. and Maskell, K. (Eds.), 1996. *Climate Change 1995: The Science of Climate Change. Contribution of WG I to the Second Assessment Report.* Cambridge University Press.
- Hutchinson, M. F. & Bischof, R. J. 1983. A new method for estimating the spatial distribution of mean seasonal and annual rainfall applied to the Hunter Valley, New South Wales. *Austral. Met. Mag.* 31:179-184.
- Hutchinson, M. F., 1993. On thin plate splines and kriging. In: *Interface'93*.
- Hutchinson, M. F., 1995. Stochastic space-time weather models from ground-based data. *Agricultural and Forest Meteorology* 73, 237-264.
- IBGE, 1983. *Censos Econômicos de 1980, Conso Agropecuário, vol. 2, tomo 3, no 9, Ceará, Rio de Janeiro.*
- IBGE, 1985. *Censos Econômicos de 1985, Censo Agropecuário, No 11, Ceará, Rio de Janeiro.*
- IPCC, 1996. *Climate Change 1995. IPCC Working Group I Summary for Policymakers.* Cambridge University Press, 1996.
- Jacob, D., Claussen, M., Majewski, D., Podzun, R., and Rockel, B., 1995. REMO - a model for climate research and weather forecast. *Research activities in Atmospheric and Oceanic Modelling, WMO/JCSU/IOC Report.*
- Janowiak, J. E. and Arkin, P. A., 1991. Rainfall variations in the tropics during 1986-1989, as estimated from observations of cloud-top temperature. *J. Geophys. Res.* 96, 3359-3373.
- Jolliffe, I. T., 1986. *Principal Component Analysis.* Springer Series in Statistics. Springer-Verlag New York, Berlin, Heidelberg, Tokio.
- Jones, R. G., Murphy, J. M. and Noguer, M., 1995. Simulation of Climate Change over Europe using a nested regional climate model. I: Assessment of control climate, including sensitivity to location of lateral boundaries. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 121: 1413-1449.

- Karl, T.R., Wang, W.-C., Schlesinger, M.E., Knight, R.W. and Portman, D., 1990. A method of relating general circulation model simulated climate to the observed local climate; Part I: Seasonal statistics. *J.Clim.*, 3, 1053-1079.
- Kenny, G. J., Harrison, P. A. and Parry, M. L., 1993. The Effect of Climate Change on Agricultural and Horticultural Potential in Europe. Environmental Change Unit, University of Oxford. Research Report No. 2, January 1993.
- Machenhauer, B., Windelband, M., Botzet, M., Jones, R. G. and Déqué, M., 1996. Validation of present-day regional climate simulations over Europe: Nested LAM and Variable Resolution Global Model Simulations with Observed or Mixed Layer Ocean Boundary Conditions. MPI for Meteorology Report No. 191. Hamburg, February 1996. 60 pp.
- Machenhauer, B., Windelband, M., Botzet, M., Christensen, J. H., Déqué, M., Jones, R. G., Ruti, P., M. and Visconti, G., 1998. Validation and Analysis of Regional Present-Day Climate and Climate Change Simulations over Europe. MPI-Report No. 275. Hamburg, October 1998.
- Majewski, D., 1991. The Europa-Modell of the Deutscher Wetterdienst. ECMWF Seminar on Numerical Methods in Atmospheric Models, 2, 147-191.
- McGregor, J.L., and Walsh, K., 1994. Climate change simulations of Tasmanian precipitation using multiple nesting. *Journal of Geophysical Research*, Vol. 99, No. D10, 20,889-20,905.
- New, M. G., Hulme, M. and Jones, P. D., 1998. Representing 20th century space-time climate variability. II: Development of 1901-1996 monthly terrestrial climate fields. Submitted to *J. Climate*.
- Parry, M. L., Carter, T. R., and Konjin, N. T. (Eds.), 1988. The Impact of Climatic Variations on Agriculture. Volume 2: Assessments in Semi-Arid Regions. Cluwer Academic Publishers Dordrecht, Boston, London.
- Pettitt, A.N., 1979. A Non-parametric Approach to the Change-point Problem. *Applied Statistics* 28, No. 2, pp. 126-135.
- Plöchl, M., 1994. Das Frankfurter Biosphärenmodell und der Extreme Nordsommer 1992. In PIK Reports No. 2 Extremer Nordsommer 1992 Vol. 2, 483-491.
- Prentice, I. C., Cramer, W., Harrison, S.P., Leemans, R., Monserud, R. A. and Solomon, A. M., 1992. A global biome model based on plant physiology and dominance, soil properties and climate. *Journal of Biogeography*, 19, 117-134.
- Rao, B. V., Sá, L. D. A., Franchito, S. H. and Hada, K., 1997. Interannual variations of rainfall and corn yields in Northeast Brazil. *Agricultural and Forest Meteorology* 85 (1997) 63-74.

- Robock, A., 1990. Use of GCM output in the creation of climate change scenarios for impact analysis. Contribution to Mitchell Prize Competition.
- Roeckner, E., Arpe, K., Bengtsson, L., Christoph, M., Claussen, M., Dümenil, L., Esch, M., Giorgetta, M., Schleese, U. and Schulzweida, U., 1996, The atmospheric general circulation model ECHAM-4. MPI for Meteorology Report No. 218.
- Roesch, A., Schulz, J.-P., and Wild, M., 1997. Comparison and Sensitivity Studies of the Land-Surface Schemes in the ECHAM General Circulation Model and the Europa-Modell. MPI for Meteorology Report No. 244.
- Rudolf, B., Hauschild, H., Reiß, M., Schneider, U., 1992. The calculation of area mean precipitation totals on a 2.5 grid by an objective analysis method. Meteorol. Zeitschrift, N.F. 1: 32-50.
- Schaer, Ch., Luethi, D., Beyerle, U., and Heise, E., 1997. The Soil-Precipitation Feedback: A Process Study with a Regional CLimate Model. Submitted to Journal of Climate (accepted).
- Schemm, J., Schubert, S., Terry, J., Bloom, S., 1992. Estimates of monthly mean soil moisture for 1979-1989. NASA Technical MEMO 104571, 262 pp.
- Schrodin, R., 1995. Dokumentation des EM/DM-Systemes. Dokumentation des DWD, Abteilung Forschung.
- Sharpley, A.N. and J.R. Williams, (Eds.) 1990. EPIC-Erosion/Productivity Impact Calculator: 1. Model Documentation. U.S. Dept. Agric. Tech. Bull. No. 1768.
- Shepard, D., 1988. A two-dimensional interpolation function for irregularly spaced data. ACM National Conference Proceedings, Harvard College, Cambridge, Massachusetts.
- Smith, M., 1993. Neuronal Networks for Statistical Modeling. Van Nostrand Reinhold, New York.
- Späth, H., 1973. Spline-Algorithmen zur Konstruktion glatter Kurven und Flächen. R. Oldenbourg Verlag München Wien 1973.
- Steinhausen, D., und Langer, K., 1977. Clusteranalyse. Einführung in Methoden und Verfahren der automatischen Klassifikation. Walter-de-Gruyter-Verlag.
- Takle, E. S., 1995. Project to Intercompare Regional Climate Simulations (PIRCS), Preliminary Workshop, 17-18 November 1994. Bull. Amer. Meteor. Soc. 76, 1625-1626.
- Tanajura, C. A. S., 1996. Modeling and Analysis of the South American Summer Climate. PhD Thesis, Faculty of the Graduate School of The University of Maryland.

- Taubenheim, J., 1969. Statistische Auswertung geophysikalischer und meteorologischer Daten. Akademische Verlagsgesellschaft Geest & Porting, Leipzig.
- Taylor, K.E., Santer, B.D. and Corsetti, L.C., 1995. Summary of Model Performance Statistics from AMIP Simulations. Abstracts of the Third International Conference on Modelling of Global Climate Change and Variability. 4-8 September 1995, MPI for Meteorology.
- Uvo, C. B., 1998. Influence of Sea Surface Temperature on Rainfall and Runoff in Northeastern South America: Analysis and Modelling. Report No. 1021. Department of Water Resources Engineering. Lund Institute of Technology, Lund University, Sweden.
- von Storch, H., Zorita, E. and Cubasch, U., 1993. Downscaling of global climate change estimates to regional scales: An application to Iberian rainfall in wintertime. *J. Climate* 6 1161-1171.
- Wigley, T.M.L., Jones, P.D., Briffa, K.R. and Smith, G. 1990. Obtaining sub-grid-scale information from coarse-resolution general circulation model output. *J. Geophys.Res.*, 95, 1943-1953.
- Wilks, D.S. 1989. Statistical specification of local surface weather elements from large-scale information. *Theor.Appl.Climatol.*, 40, 119-134.
- Xie, P., and P. A. Arkin, 1997. Global Precipitation: A 17-year monthly analysis based on gauge observations, satellite estimates, and numerical model outputs. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 78, 2539-2558.

Liste der verwendeten Abkürzungen

AWC	- verfügbaren Kapazität des Bodens zur Wasserspeicherung (Available Water Capacity)
BMBF	- Bundesministerium für Bildung, Wissenschaft, Forschung und Technologie
CDI	- Index zur Beschreibung der Abweichung einer Größe von Klima auf der Basis von Jahreswerten (Climate Departure Index)
CPU	- Central Processor Unit
CRU	- Climate Research Unit
DKRZ	- Deutsches Klimarechenzentrum GmbH
DWD	- Deutschen Wetterdienst
ECHAM	- Zirkulationsmodell der Atmosphäre des MPIfM/DKRZ (ECMWF Model, Hamburg Version)
ECMWF	- European Centre for Medium Range Weather Forecasts
EM	- Europa-Modell des DWD
EOF	- Empirical Orthogonal Functions
ERA	- ECMWF Re-Analysis
FUNCEME	- Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos
GCM	- General Circulation Model
GCV	- Generalized Cross-Validation
GDD	- Summarische Anzahl der Tage, an denen eine bestimmte Basistemperatur während der Wachperiode überschritten wird (Growing Degrees Days)
IPCC	- Intergovernmental Panel on Climate Change
ITCZ	- Intertropical Convergence Zone
MPIfM	- Max-Planck-Institut für Meteorologie
NCAR	- National Center for Atmospheric Research
NCDC	- National Climate Data Center
RCM	- Regional Climate Model
RMS	- Mittlere quadratische Abweichung (Root Mean Square)
PDSI	- Palmer Drought Severity Index
PIRCS	- Project to Intercompare Regional Climate Simulations
POP	- Principal Oscillation Patterns

- REMO - Regionales Klimamodell des MPIfM/DKRZ
- SST - Sea Surface Temperature
- SUDENE - Superindendência do Desenvolvimento do Nordeste
- SVD - Singular Value Decomposition
- UEA - University of East Anglia
- WAVES - Water Availability, Vulnerability of Ecosystems and Society in the Northeast of Brazil
- WMO - World Meteorological Organization

Liste der verwendeten Symbole

a, b, c, d	- Werteanzahl der vier Quadranten des Vierfeldertests
a_m'	- Koeffizienten einer Spline-Approximation (allgemein)
b_{i_x, j_y}	- Koeffizient eines Polynoms zur Approximation einer abstandsabhängigen Funktion
\cos	- Kosinus
$A_{i_x, j_y}, \dots, O_{i_x, j_y}$	- Koeffizienten eines Polynoms für zweidimensionalen (bei doppelter Indizierung) bzw. eindimensionalen (bei einfacher Indizierung) Interpolationsverfahren
$\text{diag}(\lambda_j)$	- Diagonalmatrix mit den Eigenwerten λ_j der Kovarianzmatrix in der Hauptdiagonalen
D	- Maximale Differenz der kumulativen Verteilungsfunktionen
$\text{Diff}_{g_k, j}$	- Bewertungskriterium dafür, ob die Verteilung des Parameters j im Cluster g_k von Modellresultaten von der des ähnlichsten Clusters aus Beobachtungen abweicht
Diff_j	- Bewertungskriterium dafür, ob die Verteilung des Parameters j in Clustern von Modellresultaten von denen der ähnlichsten Clustern aus Beobachtungen abweichen, gemittelt über alle Cluster
$\overline{\text{Diff}}$	- Bewertungskriterium dafür, ob die Parameter-Verteilungen in Clustern von Modellresultaten von denen der ähnlichsten Clustern aus Beobachtungen abweichen, gemittelt über alle Cluster und Parameter
$D_{\text{Sig}, \beta}$	- Signifikanzschranke in Abhängigkeit von β
e_i	- Vektor der normierten Parameter für das Element i des Datenkollektivs
\bar{e}_{g_k}	- Gruppenzentroide der k -ten Gruppe bzw. des k -ten Clusters
$\bar{e}_{g_k, \text{Mod}}$	- Gruppenzentrumid des k -ten Clusters von modellierten Parametern
$\bar{e}_{g_l, \text{Beob}}$	- Gruppenzentrumid des l -ten Clusters von beobachteten Parametern
\in	- "Element von"
f	- Funktion
f''	- Zweite Ortsableitung von f
F_{j, Beob, g_l}	- Kumulative Verteilungsfunktion des Parameters j für die Beobachtungen im Cluster g_l
F_{j, Mod, g_k}	- Kumulative Verteilungsfunktion des Parameters j für die Modellresultate im Cluster g_k
g	- Gruppierung

g_k	- "k"-te Gruppe bzw. Cluster mit $k = 1, \dots, K$
h_{j, Beob, g_l}	- Relative Häufigkeit des Parameters j für die Beobachtungen im Cluster g_l
h_{j, Mod, g_k}	- Relative Häufigkeit des Parameters j für die Modellresultate im Cluster g_k
$h_{j, n', \text{Beob}, g_l}$	- Relative Häufigkeit des Parameters j in der Klasse n' für die Beobachtungen im Cluster g_l
$h_{j, n', \text{Mod}, g_k}$	- Relative Häufigkeit des Parameters j in der Klasse n' für die Modellresultate im Cluster g_k
i	- Laufindex mit $i = 1, \dots, N_{\text{Ele}}$ oder $i = 1, \dots, N_{\text{Beob}}$
i'	- Laufindex mit $i' = 1, \dots, N_p$
i_x	- Laufindex der Gitterpunkte in λ -Richtung mit $i_x = 1, \dots, N_\lambda$
j	- Laufindex mit $j = 1, \dots, N_{\text{Par}}$
j'	- Laufindex mit $j' = 1, \dots, N_p$
j_u	- Laufindex der erforderlichen Umgebungs-Gitterpunkte zur Berechnung eines Polynomes in φ -Richtung
j_y	- Laufindex der Gitterpunkte in φ -Richtung mit $j_y = 1, \dots, N_\varphi$
J_m	- Maß für die Rauigkeit einer Funktion
k	- Laufindex mit $k = 1, \dots, K_{\text{Mod}}$
\hat{K}	- Kovarianzmatrix bzw. Element der Kovarianzmatrix (bei zweifacher Indizierung)
K	- Anzahl der Gruppen bzw. Cluster (allgemein)
K_{Beob}	- Anzahl der Cluster von beobachteten Parametern
K_{Mod}	- Anzahl der Cluster von modellierten Parametern
l	- Laufindex mit $l = 1, \dots, K_{\text{Beob}}$
\ln	- Natürlicher Logarithmus
m	- Ordnung partieller Ableitungen
m'	- Laufindex mit $m' = 1, \dots, M$
M	- Anzahl von Basisfunktionen eines Splines
Max	- Maximum
Min	- Minimum
n	- Anzahl der Freiheitsgrade
n'	- Laufindex mit $n' = 1, \dots, n_{\text{Klas}}$

n_{Klas}	- Klassenzahl
N_{Beob}	- Anzahl der Beobachtungen
N_{Beob, g_l}	- Anzahl der Beobachtungen im Cluster g_l
$N_{Clu, Beob}$	- Anzahl der Cluster beobachteter Parameter
$N_{Clu, Beob_{zuge.}}$	- Anzahl der Cluster beobachteter Parameter, die keinem der Cluster von Modellresultaten als nächste Nachbarn zugewiesen werden können
N_{Ele}	- Anzahl der Elemente (z.B. Anzahl der Beobachtungen)
N_g	- Anzahl der Elemente in den Gruppen bzw. Clustern bei Gleichverteilung
N_{g_k}	- Anzahl von Elementen in der k-ten Gruppe bzw. im k-ten Cluster
N_{Mod, g_k}	- Anzahl der aus Modellresultaten auf Stationsorte interpolierten Datenpunkte im Cluster g_k
N_p	- Anzahl der Punkte bzw. Stützstellen
N_{Par}	- Anzahl der Parameter
$N_{Par, gew.}$	- Gewichtete Anzahl von Parameter unter Berücksichtigung auftretender Korrelationen oberhalb von R_{krit}
N_λ	- Anzahl von Gitterpunkten in λ -Richtung
N_φ	- Anzahl der Gitterpunkte in φ -Richtung
$O_{g_{k_1}, g_{k_2}}$	- Anzahl der Überlappungen zwischen zwei Gruppen bzw. Clustern g_{k_1} und g_{k_2}
$O_{g_{k_1}, g_{k_2}}^{max}$	- Maximal mögliche Anzahl von Überlappungen zwischen zwei Gruppen bzw. Clustern g_{k_1} und g_{k_2}
\bar{O}_{akt}	- Mittlere aktuelle Anzahl der Überlappungen zwischen allen Gruppen bzw. Clustern
p_{ij}, p_i	- Allgemeiner Parameter (bei zweifacher Indizierung) bzw. Parametervektor (bei einfacher Indizierung)
\bar{p}_i, \bar{p}	- Mittelwert eines allgemeinen Parameters (bei einfacher Indizierung) bzw. Vektor von Parameter-Mittelwerten (ohne Indizierung)
\tilde{p}	- Ableitung eines meteorologischen Elementes nach λ
P_{Jahr}	- Niederschlagssumme des untersuchten Jahres
$P_{Jahr, klim}$	- Klimatologische jährliche Niederschlagssumme
$P_{März+April}$	- Niederschlagssumme für die Monate März und April im untersuchten Jahr

$Par_{\langle Block \rangle, \langle Kriterium \rangle}$	- Parameter zur Beschreibung von Extremen mit $\langle Block \rangle$ - Block der untersuchten Kriterien (Cow {Cowpea}; klim {klimatologische Kriterien}; Mais; Man {Maniok}) $\langle Kriterium \rangle$ - Prüfkriterium wie in Textbox 1 und 2 definiert
q	- Quadrantenverhältnis
\tilde{q}	- Ableitung einer meteorologischen Größe nach φ
Q_{Mod}	- Summarische Maßzahl zur Bewertung Leistungsfähigkeit eines Modells
Q_1, Q_2	- Qualitätsmaße zur Bewertung der Leistungsfähigkeit eines Modells unter verschiedenen Gesichtspunkten
$Q_{1,j}$	- Qualitätsmaße zur Bewertung der Leistungsfähigkeit eines Modells hinsichtlich des Parameters j
r	- Strecke
r_{max}	- maximaler Einflußradius
\tilde{r}	- Gemischte Ableitung eines meteorologischen Elementes nach λ und φ
$\bar{r}_{Clu, Beob}$	- Mittleren Distanz zwischen den Gruppenzentroiden der Cluster beobachteter Parameter
$\bar{r}_{Clu, Mod, Beob_{nicht\ zuge.}}$	- Mittlerer Euklidischer Abstand zwischen den Gruppenzentroiden von Clustern beobachteter Parameter, die keinem Cluster von Modellresultaten als nächstem Nachbarn zugewiesen werden können, und dem nächsten Cluster modellierter Parameter
$\bar{r}_{Clu, Mod, Beob_{zuge.}}$	- Mittlerer Euklidischer Abstand zwischen den Gruppenzentroiden von Cluster modellierter Parameter und den ähnlichsten Clustern der Beobachtungen
$\bar{r}_{Stat, i}$	- Euklidischen Abstandes zwischen den Gruppenzentroiden der beiden Cluster, zu denen eine Station i in Beobachtungen und Modellresultaten zugeordnet wird
R	- Tetrachorischer oder Vierfelder-Korrelationskoeffizient
R_{krit}	- Kritischer Korrelationskoeffizient
s	- Standard-Abweichung
\tilde{s}	- Distanz-Funktion
\sin	- Sinus
t	- Testgröße
\tilde{t}	- Funktion zur Beschreibung von Richtungs-abhängigen Einflüssen
u_j	- Orthonormierte Eigenvektoren der Kovarianzmatrix K

\tilde{u}	- Meteorologisches Element
U	- Matrix, deren Spalten aus den Vektoren u_j gebildet werden
V	- Positiv definite Matrix der Korrelationskoeffizienten
w	- Gewicht
y_i	- Mittels der Transformation von Mahalanobis normierter Parameter-Vektor p_i
\tilde{y}	- Funktionswert der Ausgangsdaten bei einer "Thin Plate Spline"-Interpolation
$z_{i,j}$	- Mittels z-Transformation normierter Parameter $p_{i,j}$
\tilde{z}	- Unbekannte Funktion bei einer "Thin Plate Spline"-Interpolation
Z	- Zielfunktion
α	- Verhältnis der Anzahl von Clustern beobachteter Parameter, die als nächste Nachbarn von Clustern für Modellresultate ermittelt werden können, zur Gesamtzahl aller Cluster beobachteter Parameter
β	- Statistische Sicherheit
ε	- stochastisches Rauschen
λ	- Geographische Länge
$\Delta\lambda$	- Gitterweite in λ -Richtung
$v_{g_{k_1}, g_{k_2}}$	- Relative Anzahl von Überlappungen zwischen zwei Gruppen bzw. Clustern g_{k_1} und g_{k_2}
\bar{v}	- Mittelwert von $v_{g_{k_1}, g_{k_2}}$
π	- Zahl π ($\approx 3,1415927$)
ρ	- Glättungsparameter
φ	- Geographische Breite
$\Delta\varphi$	- Gitterweite in φ -Richtung
ϕ_m'	- Basisfunktion einer Spline-Approximation (allgemein)
ψ	- skalare Abstands-Funktion
χ^2	- Testgröße des χ^2 -Tests
\forall	- "für alle"

Anhang A - Getestete Interpolationsverfahren

Bilineare Interpolation

Ein bilineares Verfahren wird z.B. in *Schrodin (1995)* zur horizontale Interpolation modellierter Bodenfelder beschrieben. Im Gegensatz zu Spline-Verfahren werden lediglich Informationen über die meteorologischen Elemente an den vier umliegenden Gitterpunkten benötigt. Der Funktionswert am Stationsort $f_{i_x, j_y}(\lambda, \varphi)$ wird aus dem Wert am Gitterpunkt i_x, j_y nach:

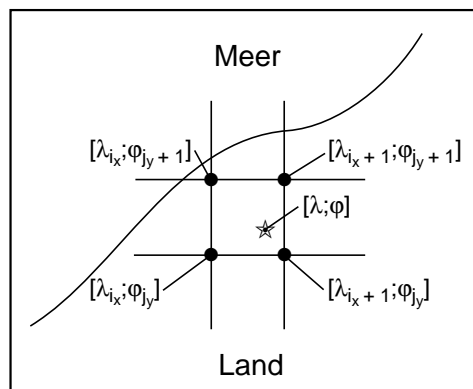
$$\begin{aligned}
 f_{i_x, j_y}(\lambda, \varphi) = & A_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) \\
 & + B_{i_x, j_y}(\varphi - \varphi_{j_y}) \\
 & + C_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) \cdot (\varphi - \varphi_{j_y}) \\
 & - D_{i_x, j_y} \qquad \qquad \qquad ; \lambda_{i_x} \leq \lambda \leq \lambda_{i_x+1}; \varphi_{j_y} \leq \varphi \leq \varphi_{j_y+1}
 \end{aligned}
 \tag{A.1}$$

mit den Koeffizienten

$$\begin{aligned}
 A_{i_x, j_y} &= \frac{f(\lambda_{i_x+1}, \varphi_{j_y}) - f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})}{\Delta \lambda} ; \\
 B_{i_x, j_y} &= \frac{f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y+1}) - f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})}{\Delta \varphi} ; \\
 C_{i_x, j_y} &= \frac{[f(\lambda_{i_x+1}, \varphi_{j_y+1}) - f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y+1})] - [f(\lambda_{i_x+1}, \varphi_{j_y}) - f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})]}{\Delta \lambda \cdot \Delta \varphi} ; \\
 D_{i_x, j_y} &= f(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})
 \end{aligned}
 \tag{A.2}$$

berechnet.

Abbildung A.1: Schematische Darstellung eines Gitter-Ausschnittes in der Umgebung des Stationsortes \star für einer bilineare Interpolation



Hierbei bezeichnen λ und φ die geographische Länge bzw. Breite.

Bilineare kubische Spline-Interpolation

Diese Methode aus der Gruppe der kubischen Spline-Verfahren wird in der vorliegenden Arbeit in Anlehnung an das von *Späth (1973)* vorgestellte eindimensionale Verfahren sukzes-

sive für beide horizontale Dimensionen angewandt. Unter Nutzung von Stützstellen an den vier umliegenden Gitterpunkten in Richtung der geographischen Breite φ kann das interessierende meteorologische Element für die geographische Länge der Beobachtungsstation mittels eines interpolierenden kubischen Splines aus $N_\lambda - 1$ kubischen Polynomen $f_{i_x}(\lambda)$ mit

$$f_{i_x}(\lambda) = A_{i_x}(\lambda - \lambda_{i_x})^3 + B_{i_x}(\lambda - \lambda_{i_x})^2 + C_{i_x}(\lambda - \lambda_{i_x}) + D_{i_x}; \quad \lambda_{i_x} \leq \lambda \leq \lambda_{i_x + 1} \quad (A.3)$$

ermittelt werden. Diese Polynome genügen den Voraussetzungen, daß sie für jedes Intervall $[\lambda_{i_x}, \lambda_{i_x+1}]$; $i_x = 1, \dots, N_\lambda - 1$ definiert und in λ_{i_x} ($i_x = 2, \dots, N_\lambda - 1$) zweimal stetig differenzierbar aneinandersetzbar sind, wobei i_x den Gitterpunktindex und N_λ die Anzahl der Gitterpunkte in λ -Richtung angibt. Beschränkt man sich wiederum auf die beiden umliegenden Punkte einer Station, kann die Interpolation unter Nutzung nur des Polynoms $f_{i_x}(\lambda)$ durchgeführt werden. Damit und mit der Vorgabe der zweiten Ableitungen an beidene Stützstellen in λ -Richtung lassen sich die Koeffizienten in (A.3) berechnen:

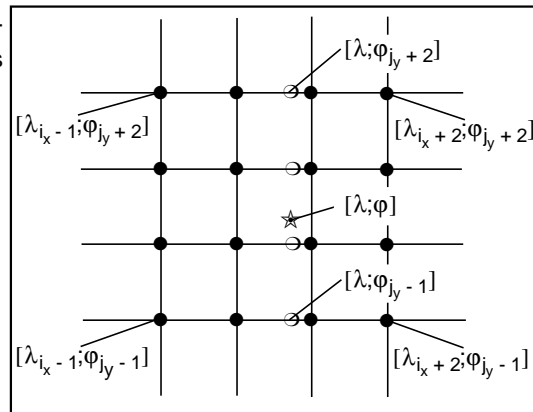
$$\begin{aligned} A_{i_x} &= \frac{1}{6\Delta\lambda} [f_{i_x}''(\lambda_{i_x+1}) - f_{i_x}''(\lambda_{i_x})]; & B_{i_x} &= \frac{1}{2} f_{i_x}''(\lambda_{i_x}) \\ C_{i_x} &= \frac{\Delta\varphi}{\Delta\lambda} - \frac{1}{6}\Delta\lambda [f_{i_x}''(\lambda_{i_x+1}) + 2f_{i_x}''(\lambda_{i_x})]; & D_{i_x} &= f_{i_x}(\lambda_{i_x}) \end{aligned} \quad (A.4)$$

mit

$\Delta\lambda$ = Gitterpunktabstand in λ -Richtung

$\Delta\varphi$ = Gitterpunktabstand in φ -Richtung.

Abbildung A.2: Schematische Darstellung eines Gitter-Ausschnittes in der Umgebung des Stationsortes \star für eine kubische Spline-Interpolation



Die Anwendung von Gleichung A.3 in λ -Richtung für die vier umgebenden geographische Breiten φ_{j_u} , $j_u = j_y - 1, \dots, j_y + 2$ liefert schließlich die interessierende Größe vorerst eindimensional interpoliert auf die geographische Länge des Stationsortes. Eine weitere Interpolation gemäß (A.3), jedoch jetzt angewandt auf die Resultate des vorherigen Schrittes an den Punkten $[\lambda; \varphi_{j_y}]$ und $[\lambda; \varphi_{j_y+1}]$ in φ -Richtung liefert letztlich den gesuchten Wert am Ort $[\lambda; \varphi]$. Insgesamt werden 16 statt 4 Gitterpunkte in das Verfahren einbezogen, um die erforderlichen Ableitungen zur Ermittlung der Koeffizienten berechnen zu können.

Bikubische Spline-Interpolation

Ebenfalls in *Späth (1973)* wird eine zweidimensionale Technik aus der Familie der Spline-Verfahren vorgestellt.

$$\begin{aligned}
f_{i_x, j_y}(\lambda, \varphi) = & A_{i_x, j_y} + B_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) + C_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^2 + D_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^3 \\
& + \left[E_{i_x, j_y} + F_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) + G_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^2 + H_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^3 \right] (\varphi - \varphi_{j_y}) \\
& + \left[I_{i_x, j_y} + J_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) + K_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^2 + L_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^3 \right] (\varphi - \varphi_{j_y})^2 \\
& + \left[M_{i_x, j_y} + N_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x}) + O_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^2 + P_{i_x, j_y}(\lambda - \lambda_{i_x})^3 \right] (\varphi - \varphi_{j_y})^3
\end{aligned} \tag{A.5}$$

Es wird eine möglichst glatte, die vier Werte der umgebenden Gitterpunkte interpolierende Fläche in λ - und φ -Richtung bestimmt und zur Ermittlung des gesuchten Wertes am Beobachtungsort benutzt (Späth 1973). Die sogenannte 16-Punkte-Formel, die gemäß Schrodin (1995) zur Interpolation von atmosphärischen Feldern angewendet wird, stellt den Spezialfall einer solchen zweidimensionalen Funktion für 16 Stützstellen gemäß Abbildung A.2 dar, bei der die Berechnung der ersten und zweiten Ableitungen unter vereinfachten Annahmen erfolgt.

Die quadratische Matrix der Koeffizienten kann allgemein mittels der Werte \tilde{u} des meteorologischen Elementes, seiner ersten Ableitungen, hier mit \tilde{p} (nach λ) und \tilde{q} (nach φ) bezeichnet, sowie der gemischten Ableitung \tilde{r} der umliegenden Gitterpunkte unter Nutzung des Zusammenhanges

$$\begin{bmatrix} A_{i_x, j_y} & E_{i_x, j_y} & I_{i_x, j_y} & M_{i_x, j_y} \\ B_{i_x, j_y} & F_{i_x, j_y} & J_{i_x, j_y} & N_{i_x, j_y} \\ C_{i_x, j_y} & G_{i_x, j_y} & K_{i_x, j_y} & O_{i_x, j_y} \\ D_{i_x, j_y} & H_{i_x, j_y} & L_{i_x, j_y} & P_{i_x, j_y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{3}{\Delta\lambda^2} & \frac{2}{\Delta\lambda} & \frac{3}{\Delta\lambda^2} & -\frac{1}{\Delta\lambda} \\ \frac{2}{\Delta\lambda^3} & \frac{1}{\Delta\lambda^2} & -\frac{2}{\Delta\lambda^3} & \frac{1}{\Delta\lambda^2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{u}_{i_x, j_y} & \tilde{q}_{i_x, j_y} & \tilde{u}_{i_x, j_y+1} & \tilde{q}_{i_x, j_y+1} \\ \tilde{p}_{i_x, j_y} & \tilde{r}_{i_x, j_y} & \tilde{r}_{i_x, j_y+1} & \tilde{r}_{i_x, j_y+1} \\ \tilde{u}_{i_x+1, j_y} & \tilde{q}_{i_x+1, j_y} & \tilde{u}_{i_x+1, j_y+1} & \tilde{q}_{i_x+1, j_y+1} \\ \tilde{p}_{i_x+1, j_y} & \tilde{r}_{i_x+1, j_y} & \tilde{p}_{i_x+1, j_y+1} & \tilde{r}_{i_x+1, j_y+1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{3}{\Delta\varphi^2} & \frac{2}{\Delta\varphi^3} \\ 0 & 1 & -\frac{2}{\Delta\varphi} & \frac{1}{\Delta\varphi^2} \\ 0 & 0 & \frac{3}{\Delta\varphi^2} & -\frac{2}{\Delta\varphi^3} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\Delta\varphi} & \frac{1}{\Delta\varphi^2} \end{bmatrix} \tag{A.6}$$

bestimmt werden.

„Thin Plate Spline“-Interpolation

In Hutchinson (1993) werden die Grundzüge des „Thin plate Spline“-Ansatzes beschrieben. Den Ausgangsdaten \tilde{y}_{i_x, j_y} am Ort $[\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y}]$ wird dabei die Struktur

$$\tilde{y}(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y}) = \tilde{z}(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y}) + \varepsilon(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y}) \quad (\text{A.7})$$

zugewiesen, wobei $\tilde{z}(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})$ eine unbekannte Funktion und $\varepsilon(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})$ einen diskontinuierlichen Term mit Mittelwert 0 zur Beschreibung stochastischen Rauschens darstellt. Der Term $\tilde{z}(\lambda_{i_x}, \varphi_{j_y})$ wird mittels einer glatten Funktion f approximiert, welche die Bedingung

$$(\tilde{y}-f)^T V^{-1}(\tilde{y}-f) + \rho J_m(f) \quad (\text{A.8})$$

minimiert. Hierbei beschreibt im ersten Term y den Vektor $(y(\lambda_1, \varphi_1), \dots, y(\lambda_{N_\lambda}, \varphi_{N_\varphi}))^T$ und f den Vektor $(f(\lambda_1, \varphi_1), \dots, f(\lambda_{N_\lambda}, \varphi_{N_\varphi}))^T$ mit der Anzahl der Gitterpunkte N_λ und N_φ in beide Richtungen des geographischen Koordinatensystemes. $J_m(f)$ stellt ein Maß für die Rauigkeit von f dar, ausgedrückt durch die partiellen Ableitungen m -ter Ordnung, und ρ beschreibt einen Glättungsparameter. Mit V wird die positiv definite Matrix der Korrelationskoeffizienten bezeichnet. Zur Lösung von (A.8) wird der Ansatz

$$f(\lambda, \varphi) = \sum_{m'=1}^M a_{m'} \phi_{m'}(\lambda, \varphi) + \sum_{i_x=1}^{N_\lambda} \sum_{j_y=1}^{N_\varphi} b_{i_x, j_y} \psi(r_{i_x, j_y}) \quad (\text{A.9})$$

gemacht, wobei der erste Term eine Spline-Approximation unter Nutzung von M Basisfunktionen darstellt und ψ eine skalare Funktion des euklidischen Abstandes r_{i_x, j_y} zwischen den Orten $[\lambda; \varphi]$ und $[\lambda_{i_x}; \varphi_{j_y}]$ repräsentiert. Sowohl M als auch ψ hängen ab von der Dimension des Ausgangsdatensatzes und der Ordnung m der Ableitungen. Für eine detaillierte Beschreibung der Bestimmung der Koeffizienten sei auf *Hutchinson (1993)* verwiesen.

Cresman-ähnliches Schema

Diese vom Deutschen Wetterdienst entwickelte und von *Shepard (1968)* beschriebene Methode ähnelt dem in *Schrodin (1995)* benutzten Cresman-Schema, bei welchem eine Abstands-abhängig gewichtete Summe der Ausgangsdaten zur Bestimmung des Wertes am Stationsort $[\lambda; \varphi]$ ermittelt wird. Zusätzlich fließen hier noch Informationen über den Winkel zwischen den Stützstellen und dem Ort der Zielfunktion ein. Vor Anwendung des Algorithmus' ist die Anzahl N_p der für die Berechnungen zu nutzenden Stützstellen vorzugeben, aus welcher ein maximaler Einflußradius ermittelt wird. Liegt die nächste Stützstelle im Umkreis von 5 km, wird in einem verkürzten Verfahren der Wert $\tilde{y}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ auf den Ort $[\lambda; \varphi]$ übertragen. Andernfalls wird die gesuchte Größe gemäß

$$f(\lambda, \varphi) = \frac{\sum_{i'=1}^{N_p} \tilde{y}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'}) \cdot w(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})}{w(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})} \quad (\text{A.10})$$

berechnet. Die Gewichte $w(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ werden mittels der beiden Abstands-abhängigen Funktionen $\tilde{t}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ und $\tilde{s}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ ermittelt:

$$w(\lambda_{i'}, \varphi_{i'}) = \tilde{s}^2(\lambda_{i'}, \varphi_{i'}) \cdot \left[1 + \frac{\tilde{t}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})}{\sum_{j'=1, j' \neq i'}^{N_p} \tilde{s}(\lambda_{j'}, \varphi_{j'})} \right] \quad (\text{A.11})$$

Mit $\tilde{t}(\lambda_i, \varphi_i)$ wird der Richtungs-abhängige Einfluß der Werte an den Stützstellen $j' \neq i'$ bei Bestimmung des Anteiles aus $\tilde{y}(\lambda_i, \varphi_i)$ an der Funktion $f(\lambda, \varphi)$ beschrieben, wobei senkrecht auf der Strecke $r_{i'} = [(\lambda, \varphi) - (\lambda_{i'}, \varphi_{i'})]$ liegenden Orten mit $\tilde{s}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ durch

$$\tilde{t}(\lambda_i, \varphi_i) = \sum_{j'=1}^{N_P} \tilde{s}(\lambda_{j'}, \varphi_{j'}) \cdot [1 - \cos\{(\lambda_{i'}, \varphi_{i'}), (\lambda, \varphi), (\lambda_{j'}, \varphi_{j'})\}] \quad (\text{A.12})$$

der größte Einfluß zugeordnet wird. Durch den Term $\tilde{s}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'})$ wird die Distanzfunktion definiert:

$$\tilde{s}(\lambda_{i'}, \varphi_{i'}) = \begin{cases} \frac{1}{r_{i'}} & \text{für } r_{i'} \leq \frac{1}{3}r_{\max} \\ \frac{27}{4r_{\max}} \left(1 - \frac{r_{i'}}{r_{\max}}\right)^2 & \text{sonst} \end{cases} \quad (\text{A.13})$$

Anhang B - Bewertung der Trenngüte in der optimierte Version der nicht-hierarchischen Cluster-Analyse (Minimaldistanzverfahren)

Nach Ausführung einer nicht-hierarchischen Cluster-Analyse kann der Fall vorliegen, daß nur ein lokales Minimum der Zielfunktion erreicht werden konnte. In einer solchen Situation kann es zu Überschneidungen der ermittelten Klassen kommen, so daß eine eindeutige Trennbarkeit nicht mehr gegeben ist. Von *Gerstengarbe und Werner (1997)* wurden daher folgende Erweiterungen des Verfahrens zur Ermittlung der Signifikanz der Trennung zwischen den Gruppierungen entwickelt:

Für die ermittelten Cluster werden die mittlere aktuelle Anzahl der Überlappungen zwischen sämtlichen Gruppierungen \bar{O}^{akt} und die ebenfalls über alle Cluster gemittelte maximal mögliche Anzahl von Überlappungen \bar{O}^{max} berechnet. Ungemittelt sind diese Größen für zwei beliebige Cluster g_{k_1}, g_{k_2} durch:

$$O_{g_{k_1}, g_{k_2}} = \sum_{k_1=1}^{N_{g_{k_1}}} \sum_{k_2=1}^{N_{g_{k_2}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{Par}}} O_{k_1, k_2, j} \quad \text{mit} \quad O_{k_1, k_2, j} = \begin{cases} 1 & \text{für } p_{k_1, j} \geq p_{k_2, j} \\ 0 & \text{für } p_{k_1, j} < p_{k_2, j} \end{cases} \quad (\text{A.14})$$

und

$$O_{g_{k_1}, g_{k_2}}^{\text{max}} = N_{\text{Par}} N_{g_{k_1}} N_{g_{k_2}} \quad (\text{A.15})$$

unter der Zusatzbedingung $\bar{e}_{g_{k_1}} < \bar{e}_{g_{k_2}}$ definiert, die keine Einschränkung der Allgemeingültigkeit darstellt, sondern immer durch eine Sortierung der Cluster vor der Überprüfung erreicht werden kann.

Mit dem t-Test wird untersucht, ob die mittleren aktuellen und maximalen Überlappungen aus einer Grundgesamtheit stammen. In diesem Fall ist eine Trennung nicht möglich und das Verfahren muß mit einer anderen Anfangszahl der Cluster wiederholt werden. Andernfalls wird für jeder Paar von Clustern das Verhältnis

$$v_{g_{k_1}, g_{k_2}} = \frac{O_{g_{k_1}, g_{k_2}}}{O_{g_{k_1}, g_{k_2}}^{\text{max}}} \quad (\text{A.16})$$

und dessen Mittelwert für alle Cluster \bar{v} als der Eintrittswahrscheinlichkeit von Überlappungen berechnet. Unterschreitet $v_{g_{k_1}, g_{k_2}}$ diesen Mittelwert, wird eine signifikante Trennung impliziert. Kann dies nicht nachgewiesen werden, wird mit einem χ^2 -Test nach (A.17) geprüft, ob die aktuellen Überlappungen sich signifikant von deren Mittelwert unterscheiden:

$$\chi^2 = \frac{\left(O_{g_{k_1}, g_{k_2}} - \bar{O}^{\text{akt}}\right)^2 \cdot \left(2O_{g_{k_1}, g_{k_2}}^{\text{max}} - 1\right)}{\left(O_{g_{k_1}, g_{k_2}} + \bar{O}^{\text{akt}}\right) \cdot \left(2O_{g_{k_1}, g_{k_2}}^{\text{max}} - O_{g_{k_1}, g_{k_2}} - \bar{O}^{\text{akt}}\right)} \quad (\text{A.17})$$

Kann dieser Fall nicht nachgewiesen werden, wird auch hier eine signifikante Trennung impliziert. Andernfalls wird das gesamte Verfahren für sämtliche Elemente, die nicht trennbaren Clustern zugeordnet wurden, wiederholt, wobei die bereits signifikant getrennten Cluster ausgeklammert werden.

Anhang C - Mahalanobis-Distanz

Diese Transformation und die daraus resultierende Abstandsdefinition werden z.B. von *Steinhausen und Langer (1977)* abgeleitet.

Für die Hauptachsentransformation der empirischen Kovarianzmatrix K in den Raum der zugehörigen orthonormierten Eigenvektoren u_j , $j = 1, \dots, N_{\text{Par}}$ mit den nach absteigender Größe geordneten Eigenwerten $\lambda_j > 0$ gilt:

$$\hat{K}U = U\text{diag}(\lambda_j) \quad (\text{A.18})$$

mit der Kovarianzmatrix \hat{K} gemäß:

$$\hat{K} = \frac{1}{N_{\text{Beob}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{Beob}}} (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})' \quad \text{mit den Elementen} \quad \hat{K}_{j_1 j_2} = \frac{1}{N_{\text{Beob}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{Beob}}} (p_{ij_1} - \bar{p}_{j_1})(p_{ij_2} - \bar{p}_{j_2}) \quad (\text{A.19})$$

und $\text{diag}(\lambda_j)$ als der Diagonalmatrix mit den Eigenwerten λ_j in der Diagonale. Einfache algebraische Multiplikationen führen auf

$$\hat{K}^{-1} = U\text{diag}(\lambda_j)^{-1}U' \quad \text{mit} \quad U' = U^{-1} \quad (\text{A.20})$$

Durch eine Transformation der Form

$$y_i = \text{diag}(\lambda_j)^{-1/2}U'(p_i - \bar{p}) \quad (\text{A.21})$$

erzielen die Autoren unkorrelierte Resultate gleichen Skalenniveaus. Die Euklidische Distanz berechnet sich jetzt mit:

$$\begin{aligned} \|y_{i_1} - y_{i_2}\|^2 &= (y_{i_1} - y_{i_2})'(y_{i_1} - y_{i_2}) \\ &= (p_{i_1} - p_{i_2})'U\text{diag}(\lambda_j)^{-1/2}\text{diag}(\lambda_j)^{-1/2}U'(p_{i_1} - p_{i_2}) \\ &= (p_{i_1} - p_{i_2})'\hat{K}^{-1}(p_{i_1} - p_{i_2}) \end{aligned} \quad (\text{A.22})$$

Die so definierte Mahalanobis-Distanz $[(p_{i_1} - p_{i_2})'\hat{K}^{-1}(p_{i_1} - p_{i_2})]^{1/2}$, auch als generalisierte Distanz bezeichnet, ist skaleninvariant und eliminiert etwaige Korrelationen.

Anhang D- Lebenslauf

ANGABEN ZUR PERSON Name: Uwe Böhm
 geboren am 01. Mai 1960 in Arnstadt (Thüringen)
 Vater Egon Böhm; Rentner
 Mutter Eva Böhm; Rentnerin
 keine Geschwister
 verheiratet seit 07. August 1987 mit Frau Beate, geb. Reichstein
 2 Kinder: Tochter Judith, geb. am 30. März 1988; Sohn Erik, geb. am 16. Februar 1990

SCHULBILDUNG Zehnklassige Polytechnische Oberschule (entspricht Grundschule) von 1967 bis 1977, Abschluß mit "Sehr gut"
 Erweiterte Polytechnische Oberschule (entspricht Gymnasium) von 1977 bis 1979, Reifeprüfung "Mit Auszeichnung" bestanden

WEHRDIENST Grundwehrdienst von 1979 bis 1982 als Unteroffizier

HOCHSCHULABSCHLUß Studium der Physik an der Leipziger Universität von 1982 bis 1987
 Abschluß als Diplom-Physiker mit dem Prädikat "Sehr gut"; Hochschulabschluß gesamt mit "Gut"

09/1987 BIS 10/1990 Fachwissenschaftler im Meteorologischen Dienst der DDR Abteilung Forschung; Aufbau einer Modellhierarchie zur täglichen Diagnose von bodennahen Konzentrationen und der Deposition von Luft-Schadstoffen (Schadstofftransportmodellierung der troposphärischen NOx/SOy-Chemie)

01/1991 BIS 02/1991 Erarbeitung einer Studie zu Fragen der Luftbelastung durch einen Großflughafen für das Brandenburgische Umweltministerium

06/1991 BIS 01/1992 Sachbearbeiter für Arbeitsmarktpolitik im Brandenburgischen Ministerium für Arbeit, Soziales, Gesundheit und Frauen

02/1992 BIS 06/1994 Bearbeitung des BMFT-Projektes „Klimatologische Extreme und ihr Zusammenhang mit der Zirkulation“ am Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung (PIK)

07/1994 BIS 06/1998 Fachwissenschaftler am PIK; Themenbereiche: Anpassung, Testung und Validierung regionaler Klimamodelle für verschiedene Gebiete (Europa, Südamerika); Durchführung von Sensitivitätsexperimenten mit modifizierten physikalischen Parametrisierungen sowie Treibhausgas-Szenarienrechnungen; Mitarbeit in den Projekten „Extremer Nord-sommer 1992“ (erste Ansätze zur Extremwert-Validierung); „WAVES“ (semi-aride Regionen Brasiliens) und den EG-Projekt „Regionalization“ sowie „RACCS“ (Europa-weiter Vergleich dynamischer Modelle)

SEIT 07/1998 Mitarbeit in „RECLIM“ (Verbundprojekt von Universität Potsdam und PIK) zur Testung neuer Regionalisierungsansätze

ORT UND DATUM Potsdam, 23. April 1999

UNTERSCHRIFT

ERKLÄRUNG

Hiermit erkläre ich, Uwe Böhm, daß ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfaßt und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.

Potsdam, den 23.04.99

