
Entwicklung und Anwendung von statistischen Vorhersage-Interpretationsverfahren für Gewitternowcasting und Unwetterwarnungen unter Einbeziehung von Fernerkundungsdaten



von
Dipl.-Met. Jan M. Hoffmann



Promotionsarbeit im Fach Meteorologie

**Eingereicht am Fachbereich Geowissenschaften
der Freien Universität Berlin, März 2008**

**Entwicklung und Anwendung von statistischen Vorhersage-Interpretationsverfahren
für Gewitternowcasting und Unwetterwarnungen unter Einbeziehung von
Fernerkundungsdaten**

**Promotionsarbeit im Fach Meteorologie
zur Erlangung des akademischen Doktorgrades**

**Eingereicht am Fachbereich Geowissenschaften der Freien Universität Berlin
im März 2008**

von Dipl.-Met. Jan M. Hoffmann

Gutachter:

Prof. Dr. Ulrich Cubasch

Prof. Dr. Uwe Ulbrich

Tag der Disputation:

27.6.2008

Freie Universität  Berlin

Inhaltsverzeichnis

0	Zusammenfassung	8
1	Einleitung	10
1.1	Motivation	10
1.2	Zielsetzung	11
1.3	Kurzübersicht	13
2	Aktueller Stand der Forschung.....	16
2.1	Fernerkundungsdaten	16
2.1.1	Weterradar	16
2.1.1.1	Allgemeines.....	16
2.1.1.2	Radarverbundsystem DWD.....	19
2.1.1.3	Radarvorhersage	20
2.1.2	Blitze	20
2.1.2.1	Allgemeines.....	20
2.1.2.2	Blitzortung.....	22
2.1.2.3	Blitzortungsdaten in Vorhersagesystemen	23
2.2	Mustererkennung.....	23
2.2.1	Zellerkennung (Detektion)	23
2.2.2	Zelltracking	24
2.3	MOS-Vorhersageverfahren	25
2.3.1	Zur Begrifflichkeit der Vorhersagezeitspannen	25
2.3.2	Wettermodelle	25
2.3.3	MOS-Verfahren.....	26
2.3.3.1	MOS allgemein.....	26
2.3.3.2	Nowcasting mit MOS	31
3	Fernerkundung – Methodiken und Daten.....	34
3.1	Weterradar	34
3.1.1	Die Z-R-Beziehung	34
3.1.2	Radarprodukte DWD	35
3.1.3	Typische Radarmuster.....	38
3.1.4	Klimatologische Betrachtung der PL-Radardaten	40
3.2	Blitze.....	44
3.2.1	Methodik und Techniken der Blitzortung.....	44
3.2.2	Beschreibung der Blitzdaten	46
4	Methodische Grundlagen des MOS-Ansatzes	50
4.1	Allgemeines	50
4.2	Definition der Prediktanden.....	51
4.3	Prediktoren	54
4.3.1	Modellprediktoren	54
4.3.2	Wetterunabhängige Prediktoren	55

4.3.3	Persistenzprediktoren	55
4.3.4	Steptransformierte Prediktoren.....	56
4.3.5	Empirisch transformierte Prediktoren.....	57
4.3.6	Advektionsprediktoren von stationsbezogenen Beobachtungen	58
4.3.7	Advektionsprediktoren für Fernerkundungsdaten	59
4.4	Regressionsalgorithmus.....	65
4.4.1	Einfache und Multiple Lineare Regression	65
4.4.2	Abbruchkriterium	66
4.4.3	Wichtige Kenngrößen von MOS-Vorhersagegleichungen	67
4.4.4	Tabellenformat für MOS-Vorhersagegleichungen	70
4.4.5	Regressionsfolge („Reg-Order-Tabelle“).	74
4.5	Organisation der Regressionsfälle.....	75
4.5.1	Allgemeines	75
4.5.2	Jahreszeiten	76
4.5.3	Fallbedingte Gleichungen	76
4.5.4	Multi-Stations-Ansatz	77
4.5.5	Multi-Issue-Ansatz.....	77
4.6	MOS auf beweglichen Systemen.....	78
5	Entwicklung der MOS-Verfahren	80
5.1	Entwicklung	80
5.1.1	BMOS	81
5.1.1.1	Advektion von Beobachtungsdaten	83
5.1.1.2	Typische BMOS-Gleichungen	85
5.1.2	RadarMOS.....	89
5.1.2.1	Typische RadarMOS-Gleichungen.....	90
5.1.3	WarnMOS	94
5.1.3.1	Die WarnMOS-Prediktanden	94
5.1.3.2	Die WarnMOS-Gebiete.....	95
5.1.3.3	Integration von Radar- und Blitzadvektionsprediktoren.....	96
5.1.3.4	Typische WarnMOS-Gleichungen	103
5.2	Operationelle Systeme	109
5.2.1	BMOS und RadarMOS – operationelle Schemata	109
5.2.2	WarnMOS - operationelles Schema	110
5.3	CellMOS.....	111
5.3.1	Allgemeines.....	111
5.3.2	Zellerkennung.....	111
5.3.3	Zelltracking	113
5.3.4	Die Radarpixel-Korrelations-Methode	114
5.3.5	Berechnung von Starkniederschlagspotential aus Radarinformation	114
5.3.6	Berechnung von Maximalböenpotential an Zellmittelpunkten	115
5.3.7	Berechnung von Hagelpotential an Zellmittelpunkten	116
5.3.8	Regression	116
5.3.9	Typische CellMOS-Gleichungen	117
5.3.10	Operationelle Anwendung.....	120
5.3.11	Diskussion der CellMOS-Entwicklung.....	121
6	Ergebnisse: Fallstudien	124
6.1	Fallstudien.....	124

6.1.1	26. Februar 2002.....	124
6.1.2	18. Juni 2002	129
6.1.3	10. Juli 2002	134
6.1.4	19. Mai 2003.....	137
6.1.5	8. Juli 2004	140
6.1.6	25. Juni 2006	143
6.2	Zusammenfassung der Ergebnisse der Fallstudien	147
7	Ergebnisse: Vergleichende Verifikation	150
7.1	Beschreibung des Verifikationsverfahrens	150
7.2	Verifikation von Wahrscheinlichkeiten	152
7.2.1	Niederschlagswahrscheinlichkeiten wwP und wwP6.....	152
7.2.2	Gewitterwahrscheinlichkeiten wwT und wwT6.....	161
7.3	Verifikation von Niederschlagsmengen und –dauer.....	164
7.3.1	Stündliche Niederschlagsmenge (SqRR1)	164
7.3.2	Stündliche Niederschlagsdauer (RRd1)	168
7.4	Zusammenfassung der Verifikationsergebnisse	169
8	Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick	172
8.1	Zusammenfassung	172
8.1.1	Entwicklung.....	172
8.1.2	Anwendung	173
8.2	Diskussion	175
8.3	Ausblick.....	176
A	Verzeichnis der MOS-Elemente.....	178
B	Ergänzende Abbildungen.....	182
C	Ergänzende Tabellen	184
	Quellenverzeichnis	190
	Verzeichnis der verwendeten Symbole	198
	Größen.....	198
	Indizes	198
	Abkürzungen	199
	Eidesstattliche Versicherung.....	202
	Danksagung.....	204

Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Arbeit werden statistische Vorhersagemethoden (MOS-Verfahren) untersucht im Hinblick auf deren Einsetzbarkeit für Nowcasting und Unwetterwarnungen unter besonderer Berücksichtigung von Fernerkundungsdaten. Dazu wird das bereits beim DWD operationell eingesetzte Blitzvorhersagesystem BMOS zur Vorhersage von Blitzereignissen bzw. Gewitter weiter verbessert sowie Systeme zur Vorhersage von Radarinformationen (RadarMOS) und der Zugbahn und Eigenschaften von Gewitterzellen (CellMOS) neu entwickelt. In einem letzten Schritt werden die Ergebnisse dieser Entwicklungen bzw. die Produkte dieser Systeme in das bereits vorhandene zentrale WarnMOS-System des DWD integriert und dessen Vorhersagequalität dadurch gesteigert.

Zur Verbesserung von BMOS wird das Gitterpunktschema weiterentwickelt sowie die Methodik zur Assimilation und Advektion der Blitzortungsdaten erweitert. Bei der Neuentwicklung des RadarMOS-Systems werden die bereits bei BMOS verwendeten Methodiken für die Anwendung auf Wetterradaranten angepasst. Ziel der Entwicklung ist die Erzeugung von radarbezogenen Vorhersagen wie z.B. der Radarreflektivität (Radarbild der Zukunft) oder Wahrscheinlichkeiten für das Überschreiten bestimmter Reflektivitätsschwellenwerte.

Um die in den anderen Systemen vorhandene Schwäche bei der Vorhersage individueller Gewitterzellen zu beheben, wird die allgemeine MOS-Methodik erweitert, so dass sie auch auf sich bewegenden Objekten (wie z.B. Gewitterzellen) anwendbar wird. Darauf basierend ist ein System entstanden, das in der Lage ist, die Zugbahn und die Eigenschaften individueller Gewitterzellen auf der Basis des MOS-Prinzips vorherzusagen. Für die Bereitstellung der entsprechenden Datenreihen werden außerdem Algorithmen zur Erkennung und Verfolgung von Gewitterzellen in Radar- und Blitzortungsdaten entwickelt und angewendet.

In einem letzten Schritt werden die Ergebnisse bzw. die Produkte der oben angeführten Systeme in das WarnMOS-System des Deutschen Wetterdienstes integriert, indem die für Blitz- und RadarMOS entwickelten Prediktoren auch in WarnMOS bereitgestellt werden. Zusätzlich werden historische Vorhersagereihen von CellMOS als zusätzliche Prediktoren berechnet.

Die Qualität der neuen bzw. verbesserten Systeme wird anhand ausgewählter Fallstudien überprüft. Dazu werden quasioperationelle Vorhersagen gerechnet und mit den tatsächlich eingetretenen Wetterzuständen qualitativ verglichen. Für die objektive Qualitätskontrolle wird für ausgewählte WarnMOS-Prediktanden eine Verifikationsstudie durchgeführt. Untersucht werden dazu quasioperationelle Vorhersagereihen. Anhand von RMSE- und RV-Werten wird die neu hinzugewonnene Vorhersagequalität überprüft und belegt.

Kapitel 1

Einleitung

It should come as no surprise that industrialized societies throughout the world are now being confronted with what Toffler¹ has called the "Third Wave", a technological revolution as profound as the Industrial Revolution itself. The concerns we feel about the role of humans in the weather forecasting services of the future have their origins within this ongoing societal upheaval. Like Toffler, I am cautiously optimistic about the potentially positive impact of the technology, but I intend to be forthright about the problems associated with the transition from industrialized mass society to one in which individual freedom is enhanced by the technology. Science fiction has offered some pretty gloomy pictures of what a future dehumanized, technological society might be like. These depressing scenarios are not inevitable, but it is up to us to seek more positive paths that recognize the value of humans while enjoying the benefits of the technology.

Dr. Charles „Chuck“ Doswell

1.1 Motivation

In Zeiten moderner Hochtechnologie wird insbesondere in den westlichen Industrienationen eine immer dichter werdende Infrastruktur aufgebaut, die gleichzeitig aber immer anfälliger wird für extreme Wetterereignisse. Ausgedehnte, dicht besiedelte Gebiete weiten sich immer mehr in Regionen aus, die überdurchschnittlich von gefährlichen Wetterzuständen betroffen sind. Dementsprechend sind nicht nur die versicherten Werte und die Schadenssummen in den entsprechenden Gegenden rasant angewachsen, sondern auch die Gefahr für Leib und Leben der Bevölkerung bleibt trotz voranschreitender Technik ein großes Problem.

Gewitter stellen für ungeschützte Personen und für den Straßenverkehr eine lebensgefährliche Bedrohung dar. Die meisten Todesfälle sind durch Verkehrsunfälle zu beklagen, die oft durch Zusammenstoß mit umgestürzten Bäumen oder anderen verwehten Gegenständen verursacht werden. In selteneren Fällen sind Tote durch direkten Blitzschlag auf offenem Gelände oder durch plötzliche Überflutung zu beklagen.

¹ Toffler, A., 1980: *The Third Wave*. Bantam Books, New York, 537 pp.

Für die Versicherungswirtschaft ist eine weitere Erscheinung, die in Verbindung mit schweren Gewittern auftritt, von erheblicher Bedeutung: Schwerer Hagelschlag. Er tritt zwar räumlich sehr begrenzt auf, in den betroffenen Gebieten entstehen jedoch sofort immense Schadenssummen durch Beschädigung oder Zerstörung von Gebäuden oder Fahrzeugen, oder aber in der Landwirtschaft durch die Vernichtung ganzer Pflanzkulturen.

Durch eine entsprechende Vorwarnzeit könnten viele der Schäden nicht ganz vermieden, immerhin jedoch reduziert werden. Beispielsweise hätten beim Münchener Hagelunwetter von 1984 bei entsprechender Vorwarnzeit die massiven Schäden an Flugzeugen, die am Flughafen München auftraten, zumindest teilweise durch Verbringen der Maschinen in die Hangars verringert werden können [Kurz, 1985]. Darüber hinaus kann durch rechtzeitige Information der Bevölkerung die Anzahl der durch Wettergefahren verursachten Todesfälle nahezu auf Null reduziert werden. Eine Person, die entsprechend vorgewarnt ist und nach geeigneten Richtlinien zum Verhalten bei Unwetter reagiert, wird mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit nicht zu Schaden kommen. Dies gilt insbesondere für Open-Air-Veranstaltungen, wo es bei schweren Gewittern typischerweise ein hohes Potential für Personenschäden gibt.

Durch den Einsatz moderner Vorhersageverfahren (insbesondere durch Nowcastingverfahren) können gefährliche Wetterzustände erkannt und vorhergesagt werden. Gegenstand dieser Verfahren ist es, die Vorwarnzeit zu maximieren, das Warnggebiet aber gleichzeitig auf einen möglichst kleinen Raum zu beschränken, um unnötige Kosten verursachende Vorbereitungsmaßnahmen in letztendlich nicht betroffenen Gebieten zu vermeiden.

1.2 Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist die Verbesserung vorhandener und die Entwicklung neuer Vorhersageverfahren, die einerseits zur Bereitstellung hoch spezialisierter Guidance² für den Meteorologen im Warndienst verwendet werden können, andererseits einen weiteren Schritt in Richtung automatisierter Überwachung und Warnung vor schwerem Unwetter darstellen. Dabei wird der Schwerpunkt auf die Einbindung von Fernerkundungsdaten wie Wetterradar und Blitzortung sowie die integrierenden Fähigkeiten mathematisch-statistischer Vorhersagesysteme gelegt.

² Der aus dem englischen entnommene Begriff „Guidance“ findet in der Vorhersage-Meteorologie breite Verwendung. Er bezeichnet allgemein automatisch erzeugte Vorhersagedaten, die für die Unterstützung spezialisierter Vorhersagen durch menschliche Meteorologen optimiert sind. Im Warndienst sind das typischerweise entsprechend den angewendeten Warnkriterien definierte, abgeleitete oder statistisch optimierte Vorhersagegrößen. Der Begriff Guidance wird in dieser Arbeit in diesem Zusammenhang häufiger verwendet.

Automatische Vorhersageverfahren spielen heute eine immer wichtigere Rolle in der angewandten Meteorologie. Dabei sind Weiterentwicklungen vor allem in zwei Bereichen von essentieller Bedeutung: Erstens ermöglicht die zunehmende Rechenkapazität der modernen Computer eine immer exaktere Wettermodellierung und –vorhersage sowie die Anwendung von entsprechenden Interpretationsverfahren. Gleichzeitig kann zweitens durch verbesserte Fernerkundungsverfahren ein immer genaueres Bild des Ist-Zustands der Atmosphäre und der in ihr vorhandenen Erscheinungen gewonnen werden.

Trotz immer weiter verbesserter und verfeinerter Wettermodellierung ist es heute noch immer kaum möglich, einzelne Gewitterkomplexe genau genug zu simulieren, um damit flächendeckende und operationelle Warnsysteme automatisch zu betreiben. Die Auflösungen nichthydrostatischer Modelle liegen derzeit an der Grenzgröße kleiner konvektiver Systeme (in der Größenordnung von wenigen km). Auf der anderen Seite gibt es mittlerweile Fernerkundungsdaten, die eine sehr genaue Erfassung des Ist-Zustands in sehr hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung ermöglichen. Mit modernen Wetterradar-Systemen lässt sich alle 5 Minuten ein hoch aufgelöstes (~1 km) dreidimensionales Bild der Niederschlagsverteilung in der Atmosphäre erzeugen. Zusätzliche Informationen gewinnt man zum Beispiel über moderne Doppler-Verfahren, die Aussagen über die Bewegungsrichtung der Niederschlagsteilchen erlauben. Nimmt man zusätzlich Blitzortungsverfahren, die in der Lage sind, viele der auftretenden elektrischen Entladungen sehr genau zu orten und zu klassifizieren, hinzu, so hat man ein sehr exaktes Bild über die momentane Gewittersituation in einem bestimmten Gebiet zur Verfügung.

Die Vorhersage von Gewittern gehört zu den schwierigsten Aufgaben der Wettervorhersage. Gewitter sind räumlich klein, haben meist eine kurze Lebensdauer und verhalten sich in vielerlei Hinsicht nichtlinear bzw. chaotisch. Zentraler Gegenstand dieser Arbeit ist es deshalb, Systeme zu entwickeln, die in der Lage sind, aus den verschiedenen oben genannten Informationsquellen jeweils die bestmöglichen Informationen zu gewinnen und diese zu integrieren. Vorhersageleistung kann dabei sowohl durch lineare Extrapolation des Ist-Zustands, durch Modellsimulation der nahen Zukunft als auch durch interpretative Verfahren wie Regressions-Analysen historischer Beobachtungsdatenreihen gewonnen werden. Dabei wird der Ansatz zu Grunde gelegt, möglichst viele verschiedene Datensätze in einem System zu vereinen, also gleichzeitig Modelldaten, Stationsdaten und Fernerkundungsdaten wie Radar und Blitzortung zu verwenden. Es wird angenommen, dass ein solches integrierendes System besser in der Lage ist, die maximal mögliche Prognoseleistung auf der Basis vorhandener Daten zu erreichen, als voneinander getrennte Einzelsysteme.

1.3 Kurzübersicht

Im Folgenden wird eine kurze Übersicht über den Inhalt der einzelnen Kapitel in dieser Arbeit gegeben.

- Kapitel 2 enthält einen zusammenfassenden Überblick über den aktuellen Stand der Forschung bezüglich der Methodiken und Daten, die in dieser Arbeit Verwendung finden. Dabei werden Schwerpunkte auf Fernerkundungsdaten (insbesondere Wetterradar- und Blitzortungssysteme), sowie auf den Model Output Statistics (MOS) Vorhersageansatz gelegt. Die gegenwärtig in Deutschland verwendete Fernerkundungstechnik wird beschrieben, und auf deren Daten basierende Vorhersagesysteme werden aus der aktuellen Literatur zitiert. Außerdem wird der aktuelle Stand der MOS-Technik beschrieben und anhand der neuesten Fortschritte in der Anwendung diskutiert.
- Gegenstand von Kapitel 3 sind die Daten der Fernerkundungssysteme. Grundlegende Techniken zur Bereitstellung oder Aufarbeitung bzw. Analyse der gewonnenen Daten, die für diese Arbeit von Relevanz sind, werden beschrieben. Außerdem enthält Kapitel 3 kompakte klimatologische Betrachtungen der verwendeten Datenreihen.
- In Kapitel 4 wird eine Beschreibung der MOS-Methodik gegeben, der in dieser Arbeit eine zentrale Bedeutung zukommt. Dabei wird sowohl ein ausführlicher Überblick über die allgemeinen Ansätze und die Funktionsweise von MOS-Vorhersagesystemen gegeben als auch ein spezialisierter Einblick in die neu entwickelten Methoden zur Einbindung von Fernerkundungsdaten in MOS-Systeme. Des Weiteren werden die neuen Möglichkeiten diskutiert, MOS als Nowcasting- und Kurzzeitvorhersage-Werkzeug zu verwenden. Der neu entwickelte Ansatz, MOS auf sich durch den Raum bewegende Gewitterzellen (Lagrangesches Bezugssystem) anzuwenden, wird vorgestellt.
- In Kapitel 5 wird die Entwicklungsarbeit zusammengefasst, die zur Einbindung von Fernerkundungsdaten in MOS-Vorhersagesysteme durchgeführt wurde. Es werden Experimente und Studien beschrieben, die zur Optimierung der definierten Prediktanden und Prediktoren³ angesetzt und ausgewertet wurden. Ferner werden typische Vorhersagegleichungen der verschiedenen Systeme vorgestellt und anhand deren Zusammensetzung die Auswirkungen der neuen Methoden diskutiert sowie deren Qualität überprüft.

³ Vorhersagegrößen werden in der Meteorologie als Prediktoren (Größen zur Vorhersage, unabhängige Variablen) und Prediktanden (vorherzusagende Größen, abhängige Variablen) bezeichnet.

- In Kapitel 6 werden anhand von Fallstudien zu verschiedenen ausgesuchten Wettersituationen die Ergebnisse der MOS-Systeme, die auf Basis der verwendeten Fernerkundungsdaten arbeiten, verdeutlicht. Dazu werden Radarvorhersagen, Gewitter- und Niederschlagsprognosen der drei MOS-Systeme BMOS, RadarMOS und WarnMOS des Deutschen Wetterdienstes (DWD) gezeigt und deren Qualität überprüfend diskutiert.
- Mit Kapitel 7 wird mit einer umfangreichen Verifikationsstudie zu WarnMOS-Niederschlags- und Gewittervorhersagen die Validierung der vorgestellten neuen Methodiken abgeschlossen. Es wurde auf Basis historischer Daten eine Cross-Validation der WarnMOS-Vorhersagen durchgeführt. Anhand von Standard-Verifikationsmaßen (RMSE- und RV-Werte) wird der erzielte Verbesserungseffekt veranschaulicht sowie auf Stärken und Schwächen der neuen Möglichkeiten hingewiesen.
- Kapitel 8 enthält eine abschließende Zusammenfassung und eine bewertende Diskussion der gewonnenen Erkenntnisse. Ferner werden neue Fragestellungen aufgeworfen, die sich während der Entwicklung und Validierung ergeben haben, sowie ein Ausblick auf mögliche Folgeexperimente und –entwicklungen gegeben.

Kapitel 2

Aktueller Stand der Forschung

2.1 Fernerkundungsdaten

Verschiedene Verfahren zur Fernerkundung der Atmosphäre sind heute bedeutsamer Bestandteil der ständigen Beobachtung geworden. Insbesondere für Kurzzeitvorhersagen sind diese Daten mittlerweile nahezu unersetzlich. Für die Erfassung und Beobachtung von Gewittern sind dabei insbesondere die Wetterradartechnik sowie die Blitzortung mittels elektromagnetischer Impulse von hoher Wichtigkeit. Diese Techniken sind mittlerweile so weit vorangeschritten, dass für das Bundesgebiet eine flächendeckende Echtzeitversorgung vorliegt. Zeitlich und räumlich hoch aufgelöste Radardaten des Doppler-Radar-Verbundsystems [Schreiber, 2000] des Deutschen Wetterdienstes (alle 5 Minuten) sowie die Blitzortungssysteme der Firma Siemens (BLIDS) [Siemens AG, 1992] und der Nowcast GmbH (LINET) [Betz et al., 2005] liefern ständig ein aktuelles Bild der Lage. Die detektierten Blitzschläge liegen quasi sofort und in sekundengenauer Auflösung vor. Diese neue Datenqualität hat inzwischen eine immer größere Bedeutung für automatische und menschliche Vorhersagestrategien bekommen; insbesondere spielen Radar- und Satellitendaten bei der Vorhersage von Gewittern eine immer größere Rolle [Collier und Lilley, 1994]. In der genannten Arbeit wurde dazu eine Klimatologie der Gewitterentstehung erstellt, um damit insbesondere die Vorhersage der frühen Phasen der Gewitterlebenszyklen zu verbessern. Da Gewitter häufig fernab von bemannten Beobachtungsstationen entstehen, wurden dazu Blitzortungsdaten sowie Infrarotbilder polumlaufer Satelliten sowie Radardaten untersucht und für die Erstellung eines entsprechenden Datensatzes benutzt. Auch die Kombination aus Wetterradar- und Blitzortungsdaten und deren gemeinsame Nutzung für Nowcasting und Kurzzeitvorhersage von Gewitter und Niederschlagsereignissen findet eine immer verbreitete Anwendung [Goodman, 1991], [Baker et al., 1995].

2.1.1 Wetterradar

2.1.1.1 Allgemeines

In der Atmosphäre schwebende flüssige und feste Partikel im Allgemeinen und Hydrometeore (Regentropfen, Eiskristalle, Hagelkörner, Graupel usw.) im Speziellen haben die Eigenschaft, elektromagnetische Strahlung zumindest teilweise zu reflektieren. Diesen Effekt macht sich die Radar-Technik („**RA**diation **D**etection **A**nd **R**anging“) zu Nutze. Wetterradargeräte basieren auf dem Prinzip, mittels einer gerichteten Antenne gebündelte elektromagnetische Impulse in eine bestimmte Richtung zu senden („Radar-Beam“). Ein Empfänger registriert gleichzeitig die zurückkommende Strahlung. Die ersten Wetterradargeräte waren so in der

Lage, über die Amplitude und den Zeitversatz der ausgesandten und empfangenen Strahlen die Dichte und die Entfernung von in der Atmosphäre schwebenden Partikeln festzustellen. Führt man in rascher Abfolge zahlreiche Abtastungen mit verschiedenen Azimut- und Elevationswinkeln durch, lässt sich mit dieser Methodik ein dreidimensionales Bild der Schwebstoffverteilung im Umfeld des Radargeräts gewinnen. Moderne Radargeräte haben eine horizontale Reichweite von bis zu 250 km, wobei diese Grenze hauptsächlich durch die Erdkrümmung und nicht durch die Technik des Radargeräts bestimmt wird. Da sich die elektromagnetischen Wellen geradlinig ausbreiten, verlaufen die vom Gerät ausgesendeten Strahlen aufgrund der Erdkrümmung ab etwa 250 km aus der Troposphäre hinaus. Zur Erstellung von großflächigen Wetterradarinformationen, die über diese Größenordnung hinausgehen, werden daher mehrere Radargeräte zu einem Radarverbund zusammengeschlossen und deren Daten zum einem so genannten Komposit-Datensatz kombiniert.

Modernere Radargeräte verfügen über die reine Orts- und Dichtebestimmung hinaus über weiter gehende Möglichkeiten. Doppler-Wetterradargeräte sind in der Lage, über die Messung der Phasenverschiebung der zurück kommenden reflektierten Impulse die radiale Relativgeschwindigkeit der reflektierenden Partikel zum Radargerät zu bestimmen. Diese Technik ist von großer Bedeutung bei der Erkennung von Mesozyklonen [Stumpf et al., 1998], die vor allem in Superzellen auftreten und auf besondere Heftigkeit der zu erwartenden Wetterereignisse schließen lassen. Bis zur Einführung von Doppler-Radargeräten gab es ausschließlich durch Augenbeobachtungen die Möglichkeit, Mesozyklonen zu erkennen. Insofern war diese Weiterentwicklung ein wichtiger Meilenstein für die Nutzung von Wetterradardaten im Hinblick auf Gewitternowcasting und Unwetterwarnungen.

Seit einigen Jahren kommen vermehrt so genannte polarimetrische Doppler-Radargeräte zum Einsatz [Bringi und Chandrasekar, 2001]. Diese Geräte senden polarisierte Impulse aus. Hintergrund dieser Entwicklung ist die Tatsache, dass die verschiedenen Hydrometeore bestimmte charakteristische Formen und häufig auch geordnete Orientierungen annehmen. Polarisierte Strahlung wird von diesen verschiedenen Partikeln – abhängig vom Polarisationswinkel – unterschiedlich reflektiert. Die meisten polarimetrischen Doppler-Radargeräte senden zwei orthogonal polarisierte Impulse und können über das gemessene Reflexionsverhalten der beiden Impulse Rückschlüsse auf die Form bzw. die Art der reflektierenden Partikel ermöglichen. Somit sind diese Geräte beispielsweise in der Lage, die Frühwarnungen vor Hagelschlag zu unterstützen. Dies ist insbesondere von Bedeutung, da Hagelschlag oft nur in extrem schmalen Korridoren auftritt und daher in vielen Fällen an den zum Teil weit entfernten Beobachtungsstationen nicht beobachtet wird.

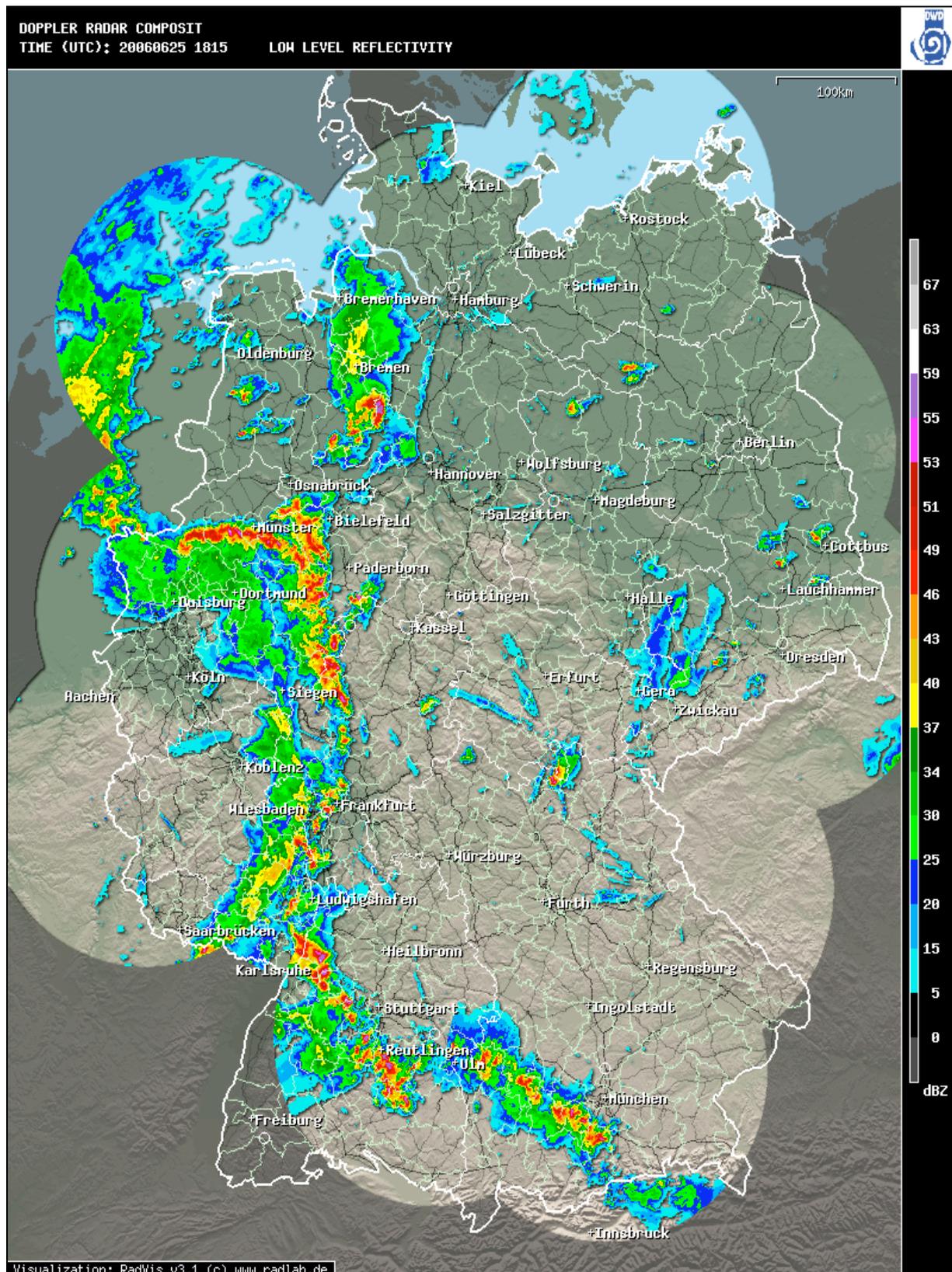


Abb. 2.1: Typische Wetterradar-Reflektivitätsverteilung in sommerlichen Gewittersituationen, Radarkomposit vom 25.6.2006, 18:15 UTC (Daten: DWD). Das aus 15 Einzelbildern zusammengesetzte Bild zeigt Radarreflektivitäten des bodennächsten Elevationswinkels. Erkennbar ist eine Linie starker konvektiver Zellen, die von den Niederlanden über Nordrhein-Westfalen, Rheinland-Pfalz und Baden-Württemberg bis nach Bayern reicht.

Insgesamt gesehen bietet die Wetterradartechnik mittlerweile ein sehr breites Spektrum an Möglichkeiten und hat sich damit zu einem der wichtigsten – wenn nicht sogar dem wichtigsten – System zur Überwachung von Schwergewitter-Situationen entwickelt. Außerdem unterstützen diese Daten in solchen Situationen das Nowcasting und die Erstellung von Unwetterwarnungen für die Öffentlichkeit. Die diagnostischen Möglichkeiten gehen aufgrund der flächendeckenden hohen räumlichen und zeitlichen Auflösung der gewonnenen Daten (Abb. 2.1) weit über die Möglichkeiten von Augenbeobachtungsnetzen sowie Satellitenbeobachtungen hinaus.

2.1.1.2 Radarverbund DWD

Die Nutzung von Radar zur Erfassung meteorologischer Parameter durch den Deutschen Wetterdienst (DWD) geht bis in die 60er Jahre des letzten Jahrhunderts zurück. Die flächendeckende Abdeckung des gesamten Bundesgebiets durch Wetterradar wurde in den 80er Jahren durch die Konzeption eines digitalen Radarverbundsystems weiter vorangetrieben. Hierzu wurden neue Geräte angeschafft, die zunächst an 10 Standorten betrieben wurden. Nach der Wiedervereinigung wurde diese Anzahl auf 16 Standorte erhöht. Das Verbundsystem ist so ausgelegt, dass eine nahezu vollständige (Flächenabdeckung ~95% im 125 km-Radius) Erfassung der Niederschläge zur hydrometeorologischen Weiterverarbeitung möglich ist. Ferner ist damit eine hohe Redundanz der Daten im 200 km-Radius gegeben, so dass Ausfälle durch technische Störungen oder Wartungsbetrieb leicht kompensiert werden können [*Schreiber, 2000*].

Die Hardware des Verbundsystems setzt sich aus Geräten der Firma EEC (DWSR-88) und den Geräten vom Typ Meteor 360 AC der Firma Gematronik zusammen. Letztere verfügen standardmäßig über eine Doppler-Einrichtung, die anderen Geräte sind nachgerüstet [*Schreiber, 2000*]. Alle Radarstandorte verfügen über die Dopplerfunktionalität, so dass von allen Stationen auch Radialwindfelder im operationellen Rhythmus (5 Minuten) vorliegen.

Trotz der Unterschiede der verwendeten Hardware wird an allen Radarstandorten eine einheitliche Weiterverarbeitung der Signale eingesetzt. Hierbei wird unter anderem ein statistischer Clutterfilter⁴ angewendet, um Stördaten aus den Messungen zu entfernen [*Meischner, 2003*]. Detaillierte Informationen zum Radarverbund des DWD sowie Beschreibungen der beim DWD verwendeten Datenformate können der Dokumentation von *Schreiber* [2000] entnommen werden. Eine kurze Beschreibung der Daten wird in Kapitel 3 dieser Arbeit gegeben.

⁴ Mit Clutter (engl. für Stördaten) bezeichnet man tatsächliche oder vorgetäuschte Radarechos, die nicht wetterbedingt und daher bei der meteorologischen Nutzung unerwünscht sind. Die wichtigsten Clutter-Arten in Wetterradardaten sind Impulsstörungen, Bodenechos (durch Beugung des Radarstrahls) und Festechos (z.B. durch hohe Gebäude oder Berge).

2.1.1.3 Radarvorhersage

Die Vorhersage von Radarbildern bzw. der darin enthaltenen speziellen Muster (wie zum Beispiel Gewitterzellen) wird hauptsächlich mit zwei verschiedenen Methoden durchgeführt. Zum einen gibt es Extrapolations-Verfahren, die auf Basis eines zeitlichen Trends den aktuellen Ist-Zustand in die Zukunft extrapolieren. *Kitzmilller* [1996] hat ein solches Verfahren für das amerikanische Radarverbundsystem entwickelt. Auch das vom DWD entwickelte KonRad-System zur Vorhersage von Gewitterzellen ist in die Reihe dieser Extrapolations-Systeme einzuordnen. Ein weiteres – nicht statistisch angesetztes – Verfahren, Radar- bzw. Niederschlagssignale aus Fernerkundungsdaten mit einem Modellwind-Trajektoriensystem zu verlagern und als Prediktoren zu verwenden, haben *Winterrath und Rosenow* [2007] eingeführt.

Im Gegensatz dazu gibt es aber auch verschiedene statistische Ansätze, vor allem Multiple Lineare Regression oder Monte-Carlo-Verfahren sowie selbst lernende Systeme wie neuronale Netze, die erfolgreich auf das Problem der Radarbildvorhersage angewandt werden können [*Marzban und Stumpf*, 1995]. Das 2004 beim DWD implementierte RadarMOS ist ein solches statistisches Verfahren auf der Basis von Regressionsgleichungen [*Hoffmann und Knüpfner*, 2003].

Mecklenburg et al. [2000] haben mit verschiedenen Korrelationsverfahren experimentiert, um mittels Radar-Tracking eine Verbesserung der Niederschlagsvorhersagen für die Alpenregion zu erzielen. Dazu wurden unter anderem die beiden Tracking-Verfahren TREC [*Rinehart und Garvey*, 1978] und COTREC [*Li et al.*, 1995] verwendet, sowie verschiedene Fehlerabschätzungsverfahren und Aneichungsverfahren mittels Beobachtungen (z.B. durch Auswertung von Hagelereignissen) eingeführt. Mit solchen Methoden konnten die Niederschlagsvorhersagen der Extrapolationsverfahren insbesondere für Vorhersagezeitspannen größer als 30 Minuten verbessert werden.

2.1.2 Blitze

2.1.2.1 Allgemeines

In Niederschlag produzierenden Wolken der Erdatmosphäre kommt es unter bestimmten Bedingungen zu einer Ladungstrennung. Der genaue Mechanismus für diese Trennung ist bis heute noch Gegenstand der Forschung. Es ist aber allgemein akzeptiert, dass die Reibung der fallenden Hydrometeore dabei eine zentrale Rolle spielt [*Gaskell*, 1980]. Durch Kollision von Eispartikeln untereinander oder von unterkühlten Wassertropfen mit Eiskristallen wird Ladung getrennt und - sofern ein Aufwind in der Wolke vorhanden ist - verfrachtet. So kommt es mit der Zeit zu einer positiven Aufladung der oberen Wolkenanteile und einer negativen Aufladung mittlerer und tiefer Wolkenbereiche [*Bürgesser et al.*, 2006]. Sind sehr starke Aufwinde vorhanden, findet man häufig einen zweiten positiven Bereich an der

Wolkenunterseite, so dass eine Tripol-Struktur der Ladungsverteilung entsteht [Williams, 1989]. Überschreitet die dabei entstehende Spannung einen kritischen Wert - die sog. Durchbruchsspannung, die für mit Feuchtigkeit gesättigte Luft bei etwa 1 MV/m liegt [Wallace und Hobbs, 2006], kommt es zu einer elektrischen Entladung. Durch Ionisation der Luftmoleküle wird dieser kritische Wert auf etwa 200.000 Volt herabgesetzt. Dann fließen Elektronen in einem schmalen Plasmakanal und gleichen einen Teil der Ladungstrennung aus. Dabei ist das Plasma als sehr heller Lichtbogen sichtbar. Die Luft wird zudem explosionsartig sehr stark erhitzt (bis ca. 10.000 K), und die hierdurch verursachte Druckwelle ist als tieffrequenter Schall (Donner) bis in eine Entfernung von ca. 10 km hörbar [Reiter, 1992]. Die Hörbarkeit von Donner gilt an SYNOP-Beobachtungsstationen als definierendes Merkmal für das Auftreten von Gewitter.

Der eigentlichen Blitzentladung geht eine Reihe von Vorentladungen voraus. Dabei baut sich durch Stoß-Ionisation schrittweise ein maximal einige cm breiter leitender Plasma-Kanal auf. Dieser kann mehrmals die Richtung ändern und sich zudem verzweigen. Kurz bevor der Kontakt zum Erdboden geschlossen wird, geht vom Boden aus eine schwach dunkelblau leuchtende Fangentladung aus. Bei Kontaktschluss erfolgt die erste Hauptentladung, bei der durch Elektronenfluss die Spannungsdifferenzen teilweise ausgeglichen werden. Es können weitere sekundäre Hauptentladungen folgen [Baatz, 1985]. Dabei werden Stromstärken bis zu einer Größenordnung von 100 kA erreicht. Die Dauer einer Entladung ist sehr klein, in der Größenordnung von 1 ms [Reiter, 1992]. Die Kaskade der Hauptentladungen kann sich aber insgesamt über mehrere Sekunden hinziehen. Die Länge der Blitzkanäle beträgt durchschnittlich einige km und kann in besonderen Situationen (z.B. bei Ambossblitzen) bis zu 100 km erreichen.

Man unterscheidet zwischen Wolke-Boden-Blitzen (CG) und Blitzen, die innerhalb der Wolken stattfinden (CC) sowie zwischen negativ polarisierten Blitzen und Blitzen mit positiver Polarität. Letztere schlagen meist aus den oberen positiv geladenen Teilen der Wolken in den Boden ein. Positiven Blitzen kommt eine besondere Bedeutung zu, weil sie im Mittel deutlich stärker sind und zudem teilweise unvermittelt fernab vom Gewitterzentrum aus dem Amboss der Gewitterwolke einschlagen und daher ein besonders hohes Schadenspotential haben [Wallace und Hobbs, 2006].

Auf der Erde treten täglich in der Größenordnung 10 Millionen Blitze auf. Die Blitzhäufigkeit ist allerdings regional sehr verschieden (Abb. 2.2). Allgemein treten in Äquatornähe die meisten Blitze auf, in Polnähe sind Blitze dagegen extrem selten.

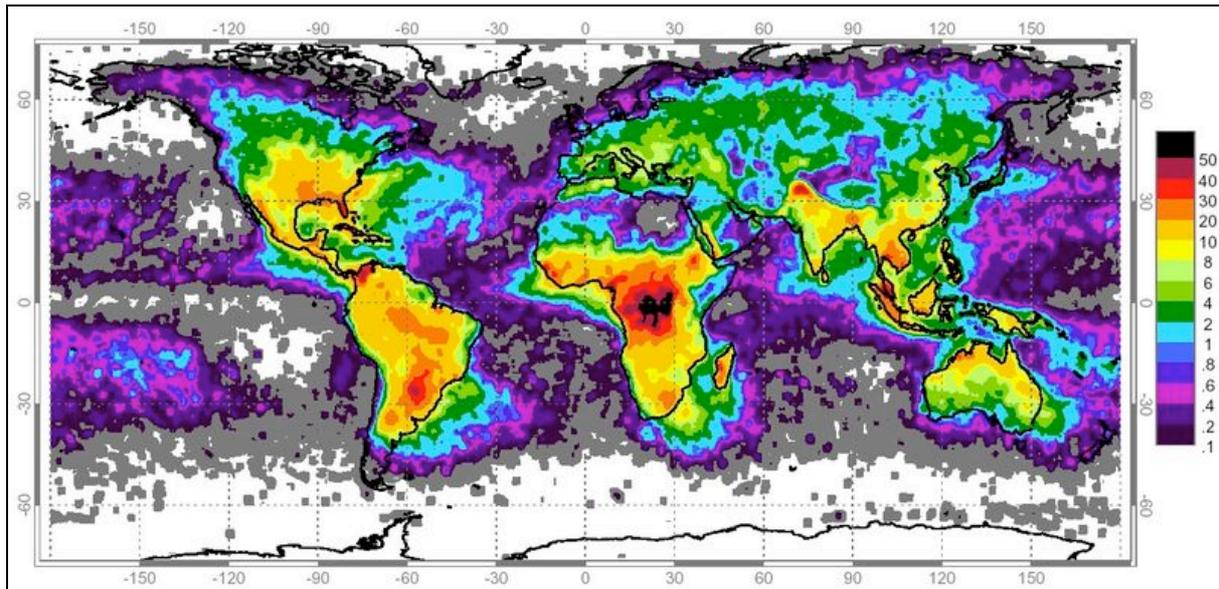


Abb. 2.2: Globale Verteilung der Blitzhäufigkeit, angegeben in Anzahl Blitzen pro km² und Jahr. [NASA, 2003].

2.1.2.2 Blitzortung

Die in Zusammenhang mit Gewittern auftretenden Blitzschläge können mit moderner Technik automatisch geortet und deren Stärke gemessen werden. Dabei wird ausgenutzt, dass die elektrischen Entladungen elektromagnetische Impulse mit charakteristischen Mustern und Amplituden hervorrufen, die sich im Raum ausbreiten und von entsprechend ausgelegten Antennen empfangen werden können [Gerl, 1991].

In Deutschland werden vor allem zwei Systeme eingesetzt (Stand 2007), deren Daten auch für die statistischen Vorhersagesysteme genutzt werden können. Beim Deutschen Wetterdienst (DWD) wurden bis zum Oktober 2006 die Daten des „Blitz Informationsdienst von Siemens (BLIDS)“ eingesetzt [Siemens AG, 1992]. Danach erfolgte eine Umstellung auf die LINET-Daten der Firma Nowcast GmbH in München [Betz et al., 2005]. Ein wesentlicher Unterschied zwischen den beiden Systemen besteht vor allem darin, dass das neuere LINET-System auf kürzer reichweitige Antennen setzt. Es ist zwar ein dichteres Netz an Antennenstationen erforderlich, dafür liefert das System aber wesentlich mehr Signale als das Siemens-System, so dass Gewitter damit früher erkannt werden können. Zudem sind die beobachteten Blitzschläge noch diskreter verteilt, so dass Zellen noch klarer erkannt werden können [Betz et al., 2002].

Bei der Verwendung in den statistischen Verfahren, die auf weitgehend homogene historische Beobachtungsreihen angewiesen sind, müssen diese Unterschiede berücksichtigt werden, indem die beiden Reihen homogenisiert werden (vgl. Kap. 5.1.1). Besondere Bedeutung kommt Blitzortungsdaten im Vergleich zu Radardaten deswegen zu, weil im frühen Lebensstadium einer Gewitterzelle die ersten Entladungen oft schon registriert werden, bevor

der erste Niederschlag den Boden erreicht [Steinacker *et al.*, 2000]. Diese Eigenschaft macht Blitzortungsdaten zu sehr wertvollen Prediktoren für Nowcasting- und Kurzfrist-Vorhersagesysteme für Gewitter.

2.1.2.3 Blitzortungsdaten in Vorhersagesystemen

Dass Blitzortungsdaten als Prediktor auch über die reine Gewittervorhersage hinaus wichtige zusätzliche Information in statistische Vorhersagesysteme einbringen können, hat *Shackford* [1960] bereits in einer früheren Studie gezeigt. So ist aus Blitzortungsdaten auch Vorhersagequalität für Niederschlagsprozesse zu gewinnen, wie seine Untersuchung für den Raum Neuengland zeigt. Auch *Reap* [1986] hat in seiner Studie über die Blitzverteilung über den westlichen Teilen der USA in der 1983-84er Sommersaison bereits auf den möglichen Nutzen von klimatologischen Blitzdaten als Gewitterprediktoren in statistischen Vorhersagesystemen hingewiesen.

Xiushu et al. [1993] haben darüber hinaus in einer Untersuchung der Blitzortungsdaten des japanischen Ortungssystems verschiedene Zusammenhänge zwischen Blitzortungsdaten und der Orografie gefunden. Des weiteren wurden Methoden entwickelt, aus den Daten Rückschlüsse auf die konvektive Aktivität und deren Entwicklung zu ziehen. Dazu wurden die Daten auf verschiedene Parameter (Blitzfrequenz und Blitztypenverteilungen) hin untersucht. In einem weiterführenden Schritt wurden Radardaten in diese Methoden einbezogen, so dass letztendlich ein Gewitternowcasting-System auf der Basis kombinierter Blitzortungs- und Radardaten entstand. *Xiushu et al.* [1993] erreichten mit dieser Methodik gute Ergebnisse für Vorhersagezeitspannen von 30 bis 90 Minuten.

2.2 Mustererkennung

2.2.1 Zellerkennung (Detektion)

Die Erkennung von Gewitterzellen aus Radarbildern oder Blitzortungsdaten stellt für das menschliche Auge keine besondere Aufgabe dar. Für statistische Untersuchungen und Anwendungen sowie für die Entwicklung automatischer Systeme sind jedoch Algorithmen notwendig, die diese Aufgabe übernehmen. Es stellt sich heraus, dass die Struktur solcher Algorithmen vergleichsweise komplex wird, wenn man hohe Anforderungen an die Qualität der Ergebnisse (Mustererkennung) stellt. Die Entwicklung und Verbesserung solcher Algorithmen durch Verifikation ist daher ein zentraler Bestandteil der automatischen Nowcast-Systeme. Die gleichzeitige Reduktion falscher Detektion (FAR = „false alarm rate“, falsche Erkennung eines bestimmten Musters, z.B. Gewitterzelle im Radarbild) bei Optimierung der Trefferquote (POD = „probability of detection“, richtige Erkennung des Musters) ist in diesem Zusammenhang eine wichtige Optimierungsaufgabe.

Die für CellMOS (vgl. Kap. 5.3) verwendeten Ansätze sind im Wesentlichen vereinfachte Varianten der Ansätze, die auch dem vom National Weather Service (NWS) der USA entwickelten SCIT-Algorithmus zu Grunde liegen [Johnson *et al.*, 1997]. Das Prinzip beruht im Wesentlichen darauf, mittels definierter Schwellenwerte kleine zusammenhängende Gebiete sehr hoher Reflektivität aus den radial angeordneten Radarpixeln zu erkennen und deren Schwerpunkte den tatsächlichen Gewitterzellen zuzuordnen.

2.2.2 Zelltracking

Um die zukünftige Zugbahn einer Gewitterzelle und deren Lebenszyklus statistisch vorherzusagen, werden nicht nur statische Angaben über die Eigenschaften einer Gewitterzelle zu einem bestimmten Zeitpunkt (z.B. zum Zeitpunkt eines Radarscans) benötigt, sondern auch Informationen über den zeitlichen Verlauf dieser Eigenschaften. Dieser zeitliche Verlauf stellt letztendlich den kompletten Lebenszyklus einer Gewitterzelle dar. Hierzu reichen aber die aus dem reinen Zellerkennungsmechanismus gewonnenen Daten nicht aus, da mit diesen keine Aussage über die Zugehörigkeit bestimmter Gewitterzellorte zueinander in aufeinander folgenden Radarbildern gemacht werden kann. Es ist also ein zusätzlicher „Tracking“-Mechanismus notwendig, der die Zellortungen in einem Radarbild, wenn möglich, entsprechenden erkannten Zellen im vorhergehenden Bild zuordnet. Dann erst können durch Differenzbildung Aussagen über die zeitliche Veränderung der Zelleigenschaften (wie Verlagerung oder Entwicklung) gemacht werden. Schließlich sind es genau diese Veränderungen, die von besonderem prognostischem Interesse sind. Breite Verwendung finden dabei beispielsweise Korrelationsmethoden, die durch Vergleich von zueinander verschobenen aufeinander folgenden Radarbildern die Verlagerungsvektoren der Zellen abschätzen [Li *et al.*, 1995], [Rinehart und Garvey, 1978].

Das KonRad-System ist ein entsprechendes System, das basierend auf den Daten des DWD-Radarverbands konvektive Zellen in den einzelnen Radarbildern erkennt, mit bestimmten Eigenschaften versieht und zugehörige Daten in aufeinander folgenden Bildern zu Zelltrajektorien miteinander verbindet [Lang *et al.*, 2003]. Ein weiteres System zur Erkennung und Kurzfristvorhersage von konvektiven Ereignissen auf Basis von Zell-Lebenszyklen stellt das Projekt „GANDOLF“ [Hand, 1996] dar, das ebenfalls auf der Analyse von Fernerkundungsdaten basiert. Steinacker *et al.* [2000] haben ein System entwickelt, das auf Basis von Blitzortungs- und Radardaten ein automatisches Erkennen und Tracking von Gewitterzellen leistet. Ein vergleichbares Verfahren wurde auch für das in dieser Arbeit vorgestellte CellMOS entwickelt.

2.3 MOS-Vorhersageverfahren

2.3.1 Zur Begrifflichkeit der Vorhersagezeitspannen

Die Qualität bzw. die Genauigkeit von Wettervorhersagen hängt nicht nur vom gewählten Verfahren oder dem Prediktanden ab, sondern auch ganz erheblich von der Vorhersagezeitspanne (Differenz zwischen Ausgabezeitpunkt der Vorhersage und dem Gültigkeitszeitpunkt). Wettervorhersagen sind heute bis zu einer Vorhersagezeitspanne von bis zu 10 Tagen mit nachweisbarer Qualität möglich, dies allerdings auch nur für bestimmte Prediktanden und mit speziellen Techniken. Für bestimmte Bereiche der Vorhersagezeitspanne haben sich mit der Zeit allgemein akzeptierte Begrifflichkeiten etabliert. Diese sind zwar nicht fest definiert, jedoch allgemein gebräuchlich. Sie finden auch in dieser Arbeit vermehrt Anwendung, daher werden an dieser Stelle kurz die verwendeten Zeitspannen vorgestellt:

- Langfrist länger als 10 Tage
- Mittelfrist 3 bis 10 Tage
- Kurzfrist 12 Stunden bis 3 Tag(e)
- Kürzestfrist 2 bis 12 Stunden
- Nowcast 0 bis 2 Stunden

2.3.2 Wettermodelle

Numerische Wettermodelle liefern die Grundlage für nahezu alle angewendeten Vorhersagetechniken, die sich über die Zeitskala des reinen Nowcasting hinaus erstrecken. Zu unterscheiden sind dabei die so genannten Globalmodelle, die auf einem eher grob aufgelösten Gitter den globalen Zustand der Atmosphäre analysieren und Vorhersagen bis in den Bereich der erweiterten Mittelfrist (ungefähr +10 Tage) berechnen und Lokalmodelle mit hoch aufgelösten begrenzten Vorhersagegebieten. Diese hoch aufgelösten Modelle sind teilweise sogar in der Lage, nichthydrostatische Effekte, zu denen auch die Konvektion zu zählen ist, zu simulieren. Jedoch ist es bis heute noch nicht möglich, einzelne konvektive Systeme (wie z.B. Gewitterzellen) auf einer größeren räumlichen Skala mit solchen Modellen korrekt zu erfassen und vorherzusagen.

Die auffälligsten Nachteile dieser Modelle sind zum einen deren für viele Anwendungen zu geringe Auflösung (beim Globalmodell GME beträgt die Gittermaschenweite derzeit rund 37 km [Majewski et al., 2002]) sowie deren Neigung zu systematischen Fehlern durch ungenaue oder stark parametrisierte Modellphysik. Diese beiden Schwachpunkte können durch statistische Systeme (z.B. MOS, vgl. Kap. 2.3.3) in der Nachverarbeitung behandelt werden [Glahn, 1991].

2.3.3 MOS-Verfahren

MOS bedeutet „Model Output Statistics“ und beschreibt die statistische Nachbearbeitung von Vorhersagedaten anhand historischer Beobachtungsdatensätze [Glahn und Lowry, 1972].

2.3.3.1 MOS allgemein

MOS-Verfahren werden gegenwärtig sehr verbreitet eingesetzt, um automatische Vorhersagen für bestimmte Orte zu erzeugen. Dabei werden im klassischen Ansatz die Ergebnisse numerischer Wettermodelle mittels linearer Regression anhand historischer Datensätze (SYNOP-Beobachtungsdaten) adaptiert. So können einerseits systematische Fehler der numerischen Modelle, die aufgrund zu niedriger Auflösung oder stark vereinfachter Modellphysik zu Stande kommen, deutlich korrigiert werden. Andererseits werden ortsspezifische Besonderheiten berücksichtigt, so dass auch für Stationen mit ungewöhnlicher Lage akkurate Prognosen erzeugt werden können. Der typische MOS-Prediktandensatz enthält die üblicherweise an SYNOP-Stationen direkt beobachteten Parameter [Klein und Glahn, 1974] sowie weitere daraus abgeleitete Elemente, wie z.B. probabilistische Vorhersagen für das Eintreten bestimmter Ereignisse (z.B. Wetterzustand [Glahn und Bocchieri, 1976]) oder Wahrscheinlichkeiten für das Überschreiten von Schwellenwerten [Arrit und Frank, 1985]. Ein MOS-Diagramm mit klassischen Stationsvorhersagen für die Station Berlin Tempelhof (WMO 10384) ist im Anhang B, Abb. B.1 zu finden. Auch für die Flugmeteorologie findet MOS verbreitet Anwendung, z.B. zur automatischen Erzeugung von Flughafenvorhersagen (TAFs und GAFORs), die wichtiger Bestandteil der Flugplanung sind [Knüpfner, 1997].

Neueste Interpolations-Techniken, die speziell auf den MOS-Ansatz hin optimiert wurden, lassen mittlerweile sogar MOS-Vorhersagen für Orte zu, an denen keine Beobachtungsdaten vorliegen. Hierzu werden entsprechend repräsentative Stationen gesucht und deren Regressionskoeffizienten geeignet interpoliert [Walts und Pochop, 1976].

Die Stärke statistischer Interpretationsverfahren zeigt sich besonders beim Vergleich mit durch den Menschen erstellten Vorhersagen. In den Niederlanden, wo MOS-Systeme vom staatlichen Wetterdienst (KNMI) bereits seit den 80er Jahren eingesetzt werden, konnte bereits für die damaligen MOS-Systeme für die Vorhersagetage drei bis fünf kaum noch eine Verbesserung der Vorhersagedaten durch die Synoptiker erzielt werden [Lemcke und Kruijzinga, 1988]. Auch beim Deutschen Wetterdienst (DWD) werden bereits seit längerer Zeit die durch Synoptiker herausgegebenen Prognosen an den jeweils aktuell besten verfügbaren automatischen Vorhersagen durch vergleichende Verifikation gemessen (Abb. 2.3) [Göber, M., 2007, persönliche Mitteilung]. Mit der Einführung statistischer Interpretationsverfahren haben automatische Vorhersagen in Deutschland erstmalig eine Qualität erreicht, die von menschlichen Vorhersage-Meteorologen kaum noch verbessert

werden kann. Bereits die Einführung eines Kalman-Verfahrens beim DWD führte 1994 zum ersten Mal dazu, dass die automatisch erzeugten Vorhersagen vorübergehend besser waren als die durch die Synoptiker erstellten Prognosen. Nach einer Lernphase konnte diese Situation zwar zwischenzeitlich wieder umgekehrt werden. Mit der Einführung und der schrittweisen Weiterentwicklung von MOS-Verfahren ab dem Jahr 1999 waren die statistisch optimierten Verfahren schließlich dauerhaft nicht mehr durch den Menschen zu schlagen. Dies gilt insbesondere seit der Einführung von MOS-Mix [Vislocky und Fritsch, 1995] auf der Basis der Modelle GME und ECMWF im Jahr 2004 [Knüpfper, K., 2004, persönliche Mitteilung].

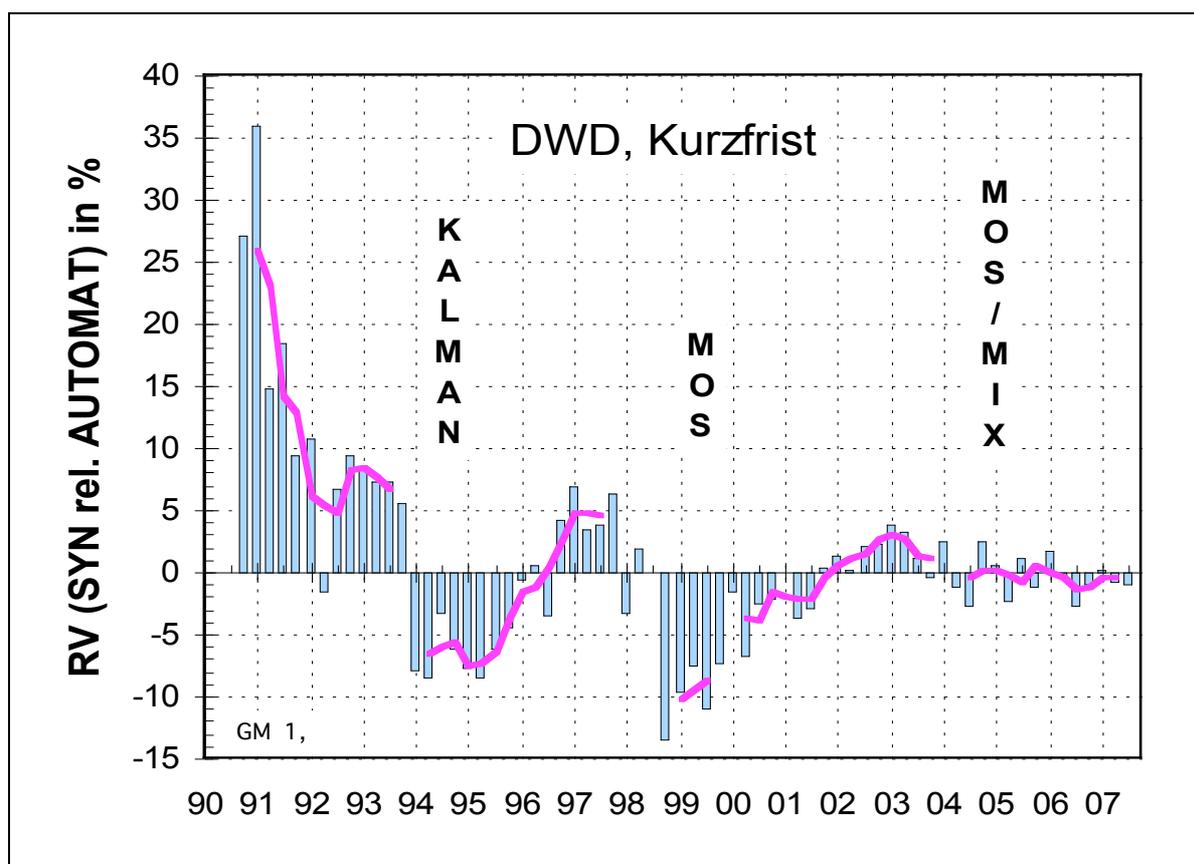


Abb. 2.3: Vergleichende Verifikation von durch Synoptiker beim DWD erstellten Vorhersagen und den zum jeweiligen Zeitpunkt besten verfügbaren automatischen Prognoseverfahren. Positive RV-Werte bedeuten, dass die durch den Menschen erstellten Vorhersagen besser verifizierten und umgekehrt. Ab der Einführung von MOS-Verfahren im Jahr 1999 konnten die Prognosen der automatischen Verfahren dauerhaft nicht mehr signifikant durch den Menschen verbessert werden [Göber, M., 2007, persönliche Mitteilung].

Der große Nutzen von MOS ergibt sich vor allem aus zwei Eigenschaften: Erstens ist MOS in der Lage, typische systematische Modellfehler zu korrigieren. Dies gilt auch für Parameter, bei denen numerische Modelle oft erhebliche Vorhersagefehler produzieren, z.B. beim Bedeckungsgrad [Carter und Glahn, 1976]. Zweitens kann MOS Vorhersagen für probabilistische und andere abgeleitete Prediktanden erzeugen, die nicht aus dem Direct Model Output (DMO) gewonnen werden können, so z.B. Gewitterwahrscheinlichkeiten oder bestimmte Schwellenwertüberschreitungen. In den USA werden seit längerem solche MOS-

Vorhersagen genutzt [Carter *et al.*, 1989], wobei sich die probabilistischen Niederschlagsvorhersagen immer weiter verbessert haben [Glahn, 1984]. Daher eignet sich MOS besonders zur Unterstützung des „Meteorologen vom Dienst“ bei der Erstellung der Vorhersagen [Knüpfper, 1996]. Die MOS-Standard-Methodik wurde auch durch Einführung neuer Techniken erweitert. So konnten Hammons *et al.* [1976] zeigen, dass sich MOS-Vorhersagen durch Entwicklung jahreszeiteinspezifischer Vorhersagegleichungen signifikant verbessern lassen. Ein weiterer, grundsätzlicher Vorteil von MOS-Systemen ist deren Fähigkeit, unterschiedliche Datenquellen zu vereinen und die maximal mögliche gemeinsame prognostische Information zu nutzen. Dabei können entweder mehrere numerische Wettermodelle oder verschiedene Beobachtungsdatenquellen (z.B. neben SYNOP-Beobachtungen auch Fernerkundungsdaten) eingesetzt werden. Durch die gleichzeitige Verwendung mehrerer teilweise unabhängiger Informationsquellen lässt sich die Vorhersagequalität im Vergleich zu Einzelsystemen in den meisten Fällen steigern [Verret und Yacowar, 1989].

Neben dem klassischen Standard-MOS (auf Beobachtungsstationen und deren Daten basierend) haben sich in jüngster Zeit neue Ansätze und Projekte auf MOS-Basis ergeben. Erfolg versprechend sind vor allem:

- i) Multi-Stations-Ansatz
- ii) Standard-MOS erweitert auf Interpolationsstationen
- iii) MOS als Flächenprodukt auf einem Gitterpunktsystem
- iv) MOS auf beweglichen Systemen (z.B. Schiffen oder Gewitterzellen)

zu i) Multi-Stations-Ansatz

Der Multi-Stations-Ansatz ist eine besondere MOS-Methode, bei der die Daten mehrerer Vorhersageorte für eine gemeinsame Regression gruppiert werden. Damit wird erreicht, dass sich die Anzahl der Regressionsfälle deutlich erhöht. Dies führt in vielen Fällen – insbesondere für Prediktanden, die seltene Ereignisse beschreiben – zu wesentlich stabileren Vorhersagegleichungen (vgl. Kap. 4.5.4).

Der Multi-Stations-Ansatz fand bei allen im Ergebnisteil dieser Arbeit diskutierten Systemen Anwendung. Bei den Gitterpunkt-MOS-Produkten (vgl. auch iii) BMOS und RadarMOS wurden mehrere Gitterpunkte gruppiert. Beim WarnMOS sind entsprechend Landkreise mit ähnlichen Eigenschaften zusammengefasst worden. Da insbesondere BMOS als auch WarnMOS viele Prediktanden enthalten, die relativ seltenen Ereignissen entsprechen, hat dieser Ansatz wesentlich zur Stabilität der Gleichungen beigetragen. Hätte man beispielsweise beim BMOS spezifische Gleichungen für jeden einzelnen Gitterpunkt entwickelt, wären die Vorhersagen stark verrauscht und verifizierten wesentlich schwächer.

Zu ii) Interpolationsstationen

Die frühen MOS-Systeme hatten den Nachteil, dass sie – anders als zum Beispiel der flächendeckend vorhandene DMO – immer nur dort verfügbar waren, wo auch entsprechende Beobachtungsdaten vorlagen, also z.B. an SYNOP-Stationen. Eine einfache Interpolation auf Vorhersageebene macht oft kaum Sinn, da hierdurch geografische und meteorologische Unterschiede bzw. Besonderheiten an den Vorhersagepunkten verloren gehen. Einen Ausweg aus dieser Problematik bietet ein Interpolations-Ansatz auf Statistik- bzw. Koeffizienten-Ebene. Hierbei werden für den jeweiligen Punkt, für den Vorhersagen erzeugt werden sollen, umliegende meteorologisch und geografisch repräsentative MOS-Stationen ausgewählt [Walts und Pochop, 1976]. Mit einem Gewichtungsverfahren werden dann die Regressions-Koeffizienten dieser Stationen gemixt. Somit wird ein virtueller Koeffizienten-Satz für den ausgewählten Punkt generiert. Dieser Koeffizienten-Satz kann nun auf entsprechend erzeugte Modell- und sonstige Prediktoren angewendet werden, um eine MOS-Vorhersage für den gewählten Punkt zu erstellen.

Ein solcher Ansatz wurde in ähnlicher Form bei der Entwicklung von WarnMOS gewählt, um - statt für Beobachtungsstationen - für Landkreise (bzw. deren Gebietsmittelpunkte) Vorhersagen zu machen. Dort liegen zunächst keine Beobachtungsdaten vor (vgl. Kapitel 5.2.2). Bei WarnMOS wurde diese Methode zudem mit dem Multi-Stationen-Ansatz kombiniert.

Dass sich MOS-Vorhersagen nicht nur räumlich, sondern auch zeitlich ausdehnen lassen, zeigt eine Studie von Burrows [1985]. Diese Untersuchung beschreibt eine erfolgreich angewendete Methode, MOS-Gleichungen zeitlich verschoben anzuwenden und damit zeitliche Lücken (zum Beispiel wenn Beobachtungsdaten fehlen) in Standard-MOS-Systemen zu schließen.

Zu iii) Gitter-MOS

MOS galt lange Zeit als das typische Vorhersagewerkzeug für Beobachtungsstationen. Da das Grundprinzip auf induktiver Modellierung (z.B. einfacher linearer Regression von Datenreihen) beruht, ist das potenzielle Anwendungsgebiet jedoch sehr breit. So wurden während der 90er Jahre erste MOS-Systeme auf der Basis von Gitterpunkten entwickelt, z.B. das 1999 beim DWD in den operationellen Betrieb aufgenommene BMOS [Knüpfner, 2001]. Das Prinzip ist einfach: Statt der Beobachtungen an irregulär im Raum gelegenen Beobachtungsstationen dienen hier beliebige Daten, die an regulären Gitterpunkten vorliegen, als Regressionsgrundlage. Dies sind typischerweise vor allem Fernerkundungsdaten, die flächendeckend vorliegen und mittels geeigneter Transformationen auf das gewünschte Gitter gebracht werden können. Dann können Vorhersagegleichungen für die einzelnen Gitterpunkte entwickelt werden, und im Ergebnis erhält man ein MOS-Vorhersagesystem, das auf dem definierten Gitter – und damit flächendeckend – Vorhersagen erzeugt. In einer Arbeit von Sokol [2006] wird ein solcher Ansatz verwendet, um aus Radardaten flächendeckende

Niederschlagsprediktanden für Flusseinzugsgebiete abzuleiten. Mit diesem Datensatz werden dann MOS-Gleichungen auf Basis numerischer Niederschlagsvorhersagen erzeugt. *Reap und Foster* [1979] haben auf der Basis von linearer Regression Wahrscheinlichkeitsvorhersagen für Gewitter und daran gekoppelte Erscheinungen (wie z.B. Tornados) für das Gebiet der USA erzeugt. Dazu wurden entsprechende Daten auf einem Gitter mit einer Maschenweite von 150 km entwickelt.

Neben BMOS ist das ähnlich strukturierte RadarMOS ein typisches Beispiel eines Gitter-MOS-Systems. Bei diesem Verfahren werden Radardaten auf ein Gitter interpoliert und ein durch MOS vorhergesagtes Radarbild der Zukunft berechnet. Sowohl BMOS als auch RadarMOS wurden erfolgreich mit dem oben beschriebenen Multi-Stations-Ansatz kombiniert.

Zu iv) MOS auf beweglichen Systemen

MOS wurde in der Vergangenheit auf festen geografischen Punkten aufgesetzt, d.h. es wurden Vorhersagen erzeugt für Beobachtungsstationen oder Gitterpunkte, die ihren Ort im Laufe der Zeit nicht verändern. Rein mathematisch betrachtet gibt es aber keine Notwendigkeit dafür, dass die Orte, die der entsprechenden Beobachtungsdatenreihe zugeordnet sind, fix sein müssen. Im Verlauf der Experimente zu dieser Arbeit kam daher die Idee auf, das verwendete MOS-System zu erweitern und auch sich durch den (geografischen) Raum bewegende Systeme als MOS-Objekte zuzulassen.

Hintergrund dieser Überlegungen ist die Tatsache, dass beispielsweise individuelle Gewitterzellen im Verlauf ihres Lebenszyklus' bestimmte Eigenschaften besitzen, die sich prinzipiell für die statistische Vorhersage mittels linearer Regression eignen. In Standard-MOS-Systemen kommen diese jedoch kaum zur Geltung, da sich Gewitterzellen – und damit auch deren vorherzusagende Eigenschaften - während der meisten Zeit zwischen den Beobachtungsstationen bzw. außerhalb deren „Reichweite“ befinden. Mit Gitterpunkt-MOS-Systemen sind sie schon eher zu erfassen, hier ergibt sich aber einerseits das Problem der räumlichen Auflösung, andererseits verwischen die Eigenschaften individueller Zellen oft zu einem eher der allgemeinen Strömungs- und Wettersituation angepassten Verhalten.

Dass MOS-Systeme prinzipiell vom Eulerschen auf ein Lagrangesches Bezugssystem umgestellt werden können steht außer Frage. Die Antwort auf die Frage, wie erfolgreich dieser Ansatz umgesetzt werden kann, wird mit der CellMOS-Entwicklung näher untersucht (vgl. Kap. 5.3).

2.3.3.2 Nowcasting mit MOS

MOS startete zunächst als typisches Vorhersagewerkzeug für die Kurzfrist- und die Mittelfristvorhersage [Wilson, 1985]. Seit Ende der 90er Jahre wird MOS aber zunehmend auch in der Kürzestfrist und im Nowcasting (also für Vorhersagezeitspannen von wenigen Stunden) eingesetzt [Hoffmann und Knüpfner, 2003]. Schon Klein [1982] hat in seiner Arbeit darauf hingewiesen, dass MOS prinzipiell für jede Vorhersagezeitspanne (also auch für Nowcasting) geeignet ist. Wilson [1989] hat sich ebenfalls mit der Anwendung statistischer Systeme für die Kürzestfristvorhersage beschäftigt. Während beim Nowcasting oft einfache Extrapolationsverfahren zur Verfügung stehen (für Zeitspannen bis eine, maximal zwei Stunden), hängt die Vorhersage für die Zeitspannen danach immer stärker von numerischen Modellen ab. Da diese oft nur wenige Male am Tag neu gestartet werden können, weichen diese jedoch schon in der Kürzestfrist oft signifikant von der Realität ab, insbesondere wenn es um typische Nowcast-Situationen (wie Gewitterentwicklungen) geht. MOS kann hier als wertvoller „Lückenfüller“ dienen, da es in der Lage ist, selbst mit bereits veralteten Modelldaten eine der aktuellen Beobachtungssituation angepasste Vorhersage zu erstellen. Es muss nur dafür gesorgt werden, dass die neuesten Beobachtungen geeignet zur Verfügung stehen. Aufgrund der im Vergleich zu numerischen Wettermodellen wesentlich geringeren Rechenzeit ist es somit möglich, quasi jederzeit den DMO durch MOS auf den aktuellen Stand zu bringen bzw. zu korrigieren. So wurde bereits in den 80er Jahren in den USA ein MOS-basiertes System zur Vorhersage von stündlichen Gewitterwahrscheinlichkeiten für den Zeitraum bis 6 Stunden entwickelt [Charba, 1979]. Dazu wurden Vorhersagegleichungen für Planquadrat mit einer Seitenlänge von 85 mi entwickelt.

Wichtig ist bei der Entwicklung von MOS für Nowcast- oder Kürzestfrist-Zeiträume vor allem die Bereitstellung von geeigneten Prediktoren. Der reine Modell-Output (wie bei vielen älteren Standard-MOS-Systemen üblich) ist für Nowcast- oder Kürzestfrist-Vorhersagen nicht mehr ausreichend. Dabei sind vor allem die Persistenz der Beobachtung, die Advektion von Beobachtungsdaten und andere daraus abgeleitete Prediktoren von großer Bedeutung. Hierzu müssen entsprechende Advektions-Trajektorien berechnet oder bestimmte Entwicklungssignale als Prediktoren zur Verfügung gestellt werden. Das 2004 beim DWD implementierte WarnMOS ist dafür ein typisches Beispiel. Während die verwendeten Modelldaten (GME und ECMWF) nur zweimal pro Tag aktualisiert werden, wird WarnMOS alle 15 Minuten mit den neuesten Beobachtungen versorgt und der DMO entsprechend korrigiert, bzw. es werden jeweils aktuelle daraus abgeleitete Nowcast- und Kürzestfristprognosen erstellt. Die auf der Basis von WarnMOS durch Meteorologen erzeugten Warnungen findet man unter anderem auf der Internet-Seite für Wettergefahren des DWD [DWD, 2008].

Seit dem Ende der 90er Jahre wurden MOS-Verfahren außerdem zunehmend auf neue Datenquellen (insbesondere Fernerkundungsdaten wie Wetterradar oder Blitzortungssysteme) ausgeweitet [Hughes, 2001]. Schmeits *et al.* [2005] haben ein Gewittervorhersagesystem auf MOS-Basis entwickelt, dessen Prediktanden aus Blitzortungsdaten abgeleitet werden. Dabei wurden für insgesamt 12 Regionen (90 x 80 km) entsprechende Vorhersagegleichungen entwickelt, wobei hauptsächlich vom Modell abgeleitete Gewitterindizes als Prediktoren verwendet wurden. Eine Ausweitung des Prediktorensatzes auf Fernerkundungsdaten findet in der genannten Arbeit aber noch nicht statt.

Kapitel 3

Fernerkundung – Methodik und verwendete Daten

3.1 Wetterradar

3.1.1 Die Z-R-Beziehung

Für hydrometeorologische Anwendungen (z.B. für die Abschätzung von Starkregenmengen in Verbindung mit Gewitterzellen) aus Radarinformationen müssen die vom Radargerät gewonnenen Reflektivitätsdaten in Niederschlagsmengen bzw. -raten umgerechnet werden. Dabei besteht die Problematik, dass die Reflektivität der Hydrometeore nicht nur von deren Dichte, sondern auch von deren Art abhängt. Schnee besitzt beispielsweise eine wesentlich geringere Reflektivität im Vergleich zu Regentropfen.

Die Reflektivität wird üblicherweise in dBZ-Einheiten angegeben, wobei gilt:

$$dBZ = \log_{10} Z \quad (1)$$

Die dBZ-Skala ist also logarithmisch, d.h. eine Erhöhung von 10 dBZ entspricht jeweils einer Verzehnfachung des Reflektivitätswerts Z . Für meteorologische Anwendungen wird die Reflektivität bereits normiert, so dass sie unabhängig von Entfernung vom Radargerät und der verwendeten Wellenlänge ist. Dazu wird u.a. die entfernungsabhängige Dämpfung der Strahlung sowie die durch die kreisförmige Strahlungsausbreitung verursachte Amplitudenverringerng eliminiert. Es muss also nur noch eine Beziehung zwischen der meteorologischen dBZ-Skala und den Niederschlagsraten ermittelt werden. Empirische Experimente führen zu der Z - R -Beziehung (Reflektivitäts-Regenraten-Beziehung):

$$Z = AR^b \quad (2)$$

A und b sind frei wählbare Parameter. Die Z - R -Beziehung lässt sich zur Berechnung der Regenraten nach der Regenrate R [$l/m^2 \cdot h$] umstellen:

$$R = (Z/A)^{1/b} = (10^{dBZ/10} / A)^{1/b} \quad (3)$$

Jetzt müssen nur noch die Parameter A und b bestimmt werden, um die Gleichung zu komplettieren. Die beiden Parameter können durch quantitative Aneicherung an SYNOP-Beobachtungen empirisch geeicht werden [*Forschungszentrum Karlsruhe, 2007*].

- Faktor A liegt für Regen im Sommer bei 300, für Regen im Winter bei 200 und für Schnee bei über 1000

- Exponent b liegt für Regen im Sommer bei 1,5, für Regen im Winter bei 1,7 und für Schnee bei 2,2

Es ist anzumerken, dass diese Werte nur Näherungen sind und von den besonderen Gegebenheiten des entsprechenden Radarstandorts abhängen können. Eine verallgemeinerte Anwendung dieser Gleichungen kann daher nur zu einer Abschätzung der Größenordnung der Niederschlagsraten führen. Für eine exaktere Bestimmung sind weitergehende Methoden und Untersuchungen notwendig.

3.1.2 Radarprodukte DWD

Der „Volumen-Scan“

Der so genannte „Volumen-Scan“ wird an allen Standorten etwa alle 15 Minuten durchgeführt. Dieser Scan tastet mehr oder weniger die gesamte Atmosphäre in der Umgebung des Geräts ab, indem rund um die Station mit verschiedenen Elevationswinkeln gemessen wird. Nur ein schmaler kegelförmiger Bereich oberhalb des Radars, sowie extrem bodennahe Schichten können nicht erfasst werden. Die Elevationswinkel variieren zwischen 0.5 und 37.0 Höhengrad. Die Reichweite beträgt im Intensitäts-Modus (Gewinnung der Reflektivitätsdaten) ca. 230 km und im Doppler-Modus (Gewinnung der Radialwinddaten) ca. 125 km.

Der „Niederschlags-Scan“

Zur besseren zeitlichen Auflösung der Echoverteilung wird neben dem Volumen-Scan etwa alle fünf Minuten der Niederschlags-Scan durchgeführt. Um eine möglichst rasche Durchführung dieses Scans zu erreichen, wird dabei der Betrieb des Gerätes auf den unterstmöglichen Elevationswinkel beschränkt. Dieser liegt je nach den lokalen Horzhindernissen⁵ zwischen 0.5 und 1.8 Höhengrad. Zusätzlich wird die Reichweite auf 125 km begrenzt.

⁵ Der kleinstmögliche Elevationswinkel (Höheneinstellung des Radarbeams) ergibt sich aus den Horzhindernissen in der Umgebung einer Radarstation. Gemeint ist damit, dass Hügel, die Vegetation (v.a. Wälder) oder hohe Gebäude den theoretisch bei 0° Elevationswinkel liegenden Horizont erhöhen. Zur Festlegung des kleinstmöglichen Elevationswinkels wird üblicherweise das Maximum der Höhenwinkel der Horzhindernisse im 360°-Sichtkreis herangezogen. Befinden sich jedoch schmale, aber hohe Objekte in der Nähe des Radargeräts (z.B. hohe Gebäude), dann werden diese unter Umständen nicht berücksichtigt, weil sie die oben beschriebene Schwelle zu weit heraufsetzen würden. In diesen Fällen nimmt man in Kauf, dass das entsprechende Hindernis einen Teil des vom Gerät abgetasteten Volumens abschattet.

An den Radarstandorten werden verschiedene Bildprodukte generiert, die automatisch zur Zentrale des DWD nach Offenbach geschickt werden. Dort werden weitere aus den Einzelbildern gewonnene Kompositprodukte sowie abgeleitete Daten erzeugt. Innerhalb der Studien zu der vorliegenden Arbeit wurden insbesondere folgende Produkte verwendet:

Lokale Radarreflektivitätsbilder (PL)

Die lokalen Reflektivitätsbilder enthalten die Intensitäten der Radarreflektivität (alle 15 Minuten) im Umfeld der Station in einem Radius von etwa 200 km um die Station in insgesamt 7 Stufen (Abb. 3.1a). Folgende dBZ-Intervalle liegen der Einstufung zu Grunde:

- Klasse 0: < 7,0 dBZ (kein oder nicht messbarer Niederschlag)
- Klasse 1: 7,0 – 18,9 dBZ (sehr leichter Niederschlag)
- Klasse 2: 19,0 – 27,9 dBZ (leichter Niederschlag)
- Klasse 3: 28,0 – 36,9 dBZ (mäßiger Niederschlag)
- Klasse 4: 37,0 – 45,9 dBZ (starker Niederschlag)
- Klasse 5: 46,0 – 55,0 dBZ (sehr starker Niederschlag, Hagel möglich)
- Klasse 6: > 55,0 dBZ (sehr starker Niederschlag, Hagel sehr wahrscheinlich)

Im Winterhalbjahr wird der Eingangsschwellenwert für die erste Klasse aufgrund der dann auftretenden häufigen schwachen Niederschlagsereignisse sowie aufgrund des im Vergleich zu flüssigem Niederschlag geänderten Reflexionsverhaltens bei Schneefall (vgl. Kap. 3.1.1) auf 1 dBZ abgesenkt. Das endgültige Bildprodukt enthält 200 x 200 polar-stereografisch angeordnete Pixel, entsprechend einer Auflösung von ungefähr 2 km x 2 km. Dargestellt ist jeweils die bodennächste Reflektivität (geringstmöglicher Elevationswinkel).

12 Schichten-CAPPI-Produkt (PZ)

Dieses Produkt enthält eine dreidimensionale Darstellung der Radarreflektivitätsverteilung in 12 übereinander liegenden horizontalen Schichten. Die Auflösung und Anordnung der Pixel ist dabei identisch mit den lokalen Reflektivitätsbildern (siehe oben). Die vertikale Auflösung beträgt 1 km, die oberste Schicht liegt 12 km über Grund.

Meteorologisches Warnprodukt (DW)

Die lokalen Reflektivitätsdaten werden mittels einfacher Mustererkennungsalgorithmen analysiert. Zur Erstellung des Warnprodukts werden dabei folgende Objekte identifiziert:

A) Zellen hoher Reflektivität

Es wird angenommen, dass Gewitterzellen durch (kleinräumige, ~10 km) Gebiete hoher Radarreflektivität in den Radardaten lokalisierbar sind.

B) Hagelgefahrpunkte

Aus dreidimensionalen Radardaten kann eine Abschätzung über die Gefahr von Hagelschlag innerhalb einer Gewitterzelle gemacht werden (vgl. dazu auch die Arbeit von *Donavon et al.* [2007]).

C) Windscherungspunkte

Die Radialwinddaten der Dopplerradargeräte erlauben eine Erkennung von Orten mit gefährlicher Windscherung, die die Möglichkeit der Bildung von schweren Downbursts⁶ [*Dotzek et al.*, 2007] und/oder Tornados nahe legt.

Diese werden als Koordinatenpaare mit den entsprechenden Attributen gespeichert. Die Definitionen bzw. Schwellenwerte für die einzelnen Warnungen gestalten sich wie folgt:

Zu A): Eine Zellerkennung erfordert die Überschreitung von 40 dBZ Reflektivität in 6 km Höhe und 10 dBZ in 8 km Höhe.

Zu B): Eine Hagelwarnung setzt zusätzlich zu A) die Überschreitung von 47 dBZ oberhalb der Nullgradgrenze voraus bei gleichzeitiger Erreichung der Zellerkennungskriterien.

Zu C): Eine Windscherungswarnung wird gegeben, wenn eine Windscherung von mehr als 14 m/s an benachbarten Datenpixeln (entspr. 1 km) vorliegt.

Hochaufgelöstes Nahbereichsbild (PF)

Aus den Daten der Niederschlags-Scans werden hoch aufgelöste Nahbereichsbilder der Reflektivität erzeugt. Vorteile dieses Produkts gegenüber den normalen lokalen Reflektivitätsbildern sind die höhere zeitliche Auflösung (etwa 5 Minuten), mit der eine wesentlich bessere Verfolgung der Zellen (Bildung von Trajektorien, engl. „Celltracking“) möglich ist sowie die größere Anzahl an Reflektivitätsklassen (15 Klassen im Vergleich zu 7 Klassen beim PL-Bild). Die Bilder bestehen aus 200 x 200 polar-stereografischen Pixeln, entsprechend einer Auflösung von ca. 1 km x 1 km (Abb. 3.2).

⁶ Mit „Downburst“ (engl. für „Abwind“) werden allgemein starke konvektiv bedingte Fallwinde bezeichnet, die häufig in Zusammenhang mit Gewittern bei gleichzeitigem Vorhandensein einer trockenen Schichtung auftreten.

Radialwindgeschwindigkeit (PR)

Das „PR“-Produkt liefert ergänzend zu den Reflektivitätsprodukten Informationen über die vom Radargerät im Doppler-Modus registrierten Radialwinde. Dargestellt wird die Radialwindgeschwindigkeit in 15 verschiedenen Klassen von -32.0 m/s bis $+32.0$ m/s (Abb. 3.1a), wobei negatives Vorzeichen eine Bewegung auf das Radargerät zu bedeutet. Die Auflösung und der Bildausschnitt entsprechen denen der hoch aufgelösten Nahbereichsbilder (PF).

3.1.3 Typische Radarmuster

Abb. 3.1a zeigt ein PL-Radarbild. Die PL-Bilder dienen als Datengrundlage für RadarMOS und WarnMOS (vgl. Kap. 5). Im gezeigten Beispiel vom 25.6.2006, 18:12 UTC, Radarstation Essen, erkennt man ein typisches Echomuster, wie es häufig in frontogenetisch konvektiven Situationen auftritt. Entlang einer Linie sind hohe Reflektivitätswerte (teils bis zur höchsten Stufe 6) in ein mehr oder weniger stratiformes Gebiet schwächerer Echos eingebettet. Aus bestimmten Strukturen kann häufig auf das Auftreten gefährlicher Wetterzustände geschlossen werden. So werden in Zusammenhang mit bogenförmig angeordneter Konvektion (Bow-Echo⁷, im Bild im Gebiet zwischen Bocholt und Münster zu erkennen) oft schwere Sturm- und Orkanböen beobachtet. Das Doppler-Bild (Abb. 3.1b) von 18:23 UTC bestätigt diese Vermutung. Dargestellt sind die vom Radar durch Phasenverschiebung (vgl. Kap. 2.1.1.1) gemessenen radialen Windgeschwindigkeiten. Grün markierte Gebiete bedeuten dabei Bewegung auf das Radargerät (in der Bildmitte) zu, rote Pixel zeigen Bewegung vom Radargerät weg an. Im Bereich des oben erwähnten Bow-Echos ist innerhalb des roten Gebietes ein schmaler Streifen teils hellgrüner Färbung zu erkennen. Hier herrschen offenbar sehr stark turbulente und gescherte Nordwinde vor, die an der Vorderseite der Konvektion auftreten. Solche Muster können – sofern sie automatisch erkannt werden – wertvolle Zusatzinformation für die Vorhersage individueller Gewitterzellen (z.B. in CellMOS (vgl. Kap. 5.3)) liefern. Doppler-Bilder sind auch im Allgemeinen für die Ableitung von Böenprediktoren geeignet. Das ist insofern von Bedeutung, als dies mit reinen Reflektivitätsdaten nur sehr eingeschränkt möglich ist.

Abb. 3.2 zeigt Radarbilder, die aus Niederschlags-Scans (vgl. Kap. 3.1.2) gewonnen wurden. Diese werden in CellMOS (vgl. Kap 5.3) für die Mustererkennung verwendet. Wie man den Abbildungen entnehmen kann, haben konvektive Systeme im Radarbild sehr unterschiedliche Formen. Abb. 3.2a zeigt isolierte intensive Radarechos vom 28.6.2006 18:30 UTC, die entsprechend starken Gewitterzellen zugeordnet werden können. Hingegen sieht man in Abb.

⁷ Mit Bow-Echo bezeichnet man eine typische Erscheinungsform konvektiver Prozesse, die sich im Wetterradarbild als eine bogenförmige Struktur abzeichnen. Die damit verbundene Konvektion wird durch massives erzwungenes Aufgleiten auf einen lokalen bodennahen Kaltluftkörper ausgelöst bzw. verstärkt. Besondere Wetterwirksamkeit haben Bow-Echos vor allem wegen ihrer Neigung, verbreitet schwere Sturm- und Orkanböen zu produzieren.

3.2b, dass Konvektion auch linienartig angeordnet sein kann. Im gezeigten Bild erstreckt sich demnach ein schmaler Bereich hoher Reflektivitäten in südwest-nördöstlicher Ausrichtung nordwestlich der Radarstation. Die Unterschiede zwischen den beiden Bildern verdeutlichen die besonderen Probleme und Anforderungen, die an Mustererkennungsalgorithmen zur automatischen Erkennung von Konvektion gestellt werden müssen. Diese müssen in der Lage sein, alle möglichen verschiedenen Formen konvektiver Aktivität aus Radarbildern möglichst fehlerfrei zu erkennen.

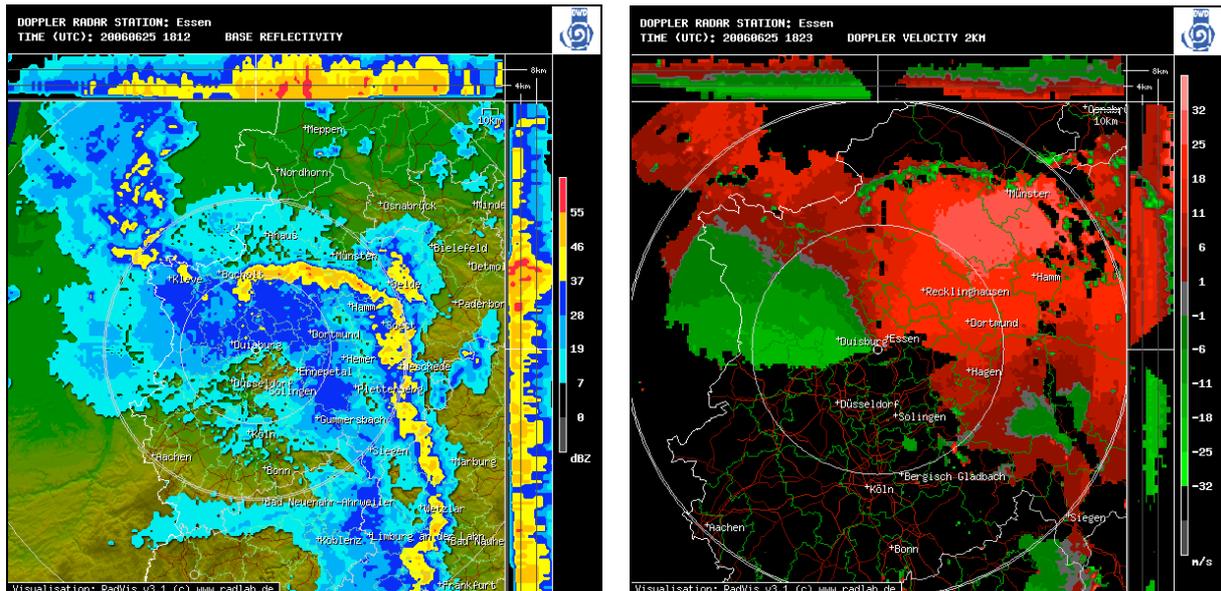


Abb. 3.1 (a): PL-Reflektivitätsbild, Auflösung 2 km / Pixel, 7 Reflektivitätsstufen; (b): PR-Doppler-Radarbild

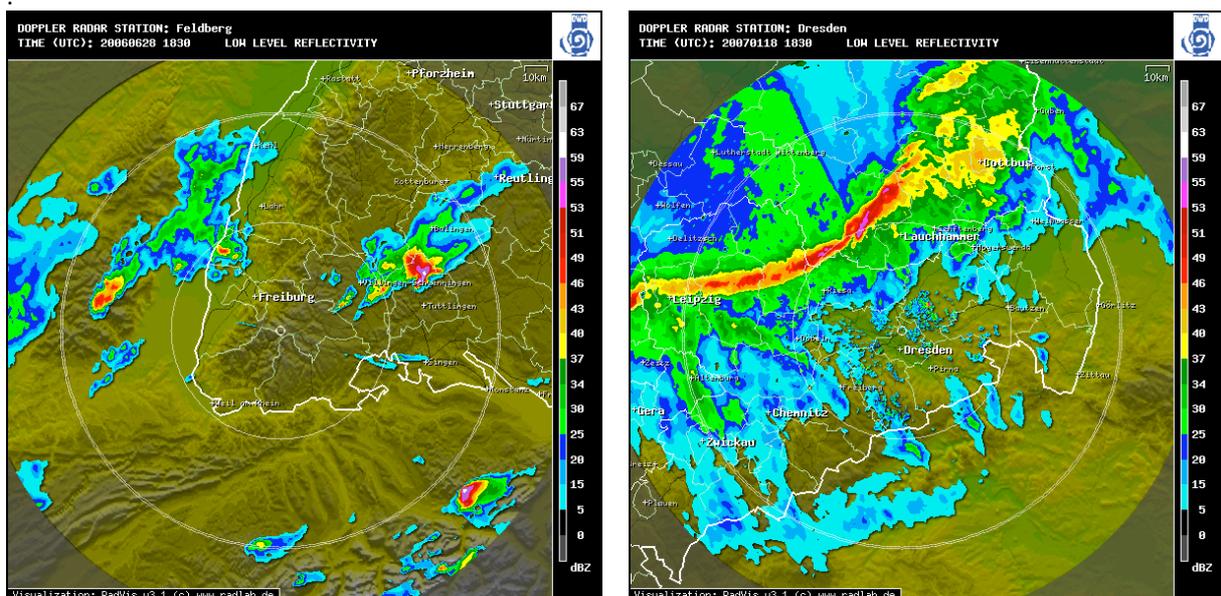


Abb. 3.2: Radarbilder aus dem Niederschlags-Scan in verschiedenen typischen konvektiven Situationen. (a): 28.6.2006, 18:30 UTC, Radarstation Feldberg. Intensive Einzelzellen, Villingen Hagelsturm. (b) 18.1.2007, 18:30 UTC, Radarstation Dresden. Linienförmige Konvektion zwischen Leipzig und Cottbus während Orkan „Kyrill“.

Abb. 3.2b zeigt außerdem ein weiteres Problem, das bei der Verarbeitung von Radardaten zu Vorhersagezwecken (insbesondere für Niederschlagsvorhersagen) berücksichtigt werden muss. So kommt es in konvektiven Situationen häufig zu so genannten Abschattungseffekten. Dabei reflektieren Gebiete mit sehr intensivem Niederschlag so viel der einfallenden Radarstrahlung, dass vom Radargerät aus gesehen dahinter liegende Gebiete nicht oder nur noch stark abgeschwächt vom Radarstrahl erfasst werden können. In Abb. 3.2b ist ein solches Gebiet nördlich der konvektiven Linie (nordnordwestlich von Lauchhammer, blauer Bereich) zu sehen. Etwas weiter westlich, wo die Konvektion abrupt schwächer wird, sind die Daten weniger gestört, wobei sich der Schattenrand durch eine mehr oder weniger gerade Linie abzeichnet, entlang derer die Reflektivität plötzlich zunimmt (Farbskala wechselt von hellblau zu hellgrün). Unabhängig davon, ob entsprechende Korrekturmechanismen eingesetzt werden, muss dieser Effekt bei der Interpretation der durch Radar erzeugten Datensätze berücksichtigt werden, weil dadurch beispielsweise auch die Anwendung einer Z-R-Beziehung zur Berechnung von Regenraten (vgl. Kap. 3.1) verfälscht wird.

3.1.4 Klimatologische Betrachtung der PL-Radardaten

Radarreflektivitäten sind häufig sehr chaotisch und nichtlinear in Raum und Zeit verteilt. Daher ist es für die Verarbeitung der Daten zu Prediktanden und Prediktoren in Vorhersagesystemen besonders wichtig, die klimatologischen Eigenschaften der Radarreflektivitäten zu kennen und zu berücksichtigen.

Abb. 3.3 zeigt die Verteilung von mittleren und maximalen Radarreflektivitäten in 27x27-km-Boxen auf die sieben im PL-RadARBild definierten Reflektivitätsklassen (vgl. Kap. 3.1.2). Als Datenbasis wurden die PL-Bilder der Jahre 1999 bis 2005 ausgewertet. In der gezeigten Klimatologie zeichnet sich deutlich die für Radarreflektivitäten typische stark nichtlineare Verteilung ab. Rund 80% aller Fälle sind echofrei. Die restlichen Fälle verteilen sich zu größeren Klassen hin stark abfallend, wobei bei den maximalen Reflektivitäten immerhin ein näherungsweise linearer Trend angenommen werden kann. Die höchste Reflektivitätsklasse wird dabei nur in rund einem 10.000stel der Fälle erreicht. Diese extrem ungleiche Verteilung muss für die Verwendung in Vorhersagesystemen berücksichtigt werden. Weitere Untersuchungen zeigen, dass sich die Radarklimatologie in Norddeutschland nicht wesentlich von der in Süddeutschland unterscheidet. In diesem Zusammenhang müssen bei der Weiterverarbeitung der Daten also keine besonderen Vorkehrungen getroffen werden.

Abb. 3.4 veranschaulicht die klimatologische Abhängigkeit der Radarreflektivitäten von Tages- und Jahreszeit. Dazu wurden mittlere Reflektivitäten in 27x27-km-Boxen aus RadARBildern der Jahre 1999 bis 2005 ausgewertet. Das Diagramm zeigt, dass die mittleren Reflektivitäten vor allem einen starken Jahresgang aufweisen. Weitgehend unabhängig von der Tageszeit sind die klimatologischen Erwartungswerte für Radarechos jeweils im Winter am höchsten. Dies ist die Konsequenz aus dem Jahresgang der Niederschlagshäufigkeit. Niederschläge treten im Winter zeitlich am häufigsten und im Sommer am wenigsten auf.

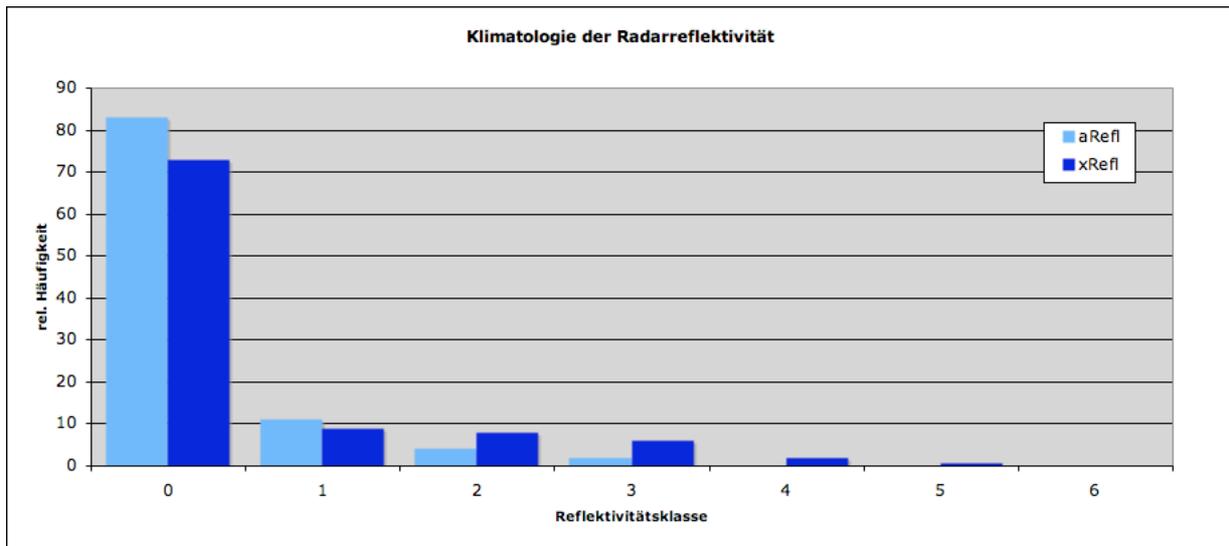


Abb. 3.3: Klimatologische Verteilung von mittleren (hellblau) und maximalen (dunkelblau) Radarreflektivitäten in 27x27-km-Boxen auf die sieben im PL-Radarbild definierten Reflektivitätsklassen. Datenbasis: 1999 – 2005.

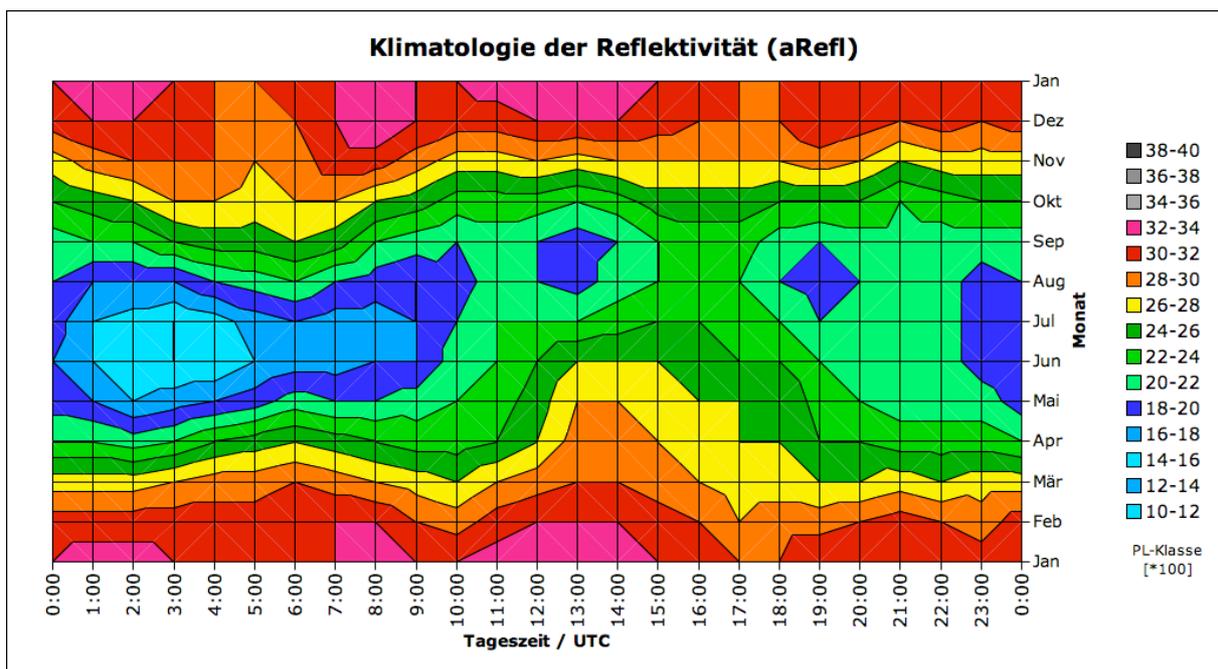


Abb. 3.4: Klimatologie mittlerer Radarreflektivitäten in 27x27-km-Boxen in Abhängigkeit von Tages- und Jahreszeit auf Basis der PL-Radarbilder von 1999 bis 2005 für ein Gebiet in Mitteldeutschland (Hessen). Die horizontalen Gitternetzlinien beziehen sich jeweils auf die Monatsmitte.

Die gleiche Untersuchung wurde auch für die maximalen Radarreflektivitäten durchgeführt. Das Diagramm (Abb. 3.5) zeigt, dass sich der in Abb. 3.4 ersichtliche Jahresgang in den Nachmittagsstunden umkehrt. Hier ist ein ausgeprägtes Maximum im Frühjahr und Sommer zu finden, d.h. sehr hohe Radarreflektivitäten treten im Gegensatz zur allgemeinen Niederschlagshäufigkeit im Sommer häufiger auf als im Winter. Aus dieser Umkehr des Jahresgangs ergibt sich ein starker Tagesgang in den Frühlings- und Sommermonaten. Die maximale Reflektivität wird demnach stark durch die konvektive Aktivität beeinflusst. Das asymmetrische Verhalten des Maximums im Frühjahr und Sommer lässt sich mit dem häufigen Auftreten von Kaltsektor-Konvektion bei Nordwestwetterlagen („Aprilwetter“) erklären. Im Herbst treten solche Wetterlagen nur selten auf. Sehr deutlich zeichnet sich auch das sommerliche Minimum der konvektiven Aktivität in den späten Nachtstunden ab. Betrachtet man bestimmte Tageszeiten, so ist ein mehr oder weniger ausgeprägter Jahresgang fast überall zu finden, außer am Vormittag und am frühen Abend, wo sich das Vorzeichen des Jahresgangs jeweils umkehrt. So sind nachts im Sommer die geringsten maximalen Reflektivitäten anzutreffen, während nachmittags zu dieser Jahreszeit die höchsten Echos auftreten.

Abb. 3.6a verdeutlicht diese Charakteristik. Im Winter sind weder für mittlere („aRefl“, Jan., blaue Kurve) noch für maximale („xRefl“, Jan., gelbe Kurve) Reflektivitäten Tagesgänge in der Klimatologie zu erkennen. Hingegen ist für den Sommermonat Juli (grüne, rote Kurven) ein deutlicher Tagesgang bei maximalen Reflektivitäten mit einem Maximum am Nachmittag und ein etwas schwächerer Tagesgang für mittlere Reflektivitäten vorhanden.

Die Betrachtung der Jahresgänge (Abb. 3.6b) bestätigt die Umkehr des allgemeinen Jahresgangs für maximale Reflektivitäten im Vergleich morgendlicher (8 UTC, gelbe Kurve) und nachmittäglicher (14 UTC, grüne Kurve) Radardaten. Im Sommer liegt morgens das Minimum des Jahresgangs vor, während nachmittags ein langgezogenes Maximum erkennbar ist, das sich vom Frühling bis in den Frühsommer erstreckt (grüne Kurve). Die Jahresgänge mittlerer Reflektivitäten zeigen auf niedrigerem Absolutniveau ein ähnliches Verhalten für die Daten von 8 UTC (blaue Kurve). Die bei maximalen Reflektivitäten zu beobachtende Umkehr des Jahresgangs am Nachmittag tritt hier nicht auf. Auch nachmittags liegt das Maximum im Winter (rote Kurve). Ursache für diese Verteilung ist die deutlich höhere Grundwahrscheinlichkeit für Niederschläge im Winter, die hier - anders als bei maximalen Reflektivitäten - die Effekte des starken Jahresgangs konvektiver Aktivität deutlich überwiegt.

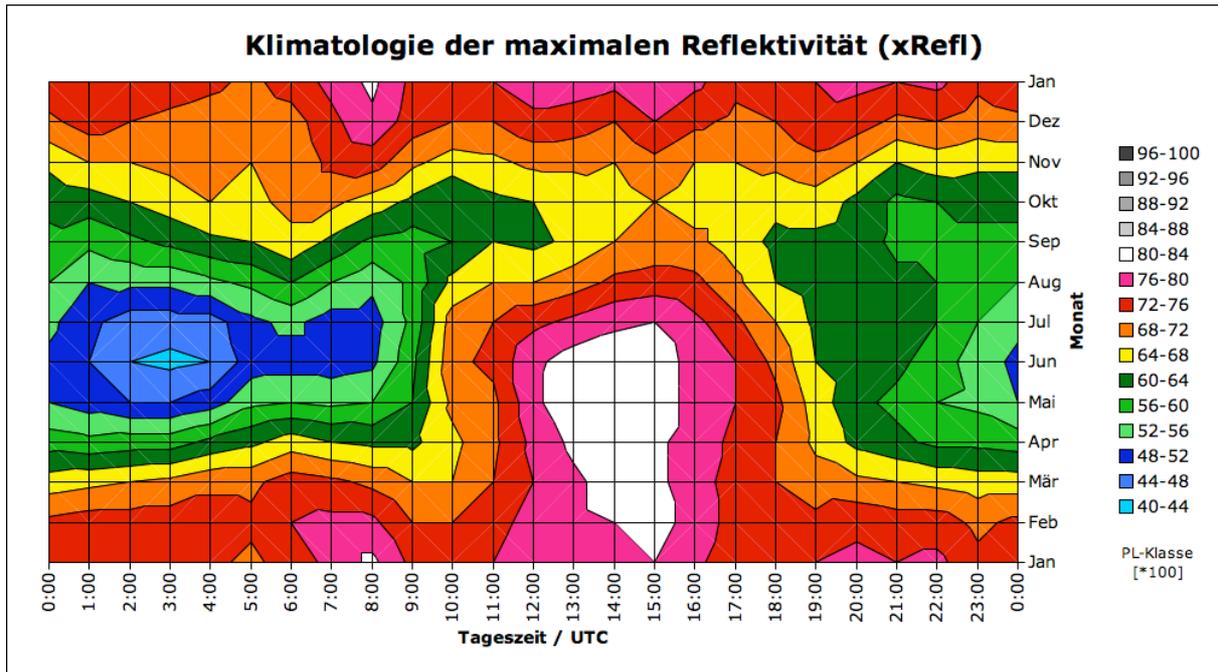


Abb. 3.5: Klimatologie maximaler Radarreflektivitäten in 27x27-km-Boxen in Abhängigkeit von Tages- und Jahreszeit auf Basis der PL-Radarbilder von 1999 bis 2005 für ein Gebiet in Mitteldeutschland (Hessen). Die horizontalen Gitternetzlinien beziehen sich jeweils auf die Monatsmitte.

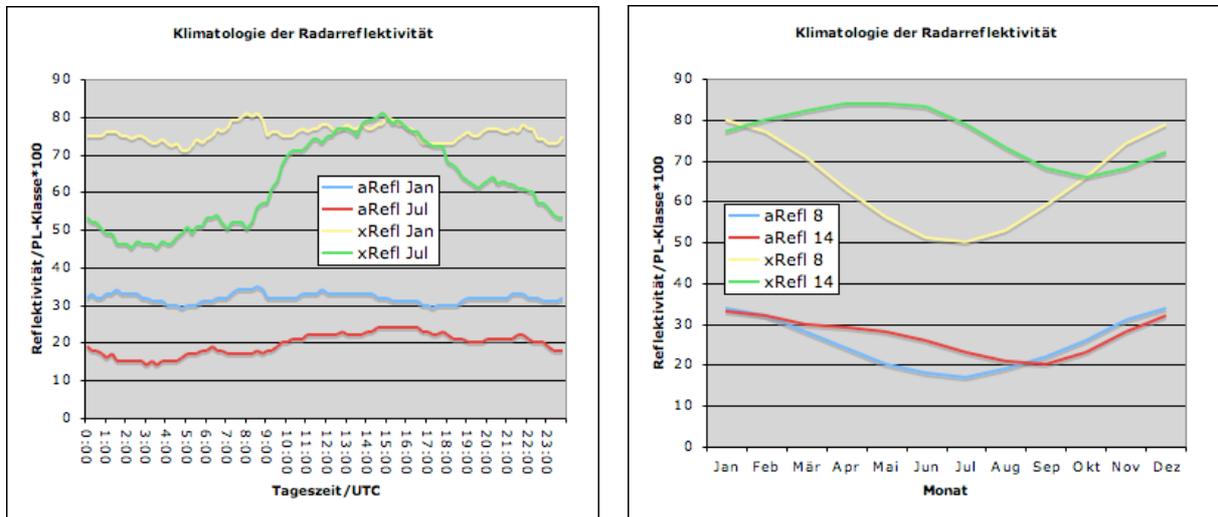


Abb. 3.6 (a): Klimatologie mittlerer („aRefl“) und maximaler („xRefl“) Radarreflektivitäten, in Abhängigkeit von der Tageszeit, für die Monate Januar und Juli. Datenbasis: PL-Radarbilder von 1999 bis 2005. **(b):** Analog zur linken Abbildung, aber in Abhängigkeit von der Jahreszeit für die Tageszeiten 8 und 14 UTC.

3.2 Blitze

3.2.1 Methodik und Techniken der Blitzortung

Die von Blitzen in der Erdatmosphäre erzeugten elektromagnetischen Impulse (sog. „Sferics“) haben charakteristische Eigenschaften und können somit mit geeigneten Antennen gemessen und von anderen Störimpulsen unterschieden werden (Abb. 3.7). Diese Sferics liegen meist in einem Frequenzbereich zwischen 0 und 100 kHz (VLF/LF) und haben eine extrem kurze Pulsdauer (meist zwischen 100 μ s und einigen ms) [Schmidt et al., 2007].

Beim gegenwärtig vom Deutschen Wetterdienst für meteorologische Zwecke genutzten LINET-System erfolgt die Messung der Impulse über Rundantennen-Stationen, die über Deutschland und angrenzenden Staaten verteilt sind. Dabei werden mittels drei orthogonal angeordneter magnetischer Antennen die magnetischen und elektrischen Feldkomponenten aufgezeichnet. Als Attribute werden folgende Größen registriert:

- die genaue Ankunftszeit des Signals
- Feldamplituden
- Polarität
- Einfallswinkel

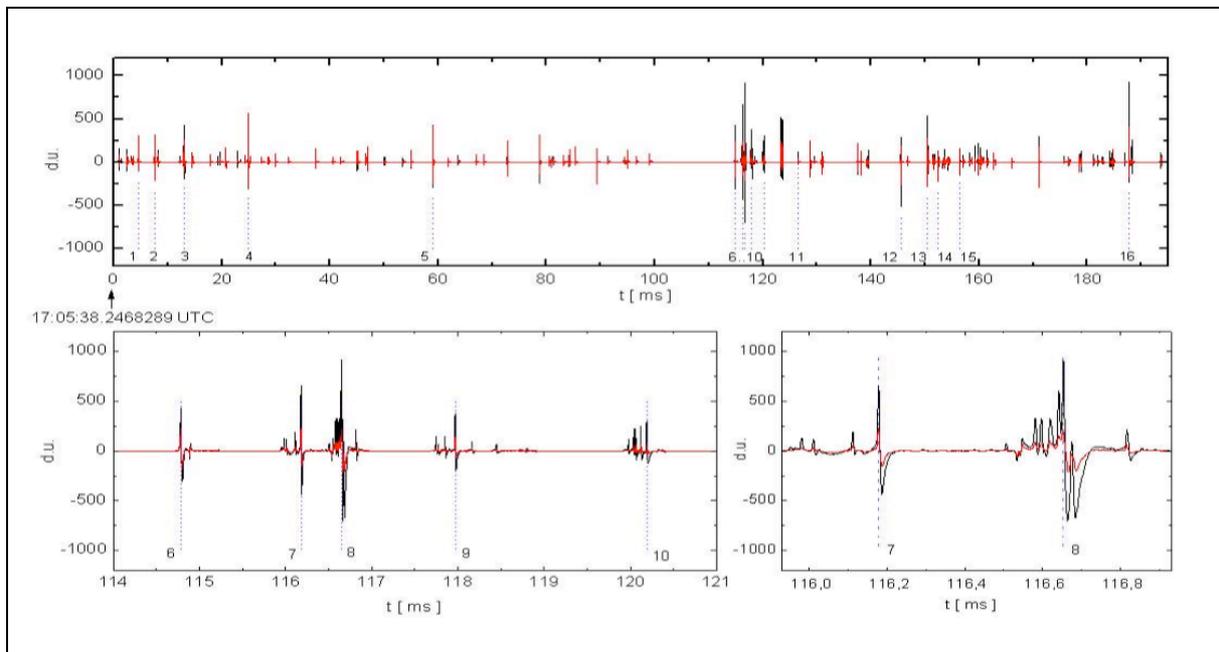


Abb. 3.7: Typischer zeitlicher Verlauf der magnetischen Feldflussdichte während eines durch Blitzschlag ausgelösten atmosphärischen elektromagnetischen Störimpulses (Sferic) [Schmidt et al., 2007].

Der Einfallswinkel kann zunächst mit einer Unsicherheit von 180° über den magnetischen Feldvektor bestimmt werden. Über den zeitlichen Verlauf der elektrischen Feldamplitude kann schließlich der Einfallswinkel bis auf wenige Grad genau berechnet werden. Die eigentliche Ortung der Impulsquelle kann über zwei verschiedene Methoden erfolgen:

- a) Räumliche Triangulation
- b) Laufzeitdifferenzen

Zu a): Räumliche Triangulation

Wird ein Sferic an mindestens zwei Standorten unabhängig voneinander registriert, kann eine räumliche Triangulation zur Quellortsbestimmung angewendet werden (Abb. 3.8a). Ein Nachteil dieser Methode ist jedoch, dass bei weiter entfernten Sferics eine sehr hohe Genauigkeit bei der Einfallswinkelbestimmung erforderlich ist, um eine exakte Ortsbestimmung durchführen zu können. Bereits kleine Fehler des Einfallswinkels können zu großen Ortsfehlern führen.

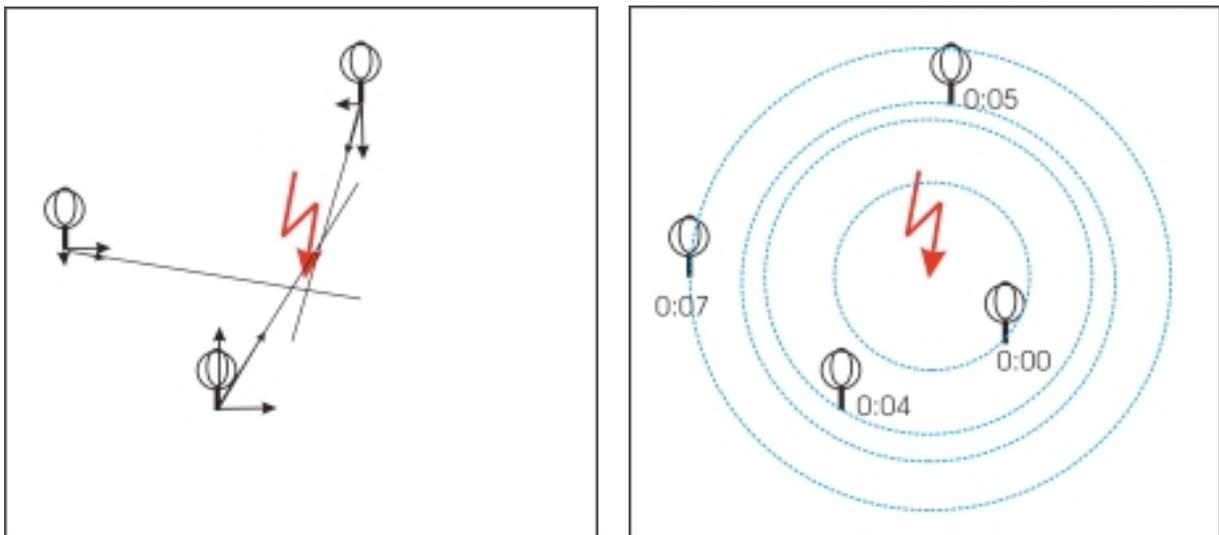


Abb. 3.8: Illustration der beiden Ortungsmethoden für Sferics beim LINET-System. (a): Ortung durch Bestimmung der Einfallswinkel und anschließende Triangulation. (b): Ortsberechnung über die Laufzeitdifferenzen der Ankunftszeiten [LINET, 2007].

Zu b): Laufzeitdifferenzen

Da sich die elektromagnetischen Impulse mit Lichtgeschwindigkeit ausbreiten, ergeben sich unterschiedliche Ankunftszeiten an verschiedenen Stationen. Über diese Laufzeitunterschiede lässt sich für jeweils zwei Stationen eine Hyperbel bestimmen, auf der die Impulsquelle liegen muss (Abb. 3.8b). Für eine exakte Ortsbestimmung sind insgesamt drei Hyperbeln notwendig, so dass an mindestens vier Standorten eine Messung vorliegen muss. Die verwendete GPS-Technik erlaubt eine sehr exakte Zeitbestimmung (~ 100 ns, entsprechend ~ 30 m Laufweg), so

dass die Ortsbestimmung mit dieser Methode sehr genaue Ergebnisse liefert (Fehler in der Größenordnung 100 m).

3.2.2 Beschreibung der Blitzdaten

Die vom Siemens-Blitzortungssystem BLIDS bzw. seit Oktober 2006 vom Münchener LINET bereitgestellten Daten enthalten geortete Blitzschläge in ganz Europa, denen folgende Attribute zugeordnet sind:

- Ort (Länge / Breite, Auflösung: 0,0001 Bogenminuten)
- CC/CG (Unterscheidung Wolke-Wolke-Entladung und Wolke-Boden-Entladung)
- Zeitpunkt (Auflösung: 0,0001 Sekunden)
- Amplitude (Stromfluss in kA, Wertebereich ca. -300 bis +300 kA)

Abb. 3.9a zeigt die Häufigkeitsverteilung der registrierten Blitzschläge der Jahre 2000 bis 2006, basierend auf den Daten des BLIDS-Systems. Die Verteilung zeigt ein deutliches Süd-Nord-Gefälle. An der Küste treten in Deutschland relativ wenig Gewitter auf, Gewitterschwerpunkte liegen in Bayern und im Mittelgebirgsraum. Es ist allerdings anzumerken, dass diese Verteilung nicht zwangsweise genau der realen Gewitter-Häufigkeit entsprechen muss, da die Zahl der georteten Blitze durch Filtermechanismen und durch die Dichte des Antennennetzes beeinflusst bzw. verzerrt werden kann.

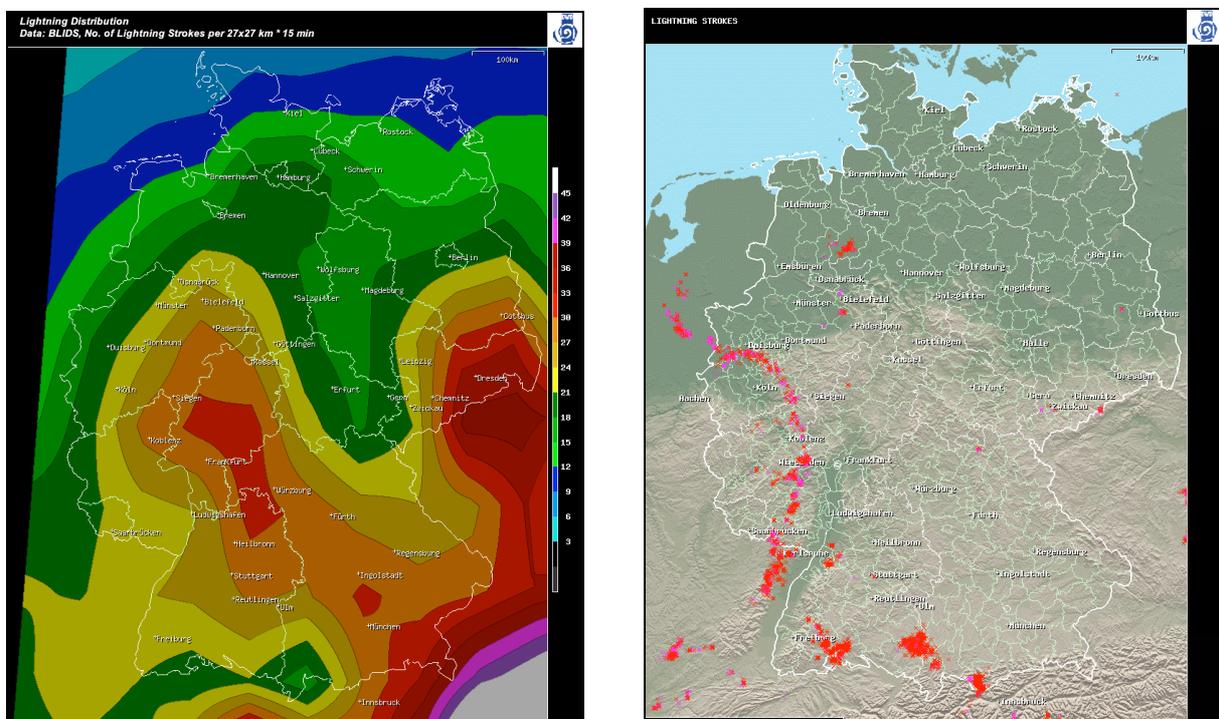


Abb. 3.9 (a): Häufigkeitsverteilung der in Deutschland vom Siemens-BLIDS-System registrierten Blitzschläge (Datenbasis: 2000 – 2006); **(b)** BLIDS-Blitzortungen vom 25.7.2006 17-18 UTC.

Abb. 3.9b zeigt eine typische Gewittersituation anhand der georteten Blitze vom 25.7.2006. Man erkennt deutlich die Häufung georteter Blitze entlang einer Frontlinie sowie die für isolierte Gewitterzellen typischen Ereigniscluster über dem Süden Baden-Württembergs und Bayerns.

Die Gewitterhäufigkeit schwankt sehr stark mit der Jahres- und der Tageszeit. Am häufigsten treten Gewitter in Europa und in Deutschland im Sommer sowie am späten Nachmittag und Abend auf. Diese synoptische Erfahrung lässt sich sehr deutlich in den Daten wieder finden. Abb. 3.10 zeigt den Jahresgang (a) bzw. den Tagesgang (b) der vom BLIDS-System georteten Blitze der Jahre 2000 bis 2006. Im Jahresverlauf schwankt die Anzahl der georteten Blitze pro Monat von rund 650.000 Blitzen im März bis zu rund 21,4 Mio. Blitzen im Juli. Der Tagesgang zeigt eine Schwankungsbreite der Stundensummen zwischen rund 2,0 Mio. Blitzen zwischen 8 und 9 UTC und rund 6,2 Mio. Blitzen zwischen 15 und 16 UTC. Der Anstieg zum Nachmittag erfolgt dabei steiler als der allmähliche Abfall abends und nachts. Dies entspricht auch der synoptischen Erwartung für die tatsächliche Gewitterverteilung.

Für die Homogenisierung der beiden vom DWD verwendeten Blitzortungs-Datenreihen für BMOS (vgl. Kap. 5.11) sowie für die Verwendung zur Ableitung spezieller Gewitterzell-Eigenschaften bzw. -Typen in CellMOS (vgl. Kap. 5.3) ist außerdem die Klimatologie verschiedener Blitztypen von Bedeutung. Hierzu wurden Untersuchungen über Amplituden- und Typenhäufigkeitsverteilungen durchgeführt.

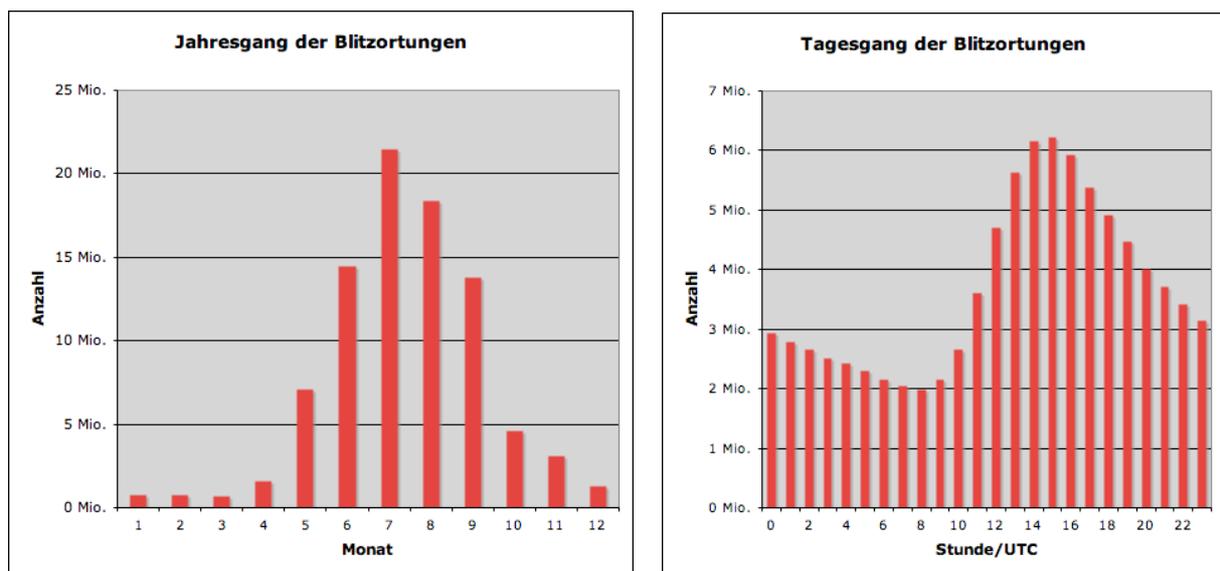


Abb. 3.10 (a): Jahresgang der BLIDS-Blitzortungen anhand aller Blitzortungen der Jahre 2000-2006, gestaffelt nach Monaten. **(b):** Tagesgang der BLIDS-Blitzortungen anhand aller Blitzortungen der Jahre 2000-2006, gestaffelt nach Tagesstunden.

Die Häufigkeit der registrierten Blitzschläge hängt sehr stark von der Amplitude ab. Die meisten durch das BLIDS-System registrierten Blitze haben eine Amplitude zwischen 5 und 10 kA. Die Häufigkeit fällt sehr stark mit zunehmender Amplitude ab, wobei sich nahezu ein logarithmischer Zusammenhang ergibt (Abb. 3.11a). Sehr schwache Amplituden zwischen 0 und 5 kA treten auch etwas weniger häufig auf. Dies ist jedoch weitgehend auf systematische Fehler der verwendeten Technik zurückzuführen. In Wirklichkeit ist diese Amplitudenklasse am stärksten besetzt. Betrachtet man die Amplitudenverteilung aufgeteilt in Wolke-Boden-Blitze (CG) und Wolke-Wolke-Blitze (CC), so zeigt sich, dass ca. 90% der Ereignisse CC-Blitzen zuzuordnen sind. Der relative Anteil an CC-Blitzen wächst bei größeren Amplituden an (Abb. 3.11a). Auch dieser Effekt liegt vermutlich an den verwendeten Filtermethoden. Tatsächlich sollten insbesondere bei schwächeren Amplituden wesentlich mehr CC-Blitze auftreten, die jedoch vom Siemens-System absichtlich gefiltert werden. Die Aufteilung in positive und negative Blitze (Abb. 3.11b) zeigt die erwartete Verteilung: Fast 82% der Blitze sind negativ geladen. Der relative Anteil positiver Blitze ist für sehr hohe Amplituden am höchsten.

Abb. 3.12 enthält eine Blitzdichteklimatologie der BLIDS-Datenreihe von 1998 bis 2004 für ein Gebiet in Süddeutschland (Bayern). Dargestellt sind die mittleren Blitzdichten in Abhängigkeit von Tages- und Jahreszeit. Sehr markant hebt sich das synoptisch klassische Gewittermaximum im Juli und am Nachmittag (zwischen 14 und 19 UTC) hervor. Die meisten anderen Zeiten sind dagegen in nur sehr geringem Maß von Gewitter betroffen. Im Maximum wird ein klimatologischer Erwartungswert von etwa 1,0 Blitzen pro 27x27 km und 15 Minuten erreicht. Für Norddeutschland sind die Ergebnisse sehr ähnlich (ohne Abbildung), jedoch fällt das Maximum deutlich geringer aus.

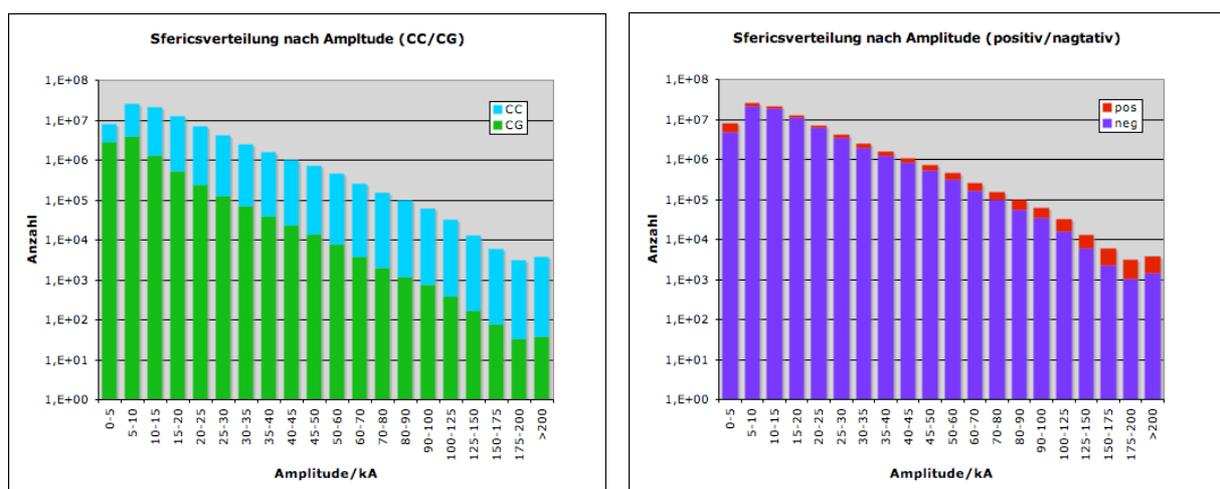


Abb. 3.11 (a): Anzahl der vom BLIDS-System registrierten Blitzschläge, aufgeteilt in Amplitudenklassen und getrennt in Wolke-Wolke- (CC) und Wolke-Boden-Blitze (CG). **(b):** Analog zur linken Abbildung, aber aufgeteilt in positive und negative Blitze.

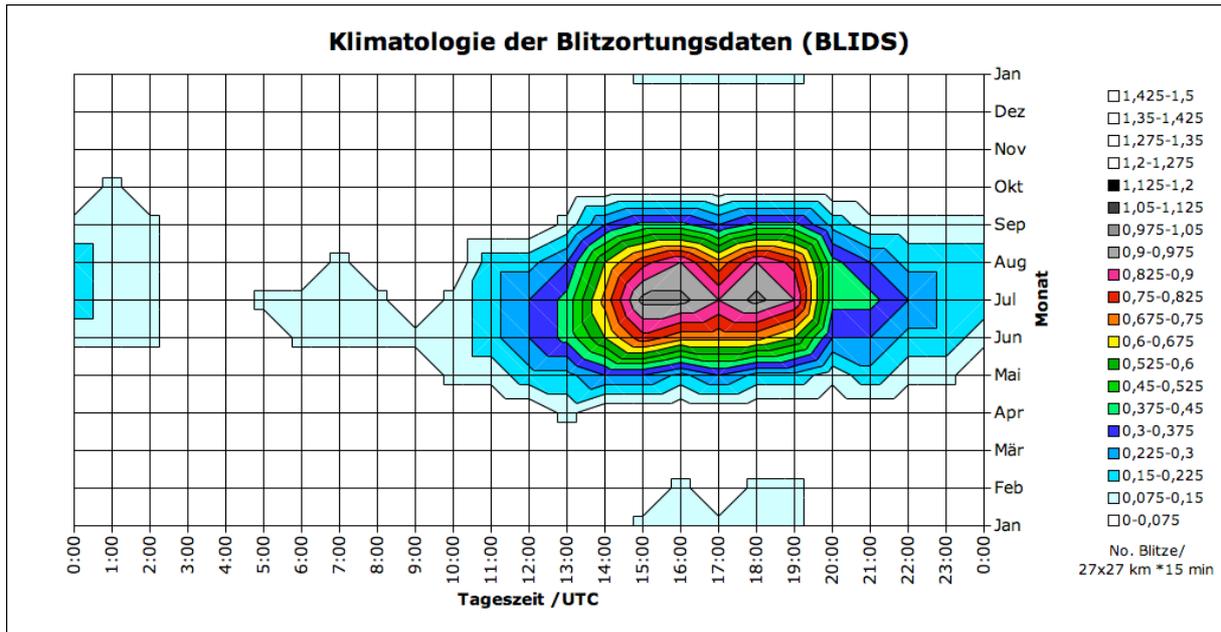


Abb. 3.12: *Klimatologie der vom BLIDS-System ermittelten Blitzdichten in einem Gebiet in Süddeutschland (Bayern) in Abhängigkeit von Tages- und Jahreszeit auf Basis der BLIDS-Daten von 1998 bis 2004. Die horizontalen Gitternetzlinien beziehen sich jeweils auf die Monatsmitte.*

Kapitel 4

Methodische Grundlagen des MOS-Ansatzes

4.1 Allgemeines

Die Atmosphäre der Erde ist in vielerlei Hinsicht chaotisch und damit unvorhersagbar. Auch die genauesten physikalischen Modelle sind dementsprechend nicht in der Lage, fehlerfreie Prognosen des Verhaltens der Atmosphäre zu liefern. Jedoch helfen lange Beobachtungsreihen, lineare oder quasilineare (vgl. Kap. 4.2) Zusammenhänge im Verhaltensmuster der verschiedenen physikalischen Parameter, die den Zustand der Atmosphäre beschreiben, zu finden. Diese Zusammenhänge machen sich die so genannten statistischen bzw. induktiven Modelle zu Nutze, indem durch sie mit Hilfe mathematischer Verfahren die Erfahrungen der Vergangenheit auf aktuelle Beobachtungen und Vorhersagen angewendet werden. Damit können systematische Fehler eines Vorhersagesystems oft sehr gut korrigiert werden. Außerdem ist zusätzlich eine Adaption auf ganz bestimmte fallbezogene Besonderheiten möglich. Das klassische Beispiel für ein solches statistisches Vorhersagesystem ist die Berechnung einer stationsbezogenen MOS-Guidance aus Modelldaten und verschiedenen anderen (zum Beispiel wetterunabhängigen oder beobachtungsadvektiven) Prediktoren. Das Grundprinzip ist dabei, dass die Prediktanden aus Linearkombination verschiedener potentieller Prediktoren berechnet werden, wobei die einzelnen Koeffizienten der Linearkombination die lokalen individuellen Gegebenheiten sowie systematische Fehler der verwendeten Vorhersagemodelle widerspiegeln. Im Nowcast- und Kurzfristbereich, aber auch im Langfristbereich (mit einer Vorhersagezeitspanne von mehr als zehn Tagen), sind statistische Systeme auch ohne Modellprediktoren erfolgreich, weil es für diese Zeitbereiche keine akkuraten oder aktuell verfügbaren Modellberechnungen gibt. Diese Methodik wurde erstmals in den 70er Jahren beschrieben und eingeführt [Glahn und Lowry, 1972]. Sie wurde durch Knüpfner [1996] und im weiteren Verlauf durch ständige Weiterentwicklung durch K. Knüpfner und D. Haalman [persönliche Mitteilung] bei der Firma METEO SERVICE weather research GmbH erweitert und verbessert. Wesentliche Teile der in diesem Kapitel beschriebenen Methodiken zur Verarbeitung der Daten basieren auf der oben genannten Technologie.

Die Vorteile statistischer Vorhersage- und Korrekturverfahren sind:

- Korrektur systematischer Fehlerquellen
- Fähigkeit, verschiedenste Informationsquellen zu integrieren
- Bereitstellung beliebiger Prediktanden, z.B. probabilistische Werte

Speziell der letzte Punkt macht statistische Systeme interessant für den Einsatz zur Vorhersage kleinräumiger Extremereignisse wie zum Beispiel Gewitter. Numerische Modelle sind nicht in der Lage, mit ausreichender Genauigkeit Gewitter vorherzusagen. So kommt es

häufig vor, dass zwar im richtigen Gesamtgebiet Gewitterzellen simuliert werden, die einzelnen Zellen jedoch an abweichenden Orten auftreten. Dies führt (ortsbezogen!) zu erheblichen Fehlprognosen, obwohl insgesamt betrachtet das fragliche Gewittergebiet durchaus korrekt vorhergesagt wurde. Statistische Systeme sind in der Lage, unabhängig von einzelnen Gewitterzellen großräumige Wahrscheinlichkeitsgebiete für das Auftreten bestimmter Ereignisse aus den Modelldaten abzuleiten, die wesentlich besser verifizieren als der reine Model Output (MO). Die Gründe dafür sind zum einen, dass der MO oft nur eine schlechte räumliche Auflösung hat bzw. geografisch bedingte Besonderheiten wie Topographie oder Oberflächennutzung nur unzureichend modelliert werden können. Zum anderen sind statistische Systeme in der Lage, potentielle Prediktoren aus verschiedenen Datenquellen zu nutzen, so dass gegenüber dem einzelnen Modell die Informationsvielfalt deutlich größer ist.

In den folgenden Unterkapiteln werden die wichtigsten Strukturen und Methoden eines auf linearer Regression basierenden MOS-Systems beschrieben:

- Definition der Prediktanden
- Bereitstellung von Prediktoren
- Regressionsalgorithmus
- Organisation der Regressionsfälle
- Operationelle Anwendung

4.2 Definition der Prediktanden

Den Prediktanden und den damit verbundenen Daten(-reihen) kommt in MOS-Systemen in verschiedener Hinsicht eine besondere Bedeutung zu. Sie stellen den zentralen Gegenstand dar, nämlich die Größen, die vorhergesagt werden sollen. Deswegen steht und fällt die Vorhersagequalität eines MOS-Systems auch mit der Qualität der Entwicklungsdatenreihen der Prediktanden. Denn im Vergleich zu Fehlern, die in den Entwicklungsdatenreihen der Prediktoren enthalten sind, wirken sich Fehler prediktandenseitig noch viel kritischer aus. Anhand der Prediktandenreihen wird die statistische Regression durchgeführt. Das bedeutet, dass sich jeder Fehler in der Datenreihe der Prediktanden in gewissem Maße in den Vorhersagegleichungen widerspiegelt, weil die Regression so ausgelegt ist, die tatsächliche Prediktandenreihe möglichst optimal zu beschreiben. Der Regressionsmechanismus selbst ist dabei nicht in der Lage, zwischen richtigen und fehlerhaften Daten zu unterscheiden. Eine fehlerhafte Datenreihe wird damit auch durch fehlerhafte Zusammenhänge in den Vorhersagegleichungen repräsentiert und führt letztendlich zu qualitativ minderwertigen Vorhersagen. Fehler in den Entwicklungsreihen der Prediktoren wirken sich dagegen weniger kritisch aus. Solange die Prediktandenreihe eine gute Qualität hat, wird ein fehlerhafter Prediktor entweder erst gar nicht in die entsprechenden Vorhersagegleichungen aufgenommen, weil seine Korrelation zum Prediktanden aufgrund der Fehler zu niedrig ist,

oder aber der Prediktor erhält eine entsprechend niedrigere Gewichtung in der Vorhersagegleichung. Natürlich führt auch das zu einer gewissen Beeinträchtigung der Vorhersagequalität, allerdings sind die Folgen allgemein als deutlich geringer einzuschätzen.

Prinzipiell eignen sich alle Größen für die Verwendung als Prediktand in einem MOS-System, für die eine hinreichend lange Zeitreihe historischer Beobachtungsdaten vorliegen. Dabei sollten einige Bedingungen bei der Definition der Prediktanden beachtet werden. In vielen Fällen werden daher die rohen Daten noch geeignet transformiert, bevor der statistische Optimierungsprozess stattfindet. Grundbedingung ist in jedem Fall, dass für den Prediktanden Prediktoren bereitgestellt werden können, die einen signifikanten linearen Zusammenhang mit dem Prediktanden aufweisen. Die lineare Regression ist – wie der Name schon sagt – nicht in der Lage, nichtlineare Zusammenhänge zu erkennen und in prognostische Information umzusetzen. Auch dieser Sachverhalt wird durch geeignete Transformationen berücksichtigt.

Einer der großen Vorzüge der MOS-Vorhersagetechnik ist die Tatsache, dass – bevor der statistische Optimierungsprozess stattfindet – nahezu beliebige Kombinationen und Transformationen bei der Bereitstellung der Prediktandenreihe durchgeführt werden können. Diese Möglichkeit macht MOS-Systeme sehr flexibel, weil damit nicht nur die tatsächlich beobachteten Größen vorhergesagt werden können, sondern auch eine Vielzahl daraus abgeleiteter nützlicher Größen. Häufig verwendete abgeleitete Prediktandendefinitionen sind unter anderem:

- a) probabilistische Prediktanden
- b) bedingte Prediktanden
- c) Erwartungswerte des absoluten Fehlers

Zu a): Probabilistische Prediktanden

Probabilistische Prediktanden sind oft ein zentraler Bestandteil des Prediktandensatzes moderner MOS-Systeme. Die Angabe einer Wahrscheinlichkeit für das Überschreiten eines bestimmten Schwellenwerts kann wertvolle Zusatzinformation zur kategorischen Vorhersage derselben Größe liefern, weil hierdurch beispielsweise auch die Vorhersageunsicherheit berücksichtigt wird. Außerdem können auf diese Weise bestimmte Ereignisse mittels Eintrittswahrscheinlichkeit prognostiziert werden, was sonst nur über empirische Parametrisierung möglich wäre. Typische probabilistische MOS-Prediktanden sind:

- Wetterzustandswahrscheinlichkeiten
- Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten von Böen bestimmter Mindeststärke
- Wahrscheinlichkeit für das Auftreten bestimmter Mindestniederschlagsmengen
- Wahrscheinlichkeiten für das Unterschreiten bestimmter Sichtweiten

Für die Bereitstellung der entsprechenden Prediktandenreihe muss für schwellenwert-bezogenene Prediktanden die zugehörige Größe in Wahrscheinlichkeiten transformiert

werden, d.h. $P_d=100$, wenn die Bedingung erfüllt ist, und $P_d=0$ wenn die definierte Bedingung nicht erfüllt ist. Die Prediktandenreihe enthält also nur Werte von Null oder 100, außer es wird eine zeitliche Glättung mittels einer Step-Transformation (wie bei Prediktoren, vgl. Kap. 4.3.4) durchgeführt. Die statistischen Vorhersagen, die durch die entwickelte Vorhersagegleichung bereitgestellt werden, sind dagegen immer im Intervall zwischen Null und 100 verteilt und entsprechen dann der Eintrittswahrscheinlichkeit in Prozent für die definierte Bedingung.

Zu b): bedingte Prediktanden

Einige vorherzusagende Zustandsgrößen der Atmosphäre werden durch bestimmte (meist seltene) Ereignisse in besonderer Weise beeinflusst. Ein typisches Beispiel dafür sind starke Windböen, die in Gewitternähe stark abweichende Verbreitung und Größenordnung haben können als bei gleicher synoptischer Situation fernab von Gewitterzellen. In diesen Fällen ist es dementsprechend problematisch, mit nur einer einzigen Vorhersagegleichung eine optimale Vorhersage zu leisten, weil dann alle möglichen Fälle mit ihren sehr verschiedenen physikalischen Zusammenhängen abgedeckt werden müssen. Oft kommt dann eine „Kompromiss“-Vorhersage zwischen zwei Extremfällen heraus, die aber weder für die eine noch für die andere mögliche Bedingung geeignet ist. Für solche Fälle behilft man sich mit der Definition bedingter Prediktanden. Für das erläuterte Beispiel wird eine zusätzliche Vorhersagegleichung für Windböen entwickelt, in die nur Fälle in die Regressionsreihe eingehen, in denen gleichzeitig auch Gewitter aufgetreten sind. Die Vorhersagegleichung für diesen gewitterbedingten Windböenprediktanden wird dann nur anhand der in Gewitternähe vorhandenen Bedingungen entwickelt und liefert somit bessere Ergebnisse für diese speziellen Fälle. Typische bedingte Prediktanden sind:

- Niederschlagsbedingte Sichtweite
- Gewitterbedingte Windböen
- Gewitterbedingte Niederschlagsmengen

Zu c): Erwartungswerte des absoluten Fehlers

Die Vorhersageunsicherheit ist ein wichtiger Faktor bei der Beurteilung der vorliegenden Guidance und hat damit auch Einfluss auf die Erstellung von Wetterberichten durch den Synoptiker. Speziell in extremen Wettersituationen ist es wichtig, eine Einschätzung über die Sicherheit des prognostizierten Extremereignisses zu haben, wenn es um die Erstellung von Unwetterwarnungen geht. MOS-Systeme können hierfür mit sog. Fehlererwartungs-Prediktanden wertvolle Informationen liefern. So kann der absolute Fehler einer bereits entwickelten Vorhersagegleichung zur zugehörigen Prediktandenreihe als eigenständige Prediktandenreihe erneut einer linearen Regression unterzogen werden. Im Ergebnis entsteht so eine Gleichung, die eine Aussage über den zu erwartenden absoluten Fehler des entsprechenden Prediktanden erlaubt.

4.3 Prediktoren

Prediktoren – also die zur Vorhersage verwendeten Größen – stellen die Bestandteile der zu entwickelnden MOS-Gleichungen dar. Die Prognoseleistung der MOS-Systeme hängt sehr kritisch davon ab, ob geeignete transformierte Prediktoren in der richtigen Anzahl für die Regression zur Verfügung stehen.

Die in Kap. 4.4 behandelte Methode der multiplen linearen Regression reagiert sehr sensibel auf die Anzahl potentieller Prediktoren. Werden zu viele Prediktoren genutzt, neigen die entwickelten Gleichungen zum so genannten „Overfitting“. Das bedeutet, dass zufällig vorhandene Zusammenhänge in die Gleichung eingehen, die zwar den Entwicklungsdatensatz richtig beschreiben können, aber im operationellen – unabhängigen – Fall versagen. Dieses Verhalten ist insofern sehr kritisch, als es nur bedingt möglich ist, ein solches Overfitting exakt zu bestimmen. Diese Problematik muss also schon vor der Entwicklung der Gleichungen grob abgeschätzt werden, um das Verhältnis zwischen Anzahl der Fälle, die in die Regression eingehen und Anzahl der potentiellen Prediktoren geeignet wählen zu können. Im Allgemeinen liegt das Verhältnis zwischen Anzahl potentieller Prediktoren und Anzahl der Regressionsfälle zwischen etwa 1:1 und 1:1000.

4.3.1 Modellprediktoren

Der Gruppe der Modellprediktoren kommt insofern eine besondere Bedeutung zu, als sie die Prediktorengruppe darstellt, die echte prognostische Zusatzinformation enthält. Zu unterscheiden sind innerhalb dieser Gruppe direkte Wettermodelldaten und daraus abgeleitete Prediktoren.

Die Modelldaten liegen typischerweise auf Gitterpunkten vor. Diese werden auf die Beobachtungsstationen, für die die jeweiligen Gleichungen entwickelt werden, zeitlich und räumlich interpoliert. Typische direkt aus dem Modell entnommene Prediktoren sind:

- Temperatur und Feuchte auf Standarddrucklevels
- Windkomponenten auf Standarddrucklevels
- Parameter in Bodennähe

Die Modelldaten sind oft nicht ausreichend oder nicht linear genug, um sie für die lineare Regression nutzbar zu machen. Daher werden aus den Rohdaten durch Transformation zahlreiche zusätzliche Prediktoren erzeugt. Für die in dieser Arbeit diskutierten Systeme sind dabei insbesondere die Gewitterindizes von besonderer Bedeutung [Showalter, 1953], [Boyden, 1963], [Andersson et. al., 1989], [Galway, 1956], [Huntrieser et. al., 1996], [Stone, 1985].

4.3.2 Wetterunabhängige Prediktoren

Die Gruppe der wetterunabhängigen Prediktoren sind z.B. jahres- und tageszeitenabhängige Prediktoren. Zusammen mit Zufalls- (Random-) Prediktoren und binären Prediktoren sind diese dazu gedacht, die Klimatologie bzw. mittlere Jahres- oder Tagesgänge, sowie Diskontinuitäten im Prediktandendatensatz zu beschreiben.

Typische Prediktoren dieser Gruppe sind:

- Sinus- und Cosinus-Funktionen der Tageszeit mit verschiedenen Frequenzen (über den Sonnenstandwinkel). Diese Prediktoren sind nur sinnvoll, wenn sich der Bezugszeitraum der Regressionsreihen über verschiedene Tageszeiten erstreckt (z.B. beim Multi-Issue-Ansatz (vgl. Kap. 4.5.5). Dies ist bei den meisten MOS-Systemen nicht der Fall, da für verschiedene Tageszeiten individuelle Gleichungen entwickelt werden.
- Sinus- und Cosinus-Funktionen der Jahreszeit mit verschiedenen Frequenzen
- Binäre Funktionen (mit festem Bezugstag, z.B. für die Beschreibung der Diskontinuität in einer Modelldatenreihe beim Wechsel der Modellversion)

Die Tages- und Jahreszeitfunktionen werden mit verschiedenen Frequenzen angeboten, weil man oft Schwingungen mit Vielfachen der Basisfrequenzen beobachtet. Beispielsweise ist in den mittleren Breiten ein Tagesgang im Luftdruck zu beobachten, mit der Frequenz 2/Tag, d.h. es gibt zwei Maxima/Minima pro Tag. Ein korrespondierendes Beispiel für einen Jahrgang mit der Frequenz 2/Jahr ist die Niederschlagsmenge (z.B. in subtropischen Regionen mit ausgeprägten Regenzeiten). Beschränkt man die potentiellen Prediktoren auf diese Gruppe, ergeben sich Vorhersagegleichungen, die die Klimatologie der Beobachtungen beschreiben. Dies wäre nicht (bzw. qualitativ deutlich schlechter) der Fall, wenn man nur den einfachen Tages- bzw. Jahrgang zuließe.

4.3.3 Persistenzprediktoren

Persistenzprediktoren bringen sehr erfolgreich den beobachteten Ist-Zustand der Prediktanden in die statistische Vorhersage ein. Dies hat u.a. *Leyendecker* [2007] in einer Studie über ein auf dem amerikanischen GFS-Modell basierendes Standard-MOS gezeigt. Die Erfahrung zeigt, dass besonders im Nowcast- und Kurzfristbereich persistenzdominierte Gleichungen zu guten Ergebnissen führen. Daher sind die Persistenzprediktoren ein wichtiger Bestandteil des Systems.

Es können verschiedene Persistenzprediktoren mit unterschiedlicher Bezugszeit pro Prediktand zur Verfügung gestellt werden. Hierdurch ist es möglich, dass sich kurzfristige Trends durch geeignete Kombination verschiedener Persistenzprediktoren widerspiegeln.

Typischerweise werden Persistenzwerte der vergangenen 1 bis 3 Stunden sowie der entsprechende Vortageswert (-24 Stunden) verwendet.

Die Persistenzprediktoren stellen - neben den im vorherigen Absatz beschriebenen wetterunabhängigen oder klimatologischen Prediktoren - die zweite Möglichkeit dar, eine Referenzprognose ohne zusätzliche prognostische Daten zu erstellen. Eine Kombination der wetterunabhängigen Prediktoren mit den Persistenzprediktoren liefert die mit diesem System bestmögliche modelldatenunabhängige Referenz, so dass diese gut zur Verifikation genutzt werden kann.

4.3.4 Step-transformierte Prediktoren

Viele MOS-Systeme werden unter anderem zur Vorhersage von Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten bestimmter Ereignisse bzw. das Überschreiten von Schwellenwerten genutzt. Diese Prediktanden haben eine stufenförmige Abhängigkeit vom Prediktanden, auf dem der Schwellenwert definiert ist. Diese Abhängigkeit kann am besten durch sog. geglättete Stufenfunktionen beschrieben werden (Abb. 4.1).

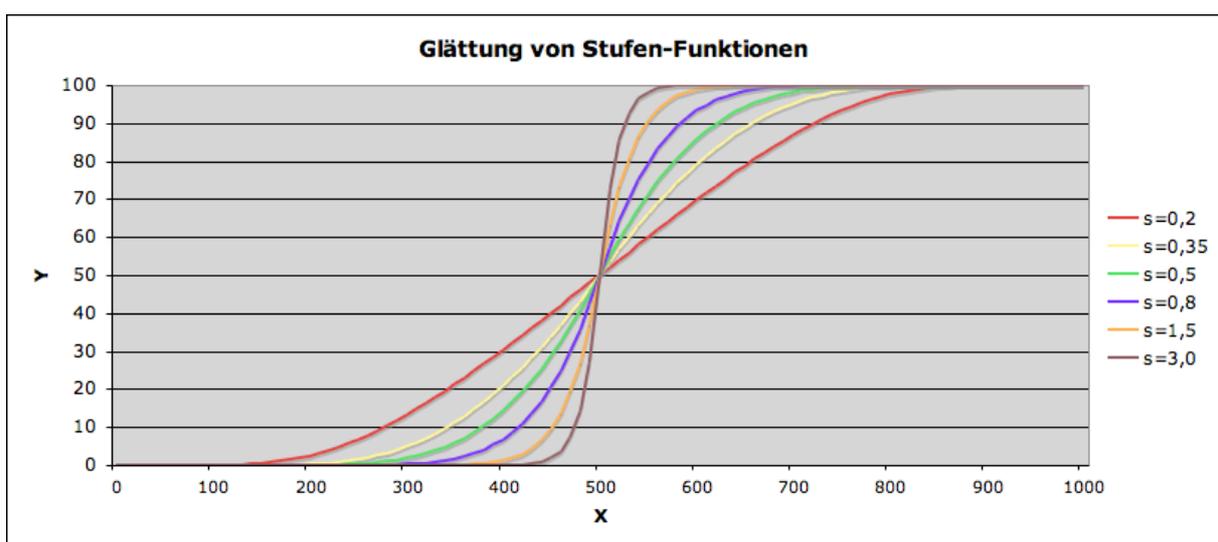


Abb. 4.1: Verlauf von geglätteten Stufen-Funktionen mit Schwellenwert $X=500$ und verschiedenen Steigungen.

Für die Transformation der Prediktor-Werte wird dabei folgendes Formelwerk verwendet:

$$\Pr_{trans} = 50 \cdot e^r \quad \text{für } r < 0 \quad (4a)$$

$$\Pr_{trans} = 100 - 50 \cdot e^{-r} \quad \text{für } r \geq 0 \quad (4b)$$

Für den Exponenten r gilt:

$$r = (\Pr - t) \cdot (s/50) \cdot w \quad (5)$$

wobei t den Schwellenwert und s die Steigung der Stufen-Funktion darstellt. Mit dem Wichtungsfaktor w wird die Stufen-Funktion zusätzlich auf einen wählbaren Wertebereich für die Prediktorwerte \Pr begrenzt.

Die Plausibilität dieser Art von Transformationen kann man sich leicht anhand eines einfachen Beispiels veranschaulichen: Sei die vorherzusagende Größe die Wahrscheinlichkeit für Böen größer 35 kn. Die Wahrscheinlichkeit wird dann von der Höhe der kategorischen Böenvorhersage abhängen sowie von deren Unsicherheit. Ist die kategorische Böenvorhersage genau gleich dem Schwellenwert (35 kn), so ist die Wahrscheinlichkeit genau 50% (BIAS-freie Vorhersagen vorausgesetzt). Dies entspricht genau dem mittleren Umkehrpunkt der beschriebenen geglätteten Stufen-Funktionen (Schwellenwert). Die Vorhersageunsicherheit wird dann noch durch die Steigung im Umkehrpunkt berücksichtigt. Je unsicherer die kategorische Vorhersage ist, desto langsamer nähert sich die Eintreff-Wahrscheinlichkeit der 0%- bzw. 100%-Linie an, wenn man sich vom Schwellenwert entfernt und desto flacher wird also die Stufen-Funktion, die die Verteilung beschreibt. Geeignet transformierte kategorische Böenvorhersage-Prediktoren sind demnach viel besser zum Prediktanden korreliert. Diese so genannte Step-Transformation wird daher sehr verbreitet eingesetzt, wenn Vorhersagegleichungen für probabilistische Prediktanden entwickelt werden sollen.

4.3.5 Empirisch transformierte Prediktoren

In einigen Fällen ist ein tatsächlich vorhandener Zusammenhang zwischen einem bestimmten Prediktor und dem betreffenden Prediktanden nichtlinear und auch durch einfache mathematische Funktionen nicht linearisierbar und damit für die lineare Regression nur schlecht geeignet. Um solche nichtlinearen Zusammenhänge ebenfalls für die Regression geeignet zu transformieren, wurde ein System für die Bereitstellung empirisch transformierter Prediktoren entwickelt. Dazu werden die entsprechenden Prediktor-Werte in Klassen eingeteilt. Im zweiten Schritt wird für jeden der entsprechenden Wertebereiche der Mittelwert der Prediktandenwerte, die in diese Klasse fallen, berechnet. Diese Werte als Funktion des Mittelwerts des Prediktors in der Klasse weisen dann ein weitgehend lineares Verhalten (auf dem Entwicklungsdatensatz) auf und werden als Prediktorreihe für die Regression bereitgestellt.

4.3.6 Advektions-Prediktoren von stationsbezogenen Beobachtungen

Wenn man die Geschwindigkeit und die Richtung der Advektion bestimmter Größen abschätzen kann, lassen sich entsprechende Advektionsprediktoren definieren. Dazu nutzt man aus, dass um den Vorhersageort gelegene andere Beobachtungsstationen oft sehr wertvolle prognostische Information liefern, wenn es sich um Prediktanden handelt, die sich während der Advektion nur wenig verändern. Die Berechnung von Advektionsprediktoren für stationsbezogene Beobachtungen erfolgt in folgenden Schritten:

- Bestimmung eines Advektionstrajektorien-Ursprungs
- Bestimmung von repräsentativen Advektions-Stationen
- Berechnung des Prediktor-Wertes

Die Bestimmung des Trajektorienursprungs kann über den Modellwind erfolgen. Dazu muss zunächst eine geeignete Schicht bestimmt werden, die die wahre Advektionstrajektorie am besten repräsentiert, z.B. in 10m Höhe, in 950, 850, 700 oder 500 hPa. Dann wird eine Rückwärtstrajektorie gerechnet, ausgehend vom Vorhersageort, um den Ursprungsort der Advektion festzulegen. Der Modellwind kann zudem noch mit einem frei wählbaren Faktor multipliziert werden, um den Freiheitsgrad bei der Bestimmung der optimalen Trajektorie weiter zu erhöhen. Anschaulich bedeutet das, dass auch Advektionen, die schneller oder langsamer als der Modellwind ablaufen, repräsentiert werden können.

Der Trajektorienursprung dient im zweiten Schritt als Referenz für die Auswahl der repräsentativsten Stationen. Dabei wird ein Repräsentanzgewicht W nach folgender Formel berechnet:

$$W = \frac{1}{1,0001 - e^{-f^3/3}} \quad (6)$$

Der Exponent f ist eine zur sog. äquivalenten geografischen Distanz D proportionale Größe, die zudem von der Vorhersagezeitspanne abhängt. Für D gilt:

$$D = D_h + \left(\frac{\Delta h}{3} \right) \quad (7)$$

wobei D_h die horizontale Entfernung in km und Δh der Höhenunterschied in m ist. Diese Größe hat sich als sehr geeignetes Maß für die Repräsentanz erwiesen.

Nach diesen Kriterien werden nun die Gewichtungen der umliegenden Stationen berechnet und die Stationen mit den höchsten Gewichten für die Berechnung der Advektionswerte herangezogen. Der Prediktorwert ergibt sich dann aus der Linearkombination der verschiedenen Stationswerte mit den normierten Gewichtungen.

4.3.7 Advektions-Prediktoren für Fernerkundungsdaten

Zentraler Gegenstand der statistischen Vorhersagesysteme für Gewitternowcasting und für Unwetterwarnguidances ist die Bereitstellung von geeigneten Prediktoren, die zeitlich und räumlich dicht vorliegende Fernerkundungsdaten in prognostische Information umsetzen. Die in dieser Arbeit entwickelte und verwendete Methodik basiert dabei auf der Transformation der Fernerkundungsdaten in geeignete Prediktor-Werte und deren Advektion bzw. zeitliche Extrapolation zu den Vorhersagepunkten. Die dafür entwickelten Berechnungen werden im Folgenden vorgestellt.

Für die Entwicklung der Advektionsprediktoren ist die Annahme maßgebend, dass beobachtete Radarechos oder Blitzereignisse wertvolle Vorhersageinformationen für einen in Strömungsrichtung liegenden Punkt bringen können, wenn man diese Daten – entsprechend aufbereitet – mit dem Modellwind bzw. einer Funktion des Modellwinds advehiert. Die Berechnung der Prediktor-Werte erfolgt also im Wesentlichen in zwei Schritten:

- I. Berechnung einer Advektions-Trajektorie (aus Modellwind-Prediktoren)
- II. Berechnung des Prediktor-Werts aus den Blitz- bzw. Radardaten, die am bzw. um den Trajektorienursprung liegen.

Zu I.: Berechnung einer Advektions-Trajektorie

Im MOS-System liegen bereits aus den Modellvorhersagefeldern interpolierte U- und V-Komponenten des Windes in verschiedenen Drucklevels vor. Aus diesen Windkomponenten kann für jeden beliebigen Vorhersage-Gitterpunkt eine Trajektorie berechnet werden, die für die Dauer der jeweiligen Vorhersagezeitspanne den Modellwind zurückverfolgt. So erhält man für jeden Vorhersagepunkt und jede Vorhersagezeitspanne Trajektorien-Ursprungspunkte zur Berechnung der Advektionswerte der Blitz- und Radardaten. Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Experimente zeigen, dass sich vor allem Modellwinde der Druckflächen 850, 700 und 500 hPa für die Berechnung von Trajektorien für Blitz- und Radaradvektion eignen. Das entspricht auch dem synoptisch plausiblen Bild, dass Radarechos bzw. Gewitterzellen sich häufig mit dem Wind in diesen Drucklevels fortbewegen. Es gibt allerdings bestimmte Situationen, für die diese Grundregel etwas modifiziert gültig ist. So bewegen sich Superzellen in stark gescherten Umgebungen sehr oft in einer um 30 bis 45 Richtungsgrad rechts zur Strömung gescherten Richtung [Dahl, 2006, Kap. 5]. Um diese Besonderheit berücksichtigen zu können, wurde das Berechnungsschema für die Trajektorien derart konfigurierbar gemacht, dass ein „Scherwinkel“ festgelegt werden kann, um den sich die Trajektorie vom Modellwind unterscheidet (Abb. 4.2).

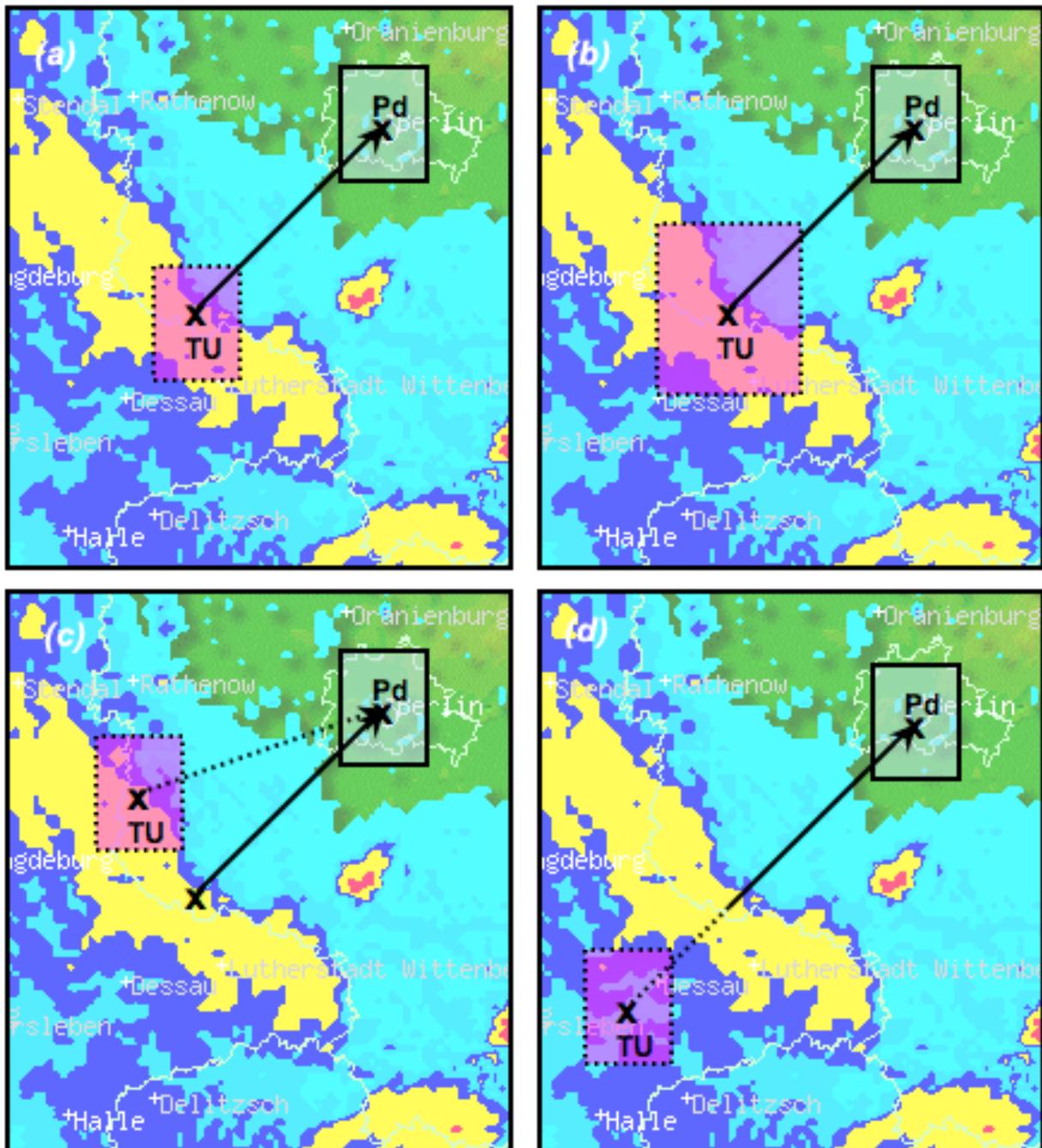


Abb. 4.2: Schematische Darstellung der Ableitung der zu den Advektionsprediktoren gehörenden Trajektorienursprünge („TU“) vom Modellwind (DMO U, V , schwarzer Vektor), am Beispiel von Radardaten vom 10.7.2002, 17 UTC. Das mit „Pd“ beschriftete Rechteck kennzeichnet die Lage und die Gebietsgröße des jeweiligen Prediktanden. Das rote Rechteck, das den Trajektorienursprung (TU) enthält, kennzeichnet das Advektionsgebiet. Zur Berechnung des Prediktor-Werts werden die Daten innerhalb dieses Gebietes herangezogen und je nach Prediktand-Definition verarbeitet (z.B. Berechnung von mittlerer oder maximaler Reflektivität innerhalb des Gebiets). Es werden verschiedene Advektions-Varianten gezeigt: **(a):** Trajektorie gleich Modellwind (Größenfaktor 1, Längenfaktor 1, Scherwinkel 0). **(b):** Trajektorie gleich Modellwind, aber vergrößertes Advektionsgebiet (Größenfaktor 1,5, Längenfaktor 1, Scherwinkel 0). **(c):** Trajektorie mit Scherwinkel zum Modellwind (Größenfaktor 1, Längenfaktor 1, Scherwinkel 30°). **(d):** Trajektorie mit 1,5-fachem Modellwind (Größenfaktor 1, Längenfaktor 1,5, Scherwinkel 0).

Eine weitere Konfigurationsmöglichkeit wurde für die Länge der Trajektorie eingeführt. Der „Längenfaktor“ wird mit den entsprechenden Modellwindkomponenten multipliziert. Somit können verschiedene Geschwindigkeiten mit den Richtungsfeldern in verschiedenen Drucklevels kombiniert werden. Hierzu durchgeführte Vorab-Experimente zeigen, dass für die 500 hPa-Fläche Faktoren von 0,5 bis 1,5 sinnvoll sind. In tiefer gelegenen Drucklevels verlagert sich dieser Bereich hin zu höheren Werten. In 850 hPa kann der Wind durchaus noch mit 2,0 multipliziert werden, um hoch korrelierte Trajektorien zu erhalten, weil sich starke Radarechos teilweise deutlich schneller bewegen.

Zu II.: Berechnung des Prediktor-Werts am Trajektorienursprung

Nachdem die verschiedenen Trajektorien aus den zur Verfügung stehenden Drucklevels und den vorgegebenen Faktoren berechnet wurden, müssen in einem zweiten Schritt die Fernerkundungsdaten am Trajektorienursprung für die Verwendung als Prediktor-Wert aufbereitet werden. Dabei werden ähnliche Methoden angewendet wie bei der Berechnung der Prediktanden. Für Blitzadvektions-Prediktoren werden alle Blitzereignisse im Gebiet um den Trajektorien-Ursprung gezählt. Die Größe des Zählgebiets sowie die Länge des Zeitfensters richten sich dabei jeweils nach der Definition des Prediktanden, für den der jeweilige Prediktor verwendet werden soll. So lassen sich die höchsten Korrelationen erzielen.

Die zu Grunde gelegten Trajektorien beinhalten Vorhersagefehler, die umso größer werden, je länger (räumlich und zeitlich) die Trajektorie ist. Dies führt zur Problematik, dass die räumlich eng begrenzten Gewitterzellen bei längeren Vorhersagezeitspannen teilweise fehlerbehaftet advehiert werden und die Advektionsprediktoren damit zwar räumlich eng begrenzt Signale liefern, jedoch am falschen Ort. Die Korrelation der Prediktoren nimmt dann mit zunehmender Zeitspanne rasch ab. Um diesen Effekt abzumildern wird das der Berechnung zu Grunde gelegte Einzugsgebiet mit zunehmender Trajektorienlänge vergrößert. Bei sehr langen Vorhersagezeitspannen werden entsprechend in einem größeren Gebiet um den Trajektorienursprung Blitzereignisse gezählt. Anschließend muss der Prediktorwert noch auf die Normgröße zurück transformiert werden. Die Einzugsgebiet-Vergrößerung pro Vorhersagezeitschritt kann mit einem Größenfaktor konfiguriert werden. Die Experimente zeigen, dass Vergrößerungsfaktoren pro 15 Minuten von 1,4 bis 1,8 die brauchbarsten Ergebnisse (die am besten korrelierenden Prediktorsätze) liefern.

Die Verarbeitung der Radardaten erfolgt ähnlich, wobei im Einzugsgebiet entsprechende Mittel- und Extremwerte der Radarreflektivität sowie binäre Werte für das Überschreiten bestimmter Schwellenwerte berechnet werden.

Die auf die zuvor beschriebene Weise berechneten Prediktor-Werte sind zwar schon zu den meisten mit Niederschlags- oder Gewitterereignissen zusammenhängenden Prediktanden gut korreliert. Durch Berücksichtigung spezieller Prediktanden-Eigenschaften lassen sich diese

Korrelationen jedoch noch weiter steigern. Insbesondere werden zwei wichtige Transformationen durchgeführt:

- a. Angleichung des Bezugszeitraums
- b. Step-Transformation

Zu a.: Angleichung des Bezugszeitraums

Viele Prediktanden (insbesondere Niederschlagsprediktanden oder Wetterzustands-Wahrscheinlichkeiten) haben Bezugszeiträume, die größer sind als die Definition der Prediktoren (15 Minuten). Es ist leicht nachvollziehbar, dass für die Vorhersage einer stündlichen Regenmenge die Summe der Radarreflektivitäten entlang der gesamten Trajektorie eine viel bessere Information liefert als der einfache Reflektivitätswert am Ursprung einer einzelnen Trajektorie. Für alle diese Prediktanden werden deshalb entsprechende Trajektorienursprungsgebiete gruppiert (Abb. 4.3) und die Prediktorwerte je nach Eignung entweder summiert, gemittelt oder maximiert. Die resultierenden Prediktorwerte haben dann einen zum Prediktanden passenden Bezugszeitraum und sind in vielen Fällen wesentlich besser korreliert als die einzelnen Advektionswerte ohne Zeitdimension.

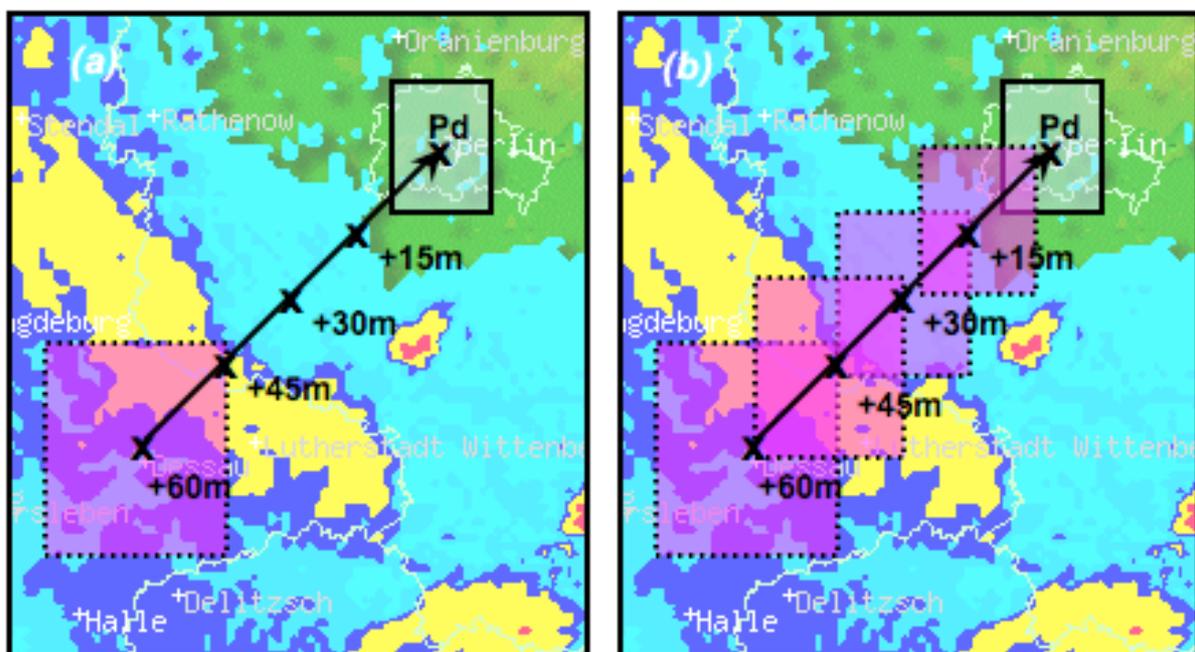


Abb. 4.3: Schematische Darstellung der Einzugsgebiete für Advektionsprediktoren mit zeitlichem Bezugszeitraum (hier: eine Stunde) anhand von Beispieldaten vom 10.7.2002 17 UTC. Das mit „Pd“ bezeichnete Gebiet markiert das Vorhersagegebiet. Die roten Gebiete markieren die Einzugsgebiete, die für die Berechnung der Advektions-Werte zu Grunde gelegt werden. (a): Einfacher Advektions-Prediktor für +60 Minuten für zeitlich dimensionslose Prediktanden (z.B. das Auftreten von Gewitter zum Beobachtungszeitpunkt). (b): Gruppierter Advektionsprediktor für stündliche Prediktanden (z.B. einstündliche Niederschlagsmenge).

Zu b.: Step-Transformation

Viele Prediktanden haben eine probabilistische Definition, d.h. sie haben einen Wertebereich zwischen 0 und 100 und geben die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten eines bestimmten Ereignisses (z.B. ein bestimmter Wetterzustand oder das Überschreiten eines bestimmten Schwellenwerts) an. Die advehierten Fernerkundungsdaten haben diese Eigenschaften zunächst nicht. Daher liegt es nahe, diesen Werten durch Anwendung geeigneter parametrisierter Stufen-Funktionen die entsprechenden Eigenschaften hinzuzufügen. Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Experimente haben gezeigt, dass sich dadurch die Prediktor/Prediktand-Korrelationen signifikant steigern lassen. Für die Transformation der Prediktor-Werte wird dabei das in Kapitel 4.3.4 eingeführte Formelwerk für die geglättete Step-Transformation von Datenreihen angewendet.

Abb. 4.4 zeigt ein schematisches Beispiel für eine solche geglättete Step-Transformation. Dabei sollen einfache Radarreflektivitäten, die üblicherweise in einem Wertebereich von ca. 0 bis 70 dBZ auftreten, so konvertiert werden, dass daraus eine probabilistische Aussage über das Auftreten von konvektivem Niederschlag getroffen werden kann. Typischerweise hängen konvektive Niederschlagsereignisse mit höheren Reflektivitäten zusammen, hingegen sind stratiforme Niederschläge eher mit niedrigeren Reflektivitäten korreliert. In einem Übergangsbereich, der in Deutschland ungefähr bei 35 dBZ liegt, treten beide Formen überlappend auf. Für das gezeigte Beispiel wurden daher die Parameter der Stufen-Funktion wie folgt gewählt: Der Wertebereich liegt zwischen 0 und 100 (da probabilistische Werte berechnet werden sollen). Der Schwellenwert (also die Lage des Umkehrpunkts auf der X-Achse) wurde auf 35 dBZ festgelegt. Dies bedeutet, dass ein Reflektivitätswert von 35 dBZ zu einer Wahrscheinlichkeit von gerade 50% transformiert wird. Schließlich wird die Steigung im Umkehrpunkt festgelegt. Hier besteht ein gewisser Spielraum, der im Zuge der in Kap. 5 beschriebenen Experimente untersucht und optimiert werden muss. Die Steigung legt fest, wie schnell die resultierenden Werte gegen Null bzw. 100 tendieren, wenn man sich auf der X-Achse vom Schwellenwert 35 dBZ entfernt. Ist der Übergangsbereich größer bzw. der Schwellenwert weniger genau definierbar, dann muss eine kleinere Steigung gewählt werden. Im gegenteiligen Extremfall gibt es keinen Übergangsbereich. Die Steigung ist dann extrem groß, und es resultiert ein quasibinäarer Prediktor (d.h. es existieren fast nur Werte von ~ 0 oder ~ 100).

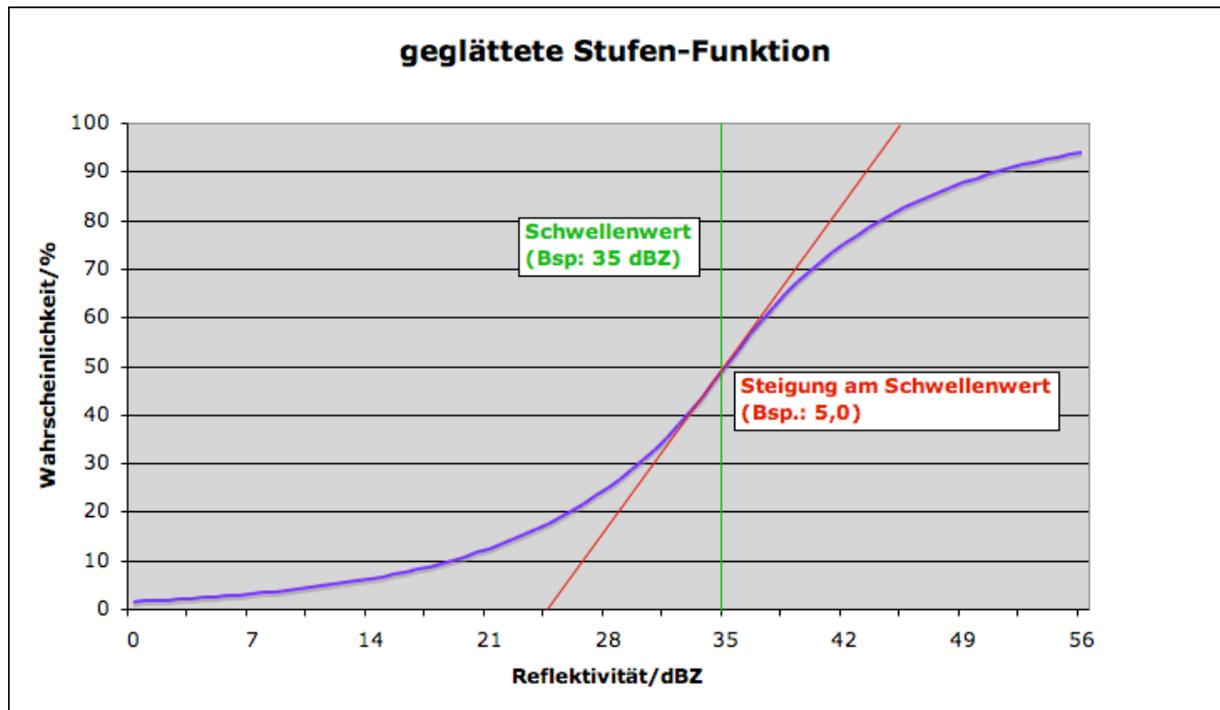


Abb. 4.4: Geglättete Stufen-Funktion zur Transformation von Radarreflektivitäten in probabilistische Werte zur Verwendung als Prediktor für die Wahrscheinlichkeit für konvektiven Niederschlag.

Zusammenfassend steht für die Verarbeitung von Fernerkundungsdaten ein umfangreicher Satz aus Transformationen zur Verfügung, der für die verschiedenen Prediktanden flexibel durch die Kombination geeigneter Parameter angepasst werden kann. Im Folgenden wird die zuvor beschriebene Methodik noch einmal kompakt und schrittweise zusammengefasst:

- Berechnung eines Advektions-Ursprungspunkts mittels Modellwindtrajektorien in verschiedenen Modellschichten. Die Trajektorien können durch einen Längenfaktor und einen Scherwinkel gegenüber dem reinen Modellwind modifiziert werden.
- Festlegung eines rechteckigen Advektions-Einzugsgebiets, in dessen Mittelpunkt der Trajektorien-Ursprung liegt. Die Größe des Einzugsgebiets kann mittels eines Größenfaktors abhängig von der Vorhersagezeitspanne vergrößert werden, um der zunehmenden Ungenauigkeit mit zunehmender Zeitspanne Rechnung zu tragen.
- Berechnung von Prediktor-Werten aus den Fernerkundungsdaten im Einzugsgebiet. Typische Beispiele:
 - Maximale Reflektivität im Gebiet
 - Mittlere Reflektivität im Gebiet
 - Anzahl der Blitzschläge im Gebiet
- Zusammenfassung von mehreren Einzugsgebieten mit verschiedenem Bezugszeitraum für Prediktanden mit längerer Zeitperiode (z.B. einstündliche Niederschlagsmenge).
- Geglättete Step-Transformation der Prediktor-Werte für probabilistisch definierte Prediktanden, wobei die Stufen-Funktion durch einen Schwellenwert und eine Steigung modifiziert werden kann.

4.4 Regressionsalgorithmen

4.4.1 Einfache und multiple lineare Regression

Alle MOS-Verfahren basieren auf der Annahme, dass man für die definierten Prediktanden einen Satz von Prediktoren finden kann, die einen linearen Zusammenhang zum Prediktanden aufweisen und diesen damit hinreichend gut an unabhängigen Daten beschreiben können. Der einfachste Fall einer solchen Regression ist das Auffinden eines linearen Zusammenhangs zwischen zwei verschiedenen Variablen x und y (die folgende Methodik und Formelwerk wurden entnommen aus [Wilks, 1995]). Anschaulich: Es soll eine Gerade gefunden werden, die die Eigenschaft hat, die Fehlerbalken zwischen Gerade und den x,y -Paaren zu minimieren. Für die Berechnung der „Fehler“ können verschiedene Kriterien bzw. Definitionen herangezogen werden; die gängigste Methode ist jedoch, die quadrierten Fehler als Grundlage für das Minimierungsverfahren zu nehmen.

Die resultierende Gerade hat die Form

$$\hat{y} = a + bx \quad (8)$$

wobei die Fehler oder „Residuen“ definiert sind als

$$e_i = y_i - \hat{y}(x_i) \quad (9)$$

Die so genannte „Regressionsgleichung“, also der wahre Zusammenhang zwischen x und y , ist die Summe aus Vorhersagewert und Fehler:

$$y_i = \hat{y}_i + e_i = \hat{a} + bx_i + e_i \quad (10)$$

Die Berechnung der Steigung b und Konstante a erfolgt unter der Bedingung kleinster Fehlersumme nach einigen trivialen Umformungen durch:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \quad (11)$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \quad (12)$$

In den meisten Fällen ist eine Vorhersagegleichung der Form (1) mit nur einem Prediktor nicht hinreichend. Oft kann erst eine mehrdimensionale Kombination mehrerer Prediktoren die verbleibende Fehlervarianz ausreichend reduzieren. Um dies zu erreichen, wird der jeweils verbleibende Prediktorensatz wiederholt nach dem am besten zum Residuum (vgl. Gl. (9)) der vorherigen Gleichung korrelierten Prediktor durchsucht und dieser der Gleichung hinzugefügt, wobei sämtliche Koeffizienten neu berechnet werden. Mit dieser sog. „Screening Regression“ erhält man schließlich eine mehrdimensionale Gleichung, bestehend aus M Prediktoren X_i und Koeffizienten c_i :

$$\hat{y} = c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_Mx_M \quad (13)$$

In jedem Schritt entsteht also eine Gleichung, die für die vorgegebene Anzahl der enthaltenen Prediktoren M den geringstmöglichen Fehler (Root Mean Squared Error, RMSE) bzw. die höchstmögliche Reduktion der verbleibenden Fehlervarianz (RV) aufweist.

4.4.2 Abbruchkriterium

Entscheidend für die Qualität bzw. die Stabilität einer Vorhersagegleichung in MOS-Systemen ist nicht nur die Qualität der verwendeten Prediktoren, sondern auch die richtige Kombination und vor allem die richtige Anzahl an Prediktoren in der Gleichung. Während der multiplen linearen Regression wird die Anzahl der in die Gleichung aufzunehmenden Prediktoren wie folgt bestimmt:

In jedem Regressionsschritt werden die Korrelationen der Prediktoren zum Residuum (R_{res}) berechnet. Der Prediktor mit der höchsten Korrelation zum Residuum wird dann als nächstes in die Vorhersagegleichung aufgenommen. Als Abbruchkriterium wird ein Schwellenwert für die Korrelation zum Residuum („kritische Korrelation“) gesetzt; d.h. erreicht keiner der angebotenen Prediktoren diesen Schwellenwert, wird die multiple lineare Regression abgebrochen und die Gleichung als vollständig betrachtet.

Die Berechnung der kritischen Korrelation als Abbruchkriterium erfolgt nach der Formel

$$R_{krit} = \frac{\left(-\ln 2 \frac{S}{pp}\right)^{0,6135}}{\sqrt{n-1}} \quad (14)$$

wobei S ein gegebenes Konfidenz-Level, pp die Anzahl der potentiellen Prediktoren und n die Anzahl der Regressionsfälle darstellt [Enke, 1988].

Das Verfahren wurde durch Krüger, M. [2004, persönliche Mitteilung] weiter verbessert, indem der Vergleich der kritischen Korrelation mit der Korrelation des jeweiligen Prediktors

zum Residuum (R_{res}) durch Vergleich mit einer angepassten Korrelation ($R_{res}(n)$) ersetzt wurde. Dazu wurden partielle Korrelationen berechnet [Kockelkorn, 2000] und R_{res} mit folgender Formel modifiziert:

$$R_{res}(n) = \frac{R_{res}}{\sqrt{1 - R(\text{Pr}_n, \hat{y}(\text{Pr}_1 \dots \text{Pr}_{n-1}))^2}} \quad (15)$$

Dabei ist $R(\text{Pr}_n, \hat{y}(\text{Pr}_1 \dots \text{Pr}_{n-1}))$ die Korrelation des im Regressionsschritt n ausgewählten Prediktors zum Ergebnis der Vorhersagegleichung auf Basis der zuvor ausgewählten $n-1$ Prediktoren. Diese Methodik bietet vor allem den Vorteil, dass auch mehrere sehr ähnliche Prediktoren mit hoher Korrelation zum Prediktanden gleichzeitig in einer Gleichung zugelassen werden und dadurch die Gleichung stabilisieren können. Ohne diese Transformation könnte bereits der erste hoch korrelierende Prediktor dazu führen, dass die Korrelation zum Residuum des zweiten hoch korrelierenden Prediktors zu gering für das Abbruchkriterium wird, obwohl er gute prognostische Zusatzinformation liefert bzw. zur Stabilität der Vorhersagegleichung beiträgt.

Das Abbruchkriterium kann durch zwei verschiedene Ansätze modifiziert werden, um für bestimmte Prediktanden bzw. für die Prediktorenauswahl optimale Ergebnisse zu erzielen:

- Die kritische Korrelation R_{krit} nach Gleichung (8) wird mit einem frei wählbaren Faktor multipliziert und dadurch künstlich heraufgesetzt. Damit wird das Abbruchkriterium verschärft, und es werden möglicherweise weniger Prediktoren in die Vorhersagegleichung aufgenommen.
- Für jeden Prediktor kann in jedem Regressionsschritt der multiplen linearen Regression grob abgeschätzt werden, um wie viel Prozent die verbleibende Fehlervarianz der Gleichung durch die Hinzunahme des entsprechenden Prediktors voraussichtlich reduziert wird [Carr, 1988]. Auch für diese Abschätzung kann ein Schwellenwert als (zweites) Abbruchkriterium definiert werden, durch das die Gefahr des Overfittings weiter reduziert wird.

4.4.3 Wichtige Kenngrößen von MOS-Vorhersagegleichungen

Für viele Betrachtungen in Zusammenhang mit MOS-Vorhersagegleichungen spielen die Eigenschaften der einzelnen beteiligten Entwicklungsdatenreihen (Prediktand- und Prediktorreihen) eine wichtige Rolle (vgl. nachfolgendes Kap. 4.4.4). Die Eigenschaften einer Datenreihe können dazu am besten durch Angabe des Mittelwerts der Reihe (MV) und deren Standardabweichung (SD) beschrieben werden. Letztere ist wie folgt definiert:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (16)$$

Diese Kenngröße ermöglicht eine einfache Abschätzung des Varianzverhaltens der betrachteten Datenreihe und hat zudem im Gegensatz zur Varianz die gleiche physikalische Einheit wie der Mittelwert der betrachteten Größe.

Die Standardabweichung spielt auch bei der Berechnung von allgemeinen („Pearson“-) Korrelationen eine Rolle, die für die Regression eine zentrale Rolle spielen. Die Korrelation R zwischen zwei Datenreihen gibt den Grad der Abhängigkeit zwischen den beiden betrachteten Reihen an. $R=1$ bedeutet, dass die Reihen vollständig abhängig sind, $R=0$ bedeutet, dass die Reihen vollständig unabhängig sind. Die Korrelation (im Beispiel zwischen Prediktor (Pr) und Predikand (Pd)) berechnet sich wie folgt:

$$R_{Pr,Pd} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((Pd_i - \overline{Pd}) \cdot (Pr_i - \overline{Pr}))}{SD_{Pd} \cdot SD_{Pr}} \quad (17)$$

wobei mit Pd_i und Pr_i die jeweiligen Prediktanden- bzw. Prediktordatenreihen und mit \overline{Pd} bzw. \overline{Pr} die zugehörigen Mittelwerte bezeichnet sind.

Ein weiteres, häufig benutztes Standardwerkzeug für die Darstellung der Genauigkeit einer Näherung (im Fall der Regression also ein Maß für die nach der Näherung durch eine Gerade verbleibenden Residuen) ist der „Root Mean Squared Error“ (RMSE). Er ist definiert als:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2} \quad (18)$$

Hier kann statt der Differenzen zum Mittelwert der betrachteten Datenreihe alternativ eine Differenzbildung mit einer beliebigen Referenz durchgeführt werden.

Ein letztes wichtiges Maß für die Bewertung von MOS-Vorhersagegleichungen und deren Entwicklung ist der RV-Wert (engl. „Reduction of Variance“, Reduktion der Fehlervarianz).

$$RV = \left(1 - \frac{RMSE^2}{SD_{Pd}^2} \right) \cdot 100 \quad (19)$$

RV-Werte lassen sich anschaulich beschreiben als MSE-basierte (MSE : Mean Squared Error; $MSE = RMSE^2$) prozentuale Reduktion der verbleibenden Fehlervarianz einer Gleichung. Beispielsweise bedeutet ein RV-Wert von 50 RV-%, dass im Vergleich zum verwendeten Referenzmaß (hier der Mittelwert der Prediktandenreihe) 50% des MSE reduziert wird. Durch

RV-Werte lässt sich auch die Qualität zweier Vorhersageverfahren vergleichen, indem man in obiger Formel die Standardabweichung durch den RMSE des Referenzverfahrens ersetzt (vgl. Kap. 7).

Das Zusammenspiel der verschiedenen statistischen Eigenschaften (Regressionskoeffizienten, Standardabweichungen, Korrelationen) der Prediktoren (Pr) und des Prediktanden (Pd) einer Vorhersagegleichung ist für die Gewinnung von Aussagen über die Gewichtung der verschiedenen Prediktoren in einer Vorhersagegleichung von großer Bedeutung. Denn die aus der multiplen linearen Regression resultierenden Koeffizienten (Co) enthalten ohne weitere Betrachtung der individuellen Eigenschaften der beteiligten Daten noch keine Aussage darüber, wie stark der zugehörige Prediktor durch sein Verhalten das Ergebnis der Gleichung bestimmt. Dies wird deutlich, wenn man sich folgenden einfachen Vergleich vor Augen führt: Ein Prediktor (Pr) mit sehr niedrigem Koeffizienten (Co), aber sehr hoher Standardabweichung (SD) kann unter Umständen größeren Einfluss auf die Varianz der Vorhersageergebnisse haben als ein Prediktor mit hohem Koeffizienten, aber nur sehr niedriger Standardabweichung. Denn im Extremfall ($SD=0$) wäre der entsprechende Term in der Vorhersagegleichung nur noch eine Konstante, die gar keinen Einfluss mehr auf die Varianz der Gleichung hat, unabhängig von der Größe des zugehörigen Koeffizienten. Es muss also ein geeignetes Maß gefunden werden, mit dem die Gewichtung bzw. die Bedeutung einzelner Prediktoren innerhalb einer MOS-Vorhersagegleichung abgeschätzt werden kann. Ein erstes Maß dafür ist das Gewicht (Weight, Wgt) eines Prediktors. Es wird definiert als:

$$Wgt = \frac{Co_{Pr} \cdot SD_{Pr}}{\sum_{i=1}^n |Co_i \cdot SD_i|} \cdot 100 \quad (20)$$

Dabei entspricht Co_{Pr} dem zum entsprechenden Prediktor (Pr) gehörenden Koeffizienten und SD_{Pr} der Standardabweichung der Prediktordatenreihe. Das Gewicht eines Prediktors ist demnach der mit der Standardabweichung aller Prediktoren normierte und mit dem Vorzeichen des Regressionskoeffizienten versehene Regressionskoeffizient des Prediktors. Die absoluten Beträge der Gewichte aller Prediktoren addieren sich zu 100%. Anschaulich handelt es sich bei den Gewichten um – mit dem Vorzeichen des Regressions-Koeffizienten versehene – prozentuale Beiträge der Prediktoren zur Varianz der mit der Gleichung gewonnenen Vorhersagen. Das Gewicht eines Prediktors eignet sich aber nur bedingt zur Interpretation der Zusammensetzung einer Vorhersagegleichung, da es alleine noch keine Aussage über die mit den Prediktoren erzielte Reduktion der Fehlervarianz – des eigentlichen Ziels der Regression – zulässt.

Diese Definition eines Gewichtsmaßes lässt sich allerdings noch erweitern. Im Gewicht eines Prediktors wird nämlich nicht berücksichtigt, wie stark dieser zur Prediktandenreihe korreliert ist und wie hoch die Standardabweichung des Prediktanden ist. Auch diese beiden Größen haben einen Einfluss auf die Wichtigkeit eines Prediktors in einer

Vorhersagegleichung. Zu diesem Zweck wurde das Konzept des Gewichts erweitert und der so genannte Beitrag (Ctr, engl.: „Contribution“) eingeführt:

$$Ctr = \frac{R_{Pr,Pd} \cdot SD_{Pr} \cdot Co_{Pr}}{SD_{Pd}} \quad (21)$$

Der Beitrag eines Prediktors ist der partielle Beitrag des Prediktors zur Reduktion der Fehlervarianz in RV-%; die Beiträge addieren sich zur Gesamt-Reduktion der Fehlervarianz. Der Beitrag kann also auch als RV-normiertes Beitragsmaß bezeichnet werden. Auch die Beiträge können (wie die Gewichte) negative Werte annehmen. Ein negativer Beitrag ist ein sicherer Indikator für Nicht-Orthogonalität der Prediktoren und für starke Interaktion derselben; d.h. mit Erscheinen eines Prediktors mit negativem Beitrag ändert sich die Summe der Beiträge der übrigen Prediktoren um mehr als diesen negativen Beitrag, so dass die Gesamtsumme der Beiträge durch Hinzunahme des Prediktors mit negativem Gewicht in jedem Falle größer ist als vorher. Die Deutung der Beiträge als Anteile der Reduktion der Fehlervarianz der Gleichung erfolgt in solchen Fällen für die entsprechenden Prediktorengruppen am besten gemeinsam. Für die in Kap. 5 beschriebenen Interpretationen der Vorhersagegleichungen wurden daher entsprechende Prediktorengruppen („Pr-Grp“) zusammengestellt, deren Beiträge summiert und auf 100% normiert:

$$Ctr\%_{Pr-Grp} = \frac{\sum_{Pr-Grp} Ctr_i}{\sum_{Pr} Ctr_i} \cdot 100 \quad (22)$$

Das Ergebnis dieser Betrachtung ist ein prozentualer Gesamt-Beitrag (Ctr%) für die betrachtete Prediktorengruppe, der sich in den meisten Fällen gut als tatsächlicher prozentualer Beitrag der Prediktorengruppe an der gesamten Reduktion der Fehlervarianz der Vorhersagegleichung interpretieren lässt.

4.4.4 Tabellenformat für MOS-Vorhersagegleichungen

Für die Darstellung von MOS-Vorhersagegleichungen wird in dieser Arbeit ein standardisiertes Tabellenformat verwendet, das einen Überblick über die Vorhersagegleichung und deren wichtigste Eigenschaften gibt. Anhand des folgenden Musterbeispiels (Tab. 4.1) wird dieses Format erklärt.

```
#####
103840          Issue=10:00z +001:00  valid=11:00z  TTT
#####
/
SEASON: win    win
/
  MV    SD    R_Pd  R_Res  Name                dRVI    Co    Wgt  Ctr  Ctr%
-----
  0.10  3.91  0.95   0.95  DMO_T2M                90.3    0.07    3    7    7
  0.95  4.22  0.99   0.27  TTT(-1)Obs             79.0    1.68    65   173  173
  0.62  4.31  0.98  -0.05  TTT(-1:30)Obs         37.2   -0.77   -30  -79  -79
  1.5   5.6   0.12   0.12  DDS_10M(+0)StF        1.0     0.10    1    0    0
  74.4  31.1  0.31  -0.22  DMO_C_tot3(+1:30)     5.3   -0.05   -1   -1   -1
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe           94   94
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe           0    0
                                MO-Pr-Gruppe              6    6
-----
Const. = 0.69    #Case rm= 374    2  RV    = 99    SD%(8) = 9
MV(Pd) = 1.52    #pC eC = 372   374  E(RVI) = 99    RMSE = 0.43
SD(Pd) = 4.07    #pPr/Rj = 246   28  krit_R = 0.163  E(RMSI)= 0.446
```

Tab. 4.1: MOS-Vorhersagegleichung im Standard-Tabellenformat. Beispielgleichung für den Prediktanden TTT (Temperatur in 2m Höhe), MOS-Ausgabezeit 10 UTC, Vorhersage für 11 UTC.

Die Titelzeile enthält in folgender Reihenfolge die Information über den zur Vorhersagegleichung gehörenden Ort bzw. Station oder Stationscluster (hier „103840“ für WMO Berlin-Tempelhof), den MOS-Ausgabetermin („Issue“, hier 10:00 UTC), die Vorhersagezeitspanne (hier +001:00 Stunden), den Gültigkeitszeitpunkt der Gleichung („valid“, hier entsprechend 11:00 UTC), sowie den Namen des Prediktanden (hier „TTT“ für die Temperatur in 2m Höhe).

Es folgt eine Angabe der jahreszeitlichen Periode, für die die Gleichung gültig ist (vgl. Kap. 4.5.2, hier: „SEASON: win“ für den Winter). Allgemein sind folgende Abkürzungen in Gebrauch:

- win = Winter; spr = Frühling; sum = Sommer; aut = Herbst;
- w/2 = Winterhalbjahr; s/2 = Sommerhalbjahr;
- all = ganzes Jahr

Es folgt eine tabellarische Auflistung der in der Vorhersagegleichung enthaltenen Prediktoren. Dabei ist zu beachten, dass sich die Reihenfolge in der Tabelle nicht nach der Wichtigkeit des jeweiligen Prediktors richtet, sondern nach der Reihenfolge, in der die Prediktoren durch das Regression-Verfahren in die Gleichung aufgenommen wurden. Da sich die Gewichtungen der einzelnen Prediktoren bei Hinzunahme eines neuen Prediktors ändern können und weil eine bestimmte Regressionsfolge vorgegeben werden kann, stehen stark gewichtete Prediktoren häufig erst im unteren Teil der Tabelle. Die Spalten der Tabelle erklären sich wie folgt:

- MV „Mean Value“ : Mittelwert des Prediktors
- SD Standardabweichung des Prediktors
- R_Pd Korrelation des Prediktors zum Prediktanden
- R_Res Korrelation des Prediktors zum Residuum des vorherigen Regressionsschritts
- Name Name des Prediktors
- dRVI Erwartete RV durch Hinzunahme des Prediktors an unabhängigen Daten
- Co Regressionskoeffizient (vgl. Gl. (11))
- Wgt (prozentuales) Gewicht des Prediktors in der Gleichung (vgl. Gl. (20))
- Ctr Beitrag (engl. „Contribution“): RV-normiertes Beitragsmaß in RV-% (vgl. Gl. (21))
- Ctr% Auf 100% normierter Beitrag (vgl. Gl. (22))

Die Namen der Prediktoren können noch mit zusätzlichen Attributen versehen sein. Hinter dem Namen kann ein relativer Zeitbezug zur Valid-Zeit in Klammern folgen in der Form (hh:mm). Dahinter folgt optional noch eine Angabe über die Herkunft, z.B. „Obs“ für Beobachtungsdaten oder „StF“ für statistische Vorhersagen.

Zusätzlich zu den einzelnen Prediktoren sind unterhalb der Gleichung die (prozentualen) Beiträge für die drei wichtigen Prediktorengruppen Persistenz, Radar-/Blitz-Advektion und Model Output sowie daraus abgeleitete Prediktoren (MO-Pr) aufgelistet. Die anteiligen Beiträge (Ctr%) errechnen sich nach Gleichung (22).

Unterhalb der Tabelle schließen einige zusätzliche Größen die Information über die Vorhersagegleichung ab:

- Const. Regressionskonstante der Gleichung
- MV(Pd) „Mean Value“ = Mittelwert des Prediktanden
- SD(Pd) „Standard Deviation“ = Standardabweichung des Prediktanden
- #Case rm Anzahl Regressionsfälle / Anzahl nicht verwendeter Regressionsfälle
- #pC eC Anzahl positiver Regressionsfälle / Anzahl effektiver Regressionsfälle
- #pPr/Rj Anzahl potentieller Prediktoren / Anzahl ignorierte Prediktoren
- RV Reduktion der Fehlervarianz (im Vergleich zum Stichprobenmittelwert)
- E(RVI) Erwarteter RV-Wert an unabhängigen Daten
- krit_R kritische Korrelation (vgl. Kap. 4.4.2)
- SD%(8) Prozentualer Anteil der acht am stärksten von MV(Pd) abweichenden Pd-Werte an der Gesamtvarianz (SD(Pd))
- RMSE Root Mean Squared Error der Gleichung
- E(RMSI) Erwarteter RMSE an unabhängigen Daten

Die Zusammensetzung der in Tab. 4.1 gezeigten Beispielgleichung lässt sich wie folgt beschreiben: Als erstes wurde der Prediktor „DMO_T2M“ (DMO der Temperatur in 2m Höhe) durch das Regressions-Verfahren ausgewählt, der eine Korrelation zum Prediktanden (R_Pd) von 0,95 aufweist. Dieser Prediktor reduziert im entsprechenden Regressionsschritt bereits 90,3% der Fehlervarianz (dRVI). Mit einem Gewicht (Wgt) von 3% bzw. einem Beitrag (Ctr) von 7 RV-% spielt dieser Prediktor jedoch nur eine eher untergeordnete Rolle in der Gleichung, da in nachfolgenden Regressionsschritten noch bessere Prediktoren in die Gleichung aufgenommen wurden.

So folgt im zweiten Regressionsschritt (Prediktortabelle in Tab. 4.1, zweiter Prediktor) die Persistenz des Prediktanden mit einem Zeitversatz von einer Stunde („TTT(-1)Obs“). Dass es sich um eine Persistenz der Beobachtung handelt ist durch den Namenszusatz „Obs“ kenntlich gemacht, der Zeitbezug wird davor in Klammern in Stunden angegeben. Dieser Prediktor reduziert nochmals 79,0% der nach dem ersten Regressionsschritt verbliebenen Fehlervarianz (dRVI). Nach Abschluss der multiplen linearen Regression stellt dieser Prediktor mit einem Gewicht (Wgt) von 65% und einem Beitrag (Ctr) von 173 RV-% den wichtigsten Beitrag in dieser Gleichung.

Im dritten Regressionsschritt folgt die Persistenz des Prediktanden mit einem Zeitversatz von 1:30 Stunden („TTT(-1:30)Obs“, Mittelwert aus TTT(-1)Obs und TTT(-2)Obs). Dieser Prediktor wird in die Gleichung aufgenommen, obwohl dessen Korrelation zum Residuum mit 0,05 niedrig ist. Beide Persistenzprediktoren sind jedoch ähnlich hoch zum Prediktanden korreliert. Hier spielt die in Kap. 4.4.2 beschriebene kritische Korrelation (vgl. Gleichungen (14), (15)) eine Rolle, die es ermöglicht, dass hoch autokorrelierte Prediktoren gleichzeitig in eine Vorhersagegleichung aufgenommen werden. Im hier diskutierten Fall ergänzen sich die beiden Persistenzprediktoren durch entgegengesetzte Vorzeichen bei Gewicht (Wgt) bzw. Beitrag (Ctr) anschaulich zu einer mathematischen Beschreibung eines Temperaturtrends. Auf diese Weise kann immerhin 37,2% der nach der Hinzufügung des ersten Persistenzprediktors verbliebenen Fehlervarianz (Residuum) reduziert werden (siehe Spalte dRVI). Dass dabei negative Beiträge in der Gleichung auftreten, ist ein typisches Verhalten der multiplen linearen Regression in solchen Situationen.

Im vierten und fünften Schritt wird die statistische Vorhersage der Südkomponente des Windes („DDS__10M(+0)StF“) sowie der dreistündige Mittelwert des DMO-Bedeckungsgrads („DMO_C_tot3(+1:30)“) der Gleichung hinzugefügt. Dabei können jedoch nur noch 1,0% bzw. 5,3% der jeweils verbliebenen Fehlervarianz reduziert werden (dRVI), so dass die Gewichtung dieser Prediktoren entsprechend gering bleibt. Nach dem fünften Regressionsschritt wird die Regression mangels ausreichend korrelierter Prediktoren abgebrochen und die Gleichung damit abgeschlossen.

Den Angaben unter der Prediktortabelle kann man noch entnehmen, dass diese Gleichung offenbar eine gute Qualität besitzt: Mit einem erwarteten RMSE an unabhängigen Daten

(E(RMSI)) von 0,446 und einer Reduktion der Fehlervarianz (E(RVI)) von 99% kann die Gleichung die Varianz des vorherzusagenden Prediktanden TTT offenbar sehr gut beschreiben.

4.4.5 Regressionsfolge („Reg-Order-Tabelle“)

Zusätzlich zu den in 4.4.2 beschriebenen Vorgehensweisen macht es in den meisten Fällen Sinn, die Regression durch die Vorgabe einer bestimmten Regressionsfolge zu steuern. So kann man verhindern, dass unerwünschterweise viele (ähnliche) Prediktoren einer bestimmten Gruppe die Gleichungen dominieren. Dies geschieht durch eine „Reg-Order-Tabelle“, die genau vorgibt, in welcher Reihenfolge die multiple lineare Regression vorgehen soll.

Hierzu werden die Prediktoren in Gruppen aufgeteilt, die ähnliche Eigenschaften haben (z.B. Modellprediktoren, Persistenzprediktoren, Advektionsprediktoren usw., vgl. auch Kap. 4.3). In der Reg-Order-Tabelle können nun diese verschiedenen Prediktor-Gruppen in einer bestimmten Reihenfolge aufgelistet werden. Die Regression wird dann die Prediktoren in genau dieser Reihenfolge abtesten, so dass man bestimmten Gruppen damit eine höhere Priorität einräumen kann. Für jeden Eintrag in der Reg-Order-Tabelle können zudem individuell die beiden Schwellenwerte für die Abbruch-Kriterien definiert sowie eine maximale Anzahl auszuwählender Prediktoren (als drittes Abbruchkriterium) festgelegt werden.

Dieselbe Prediktorengruppe kann in der Regressionsfolge auch wiederholt angeboten werden. Beispielsweise bietet man zunächst die Modellprediktoren mit einer maximalen Anzahl von zwei Prediktoren an. Danach sollen dann die Persistenzprediktoren abgetestet werden. Nach der Auswahl der Persistenzprediktoren können dann die Modellprediktoren erneut angeboten werden, z.B. mit geringeren Schwellenwerten für die Abbruchkriterien.

Mit dieser Methodik kann sehr genau gesteuert werden, welche Prediktorengruppen mit welcher Priorität, mit welchen Abbruchkriterien und mit welcher Anzahl in den Gleichungen erwünscht sind. So kann weitgehend vermieden werden, dass bestimmte Prediktorengruppen die Gleichungen zu sehr dominieren oder zu früh ein Abbruch-Kriterium erreicht wird, bevor andere Prediktoren, bei denen man ein niedrigeres Abbruch-Kriterium zulassen würde, ausgewählt wurden. Die Hauptmotivationen für die Einführung dieses Ansatzes sind in diesem Zusammenhang:

- Zunächst Modellprediktoren als wichtige, von Beobachtungsdaten unabhängige Informationsquelle in die Gleichung aufzunehmen, bevor hoch korrelierte Persistenz-Prediktoren die Gleichung dominieren und damit das Abbruchkriterium erreicht wird, ohne dass Modellprediktoren in die Vorhersagegleichung aufgenommen werden.
- Persistenz der Vorhersage und andere statistische Vorhersagen als Prediktor erst spät für die Auswahl zuzulassen, da zunächst unabhängige Information Priorität haben soll.

4.5 Organisation der Regressionsfälle

4.5.1 Allgemeines

Der einfachste Fall der Organisation der Regressionsfälle ist eine einfache Regression über alle in der historischen Datenreihe vorliegenden Fälle. Das Ergebnis einer solchen Regression wäre eine Vorhersagegleichung, die für alle denkbaren Situationen gute Ergebnisse liefern muss. Betrachtet man die Vielfalt der tages- und jahreszeitlichen Unterschiede sowie verschiedener Wetterbedingungen, wird schnell klar, dass es sehr schwierig ist, eine solche Gleichung zu finden. Daher macht es in vielen Situationen Sinn, die Regressionsdatenreihe in mehrere Teile aufzuspalten und beispielsweise nach Jahreszeiten getrennte Vorhersagegleichungen zu entwickeln. Der Nachteil, dass eine solche Vorhersagegleichung auf weniger Fällen beruht und damit möglicherweise instabiler ist, wird meistens durch die Vorteile aufgewogen, die die Beschränkung auf bestimmte ähnliche Regressionsfälle bietet. Denn die Vorhersagegleichungen lassen sich dann viel besser auf die verschiedenen Situationen hin optimieren, weil die einzelnen Regressionsreihen weniger komplex sind als die im Gesamtdatensatz enthaltene Information.

Die Abwägung der oben beschriebenen Vor- und Nachteile ist die Grundlage dafür, wie die historischen Daten für die Entwicklung der Vorhersagegleichungen organisiert werden müssen. Dabei gilt es, möglichst das Optimum aus Anzahl der Regressionsfälle und Komplexität der Regressionsreihe zu finden. Ist die Anzahl der Regressionsfälle niedrig oder der Komplexitätsgrad der Datenreihe hoch, sollte eine Vergrößerung der Regressionsreihe (z.B. durch den Multi-Stations-Ansatz) in Erwägung gezogen werden. Liegen dagegen sehr viele Regressionsfälle vor oder sind die Daten recht einfach linear zu beschreiben, kann eine Aufteilung der Regressionsreihe (z.B. in verschiedene Jahreszeiten) vorgenommen werden.

Für die Bestimmung, ob genügend Fälle vorliegen, um die Stabilität der Regression garantieren zu können, wird statt der tatsächlichen Anzahl der Regressionsfälle n oft eine Anzahl effektiver Fälle zu Grunde gelegt. Die Bestimmung der Anzahl der effektiven Fälle geht dabei auf folgende einfache Formel zurück:

$$n_{eff} = \text{MIN}(n, n_{positiv} \cdot 4) \quad (23)$$

Hintergrund dieser Überlegungen ist, dass beispielsweise eine historische Reihe sehr seltener Ereignisse nur sehr wenige von Null verschiedene Fälle (seltenes Ereignis eingetreten, $n_{positiv}$) und sehr viele Nullfälle (Ereignis nicht eingetreten) enthält. Rein zahlenmäßig kann eine solche Reihe zwar umfangreich genug sein, um eine nach den definierten Abbruchkriterien stabile Vorhersagegleichung zu entwickeln. Der Informationsgehalt der Reihe ist aber aufgrund der vielen Nullfälle möglicherweise zu gering. Obige Gleichung setzt in solchen Fällen n für die Verwendung in der Formel für das Abbruchkriterium (vgl. Kap. 4.4.2, Gl. (15)) entsprechend herunter. Man kann diesen Ansatz noch verfeinern, indem man die

Autokorrelation der Prediktandenreihe als Kriterium hinzuzieht. n_{eff} ist dann für alle Prediktandenreihen signifikant niedriger als n , die eine hohe Autokorrelation aufweisen. Dies ist bei Blitz-, Radar- und CellMOS der Fall, wurde aber bisher aus Aufwandsgründen nicht durchgeführt.

4.5.2 Jahreszeiten

Die meteorologischen Vorgänge in der Atmosphäre sind stark durch den Jahresgang geprägt. Zwar ist die dahinter stehende Physik zu jeder Zeit die gleiche, dennoch können MOS-Gleichungen für verschiedene Jahreszeiten die Abhängigkeiten, die sich auf bestimmte Jahreszeiten beschränken, viel besser repräsentieren.

Dazu wird der Entwicklungsdatensatz jahreszeitenabhängig in mehrere (typischerweise vier) Datensätze aufgeteilt. Für diese Datensätze werden jeweils einzeln Regressionen durchgeführt, auf entsprechend reduzierter Fallanzahl. Dabei nimmt man zunächst in Kauf, dass die reduzierte Anzahl von Null verschiedenen Fällen, die der Regression zur Verfügung stehen, prinzipiell negative Auswirkungen auf die Stabilität der Gleichungen hat. Die positiven Effekte durch das Erfassen jahreszeitemspezifischer Zusammenhänge überwiegen diesen Effekt jedoch in vielen Fällen (vgl. Kap. 4.5.1).

Bei der Entscheidungsfindung, ob genügend für die Regression verwertbare Fälle vorliegen, wird immer n_{eff} (vgl. Gl. (23)) statt der wahren Fallanzahl n herangezogen. Sollten bei bestimmten Prediktanden, die seltene Ereignisse repräsentieren, doch zu wenig von Null verschiedene effektive Fälle vorliegen, werden entsprechend wieder Jahreszeiten zusammengefasst und beispielsweise sich auf einen Halbjahreszeitraum beziehende Gleichungen entwickelt. Im Extremfall fällt man sogar wieder auf den gesamten Datensatz zurück und hat damit nur eine Ganzjahresgleichung zur Verfügung. Diese enthält mehr Fälle - und damit auch mehr Information - und führt zu stabileren Vorhersagen, auch wenn man dafür in Kauf nimmt, dass jahreszeitemspezifische Besonderheiten dabei verloren gehen.

4.5.3 Fallbedingte Gleichungen

Die im vorangehenden Abschnitt beschriebenen Jahreszeiten-Gleichungen sind nur ein Spezialfall einer allgemeinen Methodik, bei der eine Auswahl der Regressionsfälle stattfindet. Statt den gesamten zur Verfügung stehenden Datensatz für die Regression heranzuziehen kann man bestimmte Fälle herausselektieren, von denen man sich einen besonderen Informationsgehalt verspricht.

Als Selektions-Kriterium können statt der Jahreszeit auch andere Bedingungen herangezogen werden, insbesondere das Eintreten bestimmter Ereignisse. Beispielsweise können neben den normalen Vorhersagegleichungen für Sturmböen auch Vorhersagegleichungen für Sturmböen

entwickelt werden, bei denen nur Fälle mit gleichzeitigem Auftreten von Gewitter in die Regression aufgenommen werden. Im Ergebnis erhält man dann gewitterbedingte Böengleichungen. Hintergrund dieser Methodik ist die Überlegung, dass im besprochenen Beispiel die gewitterbedingten Vorhersagegleichungen die Zusammenhänge im Falle von Gewittern viel besser erfassen können und damit in diesen Fällen auch zu besseren Vorhersagen führen. Dabei ist natürlich zu beachten, dass diese bedingte Gleichung - auf den allgemeinen Fall angewendet - in den meisten Fällen zu schlechteren Ergebnissen führt.

4.5.4 Multi-Stations-Ansatz

Oft ergibt sich bei der Entwicklung von MOS-Vorhersagegleichungen das Problem, dass nur in einem sehr beschränkten Umfang historische Datenreihen zur Verfügung stehen, die für die Regression herangezogen werden können. Die Folge ist, dass die Anzahl der Fälle, die in eine Vorhersagegleichung eingehen, relativ klein ist. Damit nimmt die Gefahr des so genannten Overfittings stark zu [Wilks, 1995]. Kommt erschwerend hinzu, dass es sich um eine Vorhersagegleichung für seltene Ereignisse (z.B. Gewitter) handelt, ist zudem der Anteil der von Null verschiedenen Fälle klein. Dann ist es oft nicht mehr möglich, eine sinnvolle Vorhersagegleichung zu entwickeln, ohne dass man die Anzahl der Fälle künstlich erhöht. Eine solche Erhöhung der Fallanzahl kann durch den Multi-Stations-Ansatz geschehen. Die Beobachtungsstationen werden dazu gruppiert, indem klimatologisch und geografisch ähnliche Stationen zusammengefasst werden. Für eine solche Gruppe von Stationen mit ähnlichen Eigenschaften kann nun eine gemeinsame Vorhersagegleichung berechnet werden. Die Anzahl der Fälle ist damit um ein Vielfaches höher, und die oben beschriebenen Probleme werden erheblich reduziert. Der Vorteil dieser Methode überwiegt dabei oft bei Weitem den Nachteil, dass stationsspezifische Eigenschaften verloren gehen, da die resultierende Vorhersagegleichung jetzt statt einer nun die Eigenschaften gleich mehrerer Stationen repräsentiert.

4.5.5 Multi-Issue-Ansatz

Eine weitere Möglichkeit, eine Regressionsreihe mit beschränktem Datenumfang durch Erhöhung der Anzahl der Fälle stabiler zu machen, ist der sog. Multi-Issue-Ansatz. Darunter versteht man die Gruppierung mehrerer Ausgabezeiten, d.h. es werden gemeinsame Vorhersagegleichungen entwickelt für mehr als nur einen Vorhersageausgabetermin. In manchen Fällen ist dies nicht nur aufgrund einer kurzen Regressionsreihe vorteilhaft, sondern auch aufgrund von Redundanz: Speziell bei Nowcast-MOS-Anwendungen liegen die Ausgabezeiten oft sehr kurz hintereinander (z.B. alle 15 Minuten). Die physikalischen und meteorologischen Zusammenhänge, auf denen die Vorhersagegleichungen beruhen, ändern sich aber in den meisten Fällen auf einer langsameren Zeitskala. Das bedeutet, dass für die meisten Vorhersagen in einem Zeitraum von etwa zwei Stunden dieselbe Vorhersagegleichung für die Vorhersage eines bestimmten Prediktanden verwendet werden

kann, ohne dass man signifikante Schwächen durch sich mit dem Tagesgang ändernde Zusammenhänge bemerkt. Die Vorteile, die durch die zusammengefassten Datensätze mehrerer Tageszeiten entstehen, sind vermutlich in vielen Fällen signifikant. Aus diesem Grund wird für die meisten MOS-Systeme mit schnellem Update-Zyklus der Multi-Issue-Ansatz angewendet.

4.6 MOS auf beweglichen Systemen

Der klassische MOS-Ansatz entspricht einer Regression auf Basis einer zeitlich homogenen Beobachtungs- und Modelldatenreihe an einem festen Ort. Rein mathematisch betrachtet spricht jedoch nichts dagegen, einen entsprechenden Ansatz auch ohne diese Randbedingungen durchzuführen, also auf der Grundlage zeitlich inhomogen verteilter Regressionsfälle, die sich zudem mit der Zeit durch den Raum bewegen. Diese Eigenschaften haben beispielsweise Gewitterzellen, die nicht an allen Tagen auftreten und sich während ihres Lebenszyklus' durch den Raum bewegen. Es wird also - mathematisch ausgedrückt - der Versuch unternommen, MOS vom Eulerschen in den Lagrangeschen Raum auszuweiten. Hintergrund dieser Überlegung ist die Tatsache, dass man durch den Übergang auf die beweglichen Systeme einen sehr großen Informationsgewinn gegenüber ortsgebundenen Vorhersagepunkten erzielt. Denn auf diese Weise liegen die relevanten Daten zu jeder Zeit vor, während man bei ortsgebundenen Punkten auf „Zufallstreffer“ (z.B. das Auftreten von Gewitter genau an einer SYNOP-Station) angewiesen ist. Während beispielsweise das Eintreten von Gewitter an festen SYNOP-Stationen noch mit hinreichend stabilen Ergebnissen mit der Standard-MOS-Technik vorhergesagt werden kann, versagt diese Technik für spezielle Gewittereigenschaften fast völlig, weil die wenigen Fälle an den Stationen nicht zu stabilen Vorhersagegleichungen führen. Diese Problematik wird durch die Lagrangesche Herangehensweise gelöst.

Die Regression für solche Systeme erfolgt mathematisch genauso wie bei den Standard-MOS-Systemen auch, allerdings gibt es hierbei einige strukturelle Unterschiede. Zu beachten ist vor allem, dass jetzt wie oben beschrieben keine weitgehend zeitlich homogene Reihe aus Beobachtungen vorliegt (im Standard-Fall beispielsweise eine durchgehende Temperaturmessung, also für jeden Tag und eine bestimmte Uhrzeit ein bestimmter Wert), sondern die Prediktandenwerte sind inhomogen über die Zeit verteilt. Dies hat natürlich Auswirkungen auf die Organisation der Daten in verschiedenen Gebiets- und Jahreszeitengleichungen. Die Regressionsfälle definieren sich jetzt über den Lebenszyklus der sich bewegenden Objekte (d.h. eine Gewitterzelle entspricht über ihren gesamten Lebenszyklus betrachtet genau einem Regressionsfall). Die Regressionsreihen werden so organisiert, dass Gebiete mit meteorologisch und orografisch ähnlichen Eigenschaften definiert werden, innerhalb derer die auftretenden Regressionsfälle zu einer Regressionsreihe gruppiert werden. Dabei ist im Unterschied zu den Standard-MOS-Systemen genau darauf zu achten, dass auch die Modelldaten zu jeder Zeit am richtigen Ort (nämlich an dem Ort, wo

sich der entsprechende Regressionsfall gerade befindet) berechnet und bereitgestellt werden müssen.

Über die so definierte Regressionsreihe kann nun weitgehend unverändert die multiple lineare Regression durchgeführt werden. Zu beachten ist allerdings, dass aufgrund der inhomogenen Verteilung der Regressionsfälle über die Zeit unter Umständen hoch autokorrelierte Fälle in der Reihe vorkommen, beispielsweise wenn sehr viele Gewitter auf engem Raum innerhalb kurzer Zeit auftreten. Dies führt zu einer Beeinflussung der kritischen Korrelation als Abbruchkriterium. Daher sollte die Berechnung der kritischen Korrelation entsprechend angepasst (in Abhängigkeit von den auftretenden Autokorrelationen nach oben korrigiert) werden (vgl. Kap. 4.5.1).

Kapitel 5

Entwicklung der MOS-Verfahren

5.1 Entwicklung

Um die im Kurz- und Mittelfristbereich bewährten Stärken und Vorzüge statistischer automatischer Vorhersagesysteme für die Nutzung im Unwetterwarnwesen und im Bereich des Nowcasting und der Kurzzeitvorhersage zu erschließen, wurden MOS-Verfahren unter Einbeziehung von Fernerkundungsdaten entwickelt (Abb. 5.1), die im Folgenden kurz vorgestellt und deren Entwicklungsergebnisse beschrieben werden. Im Einzelnen wurden im Zuge dieser Arbeit folgende Entwicklungsschritte unternommen:

- Weiterentwicklung und Optimierung des bereits vorhandenen BMOS-Systems (BMOS) des Deutschen Wetterdienstes
- Neuentwicklung eines RadarMOS-Systems für den Deutschen Wetterdienst mittels Weiterentwicklung der bei BMOS gemachten Fortschritte, mit dem Ziel eines Systems zur flächendeckenden Vorhersage von Radar-Größen („Radarbild der Zukunft“)
- Integration von Advektionsprediktoren für Fernerkundungsdaten aus BMOS und RadarMOS in das SYNOP-basierte allgemeine WarnMOS-System des Deutschen Wetterdienstes zur Verbesserung der Vorhersage warnrelevanter Größen an SYNOP-Stationen bzw. in Landkreisen
- Konzeptionelle Weiterentwicklung des MOS-Prinzips auf sich durch den Raum bewegende Systeme (CellMOS zur Vorhersage der Eigenschaften individueller Gewitterzellen), um damit bestehende strukturelle Schwächen der Standard-Systeme im Gewitternowcasting auszugleichen.

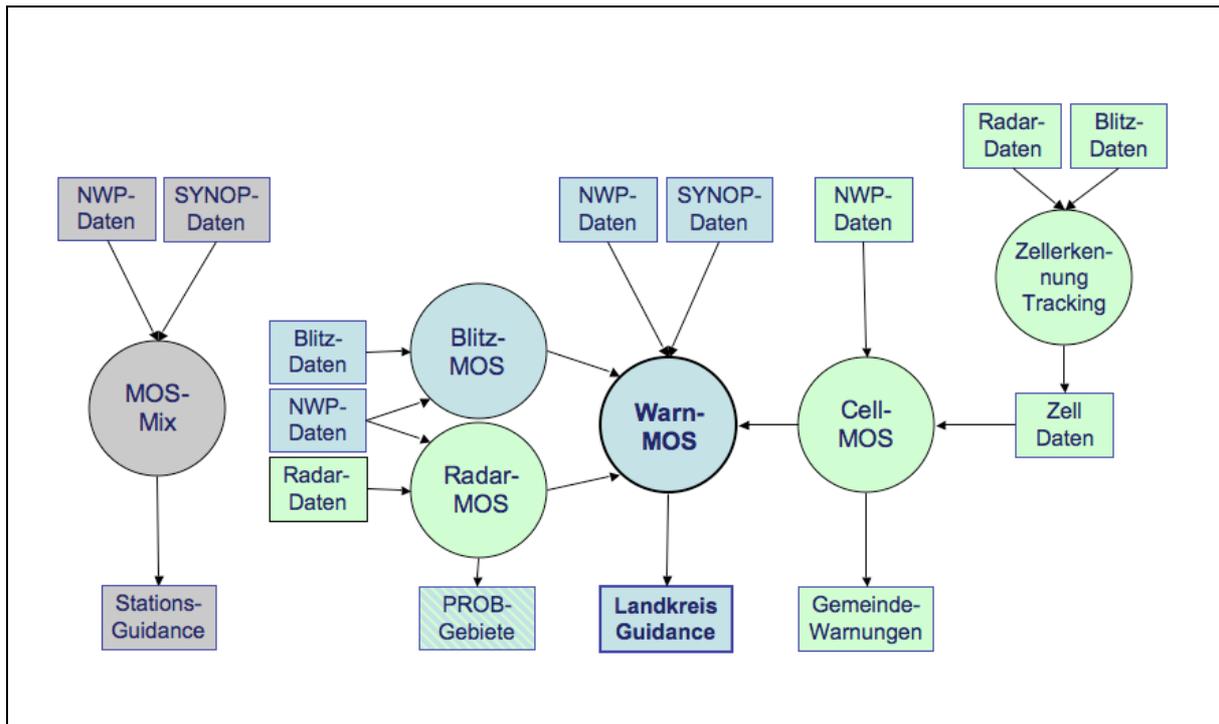


Abb. 5.1: Allgemeines MOS-Systemdiagramm der beim Deutschen Wetterdienst (DWD) in der operationellen Anwendung befindlichen Systeme sowie deren Datenquellen und Produkte, Stand: Sommer 2008 (geplant). Die im Rahmen dieser Arbeit verbesserten Systeme sind hellblau, neu entwickelte Systeme grün markiert.

5.1.1 BMOS

Startpunkt der Aktivitäten ist die Entwicklung des Blitz-MOS-Systems (BMOS) für den Deutschen Wetterdienst (DWD) [Knüpfner, 2001]. Dieses System arbeitet auf einem Gitter mit einer Auflösung von etwa 27 km x 27 km und ist in der Lage, die Entwicklung der Gewitteraktivität im Viertelstundentakt basierend auf den Blitzortungsdaten des BLIDS-Systems [Siemens AG, 1992] vorherzusagen. Im Rahmen dieser Arbeit wurde das Verfahren 2003 komplett überarbeitet. Es wurden unter anderem folgende Neuerungen implementiert:

- Neue Gitterstruktur (Umstellung der Gruppierung der Gitterpunkte für Multi-Gitterpunkt-Gleichungen)
- Neudefinition von Prediktanden und Prediktoren (vor allem für Blitzdichte und Verbreitungsgrad)
- Verbesserung und Erweiterung des vorhandenen Advektionsschemas (Optimierung von Modellwindtrajektorien, Scherungsmodul)

Als Ausgangspunkt wurde ein Standard-MOS-System gewählt, das auf die besonderen Anforderungen, die für die Blitz-Vorhersage notwendig sind, angepasst wurde. Das Standard-System war zunächst für den so genannten Einzel-Stations-Ansatz ausgelegt, das heißt, es erzeugte Vorhersagegleichungen für einzelne zufällig im Raum angeordnete Beobachtungsstationen.

Für BMOS wurde ein Gitternetz mit einer Maschenweite von $0,25 \times 0,375$ Grad (entsprechend etwa 27×27 km) angelegt, auf dessen Gitterpunkten sämtliche Berechnungen ausgeführt werden. Das bedeutet, dass neben den Prediktanden auch sämtliche Prediktoren auf den Gitterpunkten berechnet werden müssen. Die Gitterpunkte ersetzen also die unregelmäßig verteilten Stationen im Standard-MOS. Mit diesem Ansatz ist es möglich, im Gegensatz zu den stationsbezogenen Standard-MOS-Daten flächendeckende Vorhersagen auf dem Gitter zu erzeugen (vgl. 2.3.3.1 (iii)).

Gewitterereignisse sind anders als viele andere typische MOS-Prediktanden verhältnismäßig seltene Ereignisse. Man ist also darauf angewiesen, sehr viele Fälle für die Entwicklung der Vorhersagegleichungen bereitzustellen, da die Regression sonst schnell zu Instabilitäten neigt. Um das zu vermeiden, wurde ein Multi-Stations-Ansatz für BMOS gewählt. Die Gitterpunkte wurden zu Gruppen von ca. 20 bis 30 Gitterpunkten zusammengefasst. Dabei wurde berücksichtigt, dass die Gitterpunkte einer Gruppe ähnliche topografische und regionale Eigenschaften haben müssen. Nur dann ist gewährleistet, dass man jeweils eine Multi-Stations-Regression für diese Gruppen durchführen kann, ohne dass es zu verfälschenden Nebeneffekten kommt. Es resultiert dann eine 20- bis 30-fache Fallanzahl pro Regression, was die Gleichungen für seltene Ereignisse wesentlich stabiler macht.

Die Beobachtungsdaten bei BMOS unterscheiden sich von der typischen, ein Standard-MOS-System konstituierenden Struktur. Die Daten liegen nicht an bestimmten Beobachtungsorten vor, an denen auch die Vorhersagen erzeugt werden sollen, sondern die vom BLIDS-System georteten Blitze sind unregelmäßig über Zeit und Raum verteilt. Daher muss eine Vorverarbeitung der Beobachtungsdaten durchgeführt werden, um diese überhaupt für das Gitter-MOS nutzbar zu machen. Dabei müssen vor allem folgende Gesichtspunkte berücksichtigt werden:

- Die Daten müssen in Gitterpunkts-Werte konvertiert werden, allerdings so, dass möglichst wenig Informationsverlust eintritt
- Es sollen geeignete Prediktanden für die Kurzzeitfrist und die Kurzfrist definiert werden
- Die Prediktanden müssen sowohl zur Beschreibung starker wie schwacher Ereignisse, als auch für räumlich homogene und (singuläre) Einzelereignisse geeignet sein

Das Ergebnis dieser Überlegungen ist ein Prediktandensatz, der aus vier Prediktanden für die Kurzzeitfrist und zwei weiteren Prediktanden für die Kurzfrist besteht.

1.) Die Kurzfrist-Prediktanden

- (i) Density (Blitzdichte): Anzahl der Blitzschläge innerhalb der den Gitterpunkt umgebenden Gitterbox und innerhalb von 15 Minuten (vor Gültigkeitszeitpunkt).
- (ii) Isolated1: Wahrscheinlichkeit für das Auftreten mindestens eines Blitzes innerhalb der den Gitterpunkt umgebenden Gitterbox innerhalb von 15 Minuten (vor Gültigkeitszeitpunkt).
- (iii) Isolated10: Analog zu Isolated1, aber mindestens 10 Blitze
- (iv) Isolated100: Analog zu Isolated1, aber mindestens 100 Blitze

Um den zwangsweise bei der Umsetzung der räumlich ungebundenen Blitzortungen auf feste Gitterpunkte bzw. Gebiete auftretenden Informationsverlust so gering wie möglich zu halten, werden die Blitze nicht einfach dem nächsten Gitterpunkt zugeordnet, sondern auf die vier umliegenden Gitterpunkte aufgeteilt.

2.) Prediktanden für die Kurzfrist

- (v) Occasional: Wahrscheinlichkeit, dass in einem Gebiet von 6 x 8 Gitterpunkten und einem Zeitraum von 4 x 15 Minuten mindestens 5% der Zeit-/Raumpunkte von Gewitter betroffen sind
- (vi) Frequent: Analog zu Occasional, aber mindestens 20% der Zeit-/Raumpunkte.

Als Kriterium, ob ein Zeit-/Raumpunkt von Gewitter betroffen ist, wird hierbei auf den Prediktanden Isolated1 zurückgegriffen, da dieser in Größe und zeitlicher Ausdehnung genau den hier geforderten Dimensionen entspricht. Diese Definitionen gehen auf Anforderungen aus dem Bereich der Luftfahrt zurück, wo ähnliche Definitionen in METAR- und TAF-Meldungen verwendet werden.

Die so gewonnenen gitterpunktbezogenen Daten können nun wie beim Standard-MOS weiter verarbeitet werden. Entwickelt wurde mit einer sechsjährigen historischen Datenreihe (GME-Modelldaten und Siemens BLIDS-Daten von 1998 bis 2003, GME teilweise quasioperationell nachberechnete Daten), für Gitterpunkte im Abstand von ca. 27 km, die die Fläche der Bundesrepublik Deutschland und angrenzende Gebiete abdecken.

5.1.1.1 Advektion von Beobachtungsdaten

Gewitterzellen verlagern sich mit der Zeit durch den Raum und folgen dabei meistens – mit gewissen Modifikationen – der allgemeinen Strömung. Daraus ergibt sich die Überlegung, dass eine sich an den Modellwinden orientierende Advektion der Beobachtungsdaten zum Ausgabe-Startzeitpunkt ein guter Prediktor für die zukünftige Verteilung der Blitzschläge sein kann. Hierzu wurden umfangreiche Experimente durchgeführt.

Zunächst wird ein Satz von möglichen Advektionsprediktoren definiert. Eine geeignete Trajektorie wird aus dem Modellwind berechnet, wobei die Winde in 850 hPa, 700 hPa und 500 hPa benutzt werden. Die Modellwindwerte werden mit der Vorhersagezeitspanne multipliziert, um die Verlagerung mit der Zeit zu berechnen. Die so berechneten Trajektorien können zusätzlich noch mit einem Längenfaktor und einer Richtungsabweichung versehen werden, so dass auch beliebig vom Modellwind abweichende Trajektoriensätze getestet bzw. eingesetzt werden können (Beispiele: Trajektorien mit doppeltem/halbem Modellwind, Trajektorien mit Links- / Rechtsausscherung). Die Prediktorwerte werden analog zu den Prediktandendefinitionen berechnet, wobei jeweils der Trajektorienanfangspunkt als Gebietsmittelpunkt verwendet wird (vgl. Abb. 4.2). Um die zunehmende Vorhersagegenauigkeit bei größer werdender räumlicher oder zeitlicher Entfernung zu berücksichtigen, wird das Gebiet entfernungsabhängig mit einem Faktor vergrößert (vgl. Kap. 4.3.7).

Die Experimente zeigen, dass diese Art von Prediktoren wie erwartet ein hervorragendes Korrelationsverhalten bei der Regression aufweist. Im Kürzestfristbereich und in der erweiterten Kürzestfrist sind sie in den meisten Fällen die mit Abstand am besten korrelierten Prediktoren und dominieren entsprechend die Vorhersagegleichungen.

Die am häufigsten verwendeten Trajektorien sind

- Windtrajektorie in 500 hPa mit den Längenfaktoren 0,5 und 1,0
- Windtrajektorie in 750 hPa mit den Längenfaktoren 0,5, 1,0 und 1,5
- Windtrajektorie in 850 hPa mit den Längenfaktoren 1,0 und 2,0

Gewitterzellen zeigen häufig ein Ausscheren aus der vorherrschenden Windrichtung nach rechts [Dahl, 2006]. Experimente unter Verwendung verschiedener Scherwinkel zeigen jedoch nur eine geringfügige Verbesserung und bergen die Gefahr des „Overfitting“. Scherwinkel werden daher im beim DWD im Jahr 2003 implementierten BMOS nicht verwendet.

Eine detaillierte Aufstellung über die Auswahl-Häufigkeit verschiedener Trajektorien ist in Tabelle 5.1 gegeben. Wie man der Tabelle entnehmen kann, scheint der einfache Modellwind im 500 hPa-Niveau eine sehr gute Trajektorie für die Verlagerung der Blitzortungsdaten zu liefern. Mit über 14.000 Verwendungen ist er die mit Abstand am häufigsten in den Vorhersagegleichungen auftauchende Variante. Es folgt der 1,5-fache 700-hPa-Wind. Zudem stellt man also fest, dass sich Gewitter offenbar häufig schneller als die Modellwinde in unteren Schichten (850 bzw. 700 hPa) verlagern, dass aber die Windrichtung in diesen Schichten dennoch zusätzliche Information liefern kann. So sind auch Prediktoren mit Trajektorien aus 850 oder 700 hPa – multipliziert mit einem Geschwindigkeitsfaktor von größer als eins – sehr häufig in den Gleichungen vertreten. Insgesamt eignen sich also insbesondere Trajektorien, die eine ähnliche Geschwindigkeit wie im 500-hPa-Niveau aufweisen, aber durchaus auch Windrichtungen aus unteren Schichten haben können.

Prediktor	Fläche[hPa]	Längenfaktor	Größenfaktor	Häufigkeit
La_5_00_14_D	500	0,0	1,4	2.324
La_5_05_14_D	500	0,5	1,4	4.042
La_5_05_18_D	500	0,5	1,8	5.946
La_5_10_14_D	500	1,0	1,4	9.812
La_5_10_18_D	500	1,0	1,8	14.367
La_7_05_14_D	700	0,5	1,4	2.312
La_7_05_18_D	700	0,5	1,8	3.333
La_7_10_14_D	700	1,0	1,4	5.649
La_7_10_18_D	700	1,0	1,8	8.866
La_7_15_14_D	700	1,5	1,4	6.013
La_7_15_18_D	700	1,5	1,8	10.102
La_8_10_14_D	850	1,0	1,4	2.166
La_8_10_18_D	850	1,0	1,8	3.699
La_8_20_14_D	850	2,0	1,4	2.498
La_8_10_18_D	850	2,0	1,8	4.941

Tab. 5.1: Übersicht über die Häufigkeitsverteilung der Verwendung verschiedener Advektionstrajektorien in den BMOS-Gleichungen. Erklärung der Spaltenköpfe: Fläche (hPa-Fläche aus der die Modellwindkomponenten entnommen wurden); Längenfaktor (Faktor, mit dem die Modellwindkomponenten multipliziert wurden); Größenfaktor (Faktor, mit dem sich das Einzugsgebiet am Trajektorienursprung pro Vorhersageschritt (15 Minuten) vergrößert, um die Vorhersageunsicherheit zu berücksichtigen); Häufigkeit: Anzahl der Verwendungen des Prediktors über sämtliche Gleichungen (alle Gebiete, alle Prediktanden, alle Ausgabezeiten).

5.1.1.2 Typische BMOS-Gleichungen

Im Folgenden werden typische Vorhersagegleichungen aus der BMOS-Entwicklung vorgestellt, die das Verhalten und Funktionieren der Regression in verschiedenen Situationen und für verschiedene Prediktanden dokumentieren. Eine ausführliche Beschreibung des Tabellenformats und der verwendeten Abkürzungen ist im Kap. 4.4.4 gegeben.

Als Beispiel für eine Nowcast-Gleichung zeigt Tab. 5.2 die Vorhersagegleichung für den Prediktanden „Density“ (Blitzdichte, Anzahl Blitzschläge innerhalb der 27-km-Gitterbox) für den Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Vorhersagezeitspanne 15 Minuten.

```
#####
00029      Issue=14:00z 000:15 valid=14:15z Dens Density
#####
/
SEASON: s/2      s/2
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                dRVI      Co      Wgt  Ctr  Ctr%
-----
3.1    11.5    0.17  0.17  ThsSteinbeckLS      2.8      0.01    2    0    0
6.7    22.7    0.13  0.09  ThsKoHS              0.8      0.00    1    0    0
3.0     7.4    0.11  0.07  RR_RC(+1:30)        0.4      0.00    1    0    0
0.1     2.0    0.79  0.77  Density(-0:15)Obs   61.3     0.24    19   17   23
0.1     1.7    0.51 -0.18  Density(-0:30)Obs   8.6     -0.18   -12  -7  -10
0.1     2.4    0.85  0.16  La_7_10_14_D        21.1     0.51    45   44   60
0.1     2.3    0.85  0.01  La_5_10_14_D         0.4      0.22    20   19   26
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe          10   14
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe        63   86
                                MO-Pr-Gruppe                0    0
-----
Const. = 0.0      #Cas/Rj=94080/***  RV      = 73      SD%(8) = 20
MV(Pd) = 0.1      #pCases= 1830      E(RVI)  = 73      RMSE    = 1.2
SD(Pd) = 2.3      #pPr/Rj= 150/ 25  krit_R  = 0.022  E(RMSI) = 1.20
```

Tab. 5.2: Blitz-MOS-Gleichung für den Prediktanden „Density“, Ausgabezeitpunkt 14 UTC für 14:15 UTC. Die Gleichung illustriert das typische Verhalten der Regression für sehr kurzfristige Vorhersagen für Prediktanden mit kleinem Bezugsgebiet.

Die Gleichung zeigt eine Zusammensetzung, wie sie für viele Gleichungen für sehr kurzfristige Vorhersagezeitspannen und Prediktanden, die sich auf ein kleines Gebiet beziehen, typisch ist. Wie man der Spalte „Wgt“ entnimmt, wird die Gleichung durch Blitz-Advektions-Prediktoren („La...“) dominiert, die zusammengenommen mit einem Beitrag von 63 RV-% rund 86% der Reduktion der Fehlervarianz der Gleichung beitragen (vgl. hierzu und zu den folgenden Interpretationen der Beiträge Kap. 4.4.4, Gl. (22)). Diese Prediktoren weisen zudem sehr hohe Korrelationen zum Prediktanden (jeweils 0,85) auf. Sie bekommen dementsprechend mit Abstand die höchste Gewichtung in der Gleichung, gefolgt von zwei Persistenz-Prediktoren („Density(-x:xx)Obs“). Wie in Kap. 4.4.4 beschrieben, kombiniert die Regression hier zwei stark autokorrelierte Persistenzen mit unterschiedlichem Bezugszeitraum (-15 und -30 Minuten) durch Gewichtung mit entgegengesetztem Vorzeichen zu einem Trend. Es folgen noch zwei aus Modelldaten berechnete Gewitterindizes (Steinbeck und KO-Index) sowie der konvektive Modellniederschlag („RR_RC(+1:30)“), die jedoch kaum noch zur Reduktion der Fehlervarianz beitragen.

Wie der Tabelle entnommen werden kann, zeigt diese Gleichung auf dem Entwicklungsdatensatz einen RMSE von 1,2 und reduziert die Fehlervarianz gegenüber einer konstanten Vorhersage von $MV(Pd)=0,1$ um 73 RV-%.

Tabelle 5.3 zeigt eine Gleichung für denselben Prediktanden und dasselbe Gebiet, allerdings für eine Vorhersagezeitspanne von zwei Stunden.

```
#####
00029          Issue=14:00z +002:00  valid=16:00z  Dens  Density
#####
/
SEASON:  s/2      s/2
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                dRVI      Co      Wgt  Ctr  Ctr%
-----
  4.1   12.8   0.14  0.14  ThsSWEATS2          2.0      0.02    11   1   17
  7.4   24.3   0.12  0.05  ThsKoHS              0.3      0.00     5   0   0
 15.7   29.4   0.10  0.04  ThsSteinbeckMS      0.1      0.00     4   0   0
  0.3    2.9   0.23  0.19  La_5_10_18_D        3.9      0.28    36   6  100
  0.3    2.7   0.13 -0.05  La_5_05_18_D        0.7      0.11    14   1   17
  0.2    2.5   0.09 -0.02  La_5_05_14_D        0.5     -0.27   -30  -2  -34
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe                0   0
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe                5  83
                                MO-Pr-Gruppe                  1  17
-----
Const. =  -0.1      #Cas/Rj=94080/**      RV      =   8      SD%(8) =   26
MV(Pd) =   0.2      #pCases= 2115         E(RVI) =   7      RMSE   =   2.9
SD(Pd) =   3.0      #pPr/Rj= 149/ 24     krit_R =  0.021   E(RMSI)=  2.86
```

Tab. 5.3: Blitz-MOS-Gleichung für den Prediktanden „Density“, Ausgabezeitpunkt 14 UTC für 16 UTC. Die Gleichung illustriert das typische Verhalten der Regression für Vorhersagen im Zeitraum einiger Stunden für Prediktanden mit kleinem Bezugsgebiet.

Wie erwartet werden kann, enthält diese Gleichung im Gegensatz zu Tab. 5.2 keine Persistenz-Prediktoren mehr, da die Persistenz für eine Zeitspanne von rund zwei Stunden offenbar kaum noch verwertbare prognostische Information für das Auftreten von Blitzschlägen liefern kann. Stattdessen übernimmt in diesem Fall eine Kombination aus drei verschiedenen Advektions-Prediktoren den Großteil der Reduktion der Fehlervarianz, die die Gleichung ermöglicht. Allerdings sind drei Gewitterindizes (SWEAT, KO und Steinbeck) in der Gleichung enthalten, die mit einem prozentualen Beitrag von zusammengenommen rund 17% immerhin schon einen signifikanten Anteil an der durch die Gleichung erklärten Gesamtvarianz haben. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass diese Vorhersagegleichung mit einem RV-Wert von 8 RV-% insgesamt nur eine schwache Vorhersageleistung hat, so dass die oben beschriebenen Anteile auch deutlich zufallsbeeinflusst sind.

Auch für den hauptsächlich für die Kurzfrist konzipierten Prediktanden „Spread“ (Verbreitungsgrad von Gewitter in einem größeren Gebiet und längeren Zeitraum) ist bei einer Vorhersagezeitspanne von zwei Stunden (Tab. 5.4) die Advektion von Blitzortungsdaten dominant („La_...“). Nach Gl. (22) leisten die drei Prediktoren zusammengenommen einen prozentualen Beitrag von 78% zur Reduktion der Fehlervarianz der Gleichung.

Wie in den vorangestellten Beispielen wird auch in diesem Fall wieder die Kombination zweier Persistenz-Prediktoren zu einem Trend verbunden (Spread(-2)Obs und Spread(-2:15)Obs). Diese Kombination trägt weitere 12% zur Reduktion der Fehlervarianz der Gleichung bei. Den Rest von etwa 10% teilen sich zahlreiche gewittertypische Modellprediktoren sowie daraus abgeleitete Gewitterindizes.

```
#####
00029          Issue=05:00z +002:00  valid=07:00z  NFL  Spread
#####
/
SEASON:  s/2      s/2
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr  Ctr%
-----
  4.4   13.2   0.35   0.35   ThsSWEATS2(-0:30)                 12.1     0.01     3    4    8
  1.1    3.2   0.30   0.17   RR_RC(+1)                          3.2     0.02     1    1    2
 39.7    7.4   0.12   0.15   T_eq_500(-0:30)                   2.1     0.01     1    0    0
  8.9    6.4   0.10   0.10   ABS_Grad_ThW_850(-0:30)           0.9     0.00     0    0    0
  2.0    3.6   0.17  -0.07   Sq_RR_Tot(+1)                      0.9    -0.02    -1   -1   -2
  1.0   12.8  -0.23  -0.09   Omega(-0:30)                       1.1     0.00    -1    1    2
  0.1   11.7   0.06   0.07   ThW_Adv_850(-0:30)                 0.4     0.00     1    0    0
  2.6   12.5   0.17   0.06   ThsSteinbeckLS(-0:30)              0.4     0.00     1    0    0
 10.2   13.5  -0.02  -0.06   U_700(-0:30)                       0.3     0.00    -1    0    0
 -1.6   33.1   0.09  -0.07   Rot_1000(-0:30)                    0.6     0.00     0    0    0
  0.3    2.4   0.51   0.31   Spread(-2)Obs                       13.4    0.56    29   51  102
  0.3    2.4   0.49  -0.01   Spread(-2:15)Obs                    2.7    -0.51   -26  -45  -90
  0.3    1.7   0.70   0.37   La_7_15_11_N                       26.8    0.50    19   45   90
  0.3    1.7   0.68   0.02   La_8_20_11_N                        0.5     0.17     6   15   30
  0.3    1.9   0.67  -0.01   La_7_10_11_N                        0.6    -0.22    -9  -21  -42
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe                    6    12
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe                  39   78
                                MO-Pr-Gruppe                      5    10
-----
Const. =  -0.2          #Cas/Rj=22401/**          RV      =  52          SD%(8) =    7
MV(Pd) =   0.2          #pCases=  918            E(RVI) =  52          RMSE   =   0.9
SD(Pd) =   1.3          #pPr/Rj= 151/ 13        krit_R =  0.032       E(RMSI)=  0.94
```

Tab. 5.4: Blitz-MOS-Gleichung für den Prediktanden „Spread“, Ausgabezeitpunkt 5 UTC für 7 UTC. Die Gleichung illustriert das typische Verhalten der Regression für Vorhersagen im Zeitraum einiger Stunden für Prediktanden mit größerem Bezugsgebiet.

```
#####
00029          Issue=05:00z +013:00  valid=18:00z  NFL  Spread
#####
/
SEASON:  s/2      s/2
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr  Ctr%
-----
 21.0   34.1   0.50   0.50   ThsCAPES(-0:30)                   25.1     0.02     8    5   13
  4.2   13.1   0.41   0.28   ThsSWEATS2(-0:30)                   8.6     0.06    11    6   15
 53.9   24.5   0.26   0.16   RH_300(-0:30)                       2.6     0.03     9    3    8
  3.5   13.7   0.31   0.13   ThsSteinbeckLS(-0:30)              1.8     0.04     7    3    8
  0.4    0.9   0.42   0.10   Sq_RR_Conv(+1)                      1.5     1.25    16    9   23
 21.1    7.0  -0.08  -0.12   q_Soil(-0:30)                       1.6    -0.08    -7    1    3
 10.7   28.7   0.44   0.09   ThsKoHS(-0:30)                      1.5     0.03    10    6   15
 21.1   29.7   0.46   0.05   ThsKoMS(-0:30)                      0.6     0.02     8    5   13
  0.2    1.1   0.18   0.07   La_5_05_11_N                        0.6     0.34     5    1    3
 92.3   21.6  -0.02   0.06   ThsHumidityLS(-0:30)                0.3     0.02     6    0    0
 34.3   46.3   0.31   0.05   ThsTotalTotalLS(-0:30)              0.3     0.01     6    3    8
 40.1   22.3   0.22  -0.06   ThsKoLS(-0:30)                      0.5    -0.02    -6   -2   -5
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe                    0    0
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe                  1    3
                                MO-Pr-Gruppe                      39   97
-----
Const. =  -1.3          #Cas/Rj=11746/**          RV      =  39          SD%(8) =    2
MV(Pd) =   1.8          #pCases= 2434            E(RVI) =  39          RMSE   =   4.2
SD(Pd) =   5.5          #pPr/Rj= 147/ 28        krit_R =  0.028       E(RMSI)=  4.26
```

Tab. 5.5: Blitz-MOS-Gleichung für den Prediktanden „Spread“, Ausgabezeitpunkt 5 UTC für 18 UTC. Die Gleichung illustriert das typische Verhalten der Regression für Vorhersagen im Zeitraum größer sechs Stunden für Prediktanden mit größerem Bezugsgebiet.

Für Vorhersagezeitspannen größer als sechs Stunden übernehmen die Modellprediktoren weitgehend die Anteile an den Gleichungen. Beispielhaft dafür steht die Vorhersagegleichung für den Prediktanden „Spread“, Ausgabezeit 5 UTC, Zeitspanne 13 Stunden (Tab. 5.5).

Blitzadvektion ist nur noch durch einen Prediktor („La_5_05_11_N“) mit geringem prozentualen Beitrag – ca. 3% - in der Gleichung vertreten. Die Vorhersageleistung der Gleichung ist also zu 97% durch Modellprediktoren, die durch eine Kombination diverser Gewitterindizes und anderer mit Gewitter zusammenhängender Größen vertreten sind, bestimmt. Herausragend ist vor allem der konvektive Modellniederschlag („Sq_RR_Conv“) mit 23%. Die weiteren Anteile verteilen sich recht gleichmäßig auf die Gewitterindizes, vor allem SWEAT (15%), KO in hohen Schichten (15%), CAPE (13%) und weitere. Persistenz der Beobachtung ist nicht mehr in der Gleichung vertreten.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Gleichungen in ihrer Zusammensetzung weitgehend einem Schema folgen, das man auch aus synoptischer Sichtweise erwarten kann. Für alle Prediktanden und kurze Vorhersagezeitspannen dominiert die Advektion von Blitzortungsdaten die Vorhersagen. Ab einer Zeitspanne von sechs Stunden und mehr wird diese weitgehend durch Modellprediktoren oder daraus abgeleiteten Prediktoren abgelöst. Die Persistenz der Beobachtung spielt nur für sehr kurze Vorhersagezeitspannen eine Rolle, vor allem durch die Kombination von zwei Persistenz-Werten mit unterschiedlicher Bezugszeit zu einem Trend. Betrachtet man Prediktanden, die sich auf ein größeres Gebiet beziehen (z.B. den großräumigen Verbreitungsgrad von Gewitter, „Spread“), stellt man fest, dass wie erwartet Persistenz und Advektion von Blitzdaten auch für etwas längere Vorhersagezeitspannen noch relevante prognostische Information liefern können, weil sich synoptische Strukturen (wie der allgemeine Verbreitungsgrad von Gewittern) weniger rasch verändern als sehr kleinräumige konvektive Strukturen (wie einzelne Gewitterzellen).

5.1.2 RadarMOS

Mit der erfolgreichen Einführung von BMOS und dem damit verbundenen Beleg für die Umsetzbarkeit des Gitterpunkt-MOS-Prinzips kann diese Entwicklung auch auf andere Fernerkundungsdaten angewendet werden. Es wird ein strukturell weitgehend dem BMOS gleiches Radar-MOS-System entwickelt, das aber auf den Daten des Radarverbundsystems basiert. Ziel der Entwicklung ist es, Vorhersagen für Radarreflektivität sowie Wahrscheinlichkeiten für das Überschreiten bestimmter (warnrelevanter) Reflektivitätswerte im erweiterten Kurzzeitbereich (bis +3 Stunden) zu erzeugen.

Das RadarMOS unterscheidet sich vom BMOS im Wesentlichen durch die Definition der Prediktanden, die im Folgenden beschrieben werden. Datenbasis aller Prediktanden ist ein Deutschland-Komposit-Radarbild aus den PL-Reflektivitätsbildern (vgl. Kap. 3.1.3).

1.) Nicht-probabilistische oder kategorische Prediktanden

- i) AreaReflect (aRefl): mittlere Radarreflektivität innerhalb der den Gitterpunkt umgebenden Gitterbox (zur Definition der Gitterbox siehe BMOS (vgl. Kap. 5.1.1))
- ii) MaxReflect (xRefl): maximale Radarreflektivität innerhalb der den Gitterpunkt umgebenden Gitterbox

2.) Probabilistische Prediktanden

- iii) $P_{xRefl>00}$: Wahrscheinlichkeit, dass die maximale Radarreflektivität innerhalb der den Gitterpunkt umgebenden Gitterbox größer als Null dBZ ist
- iv) $P_{xRefl>37}$: Analog zu $P_{xRefl>00}$ aber mit Schwellenwert 37 dBZ
- v) $P_{xRefl>55}$: Analog zu $P_{xRefl>00}$ aber mit Schwellenwert 55 dBZ

Mit diesem bewusst recht einfach gehaltenen Prediktandensatz sind bereits alle Anforderungen erfüllt: Mit den beiden absoluten Prediktanden kann eine Vorhersage des Radarbilds erzeugt werden, die probabilistischen Prediktanden dienen hingegen zur Unterstützung warnrelevanter Entscheidungen. Das RadarMOS wurde von Beginn an als unterstützendes System für Folgesysteme wie WarnMOS konzipiert, so dass auf einen aufwändigen und breit gefächerten Prediktandensatz verzichtet wurde.

5.1.2.1 Typische RadarMOS-Gleichungen

Die RadarMOS-Gleichungen ähneln strukturell und konzeptionell weitgehend den BMOS-Gleichungen. Daher treffen die in Kap. 5.1.1.2 für die Vorhersagegleichungen des BMOS-Systems getroffenen Aussagen weitgehend auch auf die RadarMOS-Gleichungen zu. Es werden daher für RadarMOS nur die spezifischen Besonderheiten bzw. Abweichungen vom BMOS-Verhalten diskutiert.

Tab. 5.6 zeigt die Vorhersagegleichung für die einstündige Vorhersage für die mittlere Radarreflektivität im Gitterboxbereich (aRefl) einer Gitterbox in Mitteldeutschland, Ausgabezeit 14 UTC für 15 UTC.

Die Gleichung zeigt neben den schon aus BMOS bekannten Eigenschaften vor allem eine in BMOS nicht verwendete Methode: Die Verwendung der Persistenz der statistischen Vorhersage (entsprechend dem Vorhersagewert des betrachteten Vorhersageelements für den vorhergehenden Ausgabezeitpunkt). Im konkreten Beispiel wird aus den statistischen Vorhersagen für die Reflektivität für 15 bzw. 30 Minuten zuvor ein Vorhersagetrend kombiniert (Prediktoren „AreaReflect(-0:15)StF“ und „AreaReflect(-0:30)StF“). Allein diese Prediktoren sind gemeinsam bereits für rund 78% der Vorhersageleistung der Vorhersagegleichung verantwortlich. Der verbliebene Anteil teilt sich ähnlich wie in vergleichbaren BMOS-Gleichungen vor allem auf die Persistenz der Beobachtung

(„AreaReflect(-1)Obs“) mit rund 6% RV-Anteil und der Advektion von Radardaten („Ra...“) mit 13% RV-Anteil (vgl. Kap. 4.4.3) auf. Bei der Betrachtung der Beiträge der Prediktorengruppen ist hier zu berücksichtigen, dass sich die Persistenz der Vorhersage (PersistenzStF) aus entsprechenden Anteilen der anderen Prediktorengruppen zusammensetzt. In den folgenden Betrachtungen werden daher diese Anteile explizit ausgerechnet und zu den Beiträgen der anderen Prediktorengruppen addiert.

```
#####
00031      Issue=14:00z +001:00  valid=15:00z  aRefl AreaReflect
#####
/
SEASON: sum      sum
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr  Ctr%
-----
  3.0    4.8    0.49  0.49  Sq_RR_Tot(+1:30)                   24.4     0.39     1    2    3
 19.7   19.1    0.41  0.15  RH_Prd                              3.2     0.01     0    0    0
 -3.4   29.3    0.22  0.11  Rot_500_LS                          1.4    -0.01     0    0    0
 26.7   57.6    0.62  0.40  AreaReflect(-1)Obs                 22.7     0.12     5    7    9
 26.2   57.0    0.57 -0.02  AreaReflect(-1:15)Obs              0.3    -0.02    -1   -1   -1
 25.9   56.5    0.52  0.02  AreaReflect(-1:30)Obs              0.4    -0.02    -1   -1   -1
  8.7   15.8    0.82  0.38  Ra_7_10_18_R                       41.7     0.46     5   10   13
  8.6   15.8    0.80  0.02  Ra_5_05_18_R                        0.8    -0.70    -8  -15  -19
  8.7   15.8    0.79  0.03  Ra_5_10_18_R                        1.1     0.73     8   15   19
 14.1    8.2    0.17 -0.04  FF_1000                             0.2    -0.10    -1    0    0
  0.9    9.2    0.07 -0.03  Grad_Rot_500_U                      0.1    -0.08    -1    0    0
 28.0   55.7    0.86  0.19  AreaReflect(-0:15)StF              26.0     1.22    48   98  126
 27.6   57.1    0.78 -0.05  AreaReflect(-0:30)StF              4.6    -0.50   -20  -37  47
  5.4   14.9    0.15 -0.03  ThsSWEATS2                          0.1    -0.06    -1    0    0
-----
                                Persistenz-Pr-Gruppe                    5    6
                                Radar/Blitz-Pr-Gruppe                  10   13
                                MO-Pr-Gruppe                       2    3
                                PersistenzStf-Pr-Gruppe                 61   78
-----
Const. =    1.3      #Cas/Rj=59808/ 600  RV      =    78      SD%(8) =    0
MV(Pd) =   28.0     #pCases= 19874    E(RVI) =    78      RMSE   =   28.3
SD(Pd) =   59.9     #pPr/Rj= 154/ 5   krit_R =  0.013    E(RMSI)=  28.30
```

Tab. 5.6: Radar-MOS-Gleichung für den Prediktanden „aRefl“, Ausgabezeitpunkt 14 UTC für 15 UTC.

In Abbildung 5.2 werden die normierten Beiträge spezieller Prediktorengruppen in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne dargestellt. Für diese Untersuchung wurden die Beiträge der Prediktorengruppen PersObs (Persistenz der Beobachtung, blaue Kurven), Adv (Advektion von Radardaten, orangene Kurven) und MO-Pr (Direct Model Output sowie daraus abgeleitete oder transformierte Größen, grüne Kurven) in den Gleichungen von neun verschiedenen Regionen jeweils für die verschiedenen Vorhersagezeitspannen berechnet (vgl. Kap. 4.4.4, Gl. (22)). Advektion von Fernerkundungsdaten liefert bis zur fünften Vorhersagestunde die größten Beiträge (>50%). Zusätzlich kompensiert das Maximum bei 30 bis 60 Minuten das Minimum in diesem Zeitraum bei den Persistenzprediktoren. Es zeigt sich, dass die Radardaten-Advektion den gewünschten Effekt erzielt: Sie schließt die zeitliche Lücke zwischen dem extremen Nowcastbereich, in dem die Persistenz der Beobachtung noch relevante prognostische Information liefern kann, und den MO-Pr, die mit zunehmender Vorhersagezeitspanne eine immer größere Gewichtung in den Gleichungen erhalten. Die

höchsten Gewichtungen erhalten Radaradvektionsprediktoren im Zeitraum von 30 bis 90 Minuten. Sie dominieren die Vorhersagegleichungen bis zu einer Vorhersagezeitspanne von 300 Minuten. Bei einer Vorhersagezeitspanne von rund 300 Minuten (fünf Stunden) kreuzt für die meisten der untersuchten Gebiete die Kurve der Beiträge der Advektionsprediktoren die Kurve für die MO-Prediktoren. MO-Prediktoren sind also ab einer Zeitspanne von etwa fünf Stunden die wichtigsten Lieferanten für prognostische Information zur Vorhersage von Niederschlagsechos. Für Vorhersagezeitspannen größer als sechs Stunden ist eine Einbindung von Fernerkundungs-Advektionsprediktoren zumindest zu hinterfragen.

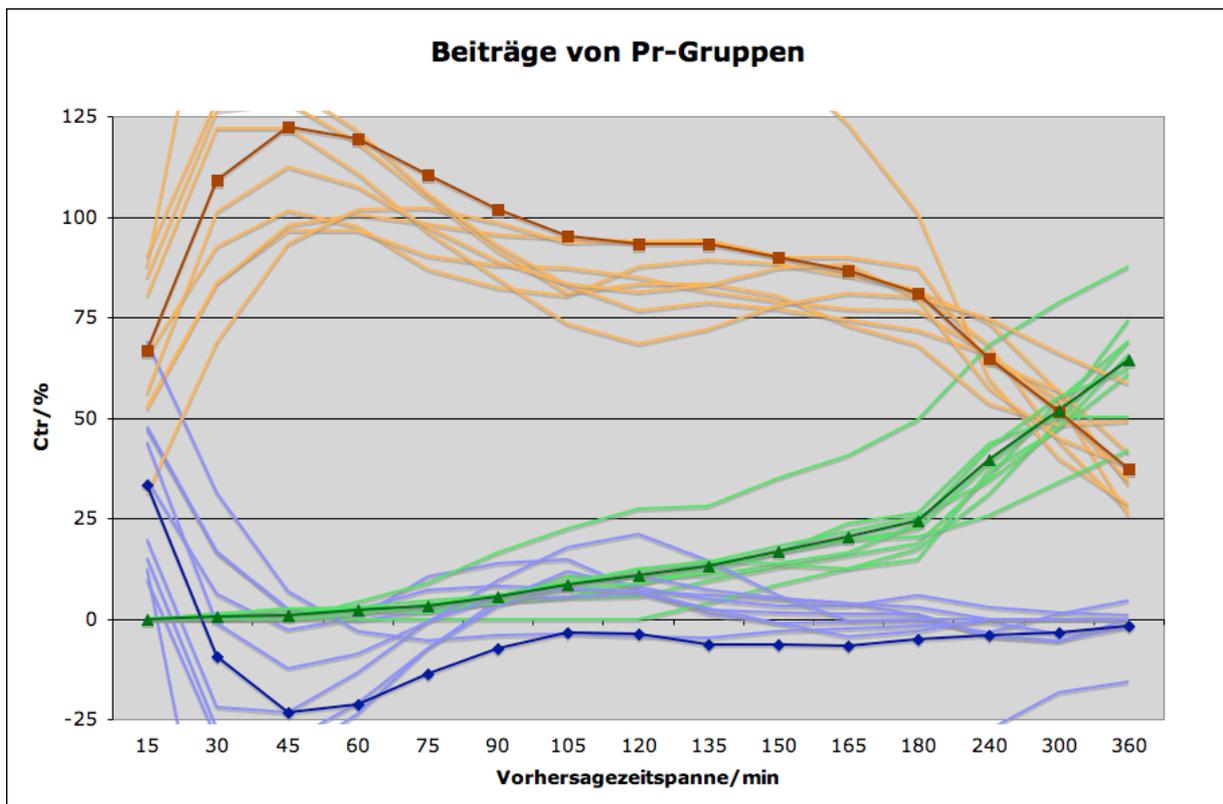


Abb. 5.2: Auf 100% normierter Beitrag (prozentualer Anteil erklärter Gesamtvarianz) spezieller Prediktorengruppen in der Vorhersagegleichung für die mittlere Radarreflektivität („aRefl“), gemittelt über neun RadarMOS-Regions-Cluster, in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Orange: Advektion von Fernerkundungsdaten; Blau: Persistenz der Beobachtung; Grün: MO-Pr.

Die Ergebnisse offenbaren allerdings auch neue Fragestellungen. So ist nicht sofort einsichtig, warum im Bereich von Vorhersagezeitspannen zwischen 30 und 90 Minuten der Beitrag der Persistenz-Prediktorengruppe in den negativen Bereich abrutscht und durch Advektionsprediktor-Beiträge von über 100% überkompensiert wird. Allgemein betrachtet treten negative Beiträge vor allem dann auf, wenn stark autokorrelierte Prediktoren gleichzeitig in einer Gleichung vorhanden sind. Dies ist häufig bei der Konstruktion eines Persistenz-Trends aus mehreren Persistenzprediktoren mit verschiedener Bezugszeitspanne der Fall. Zur Klärung der Frage, warum hier auch die Advektion von diesem Effekt betroffen ist, wird in Abb. 5.3 neben einem annähernd optimalen theoretisch zu erwartenden Verlauf

(Abb. 5.3a) der Verlauf für ein Randgebiet des Vorhersagegitters, in dem der Effekt besonders stark auftritt, gezeigt (Abb. 5.3b). Die Abbildung 5.3a zeigt eine besonders starke und bis über die fünfte Vorhersagestunde hinaus anhaltende Dominanz der Advektion. Abbildung 5.3b für das Randgebiet hingegen offenbart eine massive gegenseitige Kompensation von Advektion und Persistenz. Im weiteren Verlauf fällt der Beitrag der Radaradvektion deutlich schneller ab als für andere Gebiete, und bereits vor der vierten Vorhersagestunde wird die Gewichtung der MO-Pr-Gruppe unterschritten. Dieser Effekt fällt umso stärker aus, je näher das betrachtete Gebiet am Rand des Radardatenbereichs liegt. Es ist also zu schlussfolgern, dass der Überkompensationseffekt durch Randeffekte bei der Advektion der Radardaten noch verstärkt wird. Ein weiterer Beleg dafür ist die in diesen Gebieten rascher abfallende Gewichtung der Advektionsprediktoren im Vergleich zu MO-Pr für größere Vorhersagezeitspannen. Hierbei wirkt sich aus, dass für Gitterpunkte am Rand des Radarausschnitts die Advektion aus methodischen Gründen nahezu gleich der Persistenz am Ort selbst ist, wenn der Wind von außerhalb des Radarausschnitts weht. In diesen Fällen werden für die Advektion die am äußeren Rand des Datenbereichs auftretenden Echos in das Gebiet außerhalb des definierten Bereichs extrapoliert. Hierdurch sind Persistenz und Advektionsprediktoren stark autokorreliert. Die verwendete statistische Methode neigt in solchen Fällen dazu, mittels dieser Überkompensation einen Persistenz-Trend aus den verschiedenen Persistenz- und Advektions-Prediktoren zu konstruieren. Dass auch in einigen vom Rand weiter entfernten Gebieten ein ähnlicher Effekt – wenngleich in abgeschwächter Form – auftritt, kann auf die gleiche Weise begründet werden. Auch hier ist für sehr kurze Vorhersagezeitspannen die Persistenzinformation zusätzlich in den Advektionswerten vorhanden, weil sich die Bezugsgebiete – insbesondere bei gradientschwachen Situationen – zu großen Teilen überdecken. Die statistische Methodik ist aber so ausgelegt, nur die unabhängige advective Neuinformation zu nutzen. Die zuvor beschriebene Redundanz wird eliminiert, indem von der stark positiv gewichteten Advektion die eigentliche Persistenz abgezogen wird.

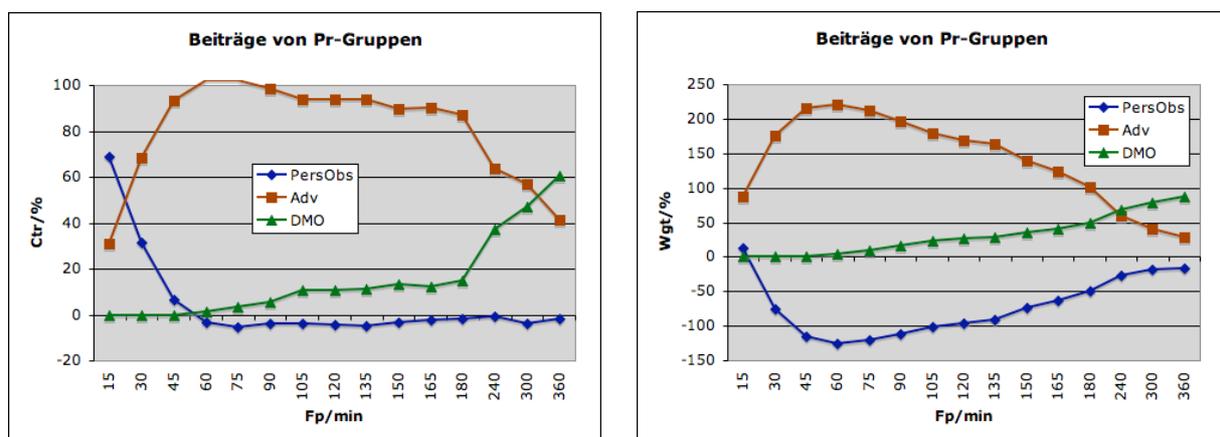


Abb. 5.3: Auf 100% normierter Beitrag (prozentualer Anteil erklärter Gesamtvarianz) spezieller Prediktorgruppen in der Vorhersagegleichung für die mittlere Radarreflektivität („aRefl“), Orange: Advektion von Fernerkundungsdaten; Blau: Persistenz der Beobachtung; Grün: MO-Pr. (a): Für ein Gebiet in Mitteleuropa. (b): Für ein Gebiet am westlichen Rand des Radardatenbereichs, für das bei der Advektion starke Randeffekte zu erwarten sind.

Die gezeigte Problematik mit ihren Auswirkungen auf die Zusammensetzung der Gleichungen kann als Beleg für die allgemeine Stabilität von MOS-Systemen gewertet werden: Bestimmte systematische Datenprobleme werden durch die Regression so weit ausgeglichen, dass auf Basis der vorhandenen Daten das im Rahmen der Methodik bestmögliche Ergebnis hergestellt wird.

Es verbleibt die Frage, warum die Persistenz-Gruppe zwischen 90 und 120 Minuten Vorhersagezeitspanne für einige (nicht alle) der untersuchten Gebiete ein sekundäres positives Maximum hat. Man sollte erwarten, dass Persistenzinformation für eine solche Vorhersagezeitspanne zur Vorhersage von Radarechos keine signifikante Information mehr liefert. Es gibt für diesen Effekt zwei mögliche Erklärungen. Zum einen könnten Festechos verantwortlich sein, die in manchen Gebieten sehr häufig an festen Punkten auftreten und für die die Persistenz dementsprechend ein guter Prediktor ist. Zum zweiten können orografische Effekte – z.B. Berggipfel, die besonders bei konvektiven Situationen bevorzugt von sich langsam verlagernder Konvektion betroffen sind – eine Rolle spielen. Eine endgültige Klärung dieser Frage konnte jedoch im Rahmen dieser Arbeit noch nicht vorgenommen werden, weil dafür weiterreichende Untersuchungen notwendig sind. Insgesamt lässt sich feststellen, dass der gezeigte Verlauf der Gewichtung der einzelnen Prediktorgruppen den Erwartungen entspricht und den Nutzen der Radaradvektionsprediktoren deutlich macht.

5.1.3 WarnMOS

Die landkreisbasierte Strategie des Deutschen Wetterdienstes im Bereich des Warnmanagements stellt auch an die Vorhersagetechnik neue Anforderungen. Da der Deutsche Wetterdienst seit 2002 sämtliche Wetterwarnungen auf Landkreisebene erstellt, gibt es seitdem die Notwendigkeit, dem Meteorologen im Warndienst eine möglichst nahe am Endprodukt – der landkreisbezogenen Warnung – orientierte Vorgabe für die Entscheidungsfindung zu geben. MOS ist dabei in vieler Hinsicht ein geeignetes Mittel. Zum einen ist es in der Lage, die verschiedenen für die Erstellung der Warnungen relevanten Datenquellen zu integrieren. Außerdem bietet es die Möglichkeit, schwellenwert-orientierte Wahrscheinlichkeiten vorherzusagen, was einen wertvollen Beitrag zur Entscheidungsfindung leistet. Im Rahmen dieser Arbeit wurde zur weiteren Verbesserung von niederschlags- und gewitterabhängigen Vorhersageelementen die Advektion von Fernerkundungsdaten als neue Prediktorgruppe in das bereits vorhandene WarnMOS integriert.

5.1.3.1 Die WarnMOS-Prediktanden

Der Prediktandensatz von WarnMOS ist weitgehend probabilistisch und orientiert sich direkt an den im Warnkatalog des DWD [*Wettergefahren*, 2007] angegebenen Schwellenwerten. Dabei werden Wahrscheinlichkeiten für Schwellenwertüberschreitungen bestimmter

warnrelevanter Parameter zu Grunde gelegt. Die Vielzahl der WarnMOS-Prediktanden ergibt sich dabei vor allem aus den Kombinationen von verschiedenen Schwellenwert-Überschreitungen in Bezug auf verschiedene Zeitspannen.

Die WarnMOS-Prediktanden teilen sich in 12 Gruppen auf:

- | | | |
|------|----------------------|-------------------|
| 1.) | Temperatur | (5 Prediktanden) |
| 2.) | Wolken/Sichtweite | (12 Prediktanden) |
| 3.) | Wind | (6 Prediktanden) |
| 4.) | Böen | (24 Prediktanden) |
| 5.) | bedingte Böen | (25 Prediktanden) |
| 6.) | RR | (18 Prediktanden) |
| 7.) | RR (lange Zeiträume) | (9 Prediktanden) |
| 8.) | bedingter RR | (12 Prediktanden) |
| 9.) | WW | (15 Prediktanden) |
| 10.) | Hagel | (9 Prediktanden) |
| 11.) | Schnee | (14 Prediktanden) |
| 12.) | Glätte | (12 Prediktanden) |

5.1.3.2 Die WarnMOS-Regressionsgebiete

Die WarnMOS-Vorhersagegleichungen werden auf Basis folgender regionaler Gebiete entwickelt, in die die verwendeten SYNOP-Stationen gruppiert werden:

- Küste
- Höhenstufe A (0-200 m ü. NN), Norddeutschland
- Höhenstufe A (0-200 m ü. NN), Westdeutschland
- Höhenstufe A (0-200 m ü. NN), Ostdeutschland
- Höhenstufe A (0-200 m ü. NN), Mitteldeutschland
- Höhenstufe A (0-200 m ü. NN), Süddeutschland
- Höhenstufe B (200-400 m ü. NN), Norddeutschland
- Höhenstufe B (200-400 m ü. NN), Süddeutschland
- Höhenstufe C (400-600 m ü. NN), Norddeutschland
- Höhenstufe C (400-600 m ü. NN), Süddeutschland
- Höhenstufe D (600-800 m ü. NN), Gesamtdeutschland
- Höhenstufe E (800-1000 m ü. NN), Gesamtdeutschland
- Höhenstufe F (> 1000 m ü. NN), Gesamtdeutschland

5.1.3.3 Integration von Radar- und Blitzadvektions-Prediktoren

Bei der Erweiterung von WarnMOS durch Einbeziehung von Blitzortungs- und Radardaten bieten sich zwei Alternativen an. Zum einen können BMOS- und RadarMOS-Vorhersagen in das System integriert werden. Andererseits kann auch direkt auf die Blitzortungs- und Radardatensätze zurückgegriffen werden, indem analog zu RadarMOS und BMOS entsprechende Advektionsprediktoren aus den Daten erzeugt werden. Voruntersuchungen zu dieser Entscheidung zeigen, dass beide Verfahren eine ähnliche Verbesserung erwarten lassen. Aufgrund der größeren Flexibilität der zweiten Lösung wurde das direkte Verfahren bevorzugt. Dieses hat vor allem den Vorteil, dass das System auch dann noch arbeitet, wenn Blitz- oder RadarMOS operationell vorübergehend nicht verfügbar sind.

Die Radar- und Blitzdaten-Advektionstechnik ist dazu entsprechend den besonderen Anforderungen für das WarnMOS angepasst worden. Die Definitionen der Prediktoren können weitgehend von Blitz- und RadarMOS übernommen werden. Allerdings werden die Werte jetzt nicht mehr auf Gitterpunkte umgesetzt, sondern auf Landkreismittelpunkte (operationell) bzw. auf SYNOP-Stationen (entwicklungsseitig) angewendet.

Im Verlauf der Entwicklung mit den neuen Advektions-Prediktoren stellte sich wie erwartet heraus, dass eine prognostische Information nur für einen Teil der WarnMOS-Prediktanden bzw. der Prediktandengruppen (vgl. Kap. 5.1.3.1) vorhanden ist. Zur Optimierung der Radar- und Blitzadvektions-Prediktoren wurden umfangreiche Korrelations-Experimente mit WarnMOS-Prediktanden/Prediktoren durchgeführt, um möglichst optimale Parameter für die Größe des Advektions-Einzugsgebiets (Größenfaktor), die Länge der Trajektorie (Längenfaktor) und den Scherwinkel zum Modellwind zu finden.

Abb. 5.4 zeigt das Ergebnis der Untersuchungen zur Länge der verwendeten Trajektorie. Wie in Kap. 4.3.7 beschrieben, wurden Advektionsprediktoren mit verschiedenen Längenfaktoren definiert. Ein Längenfaktor von eins bedeutet dabei, dass der Modellwind exakt übernommen wird, mit kleineren Längenfaktoren wird entsprechend langsamer advehiert, mit größeren Faktoren entsprechend schneller. Im gezeigten Experiment wurden die Modellwinde in 700 hPa verwendet. Es zeigt sich, dass die höchsten Korrelationen mit Längenfaktoren von 0,6 erreicht wurden, und zwar sowohl für die mittlere als auch für die maximale Reflektivität. Anschaulich bedeutet das, dass sich im Bereich der entsprechenden SYNOP-Stationen die Radarechos häufig mit einer Geschwindigkeit verlagern, die dem 0,6-fachen der Geschwindigkeit der Modellwinde in 700 hPa entsprechen. Auf diese Weise lässt sich für jede verwendete Modellwindfläche ein Satz optimaler Längenfaktoren für die Berechnung der Trajektorien zusammenstellen.

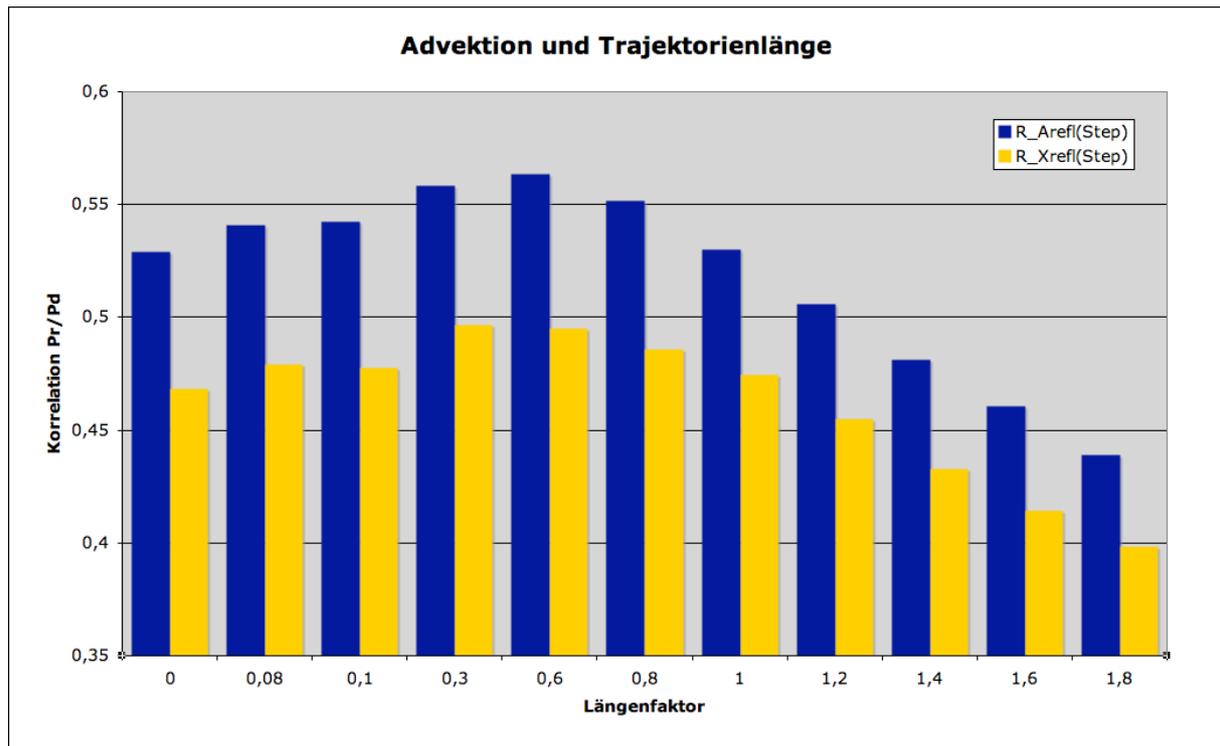


Abb. 5.4: mittlere Korrelationen der Radar-Advektionsprediktoren zum Predikanden wwP (stündliche Wahrscheinlichkeit für ein allgemeines Niederschlagsereignis), in Abhängigkeit von der Länge der verwendeten Trajektorie. Blaue Säulen: Advektion mittlerer Reflektivitäten. Gelbe Säulen: Advektion maximaler Reflektivitäten.

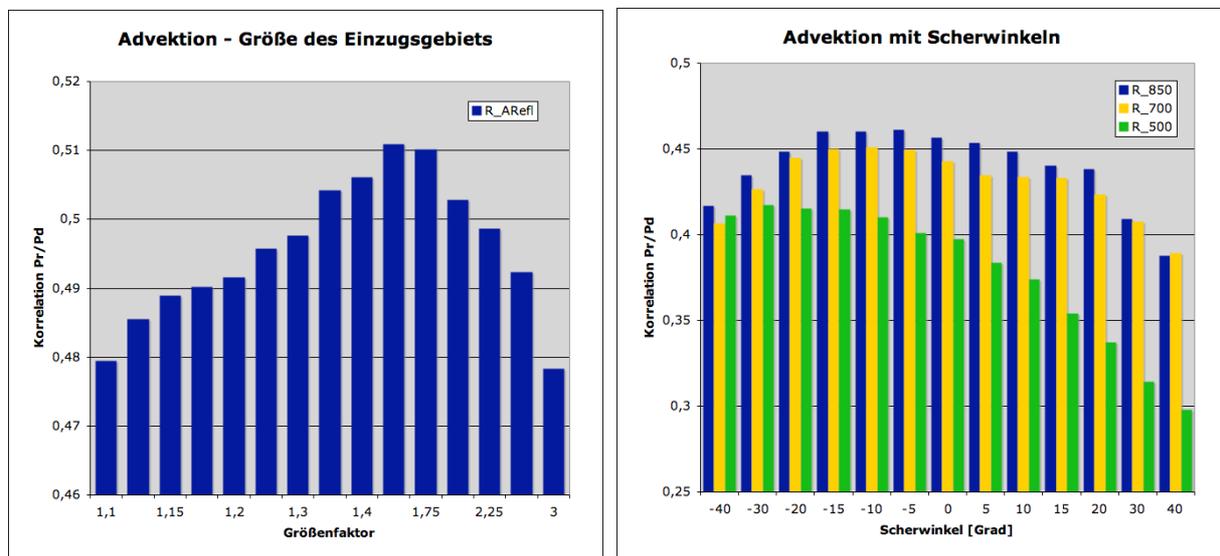


Abb. 5.5 (a): mittlere Korrelationen der Radar-Advektionsprediktoren zum Prediktor wwP, in Abhängigkeit von der Größe des Advektions-Einzugsgebiets. **(b):** mittlere Korrelationen der Radar-Advektionsprediktoren zum Predikanden wwP, in Abhängigkeit vom Scherwinkel zum Modellwind, für die drei Flächen 850, 700 und 500 hPa.

Abb. 5.5a zeigt die Ergebnisse einer entsprechenden Studie zur Ermittlung der optimalen Einzugsgebietsgröße für Radaradvektionen. Experimentiert wurde im gezeigten Beispiel wieder mit 700-hPa-Modellwinden. Dabei wurden verschiedene Größenfaktoren für das Radar-Einzugsgebiet verwendet. Ein Größenfaktor von 1 bedeutet dabei, dass das Einzugsgebiet für alle Trajektorien immer gleich der Größe des definierten Prediktand-Gebiets ist. Ein Größenfaktor von 1,5 bedeutet, dass sich das Einzugsgebiet pro Vorhersagezeitschritt um das 1,5-fache des Prediktand-Gebiets vergrößert. Aus dem Diagramm in Abb. 5.5a wird ersichtlich, dass für den Prediktanden wwP (stündliche Wahrscheinlichkeit für ein allgemeines Niederschlagsereignis) ein optimaler Größenfaktor von 1,6 gewählt werden sollte.

Abschließend wurden noch Scherwinkel zum Modellwind auf ihre Brauchbarkeit getestet. Abb. 5.5b zeigt die mittleren Korrelationen von Radaradvektions-Prediktoren zum Prediktanden wwP in Abhängigkeit vom verwendeten Scherwinkel zum eigentlichen Modellwind für drei verschiedene Höhenflächen. Für Advektionstrajektorien in der 850-hPa-Fläche resultiert ein optimaler Scherwinkel von -5 Grad zur Modellwindrichtung, für die 700 hPa-Fläche von -10 Grad und für die 500-hPa-Fläche von -30 Grad. Offenbar spielt hier die Abweichung vom geostrophischen Wind in der Grundsicht eine Rolle. Die in der Studie verwendeten Radarechos verlagern sich demnach im Mittel mit einer Richtung, die einem Niveau etwas unterhalb der 850-hPa-Fläche entspricht. Daher tendieren die Prediktoren mit der größten Korrelation zum Prediktanden mit zunehmender Höhe zu immer größeren linksseitigen Scherwinkeln. Ursprünglich war die Überlegung, durch die Einführung dieser Scherwinkel eine bessere Berücksichtigung von rechtsausscherenden Gewitterzellen herbeizuführen. Dieser Effekt wird aber durch andere allgemeine Abhängigkeiten (wie die hier gezeigte ageostrophische Richtungsscherung in der Grundsicht) so stark überlagert, dass damit für einzelne Gewitterzellen kein messbarer prognostischer Nutzen mehr gewonnen werden kann. Aus Gründen der Gefahr des zusätzlichen Overfittings wurde daher bei der beim DWD implementierten WarnMOS-Entwicklung mit Radar- und Blitzadvektion vollständig auf Scherwinkel verzichtet.

Viele der WarnMOS-Prediktanden sind probabilistisch definiert. Für diese Prediktanden wurde eine in Kap. 4.3.4 beschriebene Transformations-Technik entwickelt, die die advehierten Fernerkundungsdaten mittels einer geglätteten Stufen-Funktion in probabilistische Werte umwandelt. Die Stufen-Funktion wird dabei durch zwei frei wählbare Parameter bestimmt (Schwellenwert des Umkehrpunkts auf der X-Achse sowie Steigung im Umkehrpunkt). Ziel der im Folgenden beschriebenen Experimente ist die Optimierung dieser Parameter für verschiedene WarnMOS-Prediktanden. Beispielhaft dafür wird die Optimierung der Stufen-Funktionen für die probabilistischen Wetterzustands-Prediktanden wwP, wwC (stündliche Wahrscheinlichkeit für ein konvektives Niederschlagsereignis) und wwT (stündliche Wahrscheinlichkeit für Gewitter) dargestellt, weil anhand dieser Kombination die Zusammenhänge und deren Bezug zur anschaulichen Synoptik besonders deutlich werden.

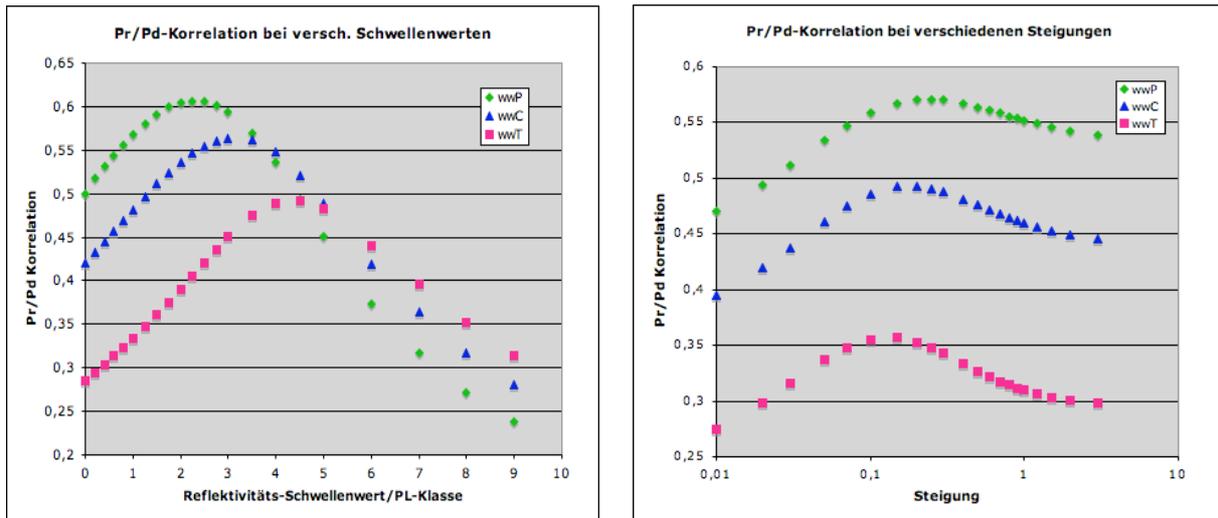


Abb. 5.6: (a) Korrelation von step-transformierten 700-hPa-Radaradvektionsprediktoren zu den drei WarnMOS-Prediktanden wwP, wwC und wwT, in Abhängigkeit vom gewählten Schwellenwert der geglätteten Stufen-Funktion. (b) Analog zur linken Abbildung, aber Abhängigkeit von der gewählten Steigung der angewendeten geglätteten Stufen-Funktion.

Für die Optimierung der Stufen-Parameter wurden WarnMOS-Sommeregleichungen für wwP, wwC und wwT für eine Region in Mitteldeutschland entwickelt. Dazu wurden Radar-Advektionsprediktoren im 700-hPa-Niveau bereitgestellt, die mit einer Vielzahl verschiedener Schwellenwerte und Steigungen steptransformiert wurden. Anschließend wurden die jeweiligen Korrelationen dieser transformierten Prediktoren zu den drei Prediktanden berechnet. Abb. 5.6a zeigt die Abhängigkeit der Prediktorkorrelation zu den drei Prediktanden vom gewählten Stufen-Schwellenwert, Abb. 5.6b zeigt analog dazu die Abhängigkeit von der Steigung der Stufen-Funktion.

Allgemein sind die Korrelationen der geglättet steptransformierten Radaradvektions-Prediktoren zur allgemeinen Niederschlagswahrscheinlichkeit (wwP) am höchsten, gefolgt von der Wahrscheinlichkeit für konvektiven Niederschlag (wwC) und der Gewitterwahrscheinlichkeit (wwT). Dies gilt sowohl für die Studie mit verschiedenen Stufen-Schwellenwerten als auch für die Studie mit verschiedenen Steigungen. Die Erklärung liegt hauptsächlich in der Variabilität der Radardaten, die für stratiforme Ereignisse die geringste und für Gewitterfälle die höchste Varianz aufweist. Daher sind stratiforme Fälle besser vorhersagbar, und dieser Effekt äußert sich auch in der Höhe der Prediktor-Korrelationen. Auffällig ist in Abb. 5.6a, dass das Optimum nicht für alle drei Prediktanden bei gleicher Reflektivitätsklasse liegt. Der optimale Schwellenwert (also der Punkt der höchsten Steigung der Stufen-Funktion) liegt für Prediktoren für wwP bei Reflektivitätsklasse 2,25 (entsprechend ~25 dBZ). Für Prediktoren für wwC ist ein Schwellenwert bei Klasse 3,0 (entsprechend ~33 dBZ) und für wwT bei Klasse 4,5 (entsprechend ~46 dBZ) optimal. Dieses Verhalten ist anschaulich sehr einsichtig: Für Niederschlagsereignisse aller Arten zusammengenommen steigt die Wahrscheinlichkeit schon bei Advektion eher geringer Radarreflektivitäten an. Nimmt man nur die konvektiven Fälle heraus (wwC), so müssen

höhere Reflektivitäten in der Nähe der Trajektorie liegen, damit der Advektionsprediktor gut korreliert. Für Gewitterfälle (wwT), die sich gewöhnlich durch sehr hohe Reflektivitäten im Radarbild auszeichnen, liegt der Schwellenwert der Stufen-Funktion entsprechend höher, bei etwa 46 dBZ.

Auch die optimalen Steigungen der geglätteten Stufen-Funktionen sind für die drei betrachteten Prediktanden verschieden (Abb. 5.6b). Die größte optimale Steigung (0,25) findet man für wwP. Für wwC liegt diese bei 0,175, während sie für wwT mit 0,15 am kleinsten ist. Auch dieses Verhalten ist anschaulich verständlich: Ob überhaupt Niederschlag fällt oder nicht (wwP) kann anhand von Radarreflektivitäten noch recht gut bestimmt werden. Dementsprechend sind geglättete Step-Transformationen mit eher hoher Steigung optimal. Gewitter hingegen treten in Zusammenhang mit einer recht großen Bandbreite an Radarreflektivitätswerten auf. Intensive Superzellen erreichen 70 dBZ und mehr, hingegen können einzelne Blitze in gewittrig durchsetztem Regen bereits bei Reflektivitäten um 35 dBZ auftreten. Hinzu kommt, dass die Vorhersageunsicherheit in solchen Fällen größer ist. Daher sind für diese Fälle eher flachere geglättete Stufen-Funktionen mit niedrigeren Steigungen von Vorteil.

Um die Ergebnisse zu veranschaulichen, kann man die gefundenen optimalen Parameter in die Stufen-Funktion einsetzen und erhält eine Abhängigkeit für die Wahrscheinlichkeiten bestimmter Wetterzustände von der Radarreflektivität. Eine entsprechende Darstellung ist in Abb. 5.7 gegeben.

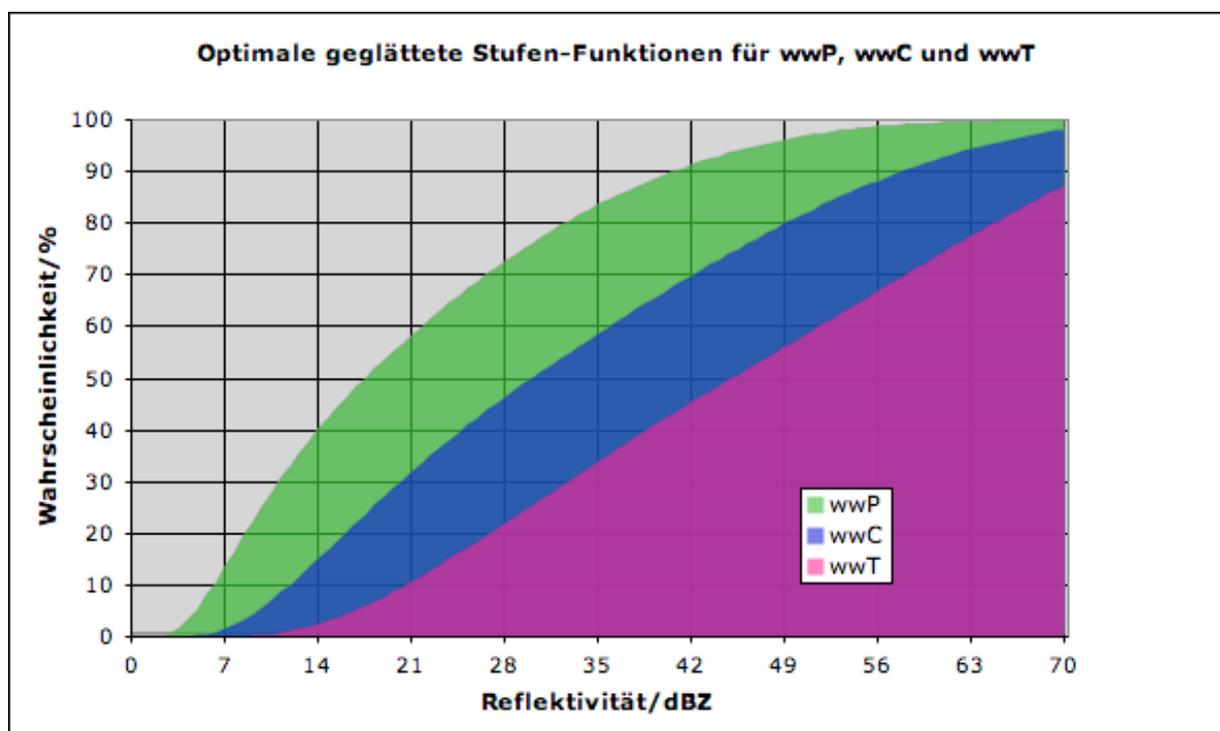


Abb. 5.7: Korrelationsoptimierte Stufen-Funktionen für die Abhängigkeit von beobachteten Wetterzuständen an SYNOP-Stationen zu Radaradvektionsprediktoren in WarnMOS.

Der Verlauf der Funktionen entspricht der synoptisch anschaulichen Erwartung: Die Wahrscheinlichkeit, dass irgendeine Niederschlagsart auftritt (wwP) nimmt schon bei der Advektion von niedrigen Reflektivitätswerten ab etwa 5 dBZ deutlich zu und nähert sich bei hohen Reflektivitäten 100%. Die Wahrscheinlichkeit für konvektiven Niederschlag ist etwas flacher und zudem zu höheren Reflektivitäten hin verschoben. 50% Wahrscheinlichkeit werden bei etwa 35 dBZ erreicht. Für Gewitter (wwT) ist die Kurve noch flacher und überschreitet bei etwa 45 dBZ die 50%-Schwelle. Dies entspricht ungefähr den in der Realität beobachtbaren Erfahrungswerten (ohne Abb.).

Die gewählte Methodik zeigt Ergebnisse, die die in der Realität vorhandenen Zusammenhänge sehr gut wiedergeben. Abb. 5.8 zeigt anhand eines Vergleichs von Korrelationen von steptransformierten Prediktoren mit den entsprechenden untransformierten Prediktoren, dass sich durch die Anwendung einer geeigneten Stufen-Funktion tatsächlich signifikante Verbesserungen erzielen lassen. Weitgehend unabhängig von der verwendeten Trajektorienlänge sind die Korrelationen der Prediktoren zum Prediktanden wwP (einstündliche Wahrscheinlichkeit für Niederschlag) durchweg höher (gelbe Balken) als mit untransformierten Daten (blaue Balken). Das gleiche Verhalten findet man auch für verschiedene Einzugsgebietsgrößen und verschiedene Scherwinkel. Diese Verbesserung der Prediktoren lässt sich - mit unterschiedlich starker Ausprägung - für alle probabilistisch definierten Prediktanden erreichen.

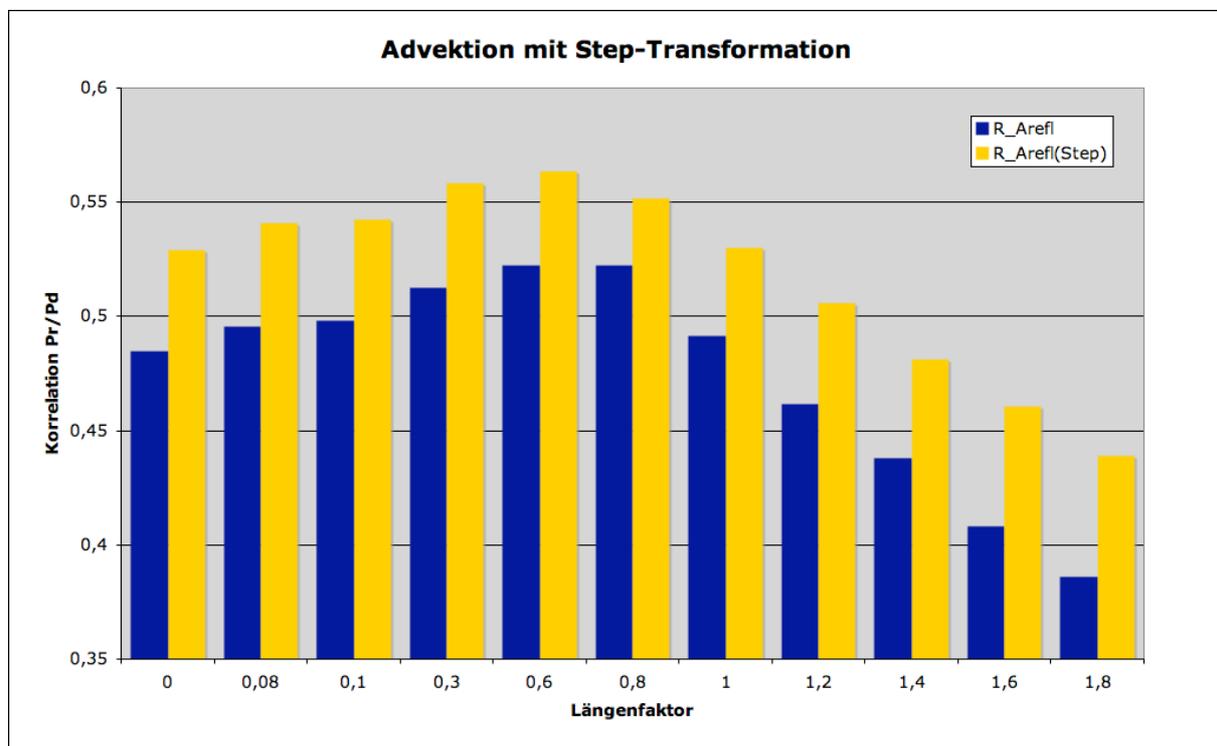


Abb. 5.8: mittlere Korrelationen der Radar-Advektionsprediktoren zum Prediktor wwP (einstündliche Niederschlagswahrscheinlichkeit) in Abhängigkeit von der Länge der Trajektorie. Blaue Säulen: Untransformierte Prediktoren. Gelbe Säulen: Gleiche Prediktoren, aber steptransformiert.

Die häufigste Verwendung finden die Radar- und Blitz-Advektionsprediktoren bei den Niederschlagsprediktanden (Gruppen 6, 7, 8) und bei den Wetterzustandsprediktanden (Gruppe 9). Mit Abstrichen werden die neuen Prediktoren auch bei der Regression für Wind- und Böenprediktanden selektiert (Gruppen 3, 4, 5) sowie für Bewölkung und Sichtweite (Gruppe 2). Bei diesen Gruppen ist in vielen Fällen jedoch fraglich, ob die Overfitting-Effekte durch die größere Anzahl potentieller Prediktoren den prognostischen Nutzen an unabhängigen Daten überwiegen. Für die Gruppe 3 der einfachen Windprediktanden wurde daher nach entsprechender Überprüfung dieser Effekte auf die Einbindung der Advektionsprediktoren verzichtet. Für die Hagelprediktanden (Gruppe 10) konnte auch nach der Hinzunahme der Radaradvektionsprediktoren keine Qualität gewonnen werden. Die Regression endet hier nach wie vor in den allermeisten Fällen mit der Bereitstellung des klimatologischen Erwartungswerts. Die statistische Vorhersagbarkeit von Hagelereignissen auf Basis von SYNOP-Beobachtungen ist also zu gering, und daran ändert bei Anwendung des WarnMOS-Konzepts auch die Bereitstellung von Radar- und Blitzdaten nichts.

Tabelle 5.7 zeigt die Häufigkeitsverteilung der Radar-Advektionsprediktoren, summiert über sämtliche für WarnMOS entwickelte Vorhersagegleichungen. Der mit Abstand am häufigsten verwendete Prediktor („Ra_7_10_18_R“ , über 95.000 Verwendungen) ist die Advektion der mittleren Radarreflektivität im Ursprungsgebiet mit der 700-hPa-Trajektorie ohne Längenfaktor (d.h. es wird der Modellwind 1:1 übernommen) und mit einem Größenfaktor von 1,8 pro 15 Minuten Vorhersagezeitspanne. Die Modellwinde in 700 hPa sind also für diese Anwendung offenbar besonders gut geeignet, um die allgemeine Verlagerungsrichtung von Radar-Echos zu beschreiben.

Insgesamt lässt sich feststellen, dass bei den Prediktoren für die Advektion der mittleren Gebietsreflektivität eine deutliche Bevorzugung der Prediktoren mit höherem Größenfaktor (1,8) vorliegt. Ein höherer Größenfaktor bedeutet, dass sich das der Berechnung zu Grunde gelegte Ursprungsgebiet mit zunehmender Vorhersagezeitspanne schneller vergrößert, um der wachsenden Unsicherheit Rechnung zu tragen (vgl. Kap. 4.3.7). Bei den Prediktoren für die Advektion maximaler Gebietsreflektivitäten hingegen findet man ein weitgehend ausgeglichenes Verhältnis zwischen den Verwendungshäufigkeiten der Prediktoren mit Größenfaktor 1,4 und 1,8 vor. Eine Erklärung dafür ist, dass sich die Advektion von maximalen Reflektivitäten vor allem als prognostische Information für kleinräumige (z.B. konvektive) Strukturen bzw. Niederschlagssignale nutzen lässt. Die Advektion mittlerer Reflektivitäten liefert hingegen Aussagen über großräumigere quantitative Niederschlagssignale, bei denen kleinräumige Schwankungen eher eine untergeordnete Rolle spielen. Die beiden Prediktor-Gruppen für die Advektion mittlerer und maximaler Gebietsreflektivität ergänzen sich dementsprechend und werden in vielen Vorhersagegleichungen für Prediktanden, die sowohl durch konvektive als auch durch stratiforme Radarechos beeinflusst werden (z.B. die einstündige Niederschlagsmenge RR1), gemeinsam als Kombination verwendet.

Prediktor	Fläche[hPa]	Längenfaktor	Größenfaktor	Häufigkeit
Ra_5_00_14_R	500	0	1,4	55331
Ra_5_05_14_R	500	0,5	1,4	10073
Ra_5_05_18_R	500	0,5	1,8	58175
Ra_5_10_14_R	500	1	1,4	3214
Ra_5_10_18_R	500	1	1,8	40191
Ra_7_05_14_R	700	0,5	1,4	19395
Ra_7_05_18_R	700	0,5	1,8	74127
Ra_7_10_14_R	700	1	1,4	14470
Ra_7_10_18_R	700	1	1,8	95931
Ra_7_15_14_R	700	1,5	1,4	1795
Ra_7_15_18_R	700	1,5	1,8	10283
Ra_8_10_14_R	850	1	1,4	7313
Ra_8_10_18_R	850	1	1,8	41421
Ra_8_20_14_R	850	2	1,4	1212
Ra_8_20_18_R	850	2	1,8	3167
Ra_5_00_14_X	500	0	1,4	64395
Ra_5_05_14_X	500	0,5	1,4	9380
Ra_5_05_18_X	500	0,5	1,8	21085
Ra_5_10_14_X	500	1	1,4	2746
Ra_5_10_18_X	500	1	1,8	4245
Ra_7_05_14_X	700	0,5	1,4	36041
Ra_7_05_18_X	700	0,5	1,8	53437
Ra_7_10_14_X	700	1	1,4	14944
Ra_7_10_18_X	700	1	1,8	16676
Ra_7_15_14_X	700	1,5	1,4	2063
Ra_7_15_18_X	700	1,5	1,8	3665
Ra_8_10_14_X	850	1	1,4	13785
Ra_8_10_18_X	850	1	1,8	18921
Ra_8_20_14_X	850	2	1,4	1479
Ra_8_20_18_X	850	2	1,8	1624

Tab. 5.7: Übersicht über die Häufigkeitsverteilung der Verwendung verschiedener Advektionstrajektorien in den WarnMOS-Gleichungen. Erklärung der Spaltenköpfe: Fläche (hPa-Fläche aus der die Modellwindkomponenten entnommen wurden); Längenfaktor (Faktor, mit dem die Modellwindkomponenten multipliziert werden); Größenfaktor (Faktor, mit dem sich das Einzugsgebiet am Trajektorienursprung pro Vorhersageschritt (15 Minuten) vergrößert, um die Vorhersageunsicherheit zu berücksichtigen); Häufigkeit: Anzahl der Verwendungen des Prediktors über sämtliche Gleichungen (alle Gebiete, alle Prediktanden, alle Ausgabebereiche). Die Prediktoren mit den Namen „Ra...R“ beziehen sich dabei auf die Advektion mittlerer Radarreflektivitäten, die Prediktoren mit den Namen „Ra...X“ auf die Advektion maximaler Reflektivitäten im jeweiligen Bezugsgebiet.

5.1.3.4 Typische WarnMOS-Gleichungen

Bei der WarnMOS-Entwicklung wurden insgesamt 72 verschiedene Advektionsprediktoren zur Advektion von Blitz- und Radardaten bereitgestellt (vgl. Anhang C, Tab. C.7 und C.8). Allerdings wurde die Anwendung auf die ersten sechs Vorhersagestunden begrenzt, da sich in den Voruntersuchungen herausgestellt hat, dass die Korrelationen der Advektionsprediktoren ab etwa sechs Stunden Vorhersagezeitspanne so niedrig werden, dass mögliches Overfitting

droht (vgl. Kap. 5.1.2.1). Zudem wurde die Anwendung der neuen Prediktoren nur für solche Prediktanden zugelassen, für die dies auch synoptisch sinnvoll erscheint. Dazu gehören unter anderem:

- probabilistischen Wetterzustands-Prediktanden
- Niederschlagsmengen und -dauer-Prediktanden
- Hagelprediktanden
- Kategorische und probabilistische Böenprediktanden

Es folgen typische Beispiele für WarnMOS-Vorhersagegleichungen, in denen Radar- und Blitzadvektion vorhanden sind.

Tab. 5.8 zeigt die Vorhersagegleichung für den Prediktanden wwP (einstündige Wahrscheinlichkeit für Niederschlag) für eine Vorhersagezeitspanne von einer Stunde für ein Gebiet in Mitteldeutschland. Der erste Prediktor in der Gleichung ist ein geglätteter steptransformierter Radar-Prediktor („RS_71018_05013(-0:30)“). Zusammen mit dem dritten Prediktor – einer untransformierten Radaradvektion („Ra_5_10_18_R(-0:30)“ – dominiert die Radaradvektion mit einem Beitrag von insgesamt 51 RV-% die Gleichung. Sie wird nur noch durch einen MO-Feuchte-Prediktor („RH_Avr_Exp_6(-0:30)“) ergänzt.

Tab. 5.9 zeigt die Vorhersagegleichung für das gleiche Gebiet, gleiche Vorhersagezeitspanne, allerdings vor der Integration der neuen Radar- und Blitzadvektions-Prediktoren. Hier dominiert der Prediktor „Oa_7_1.0“ – ein Advektionsprediktor für Beobachtungen von umliegenden repräsentativen SYNOP-Stationen – mit einem Beitrag von 32 RV-% die Gleichung. Die Integration von Blitz- und Radaradvektion hat also die Advektion von Beobachtungsdaten in diesem Fall vollständig aus der Gleichung verdrängt, da der Informationsgehalt der Fernerkundungsdaten offenbar wesentlich größer ist. Dies zeigt sich auch anhand der Korrelationen zwischen den Prediktoren und dem Prediktanden. Die Korrelationen der beiden Radaradvektionsprediktoren zum Prediktanden wwP (R_{Pd}) in der Gleichung in Tab. 5.8 liegen bei 0,74 bzw. 0,70 jeweils signifikant höher als die Korrelation des Obsadvektionsprediktors (0,63) in Tab. 5.9. Der erzielte RV-Wert der Gleichung hat sich durch die Integration der Fernerkundungsdaten von 43 RV-% auf 58 RV-% verbessert.

```
#####
99906          Issue=15:00z +001:00  valid=16:00z  wwP   Pww_Any_01
#####
/
SEASON: sum      sum
/
   MV      SD    R_Pd  R_Res   Name                                     dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
   23.2   37.1   0.74   0.74   RS_71018_05013(-0:30)          54.0     0.51    55   34
   14.2   13.1   0.45   0.17   RH_Avr_Exp_6(-0:30)           3.1      0.45    17    6
   28.2   54.4   0.70   0.09   Ra_5_10_18_R(-0:30)           2.7      0.18    29   17
-----
Const. =  -1.7      #Cas/Rj= 1729/    0   RV      =  58      SD%(8) =    1
MV(Pd) =  21.6      #pCases=   381     E(RVI) =  57      RMSE   =  26.7
SD(Pd) =  41.0      #pPr/Rj=  268/ 31   krit_R =  0.082   E(RMSI)= 27.00
```

Tab. 5.8: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „wwP“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 16 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

```
#####
99906          Issue=15:00z +001:00  valid=16:00z  wwP   Pww_Any_01
#####
/
SEASON: sum      sum
/
   MV      SD    R_Pd  R_Res   Name                                     dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
  -0.1   20.5   0.49   0.49   cla10_RH_Avr                   23.8     0.34    23    8
   3.5    4.5   0.44   0.12   Sq_RR3_Tot_MSc(+1)             2.1      0.57     8    3
  21.5   36.2   0.63   0.39   Oa_7_1.0                       22.6     0.58    69   32
-----
Const. =    7.3      #Cas/Rj= 1729/    0   RV      =  43      SD%(8) =    1
MV(Pd) =  21.6      #pCases=   381     E(RVI) =  42      RMSE   =  30.9
SD(Pd) =  41.0      #pPr/Rj=  196/ 30   krit_R =  0.079   E(RMSI)= 31.19
```

Tab. 5.9: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „wwP“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 16 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland, vor der Integration von Blitz- und Radaradvektions-Prediktoren.

Auch für die einstündige Wahrscheinlichkeit für Gewitter (wwT) können die neuen Prediktoren neue prognostische Information einbringen. Tab. 5.10 zeigt eine entsprechende Vorhersagegleichung für eine Vorhersagezeitspanne von einer Stunde für dasselbe Gebiet. Hier wurde ein Blitzdaten-Advektionsprediktor („La_7_15_18_1(-0:15)“) von der multiplen linearen Regression mit einem Beitrag von 19 RV-% in die Gleichung aufgenommen. Dominierend ist in diesem Fall allerdings noch ein Advektionsprediktor für Beobachtungsdaten („Oa_7_1.0“, Advektion von repräsentativen SYNOP-Beobachtungen mit dem einfachen Modellwind in 700 hPa), der einen Beitrag von 29 RV-% hat. Speziell für sehr kurze Vorhersagezeitspannen sind reine Radaradvektionsprediktoren offenbar gegenüber Beobachtungs- und Blitzadvektion unterlegen. Dies ist auch plausibel, da man anhand von reinen Radardaten in konvektiven Situationen nicht eindeutig entscheiden kann, ob es sich bei sich nähernden Radarechos um Gewitter handelt oder nicht.

```
#####
99906          Issue=15:00z +001:00  valid=16:00z  wwT   Pww_Ths_01
#####
/
SEASON: all    all
/
  MV    SD    R_Pd  R_Res    Name                                dRVI    Co    Wgt  Ctr
-----
  0.8   7.4   0.57   0.57    La_7_15_18_1(-0:15)                 30.8   0.50   41   19
  1.3   9.7   0.63   0.40    Oa_7_1.0                             20.1   0.53   59   29
-----
Const. =    0.2    #Cas/Rj= 6971/ 428    RV    =    48    SD%(8) =    4
MV(Pd) =    1.3    #pCases=    90    E(RVI) =    45    RMSE =    8.1
SD(Pd) =   11.2    #pPr/Rj=  282/ 25    krit_R =    0.169    E(RMSI)=    8.35
```

Tab. 5.10: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „wwT“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 16 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

Tab. 5.11 zeigt wieder eine Vorhersagegleichung für wwP, allerdings für eine Vorhersagezeitspanne von sechs Stunden, also der letzten Zeitspanne, für die die Radar- und Blitzdatenadvektion noch zugelassen wird. Trotz der fortgeschrittenen Zeitspanne ist die Radaradvektion durch einen steptransformierten Advektionsprediktor („RS_71018_05013(-0:30)“) in der Gleichung vertreten. Allerdings ist der Beitrag mit 8 RV-% geringer als die des empirisch transformierten MO-Feuchte-Prediktors („cla10_RH_Avr“) mit einem Beitrag von 12 RV-%. Die geringere Korrelation des Prediktors zum Prediktanden (0,41) ist ein weiterer Beleg dafür, dass der prognostische Nutzen der Radaradvektion im Vergleich zur ersten Vorhersagestunde bereits deutlich geringer geworden ist. Dieses Verhalten ist anschaulich nachvollziehbar: Ein Radarbild ist ohne zusätzliche Information nicht geeignet, auf die Niederschlagsverteilung in sechs Stunden zu schließen. Niederschlagsprozesse können auf einer Zeitskala von sechs Stunden erheblich ihren Charakter oder ihre Intensität verändern. Immerhin ist aber in einigen Fällen noch eine grobe Abschätzung möglich.

```
#####
99906          Issue=15:00z +006:00  valid=21:00z  wwP   Pww_Any_01
#####
/
SEASON: sum    sum
/
  MV    SD    R_Pd  R_Res    Name                                dRVI    Co    Wgt  Ctr
-----
  0.2  18.9   0.49   0.49    cla10_RH_Avr                         23.8   0.48   36   12
 23.1  35.0   0.41   0.16    RS_71018_05013(-0:30)                 3.0   0.20   28   8
  3.7   5.0   0.43   0.10    Sq_RR6_Tot_LSc(+3)                     1.0   1.11   22   6
  5.6  15.3   0.31   0.09    RH_500_90%_Bin(-0:30)                  0.2   0.24   15   3
-----
Const. =    6.6    #Cas/Rj= 1625/    0    RV    =    29    SD%(8) =    1
MV(Pd) =   16.7    #pCases=    288    E(RVI) =    27    RMSE =   31.0
SD(Pd) =   36.9    #pPr/Rj=  267/ 33    krit_R =    0.094    E(RMSI)=   31.57
```

Tab. 5.11: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „wwP“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 21 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

Für die probabilistische Gewittervorhersage ist die Problematik für die sechste Vorhersagestunde noch deutlicher. Tab. 5.12 zeigt die entsprechende Gleichung für wwT. Die Korrelationen aller Blitz- und Radaradvektionen liegen für diesen Regressionsfall bereits unter 0,2, und somit ist in der Gleichung keiner dieser Prediktoren mehr enthalten. Über die statistische Vorhersage von konvektivem Niederschlag („Pww_Con_01(+0)StF“) geht zu einem gewissen Anteil zwar Information durch Radaradvektion in die Gleichung ein, weil entsprechende Prediktoren in der Vorhersagegleichung für konvektiven Niederschlag stehen. Dies hat aber nur geringfügige Auswirkungen auf die Ergebnisse. Für die Vorhersage von Gewitter endet der Nutzen von Radar- und Blitzadvektionsprediktoren also offenbar schon für kleinere Vorhersagezeitspannen als für allgemeine Niederschlagsereignisse.

```
#####
99906      Issue=15:00z +006:00  valid=21:00z  wwT  Pww_Ths_01
#####
/
SEASON: all    all
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
4.9     8.1     0.18  0.18  Pww_Con_01(+0)StF                  2.4      0.05   16   1
4.9     14.6    0.27  0.18  ThsSWEATS2(-0:30)                  0.9      0.15   84   7
-----
Const. = -0.1      #Cas/Rj= 5801/ 374  RV      = 7      SD%(8) = 8
MV(Pd) = 1.0      #pCases= 72      E(RVI) = 3      RMSE = 8.9
SD(Pd) = 9.2     #pPr/Rj= 281/ 27  krit_R = 0.189  E(RMSI)= 9.10
```

Tab. 5.12: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „wwT“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 21 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

Tab. 5.13 illustriert anhand einer Vorhersagegleichung für die stündliche Niederschlagsmenge („SqRR1“) den Erfolg der Radar- und Blitzadvektion für Niederschlagsmengen-Vorhersagen. Für diesen Prediktanden konnten damit insgesamt große Verbesserungen erzielt werden (vgl. auch Kap. 7). Dies wird auch an der großen Differenz der Korrelationen des verwendeten Radar-Prediktors („Ra_7_15_14_R(-0:30)“) (0,68) gegenüber der Advektion von Beobachtungsdaten („Oa_x_0.0“) (0,53) zum Prediktanden deutlich. Die Radaradvektion ist mit einem Beitrag von 49 RV-% der bestimmende Prediktor in der Vorhersagegleichung. Auch ein Blitzadvektionsprediktor („La_7_15_14_2(-0:15)“) ist mit geringem Beitrag in der Gleichung enthalten. Die statistische Vorhersage für das probabilistische Auftreten von Niederschlag („Pww_Any_01(+0)StF“) ist letzter Prediktor in der Gleichung. Insgesamt ist die Struktur der Gleichung sowie das Verhalten im Verlauf größerer Vorhersagezeitspannen ähnlich zu den Vorhersagegleichungen für wwP. Daher wird hier auf die Diskussion weiterer Gleichungen für Niederschlagsmengen verzichtet und auf die Diskussion der Vorhersagegleichungen für wwP verwiesen.

```
#####
99906          Issue=15:00z +001:00  valid=16:00z  SqRR1  Sqrt(RR/1h)
#####
/
SEASON:  sum      sum
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
27.0    53.8    0.68  0.68  Ra_7_15_14_R(-0:30)                46.4      0.04   58   49
 1.0     2.5    0.53  0.17  Oa_x_0.0                             3.7       0.29   18   12
20.3    28.0    0.57 -0.07  Pww_Any_01(+0)StF                   2.3      -0.03  -18  -13
 0.6     5.6    0.29  0.11  La_7_15_14_2(-0:15)                 0.6       0.05    7    2
-----
Const. = 0.0      #Cas/Rj= 2012/ 186  RV      = 51      SD%(8) = 17
MV(Pd) = 1.0      #pCases= 403      E(RVI) = 50      RMSE   = 2.3
SD(Pd) = 3.2      #pPr/Rj= 293/ 33  krit_R = 0.080  E(RMSI)= 2.28
```

Tab. 5.13: WarnMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „SqRR1“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 16 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

Tab. 5.14 beinhaltet die Vorhersagegleichung für eine Vorhersagezeitspanne von einer Stunde für die einstündige quantitative Böenvorhersage (FX1). Die Gleichung besteht aus verschiedenen Prediktorgruppen. Der DMO ist mit der Windgeschwindigkeit in 10 m Höhe („DMO_FF_10m(-0:30)“) sowie der U-Komponente des Winds in 1000 hPa („U_1000(-0:30)“) vertreten. Den größten Beitrag in der Gleichung hat die statistische Vorhersage für die Windgeschwindigkeit („FF(-0:30)StF“), dicht gefolgt von der Advektion von Beobachtungsdaten mit dem Wind in 850 hPa („Oa_8_1.0“). Daneben sind insgesamt 4 Blitz- bzw. Radaradvektionsprediktoren in der Gleichung vertreten („La_...“ bzw. „Ra_...“). Deren Einfluss ist aber als gering einzustufen. Auch die Korrelationen dieser Prediktoren zum Prediktanden FX1 sind mit Werten unter 0,2 gering.

Radar- und Blitzadvektion kann also nur geringe prognostische Information für die Vorhersage von Böen liefern, insbesondere dann, wenn zudem die Advektion von Beobachtungsdaten vorliegt. Der Beitrag der Prediktoren zu den Gleichungen für Böen ist so gering, dass über alle Gebietscluster und Ausgabezeitpunkte hinweg kaum ein signifikanter Verbesserungseffekt zu erreichen ist. Dies deckt sich mit der synoptischen Erfahrung, dass Radardaten ohne Zusatzinformation nur sehr eingeschränkt zur Vorhersage von Böenpotentialen an Gewitterzellen geeignet sind. Die Zusammenhänge zwischen den beobachteten Reflektivitäten und tatsächlich auftretenden Böen sind zu komplex bzw. nichtlinear, weil hier eine Vielzahl nur schwer erfassbarer Effekte eine Rolle spielt (z.B. der Aufbau der vertikalen Schichtung bei Böen verursachenden Downbursts). Für die Vorhersage von Böen muss die neue Methodik noch weiter verbessert werden, damit nutzbare Effekte erzielt werden können.

```
#####
99906          Issue=15:00z +001:00  valid=16:00z  FX1   FX1
#####
/
SEASON:  sum      sum
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
5.7     2.5     0.64  0.64  DMO_FF_10m(-0:30)                   41.2     0.31     9    9
4.6    11.5     0.50  0.18  U_1000(-0:30)                        4.5      0.01     1    1
0.7     5.2     0.17  0.20  La_7_15_18_2(-0:15)                  3.5      0.10     6    2
15.4    5.4     0.80  0.42  Oa_8_1.0                              36.8     0.35    22   27
29.4   57.8     0.08 -0.20  Ra_5_00_14_R(-0:30)                  4.1     -0.02    -16  -2
7.1     3.2     0.81  0.24  FF(-0:30)StF                          18.3     0.77    29   35
69.7  101.8    0.20  0.10  Ra_7_05_14_X(-0:30)                   1.7      0.00     6    2
8.9    27.0     0.12  0.07  ThsTotalTotalMS(-0:30)                0.1      0.01     3    0
28.9   55.7     0.15  0.07  Ra_8_20_18_R(-0:30)                   1.2      0.01     8    2
-----
Const. = 1.9      #Cas/Rj= 2192/ 0  RV = 75      SD%(8) = 3
MV(Pd) = 14.5    #pCases= 2192   E(RVI) = 74    RMSE = 2.8
SD(Pd) = 5.7     #pPr/Rj= 255/ 33  krit_R = 0.068  E(RMSI)= 2.89
```

Tab. 5.14: Warn-MOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „FX1“, Ausgabezeitpunkt 15 UTC für 16 UTC für einen Stationscluster in Mitteldeutschland.

Vorhersagegleichungen für Hagelprediktanden werden nicht gezeigt. Auch die Integration von Radar- und Blitzadvektions-Prediktoren kann nichts an der Problematik ändern, dass kaum gut korrelierte Prediktoren für diese Prediktanden zur Verfügung stehen. Das Regressions-Verfahren bricht bereits im ersten Durchgang mit der Bereitstellung des klimatologischen Erwartungswerts ab, d.h. alle potentiellen Prediktoren erfüllen das gesetzte Abbruchkriterium. Das Auftreten von Hagel an SYNOP-Stationen bleibt damit für WarnMOS bis auf Weiteres eine ungelöste Aufgabe.

5.2 Operationelle Systeme

5.2.1 BMOS und RadarMOS – operationelle Schemata

In konvektiven Wettersituationen können sich bereits auf einer Zeitskala von 15 Minuten signifikante Veränderungen ergeben, die eine Neuberechnung der Gewittervorhersagen von BMOS sinnvoll machen. Es wird daher ein Update-Zyklus von 15 Minuten gewählt, d.h. das System wird 96 mal am Tag gestartet. Dabei werden mindestens für die nächsten drei Stunden Vorhersagen erzeugt, an sechs ausgewählten Terminen für die nächsten sechs Stunden. Steht ein neuer GME-Modelllauf zur Verfügung (jeweils um 5 bzw. 17 UTC) wird ein langer Vorhersagelauf mit einem Ausblick für die nächsten 3 Tage gerechnet.

Legt man eine maximale Geschwindigkeit der Gewitterzellen von etwa 100 km/h zu Grunde und betrachtet dazu den Gitterabstand von rund 27 km des Systems, so kommt man ebenfalls zu einer sinnvollen zeitlichen Auflösung von 15 Minuten. Für den erweiterten Nowcastbereich (bis +3 Stunden) wird daher eine zeitliche Auflösung von 15 Minuten gewählt. Aufgrund der mit zunehmender Vorhersagezeitspanne schlechter werdenden

Vorhersagegüte wird die zeitliche Auflösung im Kurzfristbereich (bis +6 Stunden) auf eine Stunde und im Mittelfristzeitraum (bis +72 Stunden) auf drei Stunden herabgesetzt.

Für die operationelle Anwendung der Blitzortungsdaten des LINET-Systems (seit Oktober 2006 als Ersatz für die BLIDS-Daten) muss eine Harmonisierung der beiden Datenreihen vorgenommen werden. Dazu wurden Studien zu Häufigkeitsverteilungen verschiedener Blitz-Typen und –Klassen erstellt (vgl. Kap. 3.2.2). Um bei der Verwendung der Daten in den für das Siemens-System BLIDS optimierten Vorhersagegleichungen unerwünschte Nebeneffekte auszuschließen, wird ein Teil der Blitze aus dem LINET-Datensatz ausgefiltert. Dies geschieht durch Festlegung von Schwellenwerten, die so eingestellt werden, dass die Häufigkeitsverteilung der Blitztypen- und Klassen ungefähr den entsprechenden Verteilungen auf Basis der BLIDS-Daten entspricht.

Das operationelle Schema beim RadarMOS wird weitgehend dem BMOS entlehnt. Da die Radarbilder alle 15 Minuten vorliegen, kann auch der Update-Zyklus von 15 Minuten wie beim BMOS angesetzt werden.

5.2.2 WarnMOS – operationelles System

Die auf Basis der gruppierten SYNOP-Stationen entwickelten Gleichungen werden operationell auf die entsprechend passenden Warnkreise angewendet. Die Warnkreise orientieren sich räumlich nach den Verwaltungsgrenzen (Landkreise und kreisfreie Städte) sowie topografisch nach verschiedenen Höhenstufen sowie Küstenlage. Insgesamt gibt es nach dieser Einteilung ca. 950 Warnkreise.

Da die Gleichungen auf Basis der SYNOP-Beobachtungen entwickelt wurden, sind die Vorhersagewerte punktbezogen. Das bedeutet insbesondere, dass auch alle probabilistischen Werte punktbezogen (auf den Landkreismittelpunkt) sind und damit kleiner sind als die wahre Wahrscheinlichkeit für das betreffende Ereignis auf die Fläche des gesamten Landkreises bezogen. In einem Nachverarbeitungsschritt werden dementsprechend die Punktwerte auf Flächenwerte umgerechnet, wobei ein Autokorrelationsverfahren eingesetzt wird [Taubenheim, 1969].

In einem weiteren Schritt werden die ca. 180 Prediktanden (vgl. Kap.5.1.3.1) auf die DWD-Warnkategorien „verdichtet“, so dass letztendlich nur noch ein (probabilistischer) Zahlenwert für die Entscheidungsfindung beim Erstellen einer bestimmten Warnung herangezogen werden muss.

5.3 MOS auf beweglichen Systemen – CellMOS

5.3.1 Allgemeines

Neben der Integration von Fernerkundungsdaten in die Standard-MOS-Systeme wird ein zweiter konzeptioneller Ansatz untersucht. Dabei wird das traditionelle MOS-Schema, das sich an festen Beobachtungspunkten (zumeist bodengebundene Wetterstationen) orientiert, auf bewegliche Systeme erweitert (mathematisch ausgedrückt entspricht das einem Übergang vom Eulerschen in ein Lagrangesches Bezugssystem, vgl. Kap. 4.6). Ziel dieses erstmalig in dieser Form durchgeführten Ansatzes ist es, einen großen Nachteil, den traditionelle MOS-Systeme im Hinblick auf die Vorhersage von Gewitterzellen beinhalten, zu umgehen – das in den meisten Fällen viel zu wenig dichte Beobachtungsnetz. So befinden sich bei einer typischen Gewitterlage viele der Gewitterzellen nicht über oder in der Nähe einer der Beobachtungsstationen, und ihre Eigenschaften gehen somit für die Verwendung in Standard-MOS-Systemen verloren.

Fernerkundungsdaten wie Radar- und Blitzortungsdaten ermöglichen es jedoch, zu jeder Zeit bzw. in kleinen Zeitabständen Informationen bzw. Eigenschaften aller vorhandenen Gewitterzellen abzuleiten. Dies wurde bereits bei der Entwicklung des RadarMOS und des BMOS (vgl. Kap. 5.1) genutzt. Die genannten Systeme haben jedoch den Nachteil, dass sie aufgrund des dort verwendeten Gitterpunkt-Ansatzes Probleme haben, die Eigenschaften einer individuellen Zelle und deren Verlauf mit der Zeit zu erfassen. Beim CellMOS werden daher die Gewitterzellen selbst zu Objekten der Regression, d.h. es werden Prediktanden für die individuellen Zellen abgeleitet und entsprechende Prediktoren aus Modell, Persistenz usw. für den jeweiligen Ort, an dem sich die Zelle zu einem bestimmten Zeitpunkt befindet, berechnet. Mit diesen Datensätzen kann eine Regression für individuelle Zellen durchgeführt werden, so dass man Gleichungen für die Vorhersage bestimmter individueller Zelleigenschaften erhält, wie z.B. Windböen, Starkniederschlagsmengen, Hagelkorngrößen oder Blitzdichten. Der große Vorteil dieser Methode ist, dass die große Diversität der verschiedenen Zellen gut erfasst wird und individuelle Vorhersagen für die einzelnen Zellen erzeugt werden können. So soll vermieden werden, dass ein zu großes Gebiet mit hohen Warnschwellen bewarnt werden muss, obwohl nur eine oder wenige der aufgetretenen Zellen die gefährlichen Eigenschaften besitzen.

5.3.2 Zellerkennung

Für die Bereitstellung der CellMOS-Prediktanden müssen im ersten Schritt Gewitterzellen analysiert – d.h. deren Position und ihre Eigenschaften festgestellt – werden. Hierzu werden das Deutschland-Komposit-Radarbild mit einer räumlichen Auflösung von 1x1 km des Radarverbundsystems des Deutschen Wetterdienstes (zur Erkennung von konvektiven Zellen) sowie die Blitzortungsdaten (zur Feststellung von Gewitter) herangezogen.

Es wird ein einfacher Mustererkennungs-Algorithmus verwendet, der aus dem Radarpixelbild Zellmittelpunkte bestimmt. Hierzu werden zunächst Flächen der Überschreitung bestimmter Reflektivitäts-Schwellenwerte gesucht. Es können beliebig viele Schwellenwerte definiert werden. Im Verlauf der Experimente hat sich eine Konfiguration mit drei Schwellenwerten (bei 37, 46 und 53 dBZ) als stabil herausgestellt. Zur Vermeidung der falschen Erkennung durch Fehlpixel oder Clutter können für jeden Schwellenwert untere Grenzen für den Flächeninhalt festgelegt werden. Dann werden nur genügend große Flächen zur Erkennung von Zellen herangezogen. Durch empirische Untersuchungen und Analysen haben sich folgende Minimalwerte für die oben genannten Schwellenwerte als geeignet herausgestellt: 9 km², 4 km², 2 km².

Danach werden die gefundenen Flächen einander zugeordnet, d.h. Flächen der Überschreitung eines höheren Schwellenwertes werden der Fläche des entsprechend nächstniedrigeren Schwellenwertes zugeordnet. Enthält eine gefundene Fläche keine Unterfläche mit höherem Schwellenwert mehr, wird ein Reflektivitätsschwerpunkt dieser Fläche berechnet und als (erkannter) Zellmittelpunkt festgelegt (Abb. 5.9b).

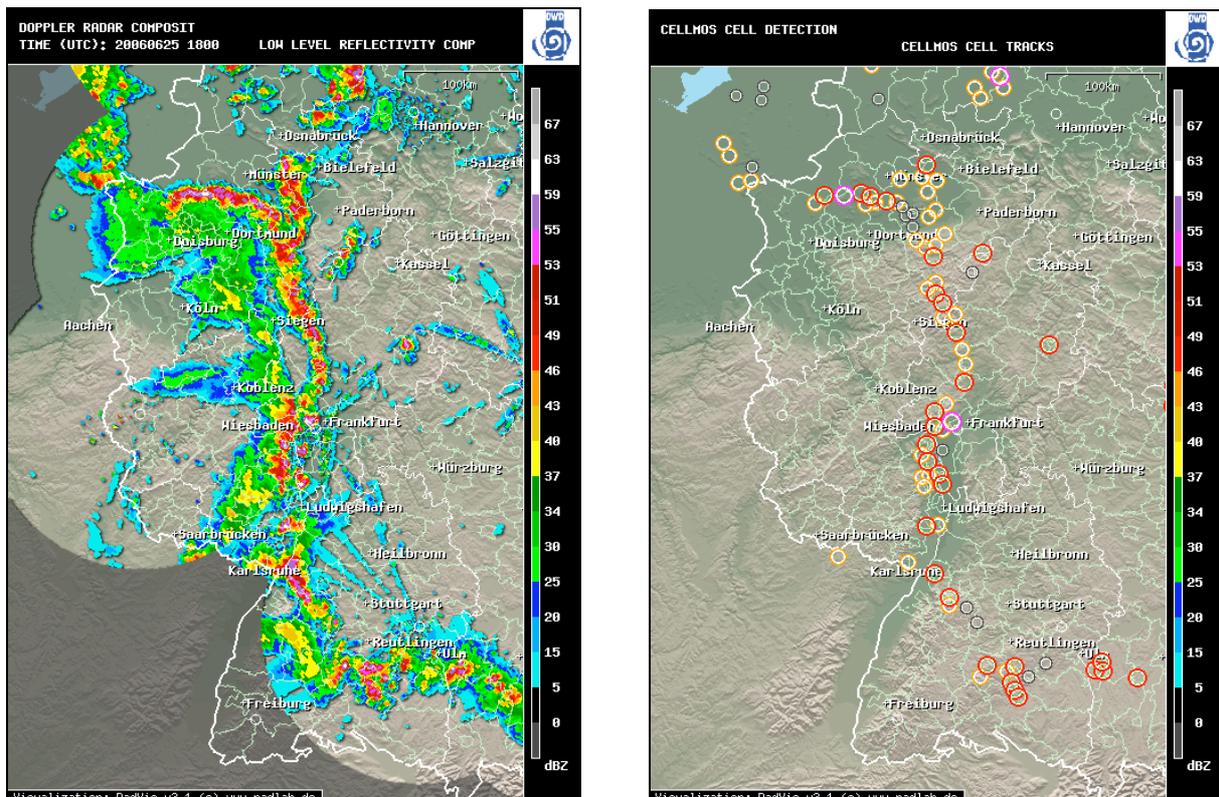


Abb. 5.9 (a): Radarkompositbild (RX) im Bereich Südwestdeutschland vom 25.6.2006, 18 UTC. (b): CellMOS Zellerkennungs-Ergebnisse basierend auf dem RX-Radarbild.

Die Überprüfung, ob es sich bei der erkannten Zelle auch um ein Gewitter handelt, erfolgt über die Blitzortungsdaten. Liegt im Zeitraum von +/- 5 Minuten und im Umkreis von höchstens 15 km um den erkannten Zellmittelpunkt herum mindestens ein Blitz in der Datenbank vor, wird die Zelle als Gewitter eingestuft und geht somit in den Prediktandendatensatz für CellMOS ein. In einem letzten Schritt werden dann neben der exakten Position noch wichtige Eigenschaften der Zelle berechnet, unter anderem:

- Die Anzahl der Blitze im 15-km-Radius der Zelle und innerhalb von +/- 5 Minuten
- Die Größe der Zelle (Flächeninhalt der – maximal – drei Schwellenwert-Überschreitungen der Radarreflektivität)
- Die maximale Radarreflektivität

5.3.3 Zelltracking

Das CellMOS System hat zum Ziel, die Eigenschaften individueller Zellen vorherzusagen. Dies hat zur Folge, dass das System auch in der Lage sein muss, die Veränderungen, die die Zellen im Verlauf ihrer Zugbahn erfahren, zu kennen. Dazu müssen die Zelltrajektorien bekannt sein. Das System muss also die erkannten Zellorte aus zwei aufeinander folgenden Radarbildern – sofern möglich – einander zuordnen. Hierzu wird ein Zelltracking-Algorithmus eingesetzt.

Der Ansatz des Zelltrackings in CellMOS ist die Berechnung der voraussichtlichen Zellposition auf dem nächsten Radarbild mit möglichst vielen voneinander unabhängigen Methoden. Für jede dieser unabhängigen Methoden kann dann im nächsten Bild eine Zelle gesucht werden, die am besten zu der vorausgesagten Position passt. Des Weiteren kann abhängig von der Situation und der Genauigkeit der Position ein Konfidenz-Parameter für die jeweilige Methode berechnet werden, der angibt, wie zufriedenstellend die gefundene Verbindung ist. In einem letzten Schritt werden dann die gefundenen, möglicherweise verschiedenen, Verbindungen und ihre Konfidenzen verglichen, und mittels eines Wichtungsverfahrens wird eine endgültige Verbindung hergestellt. Auch für diese endgültige Verbindung kann eine Konfidenz berechnet werden, so dass später Verbindungen, die nur eine sehr schwache Konfidenz haben (weil sich die Zellposition beispielsweise stark von der vorhergesagten Position unterscheidet), eliminiert werden können.

Für die Vorhersage der möglichen Zellposition im jeweils nächsten Radarbild können folgende verschiedene Methoden herangezogen werden:

- Persistenz der Verlagerung (sofern vorhanden)
- Radarpixel-Korrelation (vgl. Kap. 5.3.4)
- Modellwind (z.B. 700 hPa)
- BMOS-Advektionsprediktoren

- Persistenz der Position
- Persistenz anderer Zelleigenschaften (z.B. Größe der Reflektivitäts-Fläche)
- Mittelwert der Verlagerungsvektoren umliegender Zellen (sofern vorhanden)

5.3.4 Die Radarpixel-Korrelations-Methode

Wenn für die Bestimmung der richtigen Verbindung zweier Zellen in zwei aufeinander folgenden Radarbildern kein guter Prediktor vorliegt - vor allem, wenn die Persistenz fehlt und die Vektoren umliegender Zellen entweder ebenfalls fehlen oder sehr stark streuen - muss ein geeigneter Ersatz gefunden werden. Der hier beschriebene Ansatz basiert auf einem Vergleich der beiden fraglichen Radarbilder mittels Korrelation. Im Ergebnis erhält man Vektoren, die beschreiben, wie sich das Feld der Reflektivitätspixel von Bild zu Bild verlagert hat.

Dazu werden Ausschnitte von jeweils 20 x 20 Pixeln aus dem ersten Radarbild mit verschobenen Ausschnitten aus dem zweiten Bild korreliert. Die Verschiebung mit der jeweils höchsten Korrelation wird dabei als die wahrscheinlichste tatsächliche Verlagerung der Echos gewertet. Diese Methode kann auf jedes Bildpixel angewendet werden, insbesondere auch auf die erkannten Zellmittelpunkte. So kann man also jedem Zellmittelpunkt einen Verlagerungsvektor zuordnen. Diese Vektoren haben sich in Experimenten als ein sehr zuverlässiger Prediktor für die tatsächliche Zellposition erwiesen, und die Konfidenzen der daraus getroffenen Verbindungen sind dementsprechend hoch. Diese Methode schließt daher die oben beschriebene Persistenz-Datenlücke. Nebenbei können diese Daten zusätzlich noch als Prediktor im MOS-System weiterverwendet werden.

5.3.5 Berechnung von Starkniederschlagspotential aus Radarinformationen

Ein wichtiger Bestandteil von Gewitterwarnungen ist die Angabe von potentiellen Starkniederschlagsmengen, dementsprechend gibt es im CellMOS auch einen entsprechenden Prediktanden. Da an den Zellmittelpunkten keine bodengebundene Niederschlagsmessung vorliegt, muss das Niederschlagspotential aus den Fernerkundungsdaten (insbesondere Radar) abgeschätzt werden.

Ziel des dazu gemachten Ansatzes ist die Berechnung einer Gesamtniederschlagsmenge, die an einem bestimmten Ort am Boden fällt, wenn die betreffende Zelle - ohne ihre Intensität und Geschwindigkeit zu verändern - mittig über den Ort hinwegzieht (diese Annahmen wurden in Analogie zu der für eine Gewitterwarnung üblicherweise verwendeten Definition gewählt).

In einem ersten Schritt werden die Radar-Reflektivitäten mittels einer Z-R-Beziehung [Austin, 1986] in Niederschlagsraten umgerechnet (vgl. Kap. 3.1.1). Mit den drei aus der Mustererkennung gewonnenen Flächeninhalten der drei Reflektivitätsflächen (vgl. Kap. 5.3.2) wird unter der Annahme, dass die Zelle in erster Näherung kreisrund ist, eine Niederschlagsfunktion in Abhängigkeit von der Entfernung vom Zellmittelpunkt erstellt. Dabei entspricht die X-Achse einem Schnitt durch die Zelle (Mittelpunkt $X=0$). Die Regenrate fällt nach außen hin in drei Stufen ab. Mit der gegebenen Geschwindigkeit der Zelle kann die X-Achse in eine Zeitachse transformiert werden, so dass man schließlich die Funktion der Niederschlagsrate in Abhängigkeit von der Zeit erhält. Die Fläche unter dieser Kurve (das Integral) entspricht dann näherungsweise der maximalen Niederschlagsmenge an einem Ort unter den Annahmen, dass die Zelle rund ist, ihre Stärke und Geschwindigkeit sich während der Überquerung nicht ändert und sie den Ort mittig überquert. Das Ergebnis muss bei stationären Zellen nach oben hin begrenzt werden, da sonst unendliche Niederschlagsmengen resultieren.

5.3.6 Berechnung von Maximalböenpotential an Zellmittelpunkten

Für die Böenprediktanden im CellMOS-System besteht das Problem, dass aus den zur Verfügung stehenden historischen Daten nicht mit hinreichender Qualität eine empirisch abgeleitete Datenreihe für das Maximalböenpotential erstellt werden kann. Es muss also ein indirektes Verfahren zur Anwendung kommen.

Mittels linearer Regression kann eine Beziehung zwischen an SYNOP-Stationen beobachteten Böen einerseits und den in CellMOS vorliegenden Radar-, Blitz- und Modelldaten andererseits hergeleitet werden. Hierzu werden sämtliche während der historischen Beobachtungsdatenreihe aufgetretenen Gewitterfälle an SYNOP-Stationen untersucht. Es gehen dabei alle Fälle in die Untersuchung ein, in denen ein Zellmittelpunkt maximal 5 km an der betreffenden SYNOP-Station vorbeizieht.

Für alle diese Fälle werden die Böenbeobachtungen der SYNOP-Station mit geeignet definierten Radar-, Blitz- und Modellprediktoren korreliert. Im Ergebnis erhält man eine stations- und gebietsübergreifende Vorhersagegleichung, die allgemein für die Berechnung der Böen an Zellmittelpunkten aus den Radar-, Blitz- und Modellprediktoren verwendet werden kann. Für die Entwicklung dieser Vorhersagegleichung wird das WarnMOS-System (vgl. Kap. 5.1.3) umkonfiguriert: Alle SYNOP-Stationen werden zu einem Cluster zusammengefasst (Multi-Stationen-Entwicklung), entwickelt wird nur der Prediktand für gewitterbedingte Böen zum Analysezeitpunkt, und zwar nur unter Nutzung von Radar-, Blitz- und Modellprediktoren.

5.3.7 Berechnung von Hagelpotential an Zellmittelpunkten

Stehen dreidimensionale Radardaten zur Verfügung („Volumen-Scan“, vgl. Kap. 3.1.2), können Abschätzungen über das Hagelpotential bzw. den maximalen Hagelkorndurchmesser der Zelle gemacht werden ([Witt *et al.*, 1991], [Imy, 1992]). Hierzu werden spezialisierte Prediktoren aus Modelldaten und Radarbildern berechnet. Eine Liste solcher Prediktoren wurde unter anderem von *Kitzmler und Breidenbach* [1995] auf Basis des amerikanischen Radarnetzwerks erstellt. Wichtige Radarprediktoren sind vor allem die Höhen verschiedener Reflektivitäts-Schwellenwertüberschreitungen sowie Volumen und Quantitäten des vertikalintegrierten Flüssigwassergehalts (VIL, engl. „Vertically Integrated Liquid“).

5.3.8 Regression

In CellMOS werden Vorhersagegleichungen für vier verschiedene Jahreszeiten entwickelt. Außerdem wird das Bundesgebiet in 12 verschiedene meteorologisch und topografisch ähnliche Gebiete aufgeteilt, für die zusätzlich zur jahreszeitlichen Aufteilung eigene Vorhersagegleichungen entwickelt werden. Es ist zu berücksichtigen, dass die Anzahl der Regressionsfälle inhomogen verteilt ist; insbesondere gilt für die Aufteilung in Jahreszeiten, dass es im Winter wesentlich weniger Fälle gibt als im Sommer. Sollte eine kritische untere Schwelle an Regressionsfällen in einem Gebiet unterschritten werden, muss auf eine Halb- oder sogar Ganzjahresgleichung zurückgegriffen werden.

Die inhomogene Verteilung der Regressionsfälle bzw. die besonderen Eigenschaften der Regressionsobjekte (im Gegensatz zu dauerhaft operierenden Beobachtungsstationen können Gewitterzellen z.B. entstehen und zerfallen) führt zu einer weiteren Problematik: Die Persistenzprediktoren sind im Gegensatz zu Beobachtungsstationen nicht immer verfügbar, dann nämlich, wenn die betreffende Zelle gerade erst entstanden ist. Werden nun Persistenzprediktoren in der Regression zugelassen, kann die entsprechende Gleichung operationell nicht ausgerechnet werden, da der entsprechende Wert fehlt. Damit würde das gesamte Vorhersageverfahren zusammenbrechen. Andererseits stellt die Persistenz einen extrem wertvollen Prediktor dar. Erste Experimente haben gezeigt, dass in den ersten Vorhersagezeitspannen (bis +20 Minuten und länger) die Persistenzprediktoren zu 60% und teilweise sogar mehr die Vorhersagegleichungen dominieren, mit hohen Korrelationen zum Prediktanden. Als Lösung für diese Problematik wird eine bedingte Regression gewählt, d.h. es werden insgesamt drei verschiedene Gleichungen für jeden Prediktanden entwickelt: Eine Gleichung ohne Persistenz, eine mit nur der Persistenz der letzten Beobachtung, und eine mit voller Persistenz. Je nach Verfügbarkeit der Daten kann dann die eine oder andere Gleichung operationell zur Anwendung kommen.

CellMOS kann theoretisch alle 5 Minuten mit neuen Daten gerechnet werden. Es ist jedoch aus Redundanzgründen nicht notwendig, für alle diese Ausgabezeiten eigene Vorhersagegleichungen zu entwickeln. Es wird angenommen, dass sich das allgemeine Verhalten der Lebenszyklen von Gewitterzellen in Abhängigkeit von den tageszeitlichen Einflüssen im Verlauf etwa einer Stunde kaum ändert. Daher werden jeweils 12 Ausgabezeitpunkte (12 mal 5 Minuten = 1 Stunde) gruppiert und es wird eine gemeinsame Regression durchgeführt („Multi-Issue-Ansatz“). Anschaulich bedeutet das, dass immer erst zur vollen Stunde neue, dem Tagesgang angepasste Regressionskoeffizienten eingesetzt werden. Für das oben beschriebene Persistenzproblem hat dieser Ansatz keine Auswirkungen, da in den Gleichungen in der operationellen Anwendung immer der jeweils letzte verfügbare Persistenzwert eingesetzt werden kann.

5.3.9 Typische CellMOS-Gleichungen

Die in diesem Kapitel gezeigten CellMOS-Gleichungen werden noch nicht im operationellen Betrieb angewendet (Stand: März 2008). Anhand dieser Gleichungen lässt sich das prinzipielle Funktionieren der neu entwickelten Regressions-Struktur für sich bewegende Systeme (Gewitterzellen) belegen. Einige typische Beispiele werden im Folgenden erläutert.

Tab. 5.15 zeigt die Vorhersagegleichung für die U-Komponente der Verlagerung von Gewitterzellen für ein Gebiet in Mitteldeutschland. Die Ausgabezeit ist 14 UTC, die Vorhersagezeitspanne beträgt 5 Minuten. Es handelt sich um eine Sommergleichung, d.h. es gehen nur Sommerfälle in die Regression ein. Erwartungsgemäß findet man die U-Komponenten verschiedener Modellwindflächen mit hohen Korrelationen zum Prediktanden in der Gleichung (U_700, U_500 und U_950). Diese Prediktoren bestimmen weitgehend die Gleichung, werden allerdings durch zahlreiche andere Modellprediktoren (Gewitterindizes u.a.) ergänzt.

Es offenbart sich eine besondere CellMOS-Problematik. Möglicherweise muss das Abbruchkriterium für die multiple lineare Regression für diese Struktur der Regressionsdaten neu überdacht werden. Hintergrund hierfür ist die Tatsache, dass viele stark abhängige Regressionsfälle in der Regressionsreihe auftauchen. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei CellMOS nicht wie bei Standard-MOS-Systemen für jeden einzelnen Tag der historischen Zeitreihe quasi unabhängige Fälle in die Regression eingehen, sondern jetzt viele Tage gänzlich ohne Regressionsfälle (Gewitter) auftreten sowie Tage mit sehr vielen, dafür aber sehr stark autokorrelierten Regressionsfällen vorhanden sind. Dies führt dazu, dass die Definition des Abbruchkriteriums, das auf quasiunabhängige Datenreihen ausgelegt ist, nicht mehr richtig funktioniert. Auch die Berechnung der effektiven Fallanzahl hilft hier nicht weiter, weil diese nur die Nullfälle, nicht aber die Autokorrelation zwischen Regressionsfällen berücksichtigt. Es muss also durch konkrete Berechnung der Autokorrelationen oder andere geeignete Berechnungsverfahren eine Verbesserung des Abbruchkriteriums für autokorrelierte Regressionsfälle entwickelt werden. Damit würde sich

die Anzahl der Prediktoren in der gezeigten Gleichung auf ein sinnvolleres Maß reduzieren. Die Entwicklung dieser Verbesserung steht noch aus. Allerdings lassen sich auch mit der vorläufigen Methode stabile und interpretierbare Vorhersagegleichungen erzeugen.

So zeigt die Gleichung in Tab. 5.15 trotz der überhöhten Anzahl an verwendeten Prediktoren eine plausible Zusammensetzung und Gewichtung, sowie mit einem empirisch geschätzten RMSE-Wert an unabhängigen Daten von 8,43 und einem entsprechenden RV-Wert von 84 RV-% eine gute Qualität.

```
#####
999907          Issue=14:00z +000:05  valid=14:05z  U      Trajectory_U
#####
',
SEASON: sum      sum
',
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
 12.1   11.0    0.87   0.87   U_700                                76.0     -0.02    0   -1
 67.8   10.8    0.39   0.32   RH_700                                11.0     -0.07   -2   -1
-24.9   67.8   -0.42  -0.28   Cos_4*Dag                             8.7     -0.03   -5    4
  7.6   12.0    0.84   0.09   U_950                                 3.8      0.81   21   38
-416.8  30.3   -0.47  -0.11   T_300                                 1.7     -0.04   -3    3
  6.8    4.4   -0.18   0.11   ABS_Grad_ThW_850                       1.4      0.31    3   -1
 48.8   17.9   -0.29   0.10   ThsDarkovHS                             1.2      0.18    7   -4
 12.8   14.4   -0.24  -0.12   Rot_1000_LS                             2.0     -0.14   -4    2
 40.1   22.3    0.25   0.13   DMO_CL_CM                               2.9      0.04    2    1
 22.9   34.3   -0.14  -0.10   ThsSteinbeckLS                         1.0     -0.02   -2    1
 54.3   16.0   -0.18  -0.08   RH_400                                  1.0     -0.13   -5    2
 15.8   14.3    0.80   0.04   U_500                                  1.8      0.70   22   37
 -1.5    6.9   -0.47   0.09   Grad_Rot_500_V                          2.0      0.38    6   -6
 71.6   21.9    0.33   0.05   DMO_CL_CT                               0.6      0.09    5    3
 29.3   30.8   -0.37  -0.06   ThsSWEATS2                             0.6     -0.04   -3    2
 90.4   22.1   -0.07   0.07   ThsSHS                                  0.9      0.08    4   -1
 13.2    3.5    0.68   0.05   SQRT_FF_700                             0.5      0.41    3    5
 -1.7    4.8   -0.22   0.06   Grad_ThW_850_U                          0.3      0.18    2   -1
 19.7   13.0   -0.35  -0.06   ABS_Grad_T2m                            0.5     -0.07   -2    1
-----
Const. = -26.0      #Case rm= 5985   445  RV      = 85      SD%(8) = 1
MV(Pd) = 22.3      #pC eC = 4764  5985  E(RVI) = 84      RMSE   = 8.3
SD(Pd) = 21.4      #pPr/Rj = 150   30   krit_R = 0.039  E(RMSI)= 8.43
```

Tab. 5.15: CellMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden U-Komponente des Verlagerungsvektors von Gewitterzellen für ein Gebiet in Mitteldeutschland; Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Zeitspanne 5 Minuten, Jahreszeit: Sommer, ohne Verwendung von Persistenz der Beobachtung.

Wie in Kap. 5.3.8 beschrieben wurde, müssen aufgrund der strukturellen Besonderheiten der CellMOS-Regression fallbedingte Gleichungen (vgl. Kap. 4.5.3) ohne bzw. mit Persistenz-Prediktoren entwickelt werden. Tab. 5.15 zeigt eine Gleichung ohne die Verwendung von Persistenz-Prediktoren. Tab. 5.16 zeigt die gleiche Regression, allerdings unter Zulassung von Persistenz-Prediktoren. Wie man der Tabelle entnehmen kann, hat sich durch die Bedingung, dass mindestens zwei Persistenz-Werte vorliegen müssen (anschaulich: dass die Gewitterzelle bereits mindestens 10 Minuten alt ist), die Anzahl der Regressionsfälle von rund 6000 auf rund 3700 reduziert.

Auch in dieser Gleichung sind U-Komponenten des Modellwinds („U_xxx“) mit teils großen Gewichten in der Gleichung enthalten. Allerdings wird die Gleichung jetzt von den beiden Persistenz-Prediktoren für -5 bzw. -10 Minuten (PersObs) bestimmt. Durch diese zusätzliche diagnostische Information gewinnt die Vorhersagegleichung deutlich an Qualität, wie anhand der empirisch geschätzten RMSE- bzw. RV-Werte erkennbar ist (vgl. Tab 5.15). Dies hat auch zur Folge, dass bereits früher das Abbruchkriterium der Regressionsfolge erreicht wird und die Gleichung deutlich weniger zusätzliche Prediktoren (wie Gewitterindizes u.a.) enthält.

```
#####
999907          Issue=14:00z +000:05  valid=14:05z  U      Trajectory_U
#####
',
SEASON: sum      sum
',
      MV      SD      R_Pd  R_Res      Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
      12.5    11.1    0.89   0.89      U_700                                78.9     0.56     21   26
       3.7    68.3    0.43   0.32      Cos_3*Dag                            11.5     0.01      3    2
      68.0    10.7    0.39   0.26      RH_700                                7.2      0.00      0    0
      22.9    21.6    0.93   0.28      PersObs(-0:05)                       40.4     0.38     28   35
      22.7    21.3    0.92   0.11      PersObs(-0:10)                       10.3     0.26     19   24
      22.5    33.9   -0.17  -0.07      ThsSteinbeckLS                        0.2     -0.02     -3    1
      28.0    30.4   -0.37  -0.06      ThsSWEATS2                             0.2     -0.07     -8    4
      71.4    22.2    0.33   0.07      DMO_CL_CT                              0.6      0.05      4    2
      96.1    15.9   -0.19   0.06      ThsSynthMS                             0.2      0.03      2    0
       0.1     0.2    0.38  -0.05      T_1000_850>0                          0.2     -6.15     -5   -3
      32.0    45.1   -0.10   0.06      ThsTotalTotalMS                       0.9      0.03      5   -1
      13.2     3.5    0.69   0.05      SQRT_FF_700                           0.3      0.20      2    2
-----
Const. =   -5.1      #Case rm=  3746  2684  RV      =   91      SD%(8) =    1
MV(Pd) =   23.1      #pC eC   =  3041  3746  E(RVI) =   91      RMSE    =   6.4
SD(Pd) =   21.5      #pPr/Rj  =   152   30   krit_R =  0.049  E(RMSI) =  6.45
```

Tab. 5.16: CellMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden U-Komponente des Verlagerungsvektors von Gewitterzellen für ein Gebiet in Mitteldeutschland; Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Zeitspanne 5 Minuten, Jahreszeit: Sommer, unter Zulassung von Persistenz-Prediktoren

CellMOS berechnet unter anderem Vorhersagen für die maximale Radarreflektivität der betrachteten Gewitterzelle. Dieser Prediktand ist hauptsächlich als systeminterner Hilfsprediktand zur Verwendung in weiteren Vorhersagegleichungen für warnrelevante Prediktanden zu sehen. Die maximale Radarreflektivität wird zwar nicht als Warnparameter benötigt, kann aber durch ihren Zusammenhang mit vielen warnrelevanten Parametern zu deren Vorhersagequalität beitragen. Die Vorhersagegleichungen für diesen Prediktanden hängen hauptsächlich von den statistischen Vorhersagen der Gewitterzellgröße auf Basis verschiedener Reflektivitätsschwellenwerte ab sowie vom Darkov-Gewitterindex aus dem MO. Weitere Prediktoren mit geringeren Gewichtungen komplettieren die Gleichungen. Eine detaillierte Beispielgleichung kann Anhang C, Tab. C.1, entnommen werden.

Auch für Niederschlagsprediktanden ergeben sich aus der Regression Vorhersagegleichungen mit synoptisch plausibler Zusammensetzung: Neben den statistischen Vorhersagen der Zellgröße im Radarbild hat zudem die Verlagerungsgeschwindigkeit der Zelle (Movement_FF) oft ein hohes Gewicht. Auch Modellwindkomponenten spielen eine – wenngleich etwas untergeordnetere – Rolle. Damit wird das zu erwartende Verhalten, nämlich dass die Gesamtniederschlagsmenge vor allem von der Größe und der Geschwindigkeit einer Gewitterzelle abhängt, gut in den Gleichungen repräsentiert. RMSE- und RV-Werte unterstreichen die Qualität der Gleichungen. Ein Beispiel einer Vorhersagegleichung für die Vorhersage des potentiellen Gesamtniederschlags der betrachteten Gewitterzelle ist im Anhang C, Tab. C.3 gegeben.

Auch für die Vorhersage von parametrisierten Hagelbeobachtungen an Zellmittelpunkten hat die Regression plausible und synoptisch nachvollziehbare Gleichungen produziert. Am höchsten gewichtet in den Gleichungen sind die zu der entsprechenden Zelle gehörende Größe der 53-dBZ-Fläche im Radarbild. Hinzu kommen einige untergeordnete Modellprediktoren, u.a. Theta-W-Advektion in 850 hPa sowie Gewitterindizes und Sonnenstand. Eine typische Beispielvorhersagegleichung für Hagel ist in Anhang C, Tab. C.2 zu finden. Inwieweit sich die Qualität dieser auf der Basis parametrisierter Beobachtungen erstellten Regression auch auf die Vorhersage tatsächlicher Hagelereignisse umsetzen lässt, wird sich erst bei der geplanten Integration der CellMOS-Vorhersagen in das WarnMOS-System zeigen, die nicht mehr in diese Arbeit einfließen kann.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die ersten CellMOS-Ergebnisse gezeigt haben, dass sich das MOS-Prinzip auch auf bewegende Systeme (Gewitterzellen) anwenden lässt. Die Regression liefert stabile, synoptisch plausible und auf Basis der an abhängigen Daten geschätzten RMSE- und RV-Werte qualitativ gute Vorhersagegleichungen. Dies betrifft sowohl Prediktanden zur Zugbahnprognose als auch Vorhersagen von Zelleigenschaften wie Radarreflektivität, Niederschlagsmengen oder Hagelkorndurchmesser.

5.3.10 Operationelle Anwendung

Für die operationelle Weiterverwertung von CellMOS-Ergebnissen müssen die Vorhersagen auf Landkreisebene bzw. für die Verwendung in anderen Systemen sogar flächendeckend verfügbar sein. CellMOS erstellt aber nur Vorhersagen für die Zellmittelpunkte.

Im ersten Schritt der operationellen Anwendung werden analog zu den Standard-MOS-Systemen die Vorhersagegleichungen berechnet. Mittels der Vorhersagen für die beiden Windkomponenten U und V können die voraussichtlichen zukünftigen Positionen der Zelle und damit die Zugbahn berechnet werden. Die weiteren Zelleigenschaften, die am Zellmittelpunkt erwartet werden, ergeben sich direkt aus den Vorhersagegleichungen für die entsprechenden Prediktanden.

Für die Ausweitung der Vorhersagen von den (dimensionslosen) Zellmittelpunkten auf die Fläche muss für jede Eigenschaft der Zelle die räumliche Verteilung der entsprechenden Eigenschaft in Abhängigkeit der Entfernung vom Zellmittelpunkt gefunden werden. Es stellt sich heraus, dass man für die meisten Zelleigenschaften in erster Näherung eine Gauß-Verteilung annehmen kann. So streuen beispielsweise die zu einer bestimmten Zelle gehörenden Blitzschläge um den Zellmittelpunkt herum, und die Verteilung der Blitzdichte lässt sich mit einer Gauß-Verteilung gut nähern. Sowohl die Spitze der Gauß-Verteilung ist bekannt (Blitzdichte-Vorhersage für den Zellmittelpunkt), als auch eine Abschätzung für die Breite der Verteilung (Vorhersage der Zellgröße).

Mit diesem Ansatz können für alle Vorhersageelemente sowohl eine räumliche Verteilung, als auch probabilistische Werte für das Überschreiten bestimmter Schwellenwerte berechnet werden, wobei zu berücksichtigen ist, dass sich die entsprechenden Verteilungen mehrerer Zellen eines Zellclusters überlagern können. Letztendlich erhält man so lückenlose Vorhersagefelder, aus denen sich für jeden beliebigen Ort das Gefährdungspotential durch Gewitter abschätzen lässt und wonach eine dementsprechende Warnung erzeugt werden kann.

5.3.11 Diskussion der CellMOS-Entwicklung

Es konnte gezeigt werden, dass sich die Standard-MOS-Technik durch einige strukturelle Änderungen von festen Beobachtungsorten auf bewegliche Systeme adaptieren lässt. Zum ersten Mal wurde damit ein MOS-System auf sich bewegende Gewitterzellen angewendet und damit deren Zugbahn und deren warnrelevanten Eigenschaften vorhergesagt. Dazu wurde die Organisation der Modell- und Fernerkundungsdaten so verändert, dass nun keine lineare zeitliche Verteilung der Regressionsfälle mehr vorliegt, sondern jeweils eine Gewitterzelle über ihren gesamten Lebenszyklus hinweg als ein Regressionsfall behandelt wird. Dies hat zur Folge, dass es Tage ganz ohne Regressionsfälle und Tage mit sehr vielen Regressionsfällen gibt. Die Regressionsmethodik ist davon weitgehend unbeeinflusst und liefert auch für diese spezielle Anwendung stabile und synoptisch plausible Ergebnisse. Anhand von regressionsabhängigen quasioperationellen Vorhersagedaten konnte dies belegt werden.

Es ist zu vermuten, dass aerologische Höhendaten als gute Prediktoren für die Berechnung des Maximalböenpotentials (vgl. Kap. 5.3.6) in Frage kommen [Rezacova et. al., 1996]; genauere Untersuchungen hierzu sind jedoch bis jetzt nicht durchgeführt worden. Die Abschätzung von Starkböenpotential in konvektiven Situationen bleibt aber auch mit den beschriebenen Möglichkeiten eine sehr schwierige Aufgabe. Auch die Anwendung neuronaler Netze könnte wegen der starken Nichtlinearität der Abhängigkeiten in diesem Zusammenhang hilfreich sein [Marzban und Stumpf, 1996], wird aber im Kontext dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.

Mit CellMOS schließt man die letzte verbliebene Lücke im Gesamtkonzept zur Vorhersage und Unterstützung von Wetterwarnungen durch MOS. Während BMOS und RadarMOS spezialisierte Flächenvorhersagen für bestimmte Fernerkundungsdaten liefern und im WarnMOS zur Verbesserung der SYNOP-gestützten Warnparameter beitragen können, ist das CellMOS als einziges der Systeme in der Lage, individuelle Gewitterzellen in ihrer Verlagerung und mit ihren Eigenschaften vorherzusagen. Dies ist ein Schwachpunkt der anderen Systeme, der im WarnMOS durch die Integration der hochspezialisierten CellMOS-Vorhersagen eliminiert werden kann. Im Ergebnis ist das WarnMOS dann in der Lage, weitgehend vollautomatisch eine Entscheidungsfindung für alle definierten Warnkategorien – auch für einzelne Gewitter – zu unterstützen.

Kapitel 6

Ergebnisse: Fallstudien

6.1 Fallstudien

Für die Präsentation der Systemergebnisse wurden im Zuge der vorliegenden Arbeit mehrere ausgewählte synoptische Fallstudien durchgeführt. Die Fälle wurden jeweils so ausgewählt, dass das Verhalten der Systeme in verschiedenen synoptischen Situationen mit den jeweiligen Umgebungsbedingungen getestet und überprüft werden kann.

Die für die Fallstudien verwendeten WarnMOS-Vorhersagedaten wurden mit der beim DWD operationell eingesetzten WarnMOS-Version vom Januar 2007 erzeugt. Dazu wurden die entsprechenden historischen Daten aus dem Archiv aufbereitet und entsprechende historische WarnMOS-Ausgaben nachträglich gerechnet. Die verwendete WarnMOS-Version enthält alle neu eingeführten Erweiterungen, insbesondere auch die aus Blitzortungs- und Radardaten gewonnenen zusätzlichen Prediktoren. Die BMOS-Daten wurden auf gleiche Weise mit der Version 0304 [Meteo Service, 2003], und die RadarMOS-Daten mit der RadarMOS-Version 0405a [Meteo Service, 2004] erzeugt.

6.1.1 26. Februar 2002: Winterliche Squall-Line, niedrige CAPE-Werte, aber hochdynamisches Regime.

Großwetterlage: Langwellentrog Nordatlantik. Deutschland lag in einer starken Westströmung, eine Kaltfront überquerte im Tagesverlauf Deutschland (Abb. 6.1). Entlang der Front und in der kalten, labil geschichteten Luftmasse entwickelten sich im Tagesverlauf Gewitter über Norddeutschland. Zudem kam es im gesamten Bundesgebiet zu starken Böen, im Norden auch zu schweren, teils orkanartigen Böen.

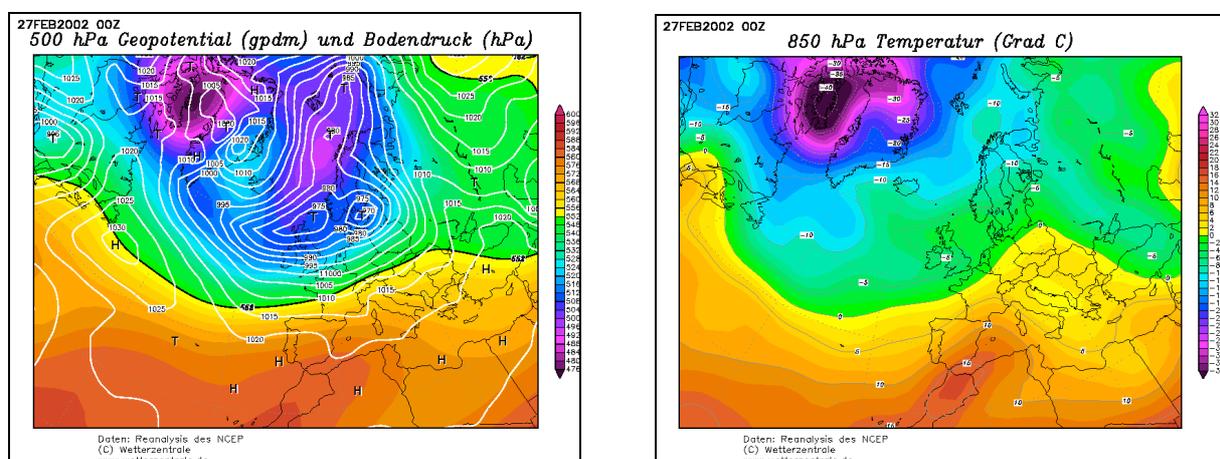


Abb. 6.1 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 27.2.2002 00 UTC; **(b):** Analyse Temperatur 850 hPa, 27.2.2002 00 UTC

Obwohl winterliche Gewitter in Deutschland ein verhältnismäßig seltenes Ereignis darstellen, hat das durch Blitzortungs-Prediktoren unterstützte WarnMOS bereits am Morgen die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von Gewittern im Norden Deutschlands für den Nachmittag erkannt, ohne dass zu diesem Zeitpunkt Blitze auftraten. So zeigen einige norddeutschen Landkreise im WarnMOS-Lauf von 6 UTC moderate Signale, mit 6-stündigen Gewitterwahrscheinlichkeiten von teilweise bis zu 40% (Abb. 6.2a). Der Lauf von 12 UTC konnte diese Prognose dann deutlich konkretisieren, weil zu diesem Zeitpunkt vom Blitzortungssystem BLIDS bereits Blitzschläge über Norddeutschland registriert wurden. Für den Nachmittag zeigte das System für quasi alle norddeutschen Landkreise Gewitterwahrscheinlichkeiten über 50% in sechs Stunden, in Brandenburg, Berlin und Teilen von Niedersachsen sogar über 90%. (Abb. 6.2b).

Zum Vergleich der Vorhersagen mit der tatsächlich eingetretenen Wettersituation ist in Abb. 6.3a die Verteilung der georteten Blitzschläge von 11 bis 12 UTC dargestellt. Die Abbildung zeigt das Auftreten erster langlebiger Gewitterzellen im südlichen Niedersachsen. Abb. 6.3b beinhaltet das dazu passende Radar-Kompositbild von 12 UTC. Darin sind lang gestreckte Linien mit konvektiven Radarechos entlang der Kaltfront bzw. der Troglinie zu erkennen.

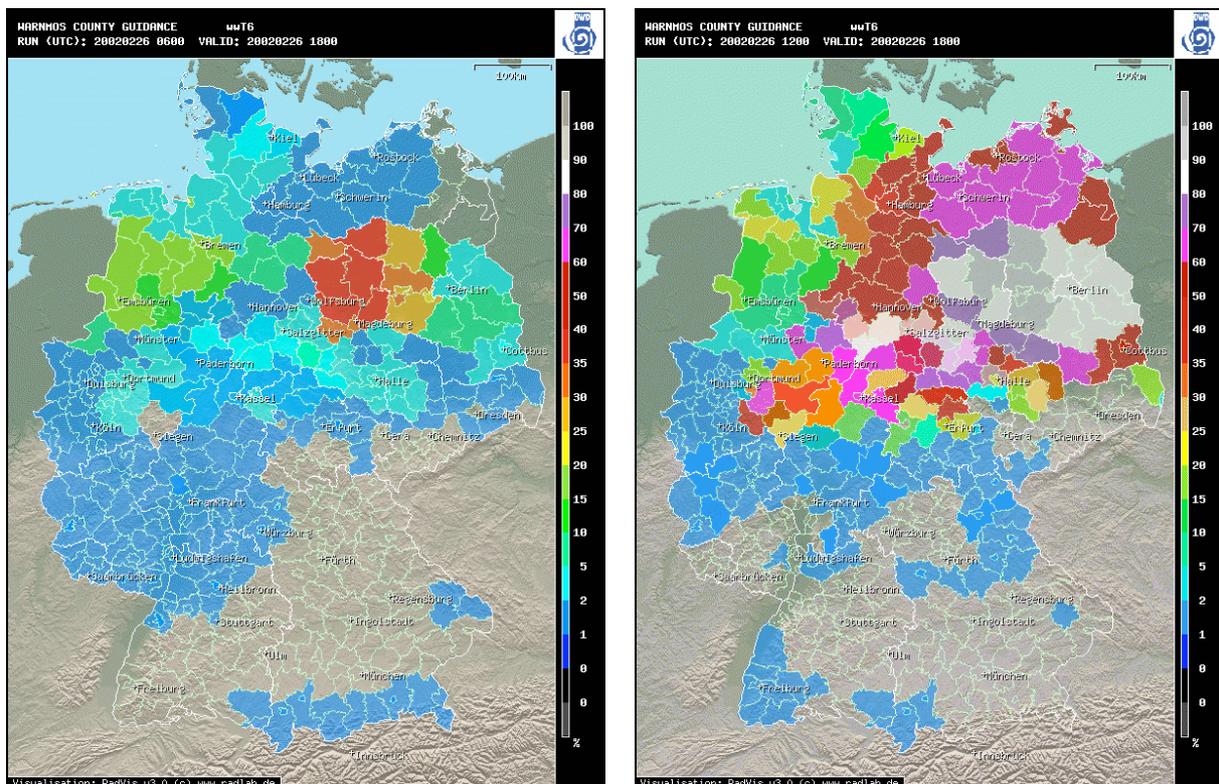


Abb. 6.2 (a): WarnMOS, Vorhersageausgabe 26.2.2002 6 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand wwT6 (sechsstündige Gewitterwahrscheinlichkeit); **(b):** WarnMOS, Vorhersageausgabe 26.2.2002 12 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand wwT6 (sechsstündige Gewitterwahrscheinlichkeit)

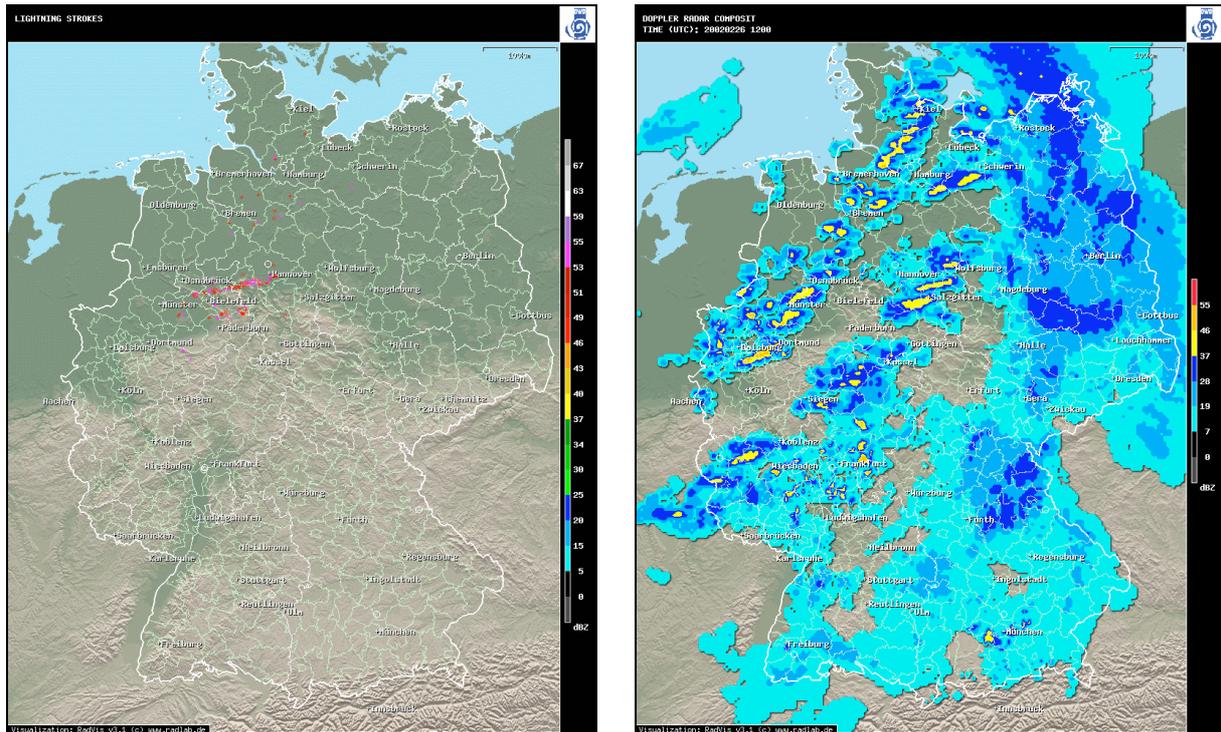


Abb. 6.3 (a): Blitzschläge vom 26.2.2002 11-12 UTC, Datengrundlage: Siemens BLIDS. (b): Radarkompositbild „PN“ vom 26.2.2002 12 UTC.

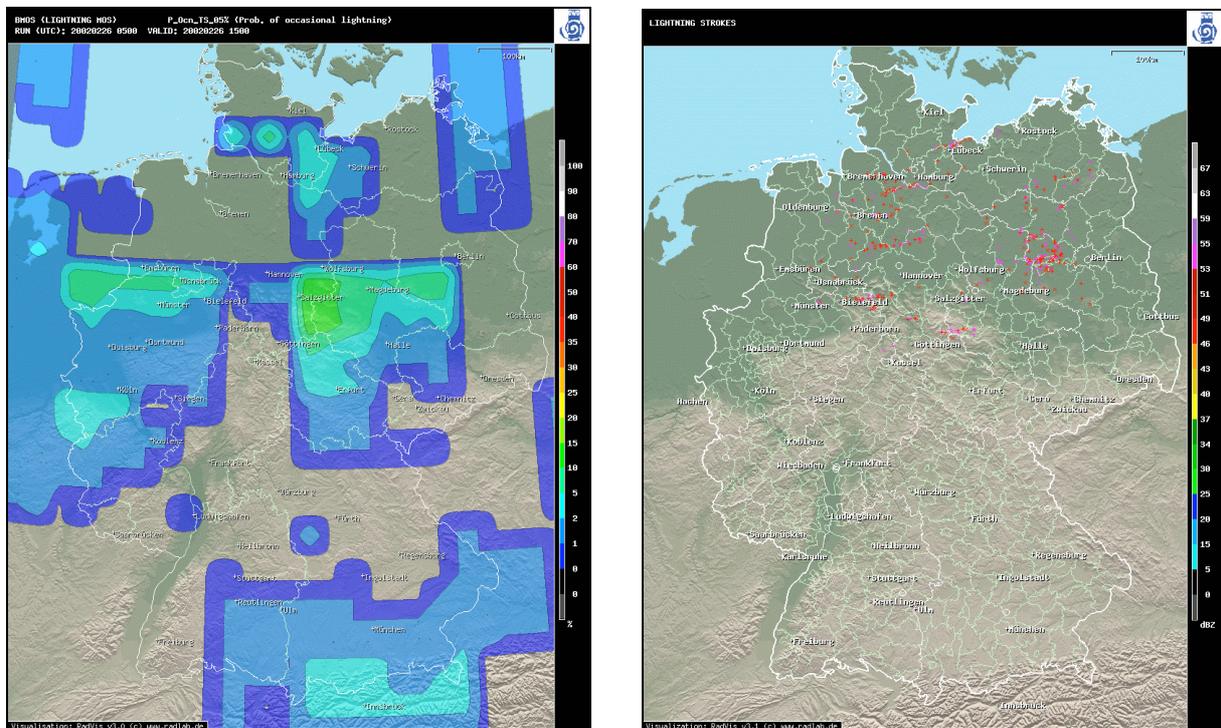


Abb. 6.4 (a): BMOS Vorhersageausgabe vom 26.2.2002 5 UTC, Vorhersage für 15 UTC, Prediktand „Occasional Lightning“; (b): Blitzschläge vom 26.2.2002 14-15 UTC, Datengrundlage: Siemens BLIDS

Auch das auf die Vorhersage der Verteilung von Blitzschlägen spezialisierte BMOS konnte bereits im Lauf von 5 UTC signifikante Signale für den Nachmittag prognostizieren. Der für die Kurzfrist am besten geeignete Prediktand „Occasional Lightning“ (vgl. Kap. 5.1.1 (v)) zeigt zum Mittagstermin erste erhöhte Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten vereinzelter Blitze im Nordwesten, zu 15 UTC dann mehrere Gebiete mit Wahrscheinlichkeiten bis 40%, mit einem Maximum im südlichen Niedersachsen (Abb. 6.4).

Beim Prediktanden „Occasional“ zeigt sich auch in diesem Fall ein typisches Problem, das besonders deutlich im Winter auftritt, wenn es nur wenig positive Fälle gibt. Durch die geringe Fallanzahl sind die entwickelten Gleichungen instabiler als im Sommer. Das wiederum hat zur Folge, dass in den Gleichungen für benachbarte Orte teilweise unterschiedliche Prediktoren mit sehr verschiedenen Gewichten vorkommen. So fallen in Abb. 6.4a teilweise recht deutlich die Gebietsgrenzen durch starke Gradienten ins Auge, die durch den Multi-Stations-Ansatz definiert wurden. Möglicherweise können hier entsprechend räumlich geglättete Koeffizienten Abhilfe schaffen, in jedem Fall ist diese Problematik Gegenstand weiterer zukünftiger Verbesserungen.

Tatsächlich traten im Norddeutschen Tiefland verbreitet Gewitter auf. Der Lauf von 15 UTC zeigt das typische Nowcastverhalten, indem die an aktuelle Blitzortungen gekoppelten Gebiete sehr hoher Wahrscheinlichkeit für 15:15 UTC (Abb. 6.5a) bis zum Vorhersagezeitpunkt 16:00 UTC (Abb. 6.5b) entsprechend der allgemeinen Strömung verlagert werden.

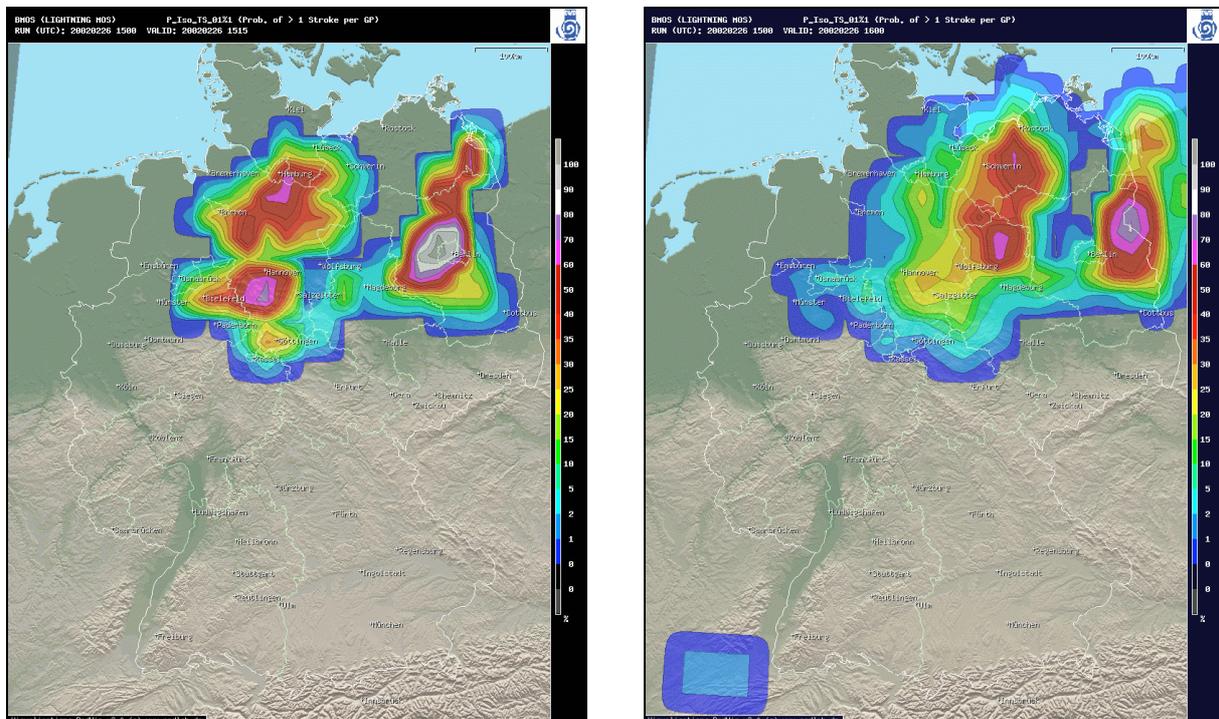


Abb. 6.5 (a): BMOS Vorhersageausgabe 26.2.2002 15 UTC, Vorhersage für 15:15 UTC, Prediktand Isolated Lightning; **(b):** konform zu linker Abbildung, aber Vorhersage für 16:00 UTC.

Für diesen Fall wird nachfolgend die Struktur der Vorhersagegleichungen diskutiert. Einerseits kann so die Zusammensetzung winterlicher Vorhersagegleichungen im BMOS und deren räumliche Instabilität beispielhaft gezeigt, andererseits der Unterschied zwischen den modelldominierten Kurzfristgleichungen und den advektionsdominierten Nowcast-Gleichungen verdeutlicht werden.

Analysiert wird zunächst die Vorhersagegleichung für „Occasional Lightning“ für einen Gitterpunkt (52.0N 10.5E), Vorhersagezeitspanne +10 Stunden. Dieser Vorhersagepunkt wurde ausgewählt, weil er innerhalb des in Abb. 6.5 gezeigten Wahrscheinlichkeitsmaximums liegt. Die Gleichung ist verhältnismäßig lang und enthält Prediktoren aus vielen verschiedenen Gruppen. Vertreten sind vor allem verschiedene Gewitterindizes sowie Modellprediktoren, aber auch steptransformierte Werte der prozentualen Gewitterverbreitung sowie deren untransformierte Vorhersage für den gleichen Termin. Anhand dieser Gleichung lässt sich auch beispielhaft die in Kapitel 4.4.5 eingeführte Bedeutung der Reg-Order-Tabelle erkennen (vgl. Anhang C, Tab. C.4). Der Prediktor „Adv_Tv_5_10“ (Advektion der Gesamtorticity zwischen 1000 und 500 hPa) leistet den größten Beitrag zur Vorhersage mit knapp 10%, dicht gefolgt von „D_U_MS“ (geglättete U-Windkomponente des Modells) und „Spread(+0)StF“ (statistische Vorhersage der Gewitterverbreitung zum gleichen Termin). Das System bezieht das Vorhersagesignal an dieser Stelle also größtenteils aus der Modellinformation.

Etwas weiter nördlich war das Vorhersagesignal – wie weiter oben diskutiert - kaum noch vorhanden, obwohl man auch für dieses Gebiet zumindest Signale in abgeschwächter Form erwartet hätte. Betrachtet wird dazu die entsprechende Vorhersagegleichung für den Gitterpunkt 52.75N, 10.5E (vgl. Anhang C, Tab. C.5). Die Gewitterwahrscheinlichkeit beträgt hier nur 0,9%. Die Gleichung ist prinzipiell ähnlich aufgebaut. Jedoch sind die stark gewichteten Prediktoren in dieser Gleichung andere als im Gebiet weiter südlich. Damit erklärt sich der große Unterschied der Vorhersagen.

Dieses Problem ist typisch für Regressionen über Datenreihen, die wenige positive Fälle enthalten (wie für Blitzschläge im Winter). Die Auswahl der Prediktoren ist dabei stärker zufallsbedingt als bei anderen Prediktanden, und man muss damit rechnen, dass derartige Unterschiede auf engem Raum allein durch die unterschiedliche Auswahl der Prediktoren zu Stande kommen. Immerhin ist das System trotzdem in der Lage, die großräumige Wahrscheinlichkeitsverteilung qualitativ wiederzugeben. Möglicherweise könnte eine räumliche Glättung der Regressionskoeffizienten auf dem Gitter Abhilfe schaffen, dies wird aber erst Gegenstand zukünftiger Experimente sein.

Im Gegensatz dazu zeigen die Gleichungen im Nowcast- und Kurzfristbereich eine gänzlich andere Struktur. Betrachtet wird die Vorhersagegleichung für Isolated Lightning für den Gitterpunkt 52.5N, 13.125E (nahe Berlin), Ausgabe 15 UTC +2 Stunden (vgl. Anhang C, Tab. C.6). Wichtigster Prediktor in dieser Gleichung ist die statistische Vorhersage der Blitzdichte („Density“). Zudem sind drei Blitzadvektionsprediktoren in der Gleichung enthalten sowie zwei gering gewichtete Prediktoren (Darkov-Gewitterindex und Persistenz der Beobachtung). Die entsprechende Gleichung für die Blitzdichte besteht ausschließlich aus zwei Blitzadvektionsprediktoren. Insgesamt dominieren also Blitzadvektions-Prediktoren die Vorhersage, und Modellsignale sind weitgehend aus der Gleichung verdrängt worden. Dieses Verhalten findet sich über die verschiedenen Jahreszeiten verteilt und für fast alle Prediktanden, für die es geeignete Advektionsprediktoren gibt, wieder.

6.1.2 18. Juni 2002: Hoch reichend stark geschertes Warmluftregime mit extremer Labilitätsenergie (hohe CAPE-Werte).

Großwetterlage: Hoch Mitteleuropa, Übergang zu Südwestlage, zyklonal. Im Tagesverlauf des 18. Juni erreichte ein erster Randtrog und ein damit verbundener Strahlstrom den Westen und Norden Deutschlands. Bodennah entwickelte sich dabei eine Konvergenzlinie. Die vorderseitig dieser Linie lagernde extrem instabil geschichtete Luftmasse gelangte zunehmend in den Einfluss eines Jetstreaks⁸ (Abb. 6.6). Die Kombination aus zunehmender Scherung und der für mitteleuropäische Verhältnisse extremen CAPE-Werte von teilweise 2000 bis 3000 J ergab ein erhebliches Potential für massive konvektive Umlagerungen. Über Norddeutschland und Dänemark entwickelten sich nachmittags schwere Hagelgewitter und einige Superzellen entlang der Konvergenzlinie. Im Osnabrücker Raum trat dabei sehr großer Hagel mit Korngrößen von über 10 cm auf, in Dänemark wurden zwei starke Tornados beobachtet.

⁸ Ein Jetstreak zeichnet sich durch ein meist kurzweiliges Windmaximum innerhalb eines Strahlstroms aus. Jetstreaks haben vor allem deshalb eine besonders signifikante Wetterwirksamkeit, weil in deren Bereich starke ageostrophische Windkomponenten vorkommen. Dadurch werden horizontale Vergenzen erzeugt, die für Frontogenese und Zyklogenese eine wichtige Rolle spielen können sowie Auslöser für konvektive Umlagerungen in potentiell instabil geschichteten Luftmassen sein können.

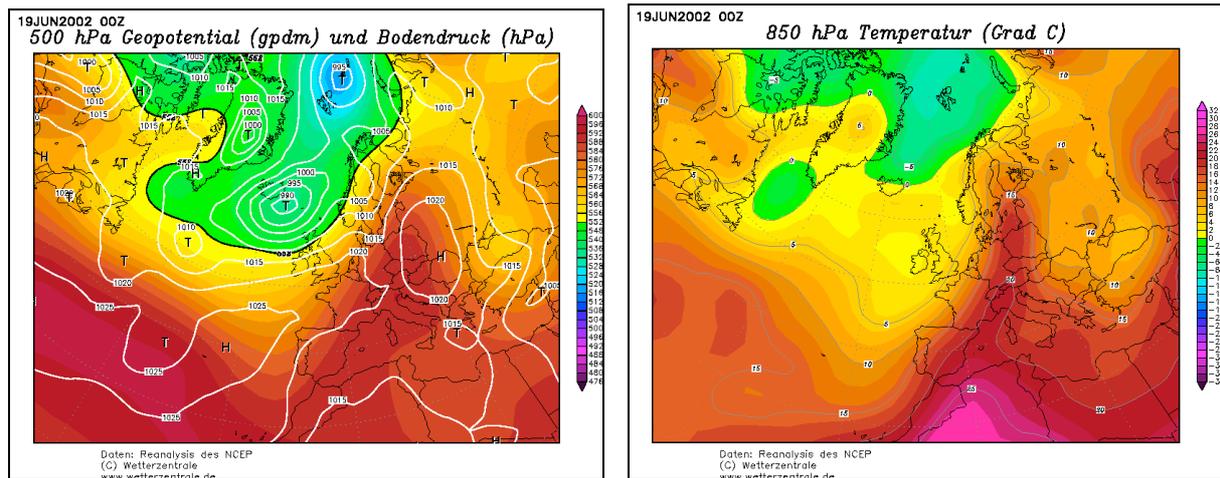


Abb. 6.6 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 19.6.2002 00 UTC; **(b):** Analyse Temperatur 850 hPa, 19.6.2002 00 UTC

Von besonderem Interesse sind an diesem Tag die BMOS-Vorhersagen, da die klassischen Gewitter fördernden Faktoren besonders ausgeprägt waren. Der Lauf von BMOS von 5 UTC zeigte sehr verbreitete Gewittersignale für den Abend, 18 UTC, mit einem lang gestreckten Wahrscheinlichkeitsmaximum, das vom nördlichen Nordrhein-Westfalen bis nach Dänemark reicht (Abb. 6.7b).

Ein Vergleich mit den tatsächlich zwischen 17 und 18 UTC aufgetretenen Blitzschlägen (Abb. 6.7a) zeigt, dass sowohl die Ausdehnung als auch die Position des Gewittergebiets bereits sehr gut erkannt worden sind. Die meisten Blitze befinden sich genau in dem Gebiet der prognostizierten maximalen Auftritts-Wahrscheinlichkeit, mit Häufungen im nördlichen Nordrhein-Westfalen, bei Bremen und nordwestlich von Hamburg.

Im Nowcast-Bereich konnten diese Signale vor allem durch die beobachteten Blitzschläge deutlich konkretisiert werden. Der BMOS-Lauf von 16 UTC prognostizierte ein starkes Wahrscheinlichkeitsmaximum im betroffenen Gebiet, wobei über Teilen Schleswig-Holsteins sogar eine nahe 90%ige Eintreffwahrscheinlichkeit für Gewitter berechnet wurde (Abb. 6.8a). Für eine 2-Stunden-Prognose auf einem 27x27 km großen Gebiet und einem Zeitraum von nur 15 Minuten stellt dies einen beachtlich hohen Wert dar, der nicht häufig in den BMOS-Vorhersagen auftritt.

Auch das allgemeine WarnMOS-System lieferte bereits morgens (6-UTC-Lauf) starke Anzeichen für abendliche Gewitter (Abb. 6.8b), allerdings wurde hier die Verlagerung der Konvergenzlinie unterschätzt. Die Gebiete mit höchster Gewitter-Wahrscheinlichkeit wurden weiter westlich (im Grenzgebiet zu den Niederlanden) vorhergesagt als beim BMOS.

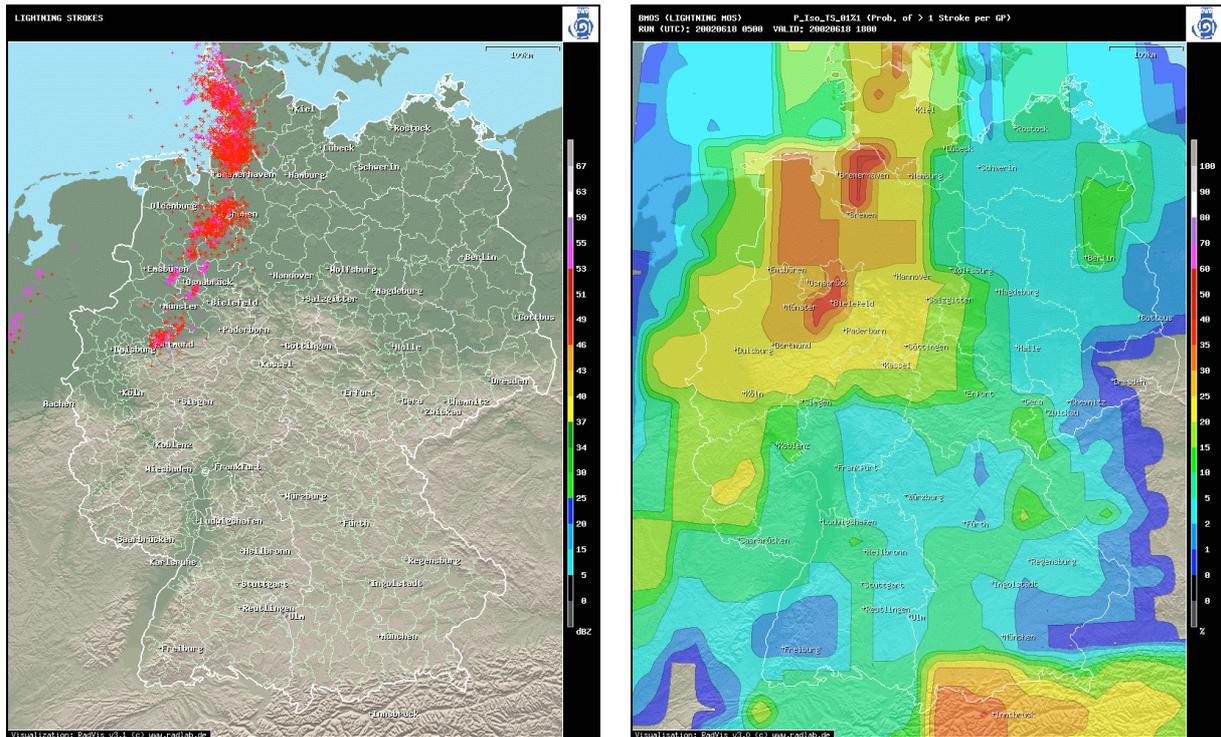


Abb. 6.7 (a): Blitzschläge vom 18.6.2002 17-18 UTC, Datengrundlage: Siemens BLIDS; **(b):** BMOS Vorhersagelauf vom 18.6.2002 5 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: Isolated Lightning.

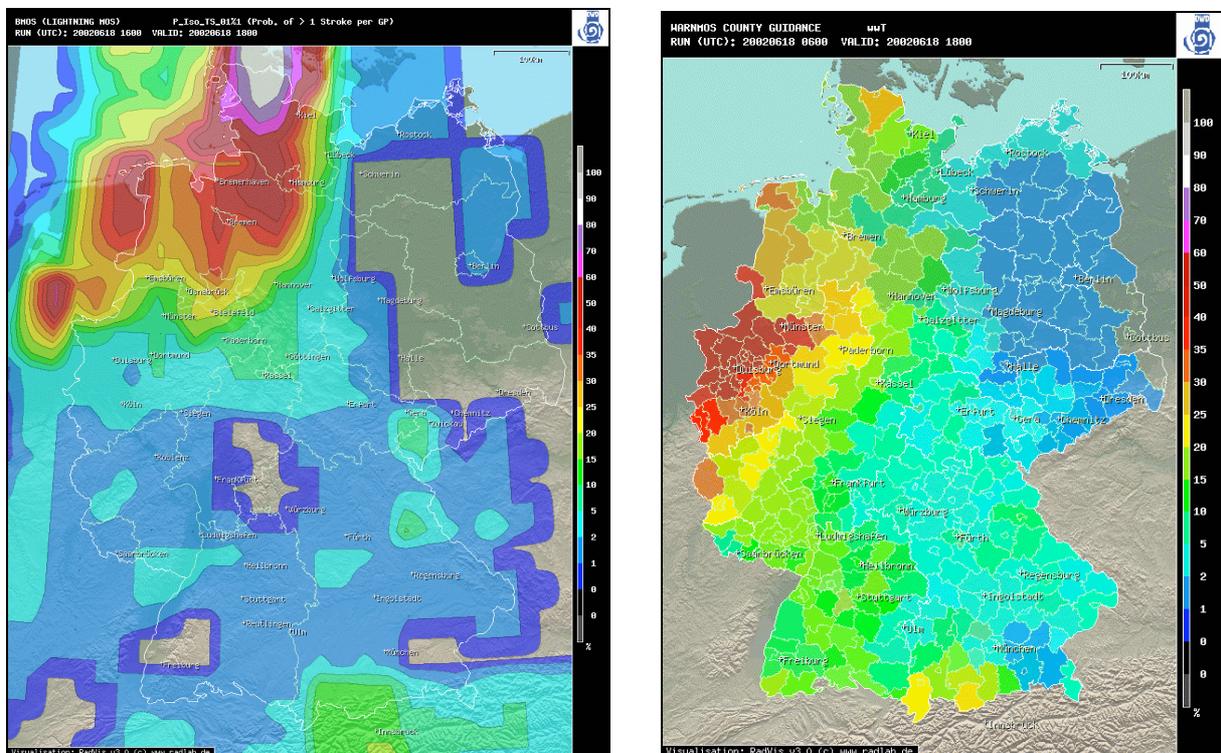


Abb. 6.8 (a): BMOS Vorhersagelauf vom 18.6.2002 16 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand „Isolated Lightning“; **(b):** WarnMOS Vorhersagelauf vom 18.6.2002, 6 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis).

Im WarnMOS-Lauf von 12 UTC zeigt sich deutlich der Vorteil der Blitzdaten-Integration: Durch die zu diesem Zeitpunkt bereits über der Nordsee und Teilen der Niederlande auftretenden Blitzschläge wurden die Wahrscheinlichkeiten für den 18-UTC-Termin für weite Teile Niedersachsens und Schleswig-Holsteins deutlich heraufgesetzt (Abb. 6.9a). Drei Stunden später konnte das Gebiet der real eingetretenen Gewitter dann (ähnlich wie im BMOS) weitgehend korrekt prognostiziert werden.

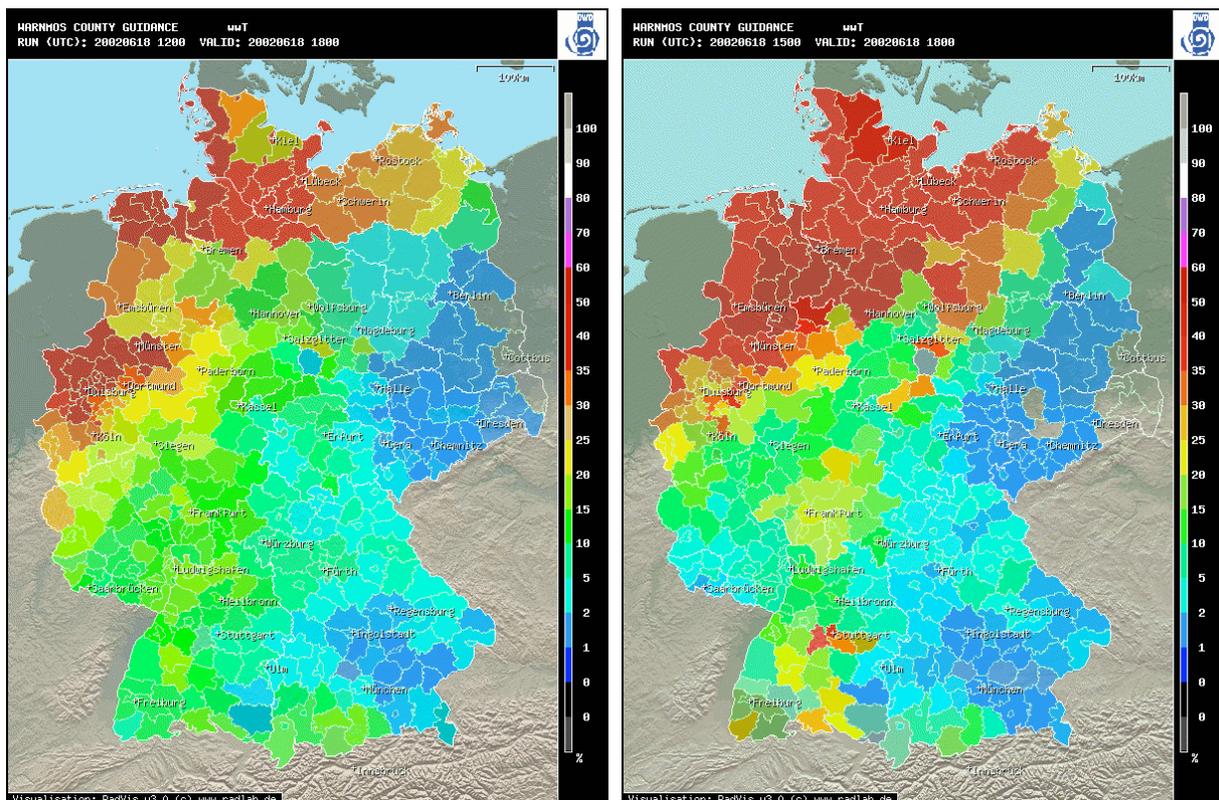


Abb. 6.9 (a): WarnMOS Vorhersageausgabe vom 18.6.2002 12 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis); **(b):** konform zu linker Abbildung, aber Ausgabzeit 15 UTC.

Aus der linienhaft angeordneten Konvektion entlang der Konvergenzlinie entwickelte sich zwischen 18 und 21 UTC ein großflächiges mesoskaliges konvektives System (MCS, engl. „Mesoscale Convective System“). Dieser Prozess wurde vom RadarMOS gut wiedergegeben. Beispielhaft dafür steht der Lauf von 18 UTC (Abb. 6.10a). Zum Ausgabetermin um 18 UTC ist die Konvektion noch linienhaft angeordnet. Die Vorhersage für 21 UTC (Abb. 6.10b) zeigt dann etwas weiter nach Nordosten verlagerte großflächige Starkechosignale. Ein Vergleich mit dem Radarkompositbild von 21 UTC (Abb. 6.11b) zeigt eine recht gute Übereinstimmung der konvektiven Niederschläge mit den RadarMOS-Vorhersagen.

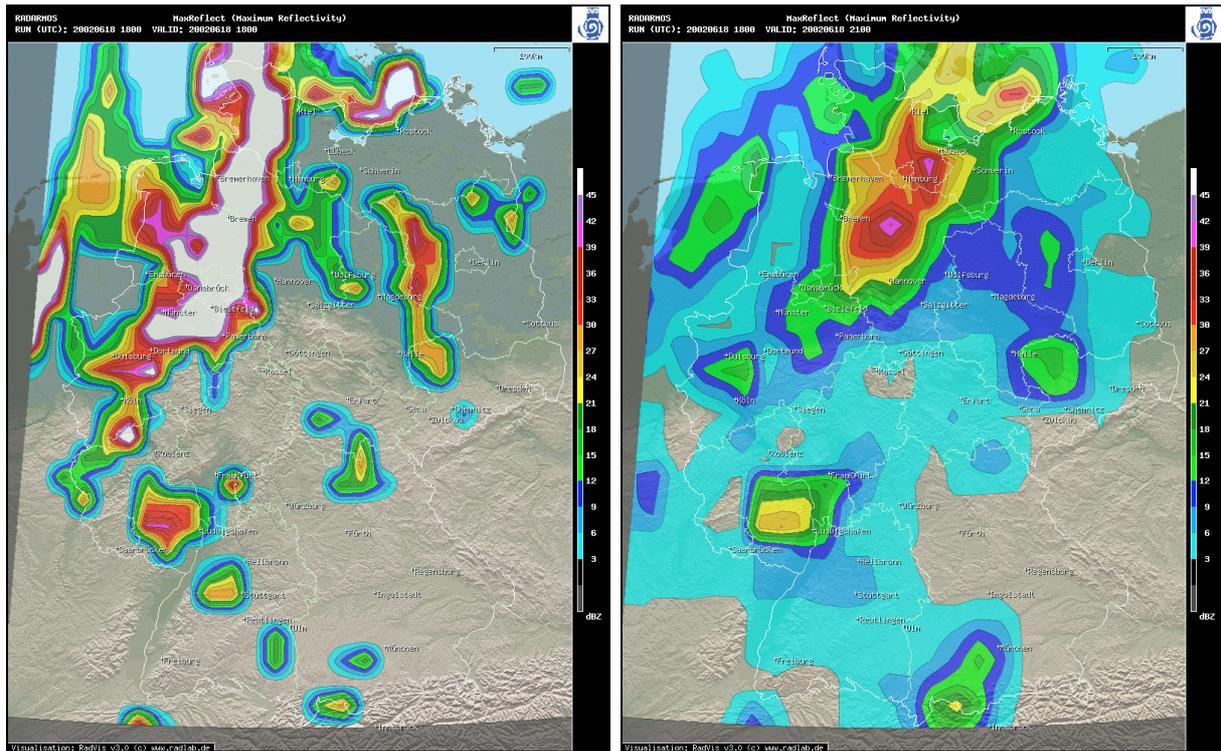


Abb. 6.10 (a): RadarMOS Vorhersageausgabe vom 18.6.2002 18 UTC, Analyse Prediktand MaxReflect (maximale Reflektivität); **(b):** RadarMOS Vorhersageausgabe vom 18.6.2002, 18 UTC, Vorhersage für 21 UTC, Prediktand: MaxReflect (maximale Reflektivität).

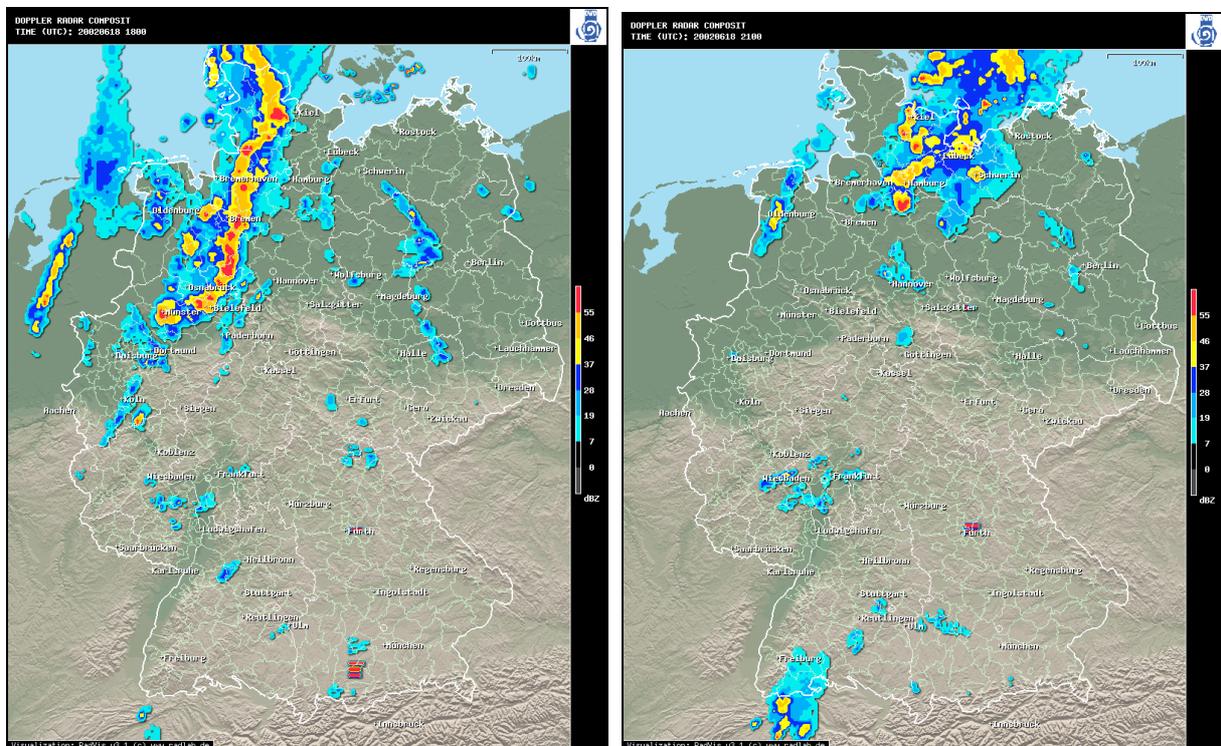


Abb. 6.11 (a): Radarkompositbild „PN“ vom 18.6.2002 18 UTC. **(b):** Radarkompositbild „PN“ vom 18.6.2002 21 UTC.

6.1.3 10. Juli 2002: Derecho über Nordostdeutschland

Großwetterlage (Abb. 6.12a): Langwellentrog Westeuropa, Südwestlage, zyklonal. An der Vorderseite des Langwellentrogos über Westeuropa vollzog sich am 10.7.2002 über Deutschland eine intensive Wellenentwicklung entlang der Luftmassengrenze, die die heiße trogvorderseitige Luftmasse von kühlerer maritimer Luftmasse trennte (Abb. 6.12b). Dabei entstand im Tagesverlauf ein Kaltluftkörper über Mitteldeutschland. Dies führte zu einem extremen Temperaturgradienten, der teilweise mehr als 20 K auf 100 km betrug. Entlang der Luftmassengrenze entwickelte sich im Tagesverlauf kräftige linienhafte Konvektion. Durch den thermischen Gradienten kam es zudem zur Ausbildung eines schmalen aber äußerst intensiven Starkwindfelds, in dessen Bereich in Nordostdeutschland verbreitet Orkanböen gemessen wurden. Örtlich wurden 150 km/h überschritten, und das Ereignis erfüllt insgesamt die Kriterien eines Derechos [Gatzen, 2004].

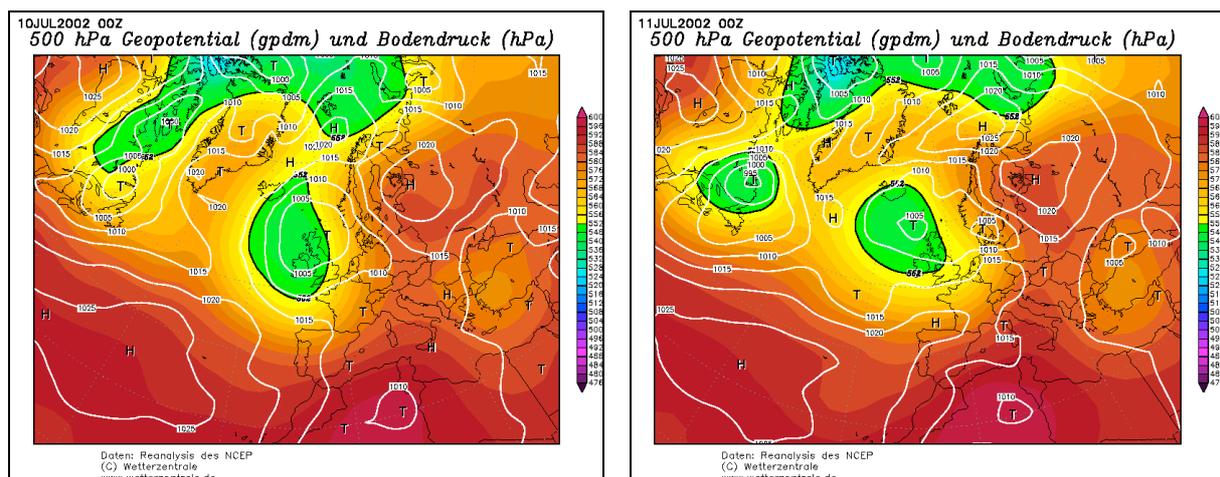


Abb. 6.12 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 10.7.2002 00 UTC; (b): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 11.7.2002 00 UTC

Der WarnMOS-Lauf vom Morgen des 10.7.2002 (6 UTC) zeigte bereits sehr deutliche Hinweise auf verbreitete Gewitteraktivität am Abend in Nordostdeutschland. Die auf eine Stunde bezogene Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von Gewitter lag in diesem Lauf für 18 UTC in fast ganz Nordostdeutschland um oder über 50% (Abb. 6.13a). Die Böenvorhersage war nicht so deutlich, allerdings wurden im 6-Stunden-Zeitraum Sturmböen vorhergesagt (Abb. 6.13b).

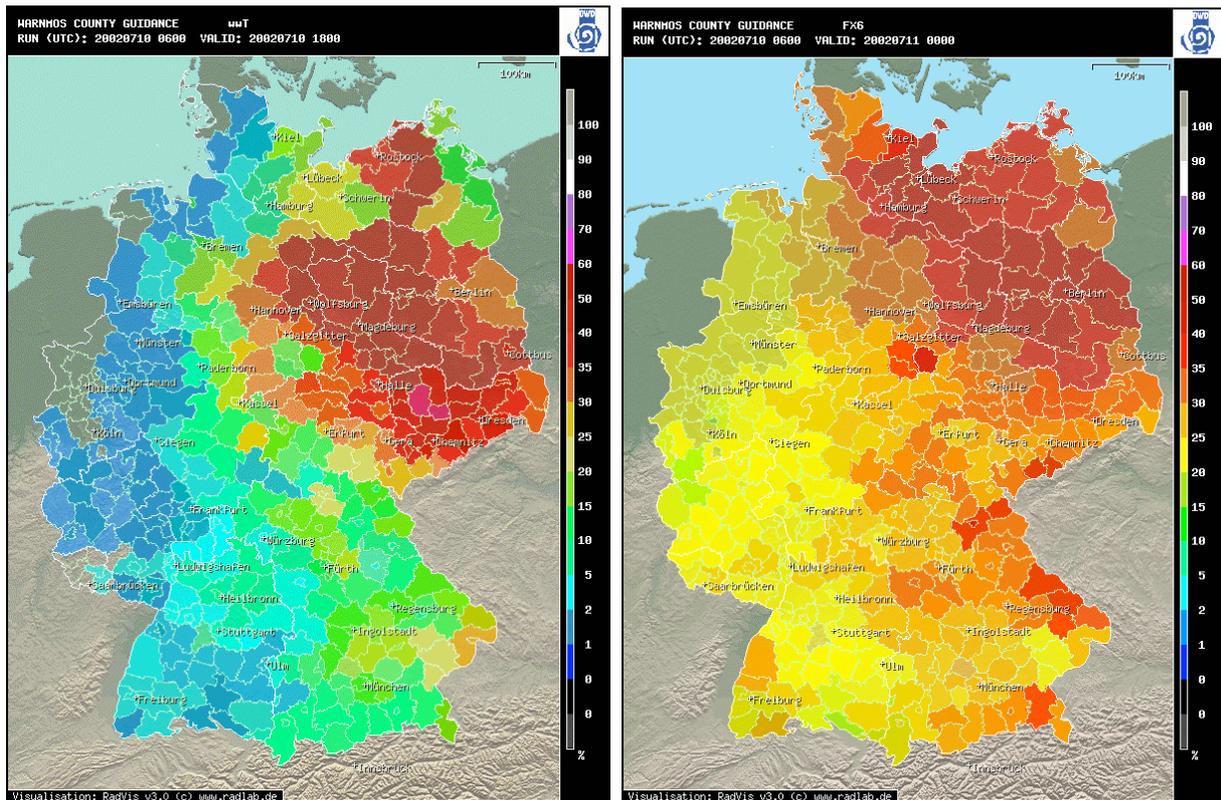


Abb. 6.13 (a): WarnMOS Vorhersageausgabe vom 10.7.2002 6 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis); **(b):** konform zu linker Abbildung, aber Prediktand FX6 (maximale Bö im Sechsstundenzeitraum [kn])

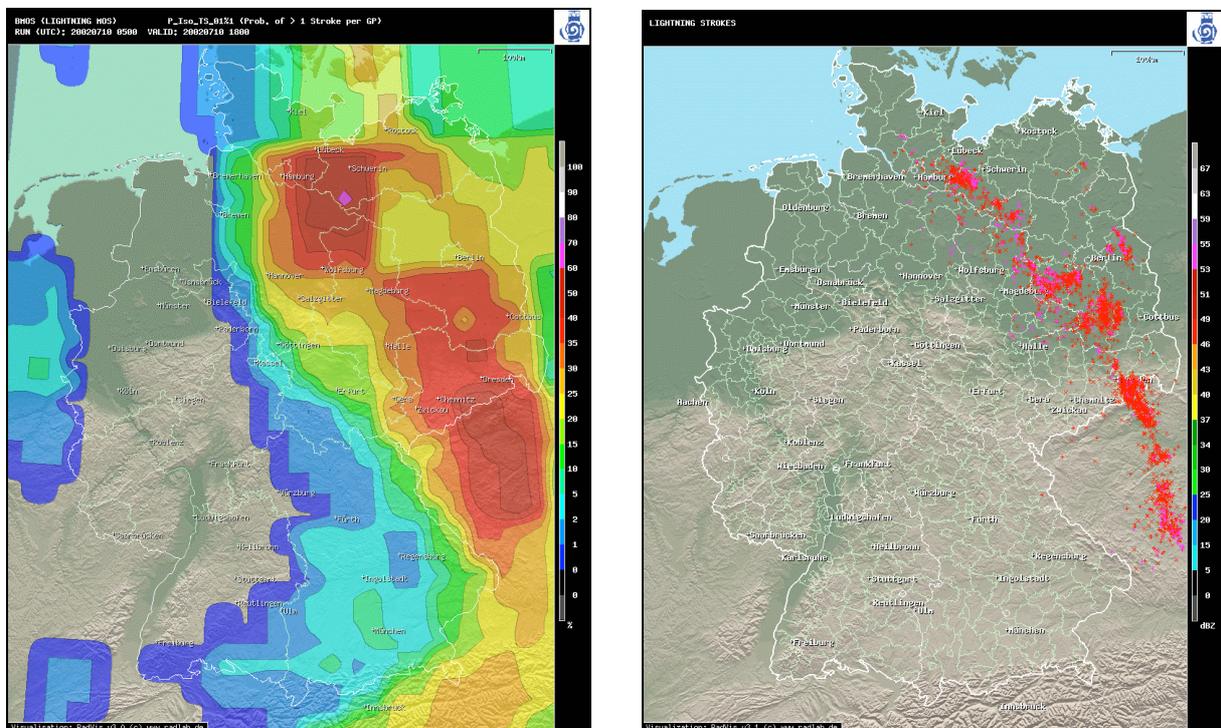


Abb. 6.14 (a): BMOS Ausgabe vom 10.7.2002 5 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand „Isolated Lightning“; **(b):** Blitzschläge vom 10.7.2002 17-18 UTC, Datengrundlage: Siemens BLIDS

Das auf die Blitzvorhersagen spezialisierte BMOS konnte die Gewittersituation für den 18-UTC-Termin bereits im 6-UTC-Lauf sehr gut wiedergeben (Abb. 6.14a). BMOS errechnete ein lang gestrecktes Gewittergebiet, das sich vom Erzgebirge quer über Nordostdeutschland bis nach Schleswig-Holstein erstreckt. Ein Vergleich mit den tatsächlich beobachteten Blitzschlägen (Abb. 6.14b) in diesem Zeitraum zeigt eine gute Übereinstimmung mit Position und Form des Gebiets. Es wurde sogar bereits die Zweiteilung der Gewitter in die eigentliche Luftmassengrenze und eine vorlaufende Linie aus isolierten Gewitterzellen prognostiziert.

Im 16-UTC-Lauf war dann die zweistündige Vorhersage für 18 UTC bereits sehr exakt. Die Gewitter-Wahrscheinlichkeiten entlang der Linie erreichten teilweise fast 100% für das Auftreten von Blitzschlägen im 27x27-km-Gebiet innerhalb einer Viertelstunde (Abb. 6.15a). Für eine zweistündige Vorhersage sind das außerordentlich hohe Werte. Hier offenbart sich aber auch ein typisches systembedingtes Problem: Im Nowcastzeitraum sind die BMOS-Vorhersagegleichungen sehr stark durch Blitzadvektions-Prediktoren dominiert, so dass Modellsignale weitgehend unterdrückt werden. So fällt im konkreten Beispiel auf, dass die Linie vorlaufender isolierter Zellen im Grenzgebiet zu Polen (vgl. Abb. 6.14b) in diesem Lauf nicht mehr vorhergesagt wird. Das Modellsignal kann sich also nicht mehr gegen die dominierende Advektion durchsetzen, was im Lauf von 6 UTC noch der Fall war.

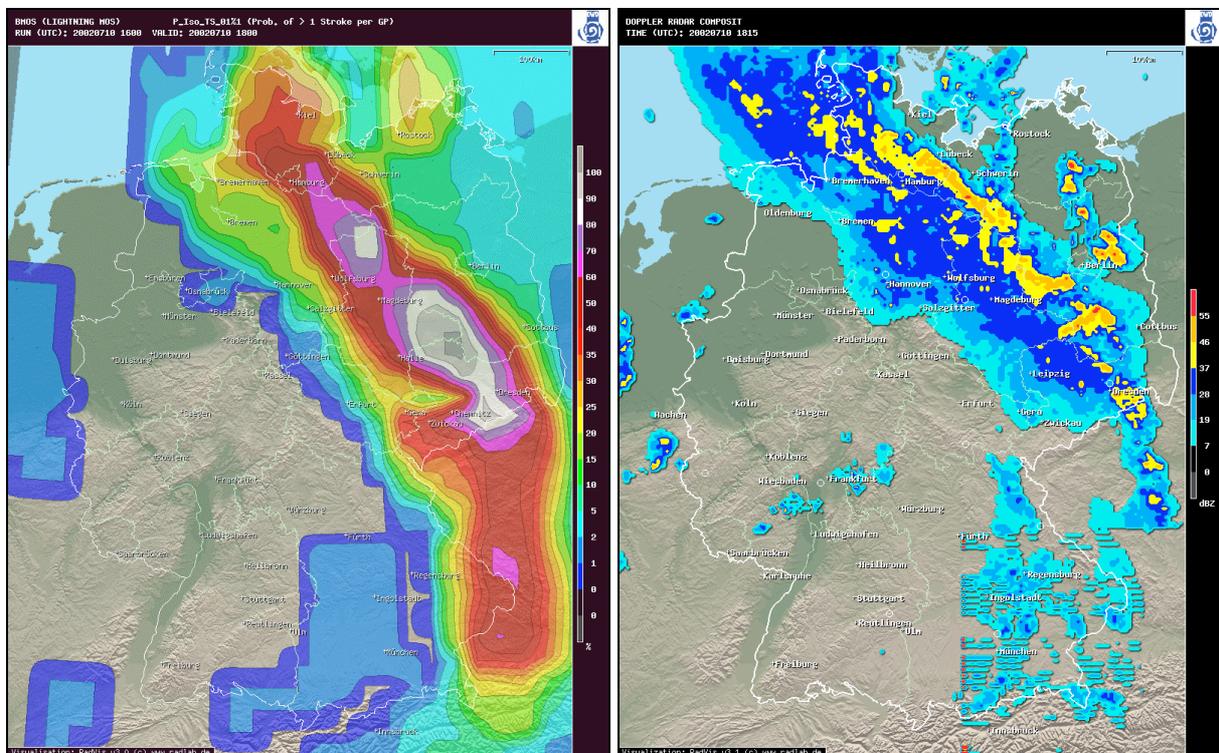


Abb. 6.15 (a): BMOS Ausgabe vom 10.7.2002, 16 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: „Isolated Lightning“. **(b):** Radar-Kompositbild vom 10.7.2002, 18 UTC.

6.1.4 19. Mai 2003: Durchzug einer Kaltfront am Alpenrand, Squall-Line.

Großwetterlage: Westlage, zyklonal (Abb. 6.16). Im Verlauf des 19.5.2003 überquerte eine Kaltfront Süddeutschland rasch ostwärts. Die vor der Front liegende Luftmasse wies zunächst wenig gewittertypische Merkmale auf. Durch das zunehmende dynamische Forcing durch erzwungene Hebung entstand jedoch im Tagesverlauf über der Grundsicht ausgelöste Konvektion entlang der Front, die sich später zu einer Linie (Squall-Line) entwickelte. Die Umgebungsluft war eher energiearm und nur mäßig geschert; zusätzlich behinderte mittelhohe Bewölkung die Einstrahlung vor der Front. Bodenbezogener CAPE war nur teilweise vorhanden, und die ausgelösten Gewitter waren fast ausschließlich „elevated“⁹. Dieser Fall wurde ausgewählt, um zu zeigen, dass die Vorhersagegleichungen auch unter nur schwach labilen Situationen zutreffende und signifikante Gewittersignale liefern können.

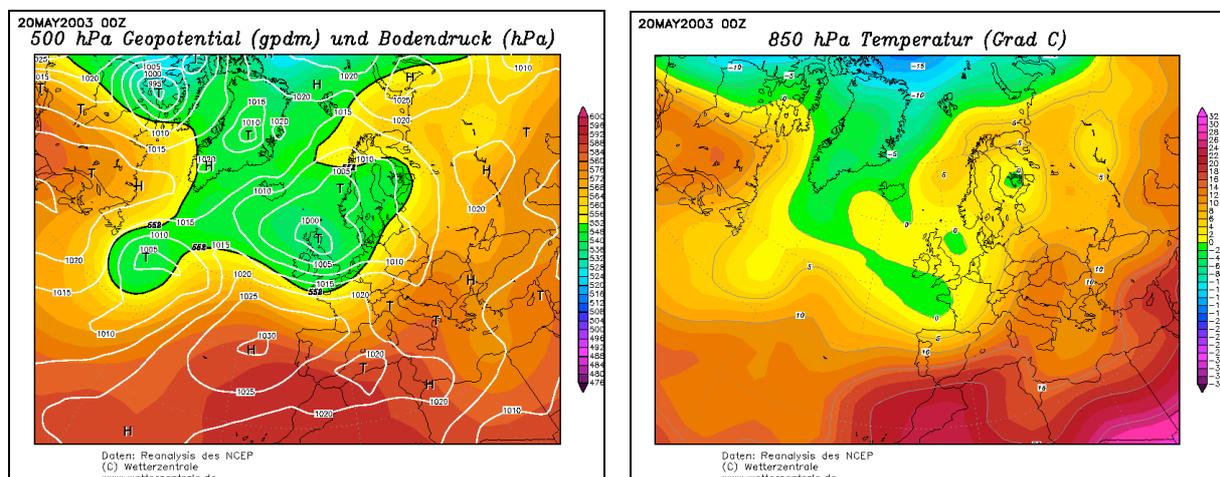


Abb. 6.16 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 20.5.2003 00 UTC; (b): Analyse Temperatur 850 hPa, 20.5.2003 00 UTC

Betrachtet wird zunächst der Termin 14 UTC, weil sich zu diesem Zeitpunkt plötzlich eine kräftige Gewitterlinie entlang bzw. vorderseitig der von Westen nahenden Kaltfront gebildet hatte (Abb. 6.17b). Die Kurzfrist-Prediktanden von BMOS hatten diese Entwicklung bereits um 8 UTC vorausgesagt. Der Prediktand „Occasional Lightning“ zeigte in diesem Lauf ein Gebiet mit hohen Gewitterwahrscheinlichkeiten von der Schweiz quer über den Schwarzwald (Abb. 6.17a).

⁹ Mit dem englischen Begriff „elevated“ werden Gewitterzellen bezeichnet, die durch dynamische Effekte in der mittleren Atmosphäre (d.h. insbesondere oberhalb der Grundsicht) ausgelöst werden.

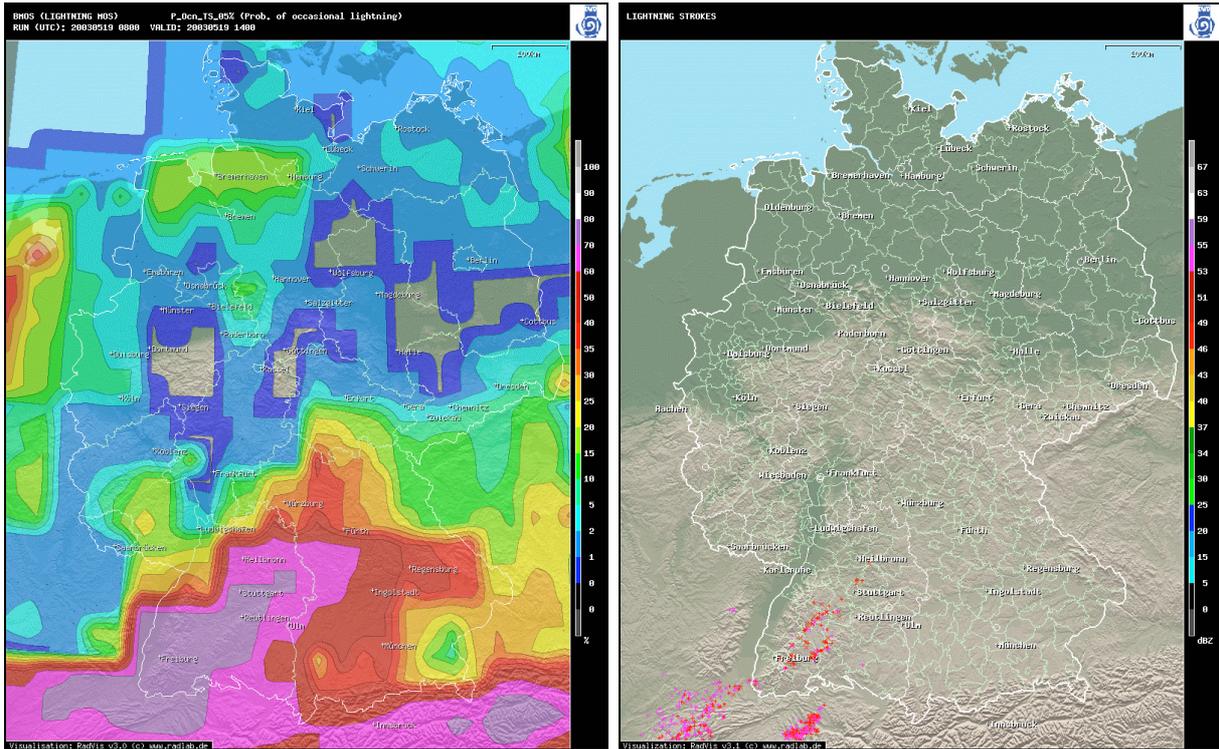


Abb. 6.17 (a): BMOS Ausgabe vom 19.5.2003 8 UTC, Vorhersage für 14 UTC, Prediktand „Isolated Lightning“; (b): Blitzschläge vom 19.5.2003 13-14 UTC, Datengrundlage: Siemens BLIDS.

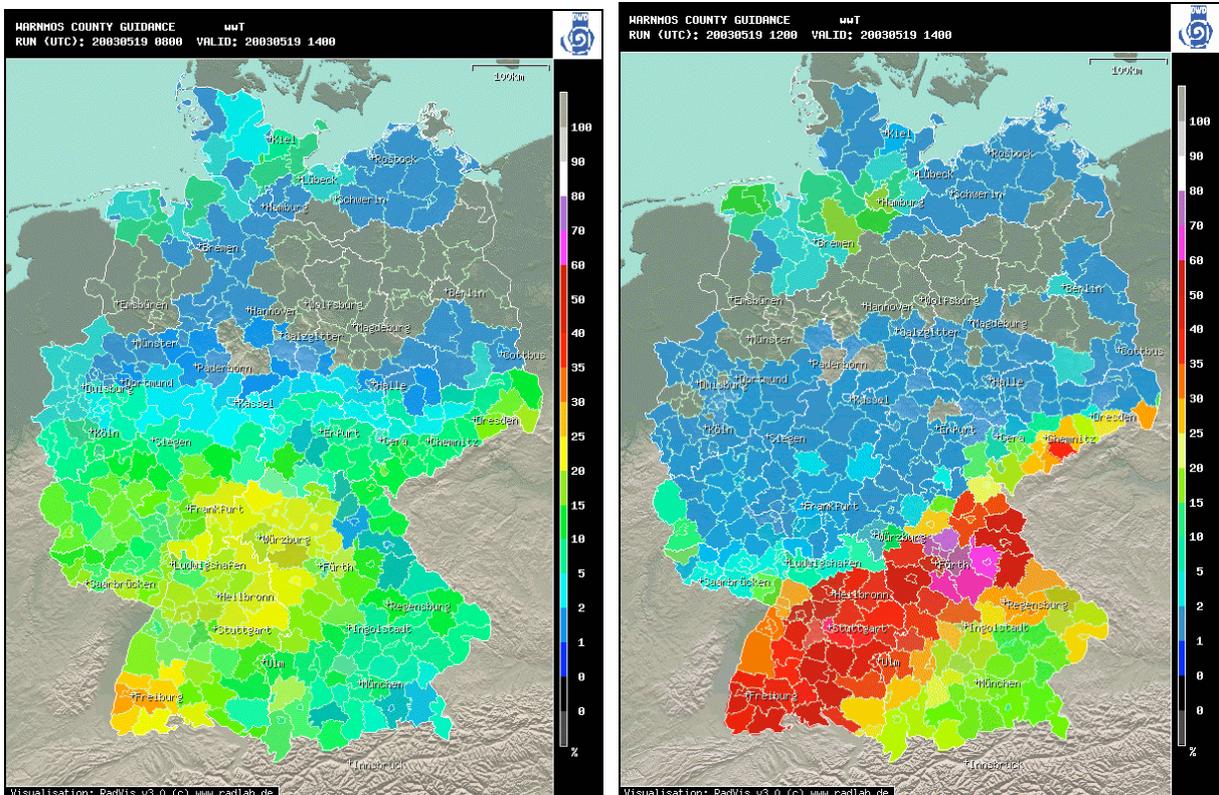


Abb. 6.18 (a): WarnMOS Ausgabe vom 19.5.2003 8 UTC, Vorhersage für 14 UTC, Prediktand wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis); (b): konform zu linker Abbildung, aber Ausgabe von 12 UTC.

WarnMOS zeigte im 8-UTC-Lauf die Gewitterentwicklung nur in sehr abgeschwächter Form. Immerhin wurde schon korrekt berechnet, dass um 14 UTC am ehesten im Schwarzwaldbereich mit Gewitterauslösung zu rechnen sein würde (Abb. 6.18a). Im WarnMOS-Lauf von 12 UTC zeigte sich erneut die Wirksamkeit der Prediktoren, die die Advektion von Beobachtungen und Blitzen beschreiben. Mit dem Auftreten der ersten Blitzschläge wurde die probabilistische Prognose konkretisiert, und die Wahrscheinlichkeiten wurden deutlich heraufgesetzt (Abb. 6.18b). Negativ anzumerken ist, dass das Gebiet hoher Wahrscheinlichkeiten deutlich zu weit nach Nordosten ausgreift. Die genaue Lokalisierung von linienhaft angeordneten Gewittern scheint eine allgemeine Schwäche des WarnMOS zu sein, BMOS zeigt für diese Situationen deutlich bessere Ergebnisse.

Für RadarMOS wird exemplarisch der Lauf von 14 UTC betrachtet, um die weitere Verlagerung der bereits zu diesem Zeitpunkt entstandenen Starkecho-Gebiete zu demonstrieren. Zum Ausgabetermin um 14 UTC ist in der RadarMOS-Analyse die Zerteilung der Front zu erkennen (Abb. 6.19a). Im weiteren Verlauf verlagert das System die Front mit richtiger Geschwindigkeit, und es wird auch korrekt vorhergesagt, dass sich der Schwerpunkt der stärksten Echos nach zwei Stunden auf die Gegend um Heilbronn konzentriert (Abb. 6.19b).

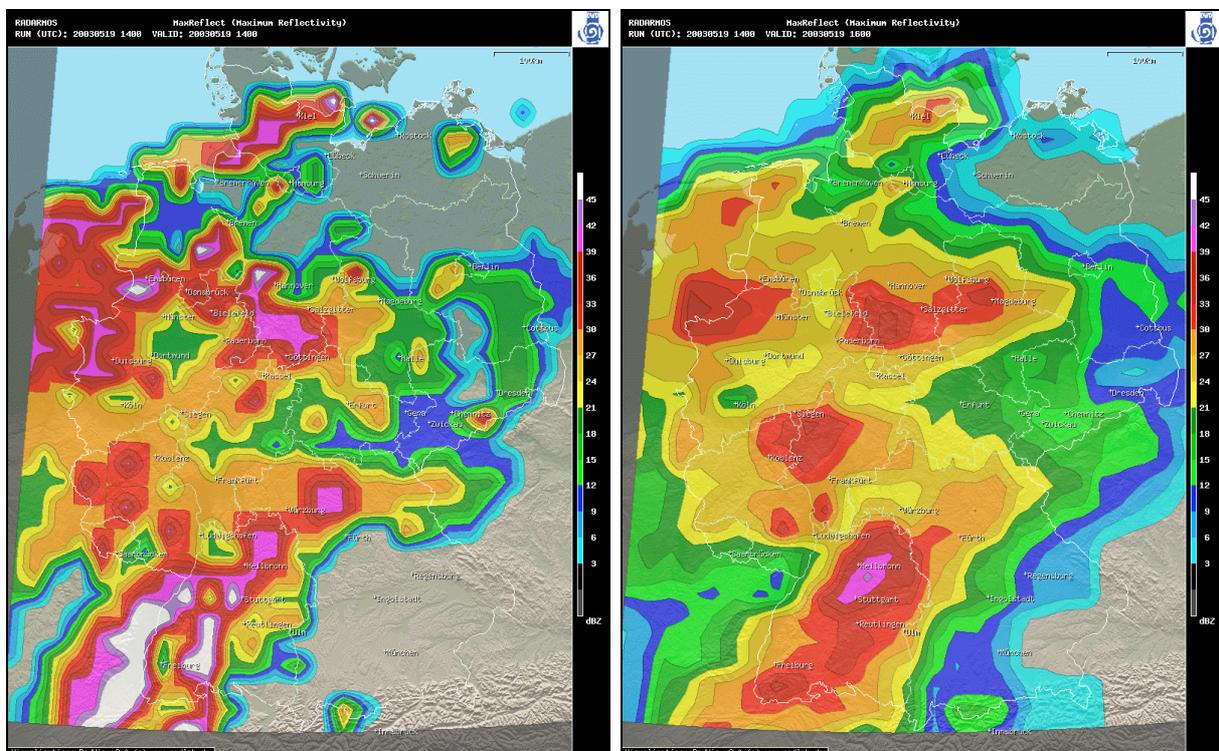


Abb. 6.19 (a): RadarMOS Ausgabe vom 19.5.2003 14 UTC, Analyse Prediktand MaxReflect (maximale Reflektivität); **(b):** RadarMOS Ausgabe vom 19.5.2003 14 UTC, Vorhersage für 16 UTC, Prediktand MaxReflect.

6.1.5 8. Juli 2004: „Elevated“ Mesoscale Convective System (MCS) über Nordostdeutschland

Großwetterlage: Südwest, zyklonal (Abb. 6.20). Im Tagesverlauf fand ein Luftmassenwechsel über Deutschland statt, wobei im Warmsektor reichlich vorhandene mittelhohe Bewölkung die Einstrahlung behinderte. Damit waren die bodengebundene CAPE-Werte verhältnismäßig gering. Abends wurde dann vor der Front vor allem in mittleren Schichten eine sehr labile und energiereiche Luftmasse in die Dynamik der Front einbezogen, und die Konvektion aktivierte sich untypischerweise in den späten Abendstunden erneut. Es entwickelte sich ein lang gestreckter MCS, der in den Nachtstunden Ostdeutschland überquerte. Dabei nahm die Blitzrate in den Abendstunden ungewöhnlich stark zu (Abb. 6.21 und 6.22).

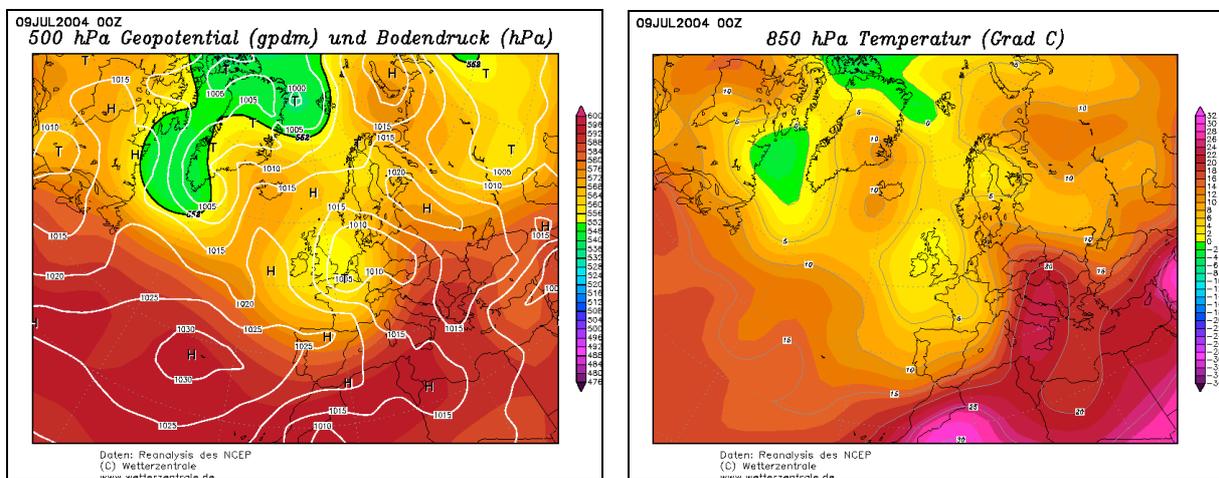


Abb. 6.20 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 9.7.2004 00 UTC; (b): Analyse Temperatur 850 hPa, 9.7.2004 00 UTC

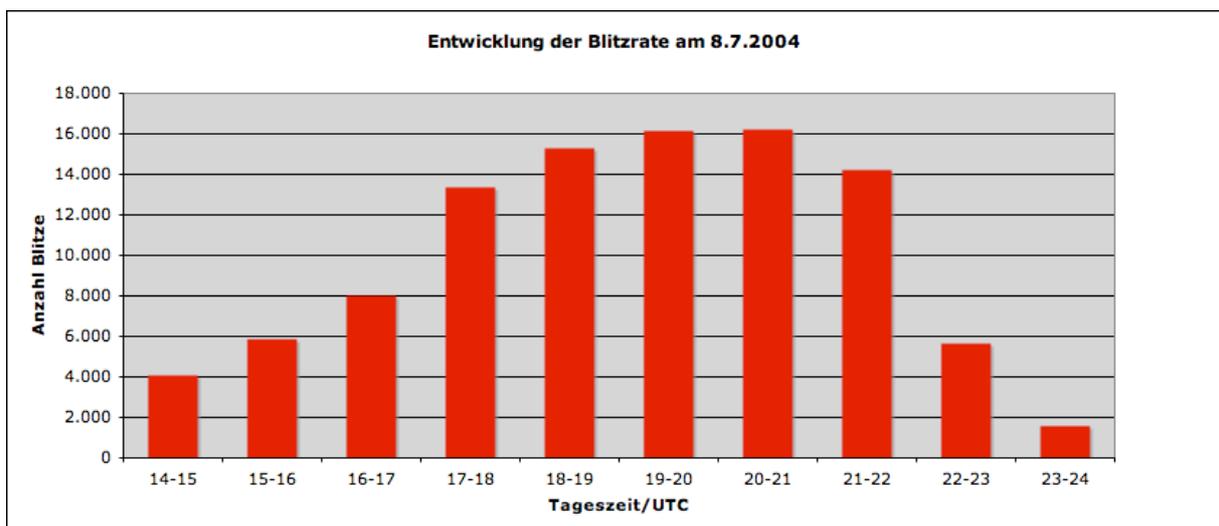


Abb. 6.21: Stundenweise registrierte Blitzschläge in Ostdeutschland (Siemens BLIDS) vom 8.7.2004.

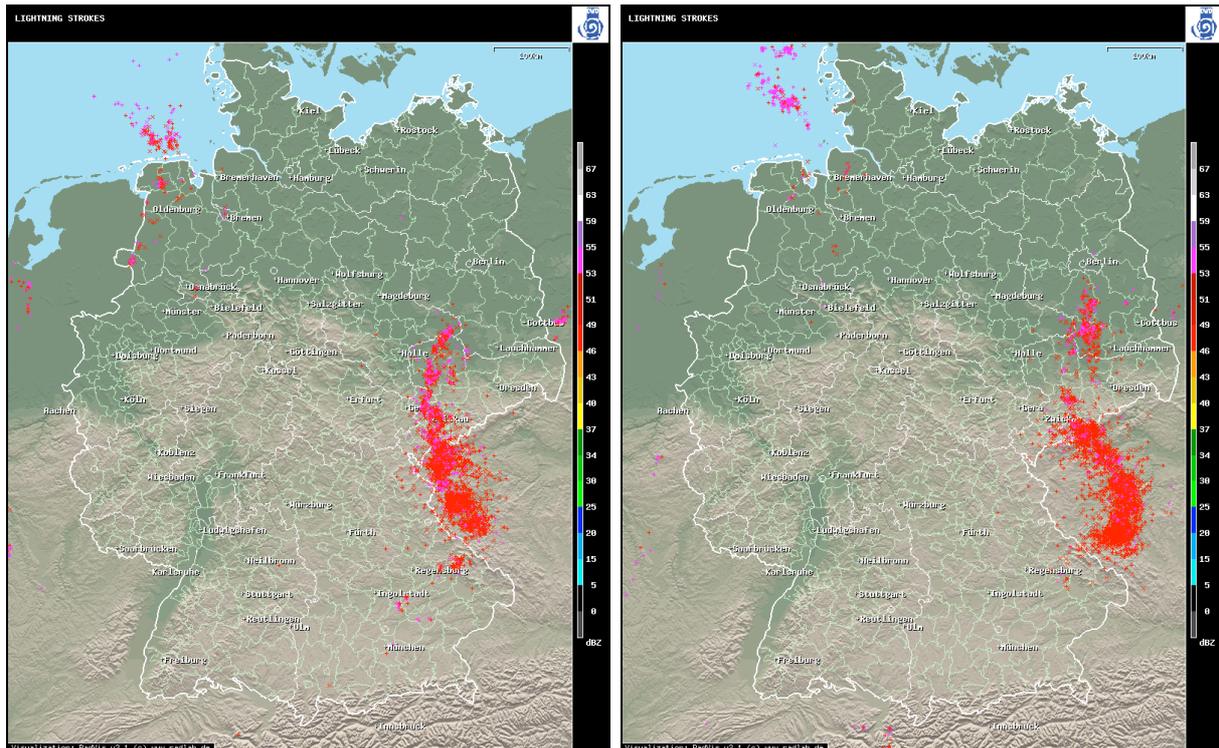


Abb. 6.22 (a); Vom Blitzortungssystem BLIDS geortete Blitzschläge im Zeitraum 8.7.2004 17 bis 18 UTC **(b);** gleiche Darstellung für Blitzschläge von 19 bis 20 UTC

Trotz den eher untypischen Bedingungen erkannte das BMOS-System die Entwicklung bereits im Mittagslauf von 12 UTC (Abb. 6.23a). Sowohl die Position des abendlichen Gewittergebiets wurde grob richtig berechnet, als auch die Tatsache, dass es zwischen 15 und 18 UTC bereits eine deutliche Verstärkung der Gewitter geben sollte. WarnMOS war typischerweise etwas schwächer in der genauen Positionierung des Gewittergebiets, aber auch dieses System zeigte für den Abend hohe Gewitterwahrscheinlichkeiten von Nordbayern über das Erzgebirge bis nach Berlin (Abb. 6.23b).

Abb. 6.24a zeigt die zweistündige Vorhersage des BMOS-Systems für 20 UTC. Erkennbar ist ein lang gestrecktes Gebiet hoher Wahrscheinlichkeiten über Ostdeutschland und Tschechien, obwohl zu diesem Zeitpunkt bereits wichtige synoptische Gewitterindizes (z.B. CAPE) und damit auch die daraus abgeleiteten Prediktoren nur noch geringe Werte aufwiesen. Die WarnMOS-Ausgabe zum entsprechenden Termin zeigt ähnliche Resultate (Abb. 6.24b). Diese Ergebnisse belegen, dass die MOS-Systeme mittels Radar- und Blitzdatenadvektion auch zu untypischen Tageszeiten und unter synoptisch nur bedingt für Gewitter geeigneten Situationen qualitativ gute Vorhersagen erzeugen können.

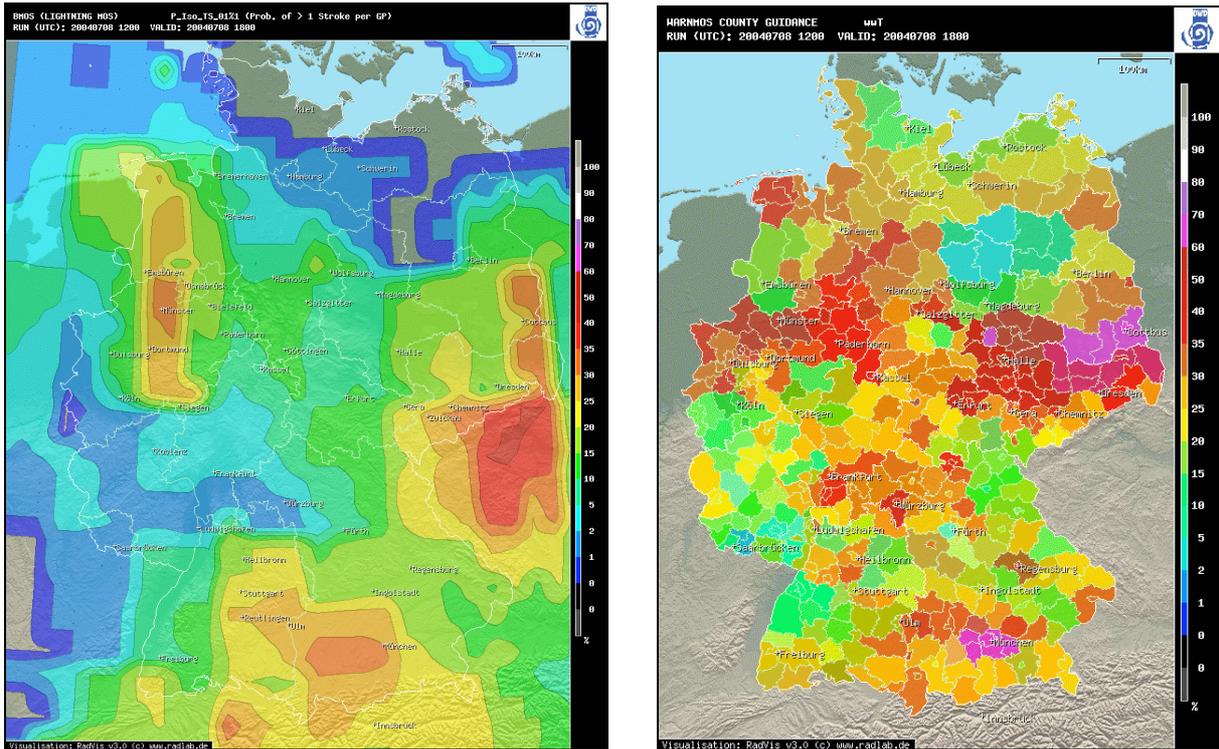


Abb. 6.23 (a): BMOS Vorhersagelauf vom 8.7.2004 12 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand „Isolated Lightning“; **(b):** WarnMOS Vorhersagelauf vom 8.7.2004, 12 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis).

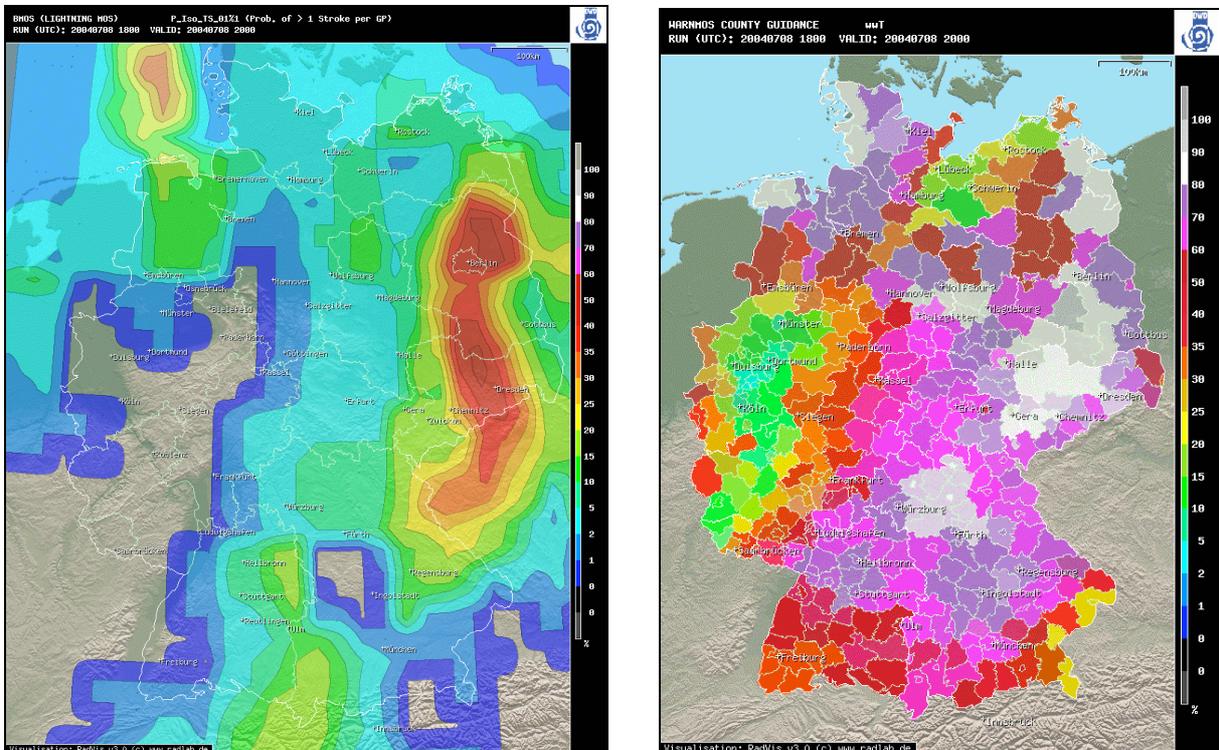


Abb. 6.24 (a): BMOS Vorhersagelauf vom 8.7.2004 18 UTC, Vorhersage für 20 UTC, Prediktand „Isolated Lightning“; **(b):** WarnMOS Vorhersagelauf vom 8.7.2004, 18 UTC, Vorhersage für 20 UTC, Prediktand: wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis).

6.1.6 25. Juni 2006: Dynamische Squall-Line an einer Kaltfront

Großwetterlage: Südwest, zyklonal. Trog Westeuropa, Wellenzyklonogenese Frankreich. An der Vorderseite eines Langwellentrogues über Westeuropa vollzog sich am 25.6.2006 eine Wellenzyklonogenese über Frankreich (Abb. 6.25a). Dabei griff die Kaltfront dieses Systems im Nachmittagsverlauf auf die Südwesthälfte Deutschlands über. Dort wurde die eingeflossene sehr warme maritime Subtropik-Luftmasse durch deutlich kühlere gemäßigte Subtropik-Luftmasse ersetzt (Abb. 6.25b). An der Luftmassengrenze entwickelte sich im Tagesverlauf linienförmige Konvektion. In diese Squall-Line waren später auch Bow-Echoes eingelagert.

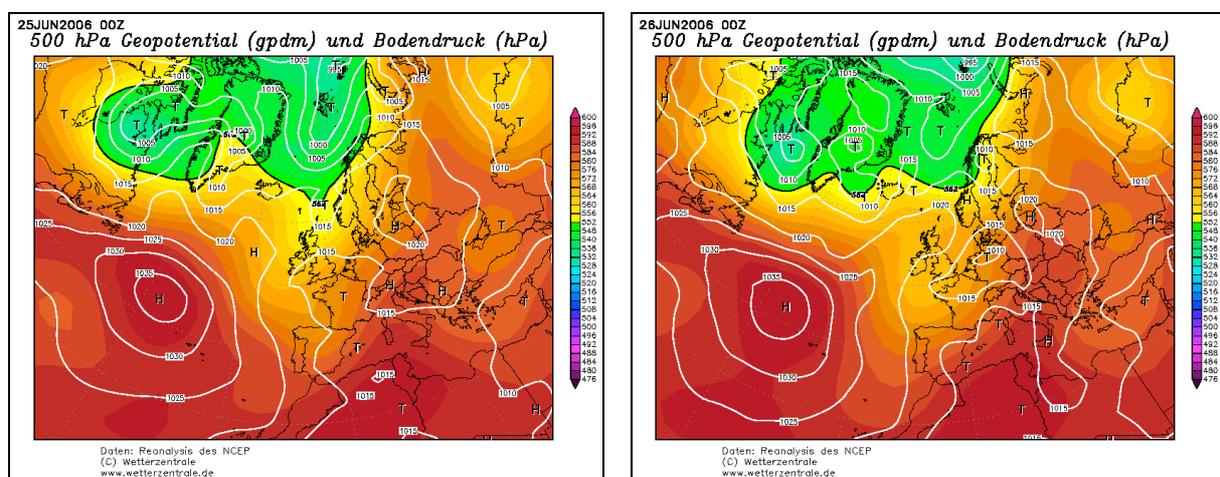


Abb. 6.25 (a): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 25.6.2006 00 UTC; (b): Analyse Geopotential 500 hPa, Bodendruck, 26.6.2006 00 UTC

Das allgemeine WarnMOS-System zeigte im Lauf von 6 UTC für große Teile Westdeutschlands für den Nachmittag stark erhöhte Gewitterwahrscheinlichkeiten an (Abb. 6.26a). Für den Abend (18 UTC) wurde das Gebiet dann weiter ausgeweitet und umfasst auch Baden-Württemberg und Mitteldeutschland (Abb. 6.26b). Ein Vergleich mit den tatsächlich aufgetretenen Blitzen zu dem entsprechenden Termin (Abb. 6.28a für 15 UTC, Abb. 6.28b für 18 UTC) zeigt eine insgesamt zufriedenstellende Übereinstimmung, wenngleich die Entwicklung im Vergleich zu den Vorhersagen etwas verzögert ablief und der stark linienhafte Charakter der Konvektion nicht korrekt erkannt wurde.

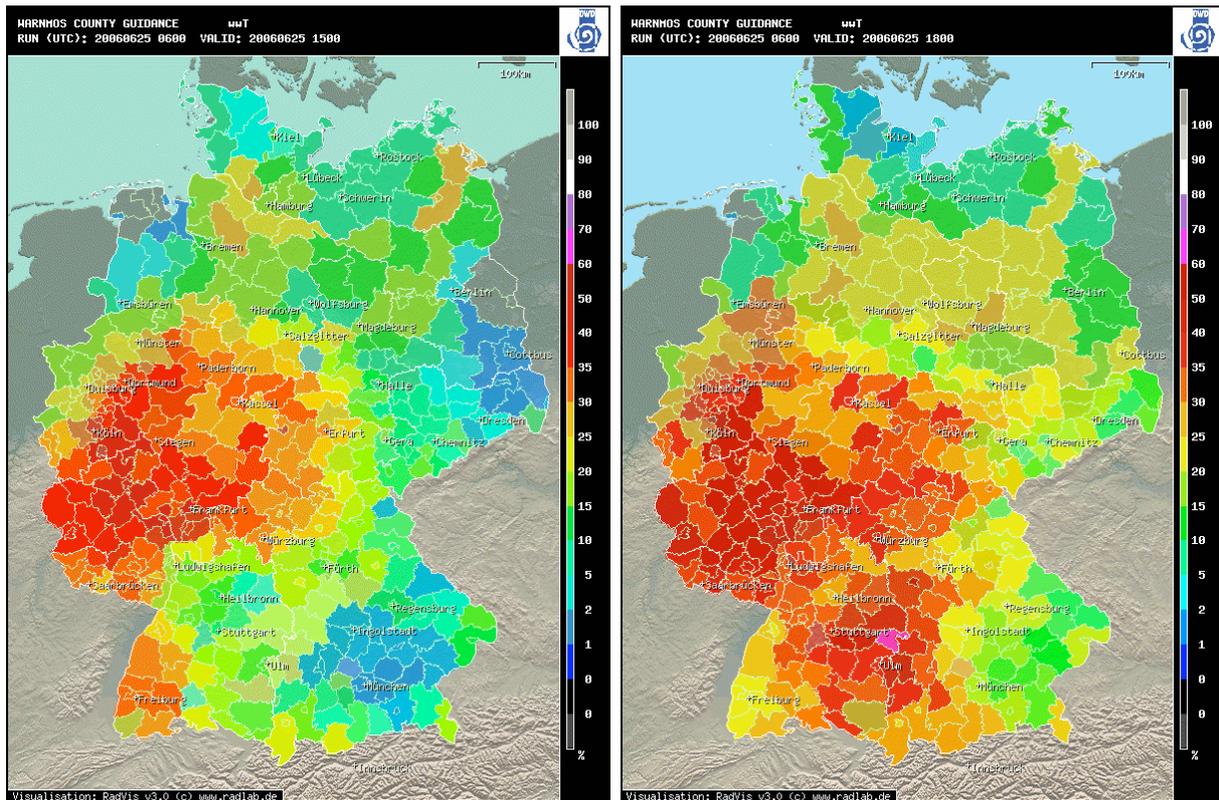


Abb. 6.26 (a): WarnMOS Ausgabe vom 25.6.2006 6 UTC, Vorhersage für 15 UTC, Prediktand: wwT (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis); **(b):** konform zu linker Abbildung, aber Vorhersage für 18 UTC.

Das BMOS-System zeigte in diesem Fall sehr konforme Ergebnisse zu den WarnMOS-Vorhersagen. Der Prediktand Isolated1 (Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von Blitzen innerhalb der Gitterbox in 15 Minuten) war sowohl zum 15 UTC-Termin als auch zum 18-UTC-Termin in den gleichen Gebieten wie bei WarnMOS erhöht (Abb. 6.27). Er war zum 15-UTC-Termin maximal im Sauerland mit bis zu 65% und im Saarland (mit bis zu 55%). Ein weiteres sekundäres Maximum befand sich über dem Schwarzwald. Um 18 UTC wurden diese Maxima entsprechend der allgemeinen Strömungsrichtung weiter nach Nordosten verlagert. Auch das BMOS war also der tatsächlichen späteren Entwicklung zu weit voraus und erkannte nicht die linienhafte Anordnung der Konvektion.

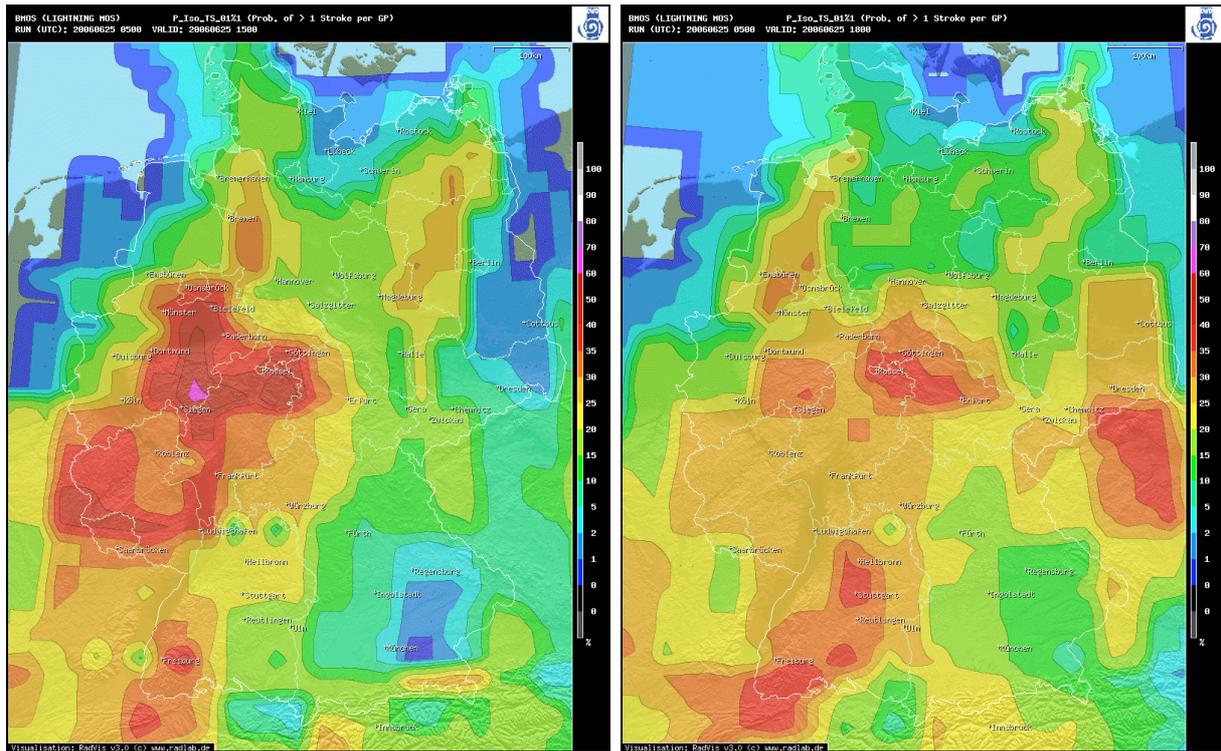


Abb. 6.27 (a): BMOS Ausgabe vom 25.6.2006 5 UTC, Vorhersage für 15 UTC, Prediktand: „Isolated Lightning“; (b): konform zu linker Abbildung, aber Vorhersage für 18 UTC.

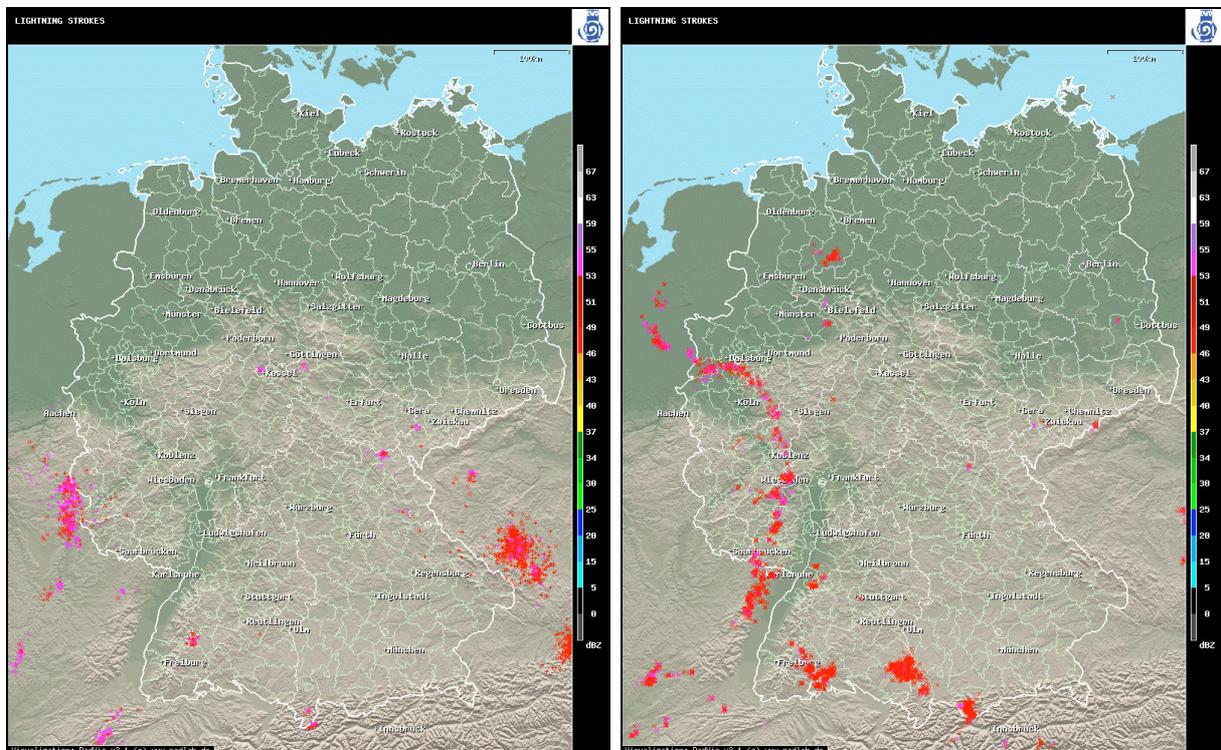


Abb. 6.28 (a): Blitzschläge vom 25.6.2006 14-15 UTC, Datengrundlage Siemens BLIDS; (b): wie linke Abbildung, aber Blitze von 17-18 UTC.

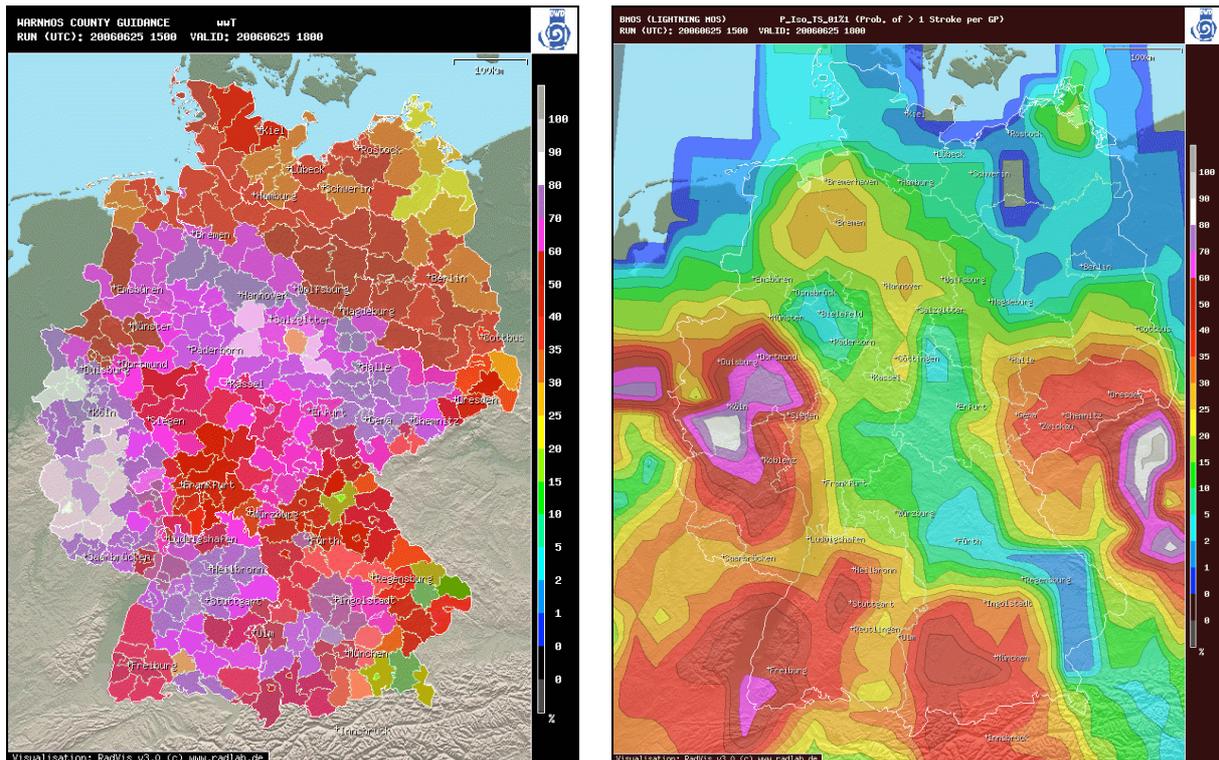


Abb. 6.29 (a): WarnMOS Ausgabe vom 25.6.2006 15 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand *wwT* (stündliche Gewitterwahrscheinlichkeit im Landkreis); **(b):** BMOS Ausgabe vom 25.6.2006 15 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand: „Isolated Lightning“.

Mit dem Auftreten der ersten Blitze über Frankreich konnte im BMOS-Lauf von 12 UTC das Gewittergebiet in seiner Position besser vorhergesagt werden. Das System legte die Wahrscheinlichkeits-Maxima in den äußersten Westen Deutschlands und nach Baden-Württemberg. Das WarnMOS hatte zu diesem Zeitpunkt noch immer ein viel zu weit nach Osten ausgedehntes Gebiet mit hohen Gewitterwahrscheinlichkeiten berechnet (ohne Abb.). Mit dem 15-UTC-Termin konnten die BMOS-Vorhersagen für 18 UTC endgültig konkretisiert werden (Abb. 6.29b). WarnMOS zeigte allerdings ein zweites, der eigentlichen Front vorgelagertes Gebiet sehr hoher Gewitterwahrscheinlichkeiten über Mitteldeutschland (Abb. 6.29a).

An diesem Tag war das RadarMOS früher als die anderen beiden Systeme in der Lage, die Position der Gewitterlinie einigermaßen korrekt einzuschätzen. Die 6-stündige Vorhersage der Radarreflektivität vom 12-UTC-Lauf zeigte die Maxima zwar noch recht schwach aber weitgehend korrekt in einem Streifen von Nordrhein-Westfalen über das Saarland (Abb. 6.30a). Auch die etwas weiter vorgelagerten Maxima über Baden-Württemberg wurden bereits erfasst. Für RadarMOS soll exemplarisch auch der Nowcastbereich des 18-UTC-Laufs gezeigt werden. Die in diesem Zeitraum wesentliche Erscheinung – das ausgedehnte Bow-Echo über Nordrhein-Westfalen – wurde sehr gut repräsentiert und nach Norden verlagert (Abb.6.30b).

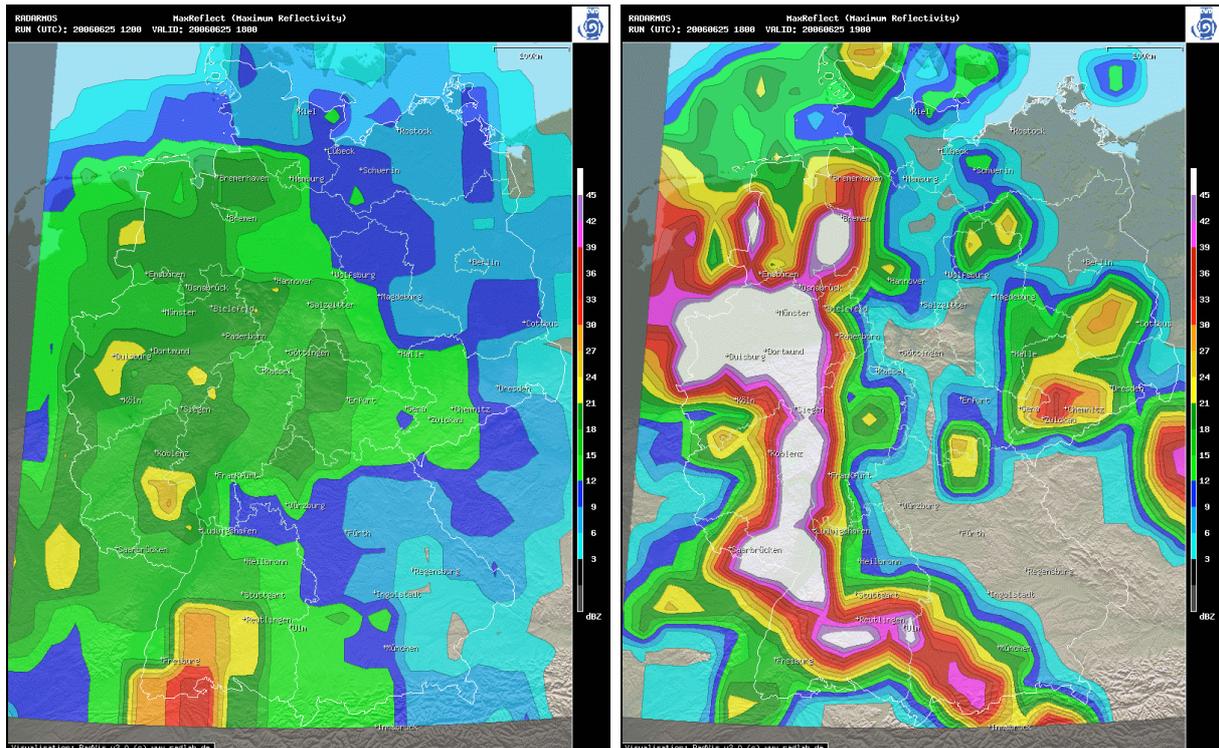


Abb. 6.30 (a): RadarMOS Ausgabe vom 25.6.2006 12 UTC, Vorhersage für 18 UTC, Prediktand MaxReflect (maximale Reflektivität); **(b):** RadarMOS Ausgabe vom 25.6.2006 18 UTC, Vorhersage für 19 UTC, Prediktand MaxReflect.

6.2 Zusammenfassende Diskussion der Fallstudien

Anhand der gezeigten Fälle können folgende Punkte exemplarisch belegt werden:

6.2.1 26. Februar 2002

- BMOS ist auch im Winter (bei verhältnismäßig niedriger Anzahl der von Null verschiedenen Fälle) in der Lage, gewitterträchtige Situationen zu erkennen und reagiert darauf mit entsprechenden Signalen in der erweiterten Kurzzeitfrist (+2 bis +12 Stunden).
- Im erweiterten Nowcastbereich (+1 bis +3 Stunden) werden auch im winterlichen Regime vorhandene Gewittergebiete korrekt erfasst und plausibel mit der vorhandenen Strömung verlagert und entsprechend modifiziert.
- Auch das landkreisbasierte WarnMOS-System hat die erhöhte Gewitterneigung am 26.2.2002 bereits morgens erkannt und entsprechende Landkreise bereits im Lauf von 6 UTC mit Gewitterwahrscheinlichkeiten bis 40% belegt.
- Am Mittag konnten die WarnMOS-Vorhersagen durch die Erweiterung mit Blitz-Prediktoren deutlich konkretisiert werden.

6.2.2 18. Juni 2002

- Die besondere Stärke von BMOS, Gebiete mit hohem Gewitterpotential bereits vor dem Auftreten erster Gewitter gut zu erfassen, kann auch für dieses Fall bestätigt werden. BMOS ist bereits morgens in der Lage, das Gewittergebiet weitgehend korrekt zu positionieren und ist diesbezüglich auch deutlich besser als die anderen Systeme, z.B. WarnMOS.
- Mit dem Auftreten der ersten Blitze werden die Vorhersagen nochmals deutlich schärfer.
- WarnMOS hat offenbar Schwierigkeiten, das Gewittergebiet frühzeitig richtig zu positionieren. Mögliche Ursachen sind hier die Gebietsaufteilung der Multi-Stations-Gleichungen sowie die Tatsache, dass der entsprechende Fall im Gegensatz zu BMOS nicht innerhalb der Entwicklungsdatenreihe liegt. WarnMOS konnte also nichts aus diesem Fall „lernen“.
- Mit dem Auftreten der ersten Blitze konnte jedoch auch die WarnMOS-Vorhersage durch das Anspringen der Blitz-Advektions-Prediktoren weitgehend korrigiert werden.
- RadarMOS erfasste gut den zunächst linienhaften Charakter der Konvektion sowie den späteren Übergang in einen unorganisierten großflächigen MCS und die daran gekoppelten Gebiete starker Radarreflektivitäten.

6.2.3 10. Juli 2002

- WarnMOS erkannte bereits morgens das hohe Gewitterpotential im Nordosten Deutschlands. Dass gleichzeitig jedoch ein extremes Starkwindereignis drohte, war aus den Vorhersagen in dieser Schärfe nicht abzuleiten. Zwar waren die Böen-Wahrscheinlichkeiten im fraglichen Gebiet erhöht, jedoch nicht signifikant mehr als bei anderen weniger extremen Ereignissen.
- Die Böenvorhersagen konnten auch kurzfristig durch Radar- und Blitzadvektionsprediktoren kaum konkretisiert werden. Dass WarnMOS in der Kurzzeitfrist deutlich bessere Vorwarnungen für das Starkwindereignis lieferte, ist im Wesentlichen auf die Advektion von SYNOP-Beobachtungen zurückzuführen.
- Die besten Vorhersagen zur Einschätzung des Gewitterpotentials lieferte wie in vielen der untersuchten Fälle das BMOS. Die Position des Gewittergebiets wurde frühzeitig und erstaunlich gut erfasst.
- Im Nowcastbereich offenbarte sich ein strukturelles Problem der BMOS-Gleichungen: Die Advektion der Blitz-Daten dominiert hier die Gleichungen, so dass Modell-Prediktoren kaum noch zur Geltung kommen. Die sich spontan bildenden vorlaufenden Gewitterzellen wurden demnach kaum noch erfasst.

6.2.4 19. Mai 2003

- WarnMOS hat in schwach labilen Situationen zunächst gewisse Schwierigkeiten, Gebiete mit Gewitterpotential richtig vorherzusagen. In diesen Situationen sind die Radar- und Blitz-Advektionen besonders wirksam. Sie führten gegen Mittag mit dem Auftreten der ersten Blitze zu einer deutlichen Verbesserung der Prognosen.
- BMOS zeigt auch in diesem schwach labilen Fall bereits ohne vorhandene Blitzbeobachtungen deutlich bessere Ergebnisse als WarnMOS.
- RadarMOS erfasste sehr gut die zweigeteilte konvektive Linie und verlagerte diese mit der richtigen Geschwindigkeit nach Nordosten. Ferner wurde der Schwerpunkt der stärksten Echos weitgehend korrekt vorhergesagt.

6.2.5 8. Juli 2004

- Sowohl BMOS als auch WarnMOS sind auch in Situationen mit wenig CAPE und nur wenig ausschlagenden Gewitterindizes in der Lage, plötzlich durch über der Grundschicht ausgelöste Prozesse verbreitet auftretende Gewitter vorherzusagen.

6.2.6 25. Juni 2006

- Die räumlich verzögerte Entwicklung der Gewitterlinie wurde nur von RadarMOS frühzeitig erkannt. Möglicherweise spielt hierbei eine Rolle, dass die Regression der Radardaten im Vergleich zu den Blitzdaten wesentlich mehr positive Fälle enthält und die Gleichungen damit stabiler sind bzw. in solchen komplexen Situationen noch mehr Effekte erfassen können.
- Der linienhafte Charakter der Konvektion wurde von WarnMOS und auch von BMOS erst erfasst, als bereits Blitze auftraten und die probabilistischen Vorhersagen durch Blitz- und Radar-Advektionsprediktoren konkretisiert werden konnten. Auch hierbei war das RadarMOS überlegen.
- Die Integration der Radar- und Blitzadvektion führte auch in diesem Fall zu einer sehr guten Konkretisierung der Gewittervorhersagen. Die vorhandenen Gewitter und Radarechos wurden in der Kurzzeitfrist und im Nowcastbereich der Abendläufe nach 18 UTC korrekt erfasst und zufriedenstellend mit der allgemeinen Strömung nach Osten bzw. Norden verlagert.

Insgesamt belegen die Fallstudien exemplarisch die erhebliche Verbesserung der Vorhersagen bei Integration der neuen Verfahren zur Einbindung von Fernerkundungsdaten in MOS-Systeme. Dies gilt nicht nur für klassische Gewittersituationen sondern auch für untypische Fälle (Tagesgangminimum, geringer bodenbezogener CAPE etc.).

Kapitel 7

Ergebnisse: Vergleichende Verifikation

7.1 Beschreibung des Verifikationsverfahrens

Für die vorliegende vergleichende Verifikationsstudie werden verschiedene Versionen des WarnMOS-Systems genutzt, die sich ausschließlich durch die zur Auswahl stehenden Prediktoren unterscheiden. Insgesamt werden vier verschiedene Varianten von WarnMOS betrachtet:

1.) WarnMOS mit Standard-Prediktoren (REF):

Diese WarnMOS-Variante dient als Referenz für die Studie. Sie entspricht der beim DWD operationell angewendeten Version vor der Erweiterung durch Blitz- und Radarprediktoren, wenn man von der veränderten historischen Entwicklungsreihe absieht. Diese Methode wird im weiteren Verlauf mit „**REF**“ bezeichnet.

2.) Standard + Blitz- und Radarprediktoren (ADV)

Zusätzlich zu den Standard-Prediktoren, die bei Variante 1.) verwendet werden, kommen hier die neu entwickelten Blitz- und Radarprediktoren hinzu. In allen anderen Eigenschaften unterscheidet sich diese Variante nicht von Variante 1.), so dass bei direktem Vergleich die Veränderung der Vorhersageleistung durch die Einführung der neuen Prediktoren gewonnen werden kann. Diese Methode wird im weiteren mit „**ADV**“ bezeichnet.

3.) Nur mit Persistenz-Prediktoren (P+C)

Diese Variante nutzt ausschließlich Persistenz-Prediktoren, d.h. die Vorhersagegleichungen ziehen ihre Information ausschließlich aus den Beobachtungen der letzten Stunden vor dem Ausgabetermin. Da die Vorhersagegleichungen auch Konstanten enthalten, nähert sich diese Prognosemethode mit zunehmender Vorhersagezeitspanne dem klimatologischen Erwartungswert an, der dann automatisch durch diese Konstante repräsentiert wird, ohne dass weitere Prediktoren in den Gleichungen stehen. Die Persistenz-Methode ist in diesem Kontext also als ein Optimum aus Klima- und Persistenzprognose zu sehen. Diese Methode wird im weiteren mit „**P+C**“ bezeichnet.

4.) Nur mit klimatologischen Prediktoren (CLI)

Als ergänzende Referenz dient eine WarnMOS-Variante unter ausschließlicher Verwendung von klimatologischen Prediktoren (Sinus- und Cosinus-Funktionen von Jahres- und Tageszeit, sowie wetterunabhängige Prediktoren und Konstanten). Diese Methode wird im weiteren mit „**CLI**“ bezeichnet.

Eine Verifikationsstudie sollte idealerweise mit einem unabhängigen Datensatz (d.h. unabhängig vom historischen Datensatz, der für die Entwicklung der Vorhersagegleichungen verwendet wurde) durchgeführt werden. So kann möglichen Overfitting-Effekten aus dem Weg gegangen werden, die nur auf dem Entwicklungsdatensatz einen – scheinbaren – Effekt haben. Um aus den vorliegenden historischen Daten eine unabhängige (quasioperationelle) Vorhersagedatenreihe erstellen zu können, wurde die dreijährige historische Reihe in mehrere Abschnitte aufgeteilt. In mehreren Durchgängen kann jeweils ein Teil der Daten zur Entwicklung der Vorhersagegleichungen verwendet werden. Die jeweils ungenutzten anderen Daten können zur Verifikation genutzt werden (sog. U-Methode oder „Cross-Validation“ [Elsner *et. al.*, 1994]). Somit erhält man eine quasioperationelle Vorhersagedatenreihe auf Basis der historischen Datenreihe, die frei ist von Overfitting-Effekten und anderen Abhängigkeiten. In dieser Hinsicht unterscheiden sich die für diese Studie verwendeten Systeme von der operationell beim Deutschen Wetterdienst eingesetzten Variante, die ohne die U-Methode entwickelt wurde und aufgrund der damit höheren Anzahl von Regressionsfällen eine bessere Qualität haben müsste. Für den hier interessanten Vergleich zwischen Varianten mit verschiedenen Prediktor-Pools ist das aber unerheblich.

Für die Verifikation werden zunächst die Vorhersagen der verschiedenen Varianten mit den tatsächlich eingetretenen Beobachtungen verglichen und die Vorhersagefehler (RMSE-Werte) berechnet. Um die verschiedenen Varianten qualitativ vergleichen zu können, werden dann auf Basis dieser Vorhersagefehler (RMSE-Werte) RV-Werte berechnet, wobei die Daten auf Basis des Standard-Systems ohne Blitz- und Radardaten als Referenz benutzt werden. Die berechneten RV-Werte beziehen sich also immer auf diese Referenz.

Um eine möglichst genaue Aussage über das Fehlerverhalten der Systeme machen zu können, werden nicht nur die RV-Werte über die gesamte Vorhersagedatenreihe berechnet, sondern es werden verschiedene Aufteilungen der Datenreihen gemacht:

- nach Vorhersagezeitspanne
- nach Prediktanden
- nach Vorhersagegebiet
- nach Vorhersageausgabe-Zeitpunkt (Issue)

Mit dieser Aufteilung ist es möglich, genauere Aussagen darüber zu machen, wann, in welchen Situationen und in welchem Spezialgebiet (z.B. Niederschlags-Prediktanden) das WarnMOS-System durch die Integration von Blitz- und Radardaten am stärksten bzw. am wenigsten verbessert werden konnte.

7.2 Verifikation von Wahrscheinlichkeiten

Die Erzeugung von Wetterwarnungen aus WarnMOS basiert sehr stark auf den probabilistischen Vorhersagen. Daher werden hier zunächst die Verifikationsergebnisse ausgewählter Niederschlagswahrscheinlichkeiten ausgewertet.

7.2.1 Niederschlagswahrscheinlichkeiten wwP und wwP6

Die Prediktanden wwP und wwP6 sind einfache Wahrscheinlichkeiten für Niederschlag jeglicher Art, bezogen auf die vergangene Stunde (wwP) und die vergangenen 6 Stunden (wwP6) vom Gültigkeitszeitpunkt der Vorhersage aus betrachtet. Die Regressionsreihe dieser Prediktanden wurde anhand der Wetterzustandsmeldungen der SYNOP-Stationen (ww der 7er-Gruppe im Abschnitt 1, SYNOP) erstellt. Die beiden Prediktanden haben einen Wertebereich von 0% bis 100%. Der klimatologische Erwartungswert (gemittelt über alle Gebiete und Jahres- bzw. Tageszeiten) liegt für wwP bei rund 21% und für wwP6 bei rund 49%.

Abb. 7.1 zeigt die Verifikationsergebnisse für wwP. Aufgetragen sind RMSE-Werte der verschiedenen Vorhersagemethoden (vgl. Kap. 7.1) in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Die RMSE-Werte beziehen sich dabei jeweils auf alle Gebiete und alle Jahres- und Tageszeiten. Insgesamt basiert somit jeder RMSE-Wert im Diagramm auf einigen 10.000 realen Vorhersagefällen.

Das Diagramm zeigt ein klassisches Muster. Die Klimavorhersagen („CLI“, graue Dreiecke) weisen erwartungsgemäß einen von der Vorhersagezeitspanne unabhängigen konstanten Wert auf. Für die drei anderen Methoden sind die RMSE-Werte für kurze Vorhersagezeitspannen noch klein (~28% bei +1 Stunde), nehmen dann rasch zu bis zu einem Grenzwert von ca. 35% nach 24 Stunden. Mit zunehmender Vorhersagezeitspanne verlangsamt sich dieser Trend. Die Persistenzmethode („P+C“, graue Kreuze) profitiert bei kurzen Vorhersagezeitspannen von den Informationen aus den letzten Beobachtungen. Dies macht sich durch deutlich kleinere RMSE-Werte bemerkbar. Die RMSE-Werte dieser Methode nähern sich mit zunehmender Vorhersagezeitspanne jedoch rasch den RMSE-Werten der Klimaprognose an und erreichen diese nach ca. 24 Stunden. Für sehr lange Vorhersagezeitspannen tendieren auch die anderen Methoden gegen den RMSE der Klimatologie (nicht im Diagramm ersichtlich). Die zeitliche Entwicklung der RMSE-Werte der Methode mit Blitz- und Radaradvektion („ADV“, rote Quadrate) weist einen sehr ähnlichen Verlauf wie die Referenzmethode auf. In den ersten Vorhersagestunden sind die Werte jedoch etwas niedriger. Hier macht sich die zusätzliche Information bemerkbar, die durch Radar- und Blitzadvektion in die Vorhersagewerte einfließt und so den RMSE der Vorhersagen in den ersten sechs Stunden reduziert. Die Verbesserung der Methode mittels der Integration von Blitz- und Radardaten ergibt sich also genau aus dieser Differenz zwischen den beiden RMSE-Kurven der Methoden „REF“ und „ADV“.

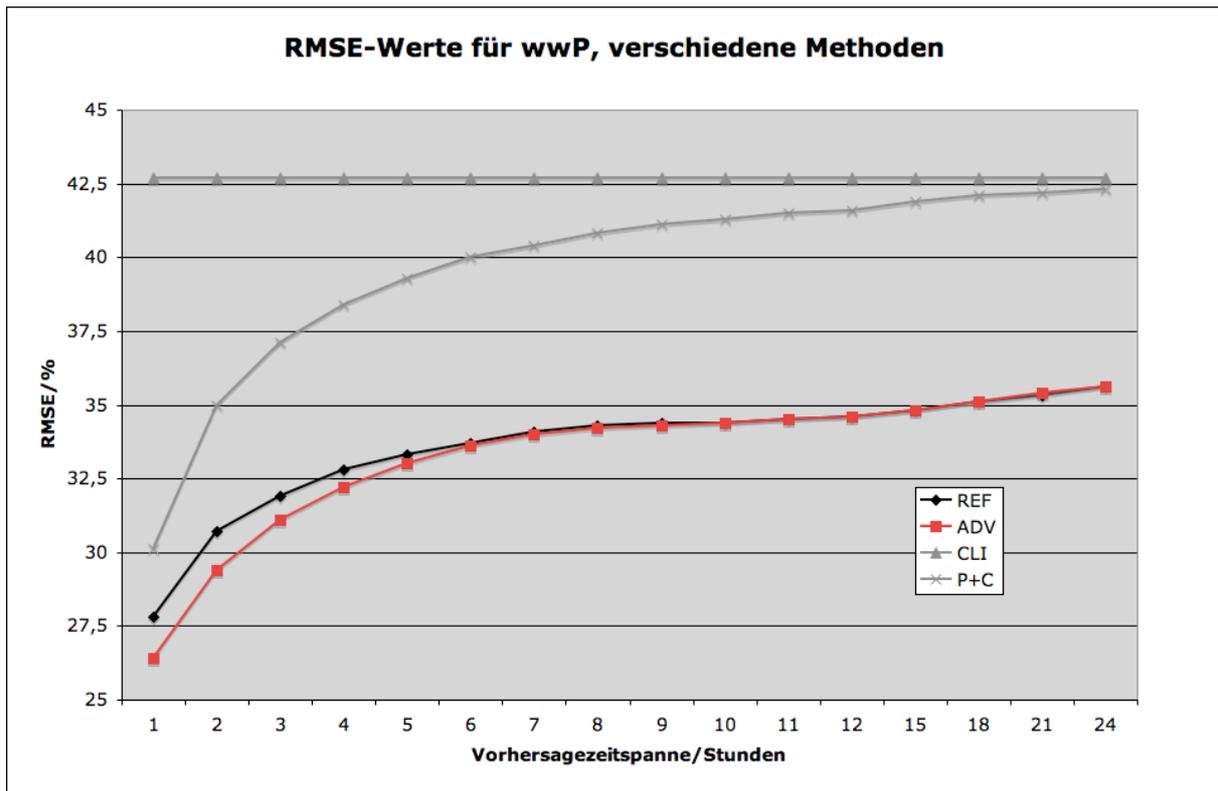


Abb. 7.1: RMSE-Werte in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne von REF (schwarz); ADV (rot); CLI (graue Dreiecke); P+C (graue Kreuze).

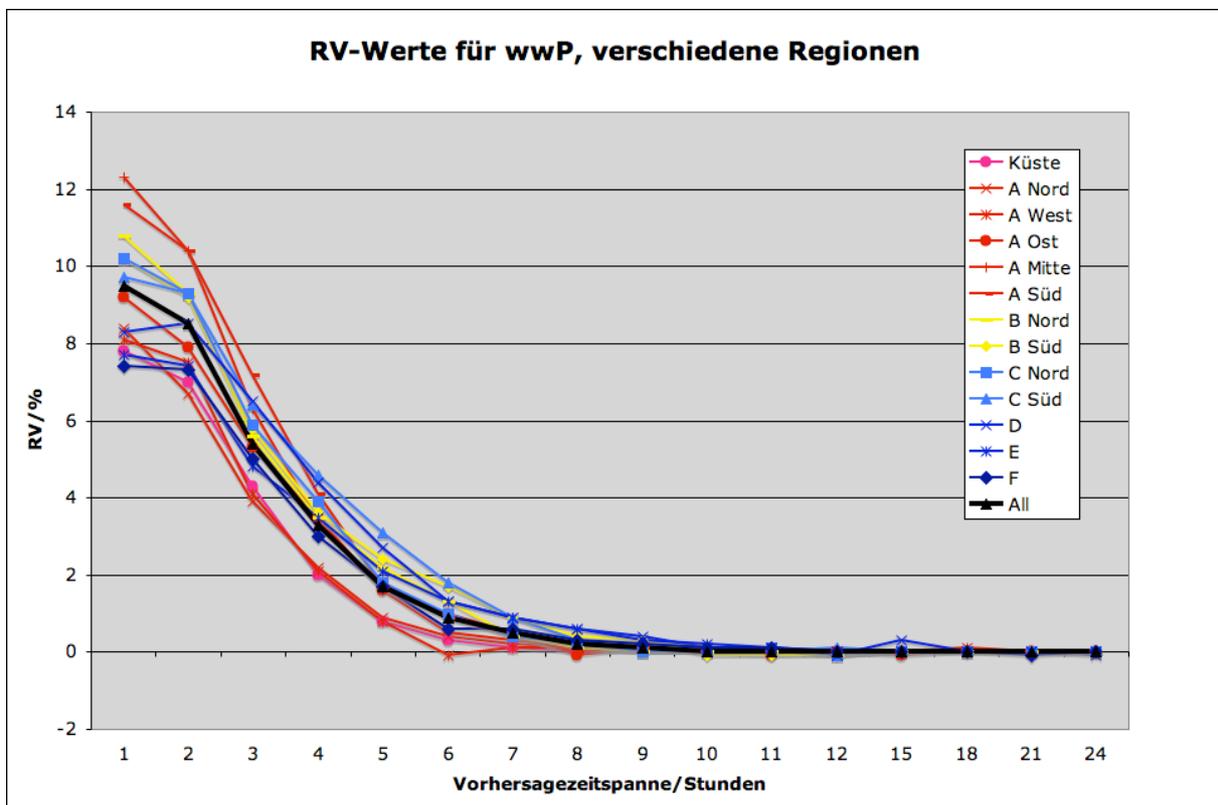


Abb. 7.2: RV-Werte aus dem Vergleich der beiden Methoden ADV und REF in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Dargestellt sind die Verläufe für verschiedene Regressionsgebiete (schwarz: Alle)

Aus diesen RMSE-Werten können in einem nächsten Schritt RV-Werte berechnet und dargestellt werden (RV: „Reduktion der Fehlervarianz“). Diese Darstellung macht den erzielten Verbesserungseffekt noch anschaulicher, wobei RV-Werte gegenüber RMSE-Werten zudem den Vorteil haben, dass sie normiert und damit unabhängig von der Größenordnung der RMSE-Werte sind (Abb. 7.2).

Die schwarze Kurve in Abb. 7.2 bezieht alle Vorhersagewerte – unabhängig vom geografischen Gebiet – mit ein. Für die erste Vorhersagestunde ergibt sich eine Verbesserung der Vorhersagequalität durch die Integration der Radar- und Blitzortungsdaten von rund 9,5 RV-%. Die RV-Werte fallen mit zunehmender Vorhersagezeitspanne ab, und ab etwa der zehnten Vorhersagestunde ist kaum noch ein Effekt nachweisbar. Für verschiedene regionale Regressionsgebiete (vgl. Kap. 5.1.3.2) ergeben sich für den Prediktanden wwP keine systematischen Unterschiede. Die Kurven streuen um die RV-Werte für alle Gebiete herum. Die für komplexes Terrain (z.B. Gebiete E, F) und Gebiete, in denen wenig sonstige Beobachtungsdaten vorliegen, erwarteten Vorteile der Integration von Fernerkundungsdaten kommen also für diesen Prediktanden nicht zur Geltung.

Insgesamt entspricht dieses Ergebnis jedoch den Erwartungen. Für kurze Vorhersagezeitspannen sind menschliche Vorhersagen oft besser als die Ergebnisse von Standard-MOS-Systemen. Diese verfügen nicht über häufig aktualisierte flächendeckende Fernerkundungsdaten, sondern beruhen hauptsächlich auf Modelldaten, die nur wenige Male am Tag gerechnet werden. Diese Datenlücke kann der Synoptiker ausnutzen, indem er durch Persistenz bzw. Extrapolation des Radarbilds oder der georteten Blitzschläge oder anderer Fernerkundungsdaten die Prognosen verbessert. In modernen MOS-Systemen versucht man, diese Vorhersage-„Lücke“ durch die Integration von Persistenz- und Obsadvektionsprediktoren zu verringern. Die Integration von aktuellen Radar- und Blitzdaten stellt eine zusätzliche Methode dar, diese Lücke nun weiter zu schließen.

Für Vorhersagezeitspannen von 12 Stunden und mehr nimmt die Verwendbarkeit der Advektion von Beobachtungs- und Fernerkundungsdaten-Persistenz deutlich ab, so dass ab hier die numerischen Wettermodelldaten wieder die beste Informationsquelle darstellen. Der Verbesserungseffekt lässt hier also erwartungsgemäß nach und wird allenfalls noch durch die Übernahme in Prediktanden mit längerer Geltungsdauer (z.B. für 24-stündige Niederschlagsmengen) in größere Vorhersagezeitspannen exportiert.

In einem weiteren Schritt wurden die Vorhersagen nach (meteorologischen) Jahreszeiten separiert und getrennt verifiziert. Abb. 7.3 zeigt RMSE-Werte für die Advektionsmethode sowie RV-Werte für den Vergleich zwischen Advektions- und Referenzmethode, jeweils für die vier Jahreszeiten (WIN: Winter, Monate DJF; SPR: Frühling, Monate MAM; SUM: Sommer, Monate JJA; AUT: Herbst, Monate SON).

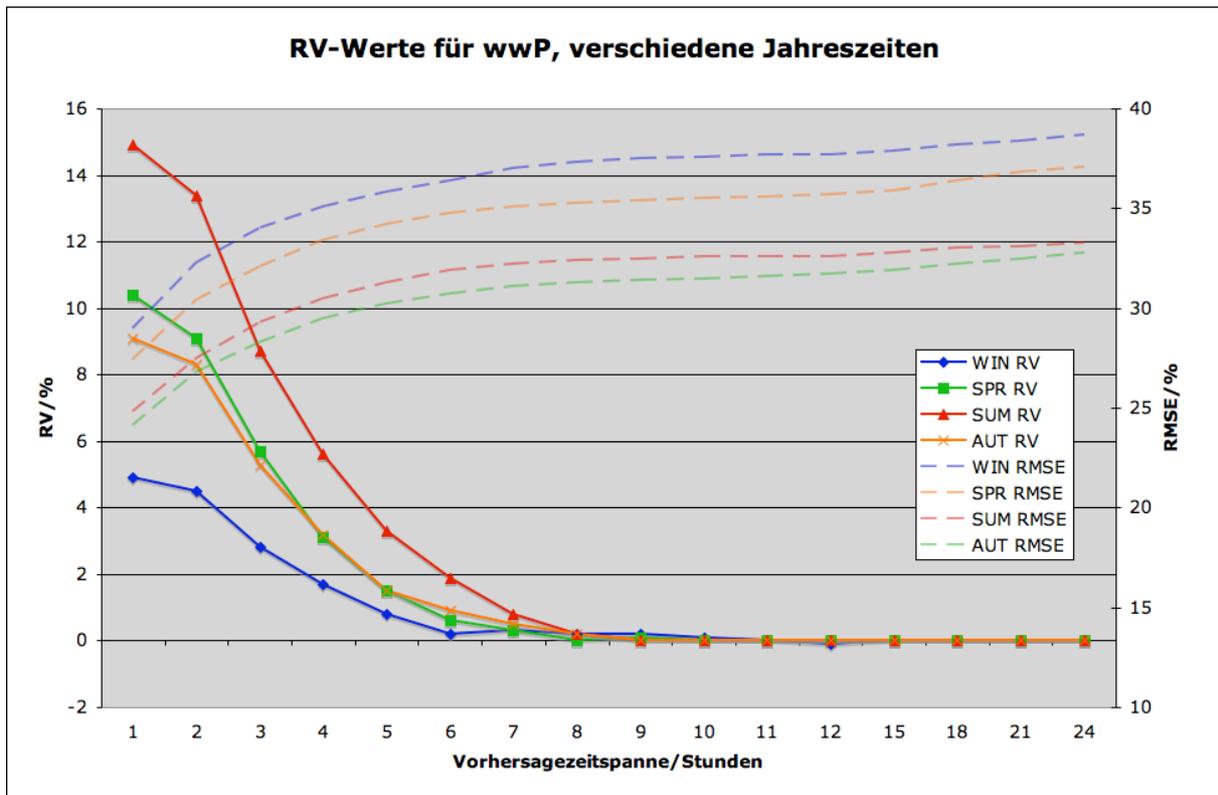


Abb. 7.3: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach vier Jahreszeiten.

Abb. 7.3 zeigt starke Unterschiede zwischen den Jahreszeiten. Anhand der RMSE-Werte (gestrichelte Kurven) erkennt man, dass allgemein die Vorhersagen im Winter am schwächsten sind, gefolgt vom Herbst. Sommer und Frühling sind auf einem ähnlich guten Niveau. Betrachtet man den Verbesserungseffekt, den die Integration der Radar- und Blitzadvektion für die Vorhersagequalität gebracht hat (RV-Werte, durchgezogene Linien), zeigt sich im Sommer für die erste Vorhersagestunde eine Verbesserung um rund 15 RV-%. Im Winter liegt dieser Wert nur bei rund 5 RV-%. Die Werte für Frühling und Herbst liegen etwa mittig dazwischen und nehmen einen ähnlichen Verlauf.

Der Verbesserungseffekt, der durch Integration von Blitz- und Radardaten erzielt werden kann, ist offenbar stark an das Vorhandensein von konvektiven Niederschlagsereignissen gebunden. Eine mögliche Erklärung dafür ist, dass die bereits in der Referenzmethode integrierte Advektion von Beobachtungsdaten (sog. Obs-Advektion) in konvektiven Situationen nicht besonders gut funktioniert. Die Obs-Advektion dominiert im Referenzsystem die Gleichungen für die ersten Vorhersagestunden. Das Beobachtungs-Stationsnetz ist allerdings nicht dicht genug, um konvektive Niederschläge in ausreichender Dichte zu erfassen. Dementsprechend kann die Obs-Advektion in konvektiven Situationen nicht so stark zur Vorhersagequalität beitragen, wie in Situationen mit großskaligem Niederschlag. Blitz- und Radaradvektion liegen flächendeckend und hoch aufgelöst vor, so dass diese Prediktoren in konvektiven Situationen die Prediktoren der Obs-Advektion ersetzen und die Vorhersagefehler deutlich mindern können. Auch die Abhängigkeit der

Qualität von Z-R-Beziehungen von Prediktand und Jahreszeit kann einen Einfluss auf diese Effekte haben. Diese Beziehungen weisen z.B. besonders bei Schneefall oder bei schwachen Niederschlagsereignissen größere Fehler auf, die einen Teil der gezeigten Unterschiede erklären können.

Abb. 7.4 zeigt ein zu Abb. 7.3 äquivalentes Diagramm, nur dass hierfür die Vorhersagen nicht nach Jahreszeiten sondern nach vier ausgewählten Ausgabezeiten separiert und getrennt verifiziert wurden. Ausgewählt wurden die vier Ausgabezeiten 2, 8, 14 und 20 UTC. Die RMSE-Werte zeigen für die Vorhersagen im für die Radar- und Blitzadvektion interessanten Küzestfristbereich von wenigen Stunden alle eine ähnliche Qualität. Die Verbesserung durch Integration der Blitz- und Radardaten resultiert in besonders großen RV-Werten für die 20-UTC-Ausgabe von WarnMOS, während für die 8-UTC-Ausgabe die geringsten RV-Werte von den betrachteten Ausgabeterminen erreicht wurden. Allerdings sind die Unterschiede in diesem Fall nicht so ausgeprägt wie bei der Separation nach Jahreszeiten.

Die Erklärung fällt ähnlich aus wie für den Unterschied zwischen den Jahreszeiten. Auch hier spielt die Qualität der die Vorhersagegleichungen dominierenden Advektion von Beobachtungswerten eine große Rolle. Diese ist aufgrund der morgens und vormittags meist stratiformen Niederschläge für die WarnMOS-Ausgabe von 8 UTC am besten, so dass hier mit Radar- und Blitzdaten die geringsten Verbesserungen (RV-Werte) erzielt werden konnten.

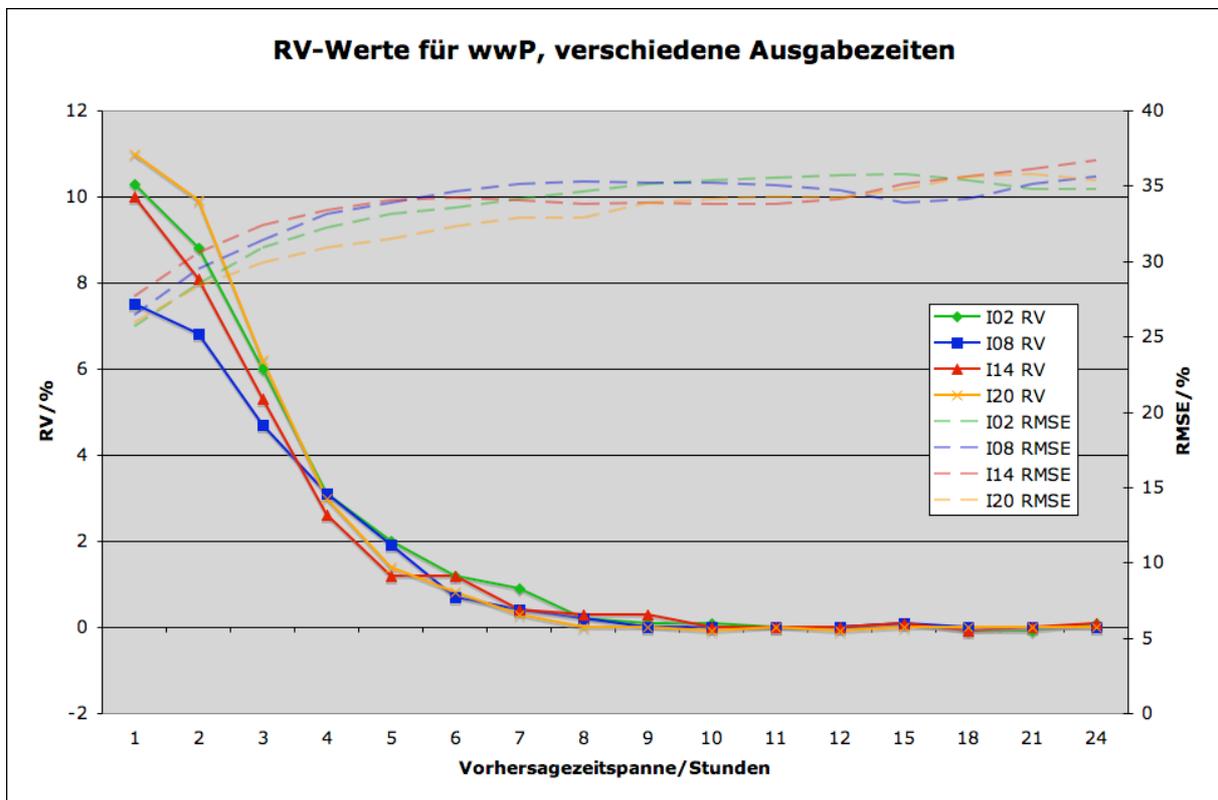


Abb. 7.4: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse), sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach vier verschiedenen Ausgabezeiten (2 UTC (grün), 8 UTC (blau), 14 UTC (rot), 20 UTC (orange)).

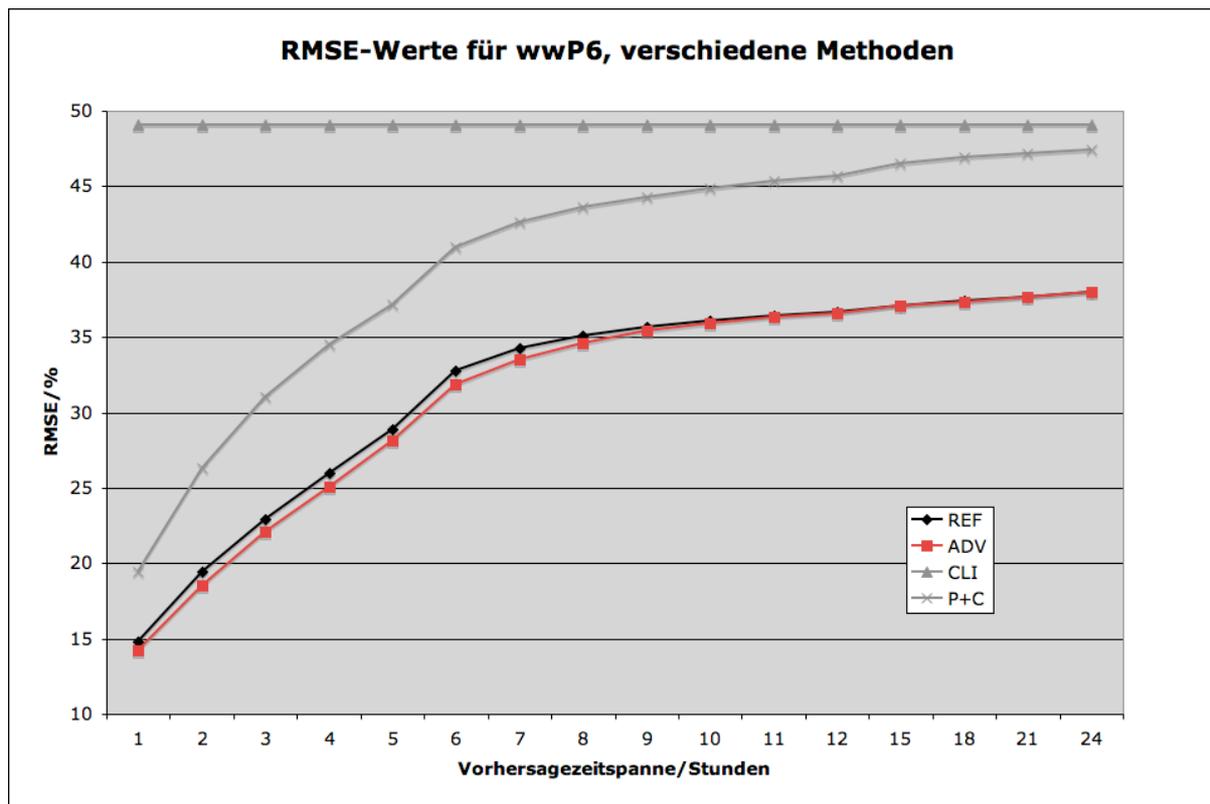


Abb. 7.5: RMSE-Werte in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne der vier verwendeten Methoden REF (schwarz); ADV (rot); CLI (graue Dreiecke); P+C (graue Kreuze).

Nachmittags und besonders abends, wenn sich große konvektive Cluster gebildet haben, nimmt dagegen aufgrund der geringen Stationsdichte die Qualität der Advektion von Beobachtungsdaten stark ab. So erzielt die Integration der Radar- und Blitzdaten für die Nachmittagsausgabe von 14 UTC schon eine deutliche Verbesserung der Vorhersage, für die Abendausgabe von 20 UTC die größte, und für den Nachlauf von 2 UTC bereits wieder etwas geringere Verbesserungen (RV-Werte).

Die besseren stündlichen Vorhersagen sollten sich auch auf ähnliche Prediktanden mit längerem Bezugszeitraum auswirken. Abb. 7.5 zeigt analog zu Abb. 7.1 RMSE-Werte für wwP6 in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Es zeigen sich wie schon in Abb. 7.1 konstante RMSE-Werte für die Klimaerwartungswert-Prognosen. Die Vorhersage durch Kombination aus Persistenz- und Klimatologie-Information profitiert zunächst wieder von den letzten Beobachtungen und Persistenz der Beobachtung und nähert sich – langsamer als bei wwP – der Klimatologie-Prognose an. Die RMSE-Werte der Referenzmethode und der Methode mit Radar- und Blitzadvektion nehmen ebenfalls den qualitativ gleichen Verlauf wie in Abb. 7.1 und nähern sich mit zunehmender Zeitspanne immer langsamer dem RMSE der Klimatologie-Prognose an. Eine Besonderheit der Elemente mit längerem Bezugszeitraum wird hier ebenfalls deutlich: Der leichte Knick in den RMSE-Kurven bei der sechsten Vorhersagestunde erklärt sich dadurch, dass bis hierhin der Prediktand durch den sechsstündigen Bezugszeitraum nur teilweise aus statistischen Vorhersagen, zum anderen Teil

aber aus realen Beobachtungen besteht. So setzt sich z.B. bei einer wwP6-Prognose für T+2h der Wert für wwP6 aus den Wahrscheinlichkeiten für die ersten beiden Vorhersagestunden und aus den vier Beobachtungen vor dem Ausgabetermin zusammen.

Ausgedrückt in RV-Werten ist zu erwarten, dass sich die Verbesserung auch auf längere Vorhersagezeitspannen ausweitet, da die kurzfristigen Prognoseverbesserungen in die längere Bezugsdauer mitgenommen werden.

In Abb. 7.6 bestätigt sich, dass die RV-Werte nicht so schnell abfallen wie für wwP. In einzelnen regionalen Regressionsgebieten werden statt in der zweiten erst in der dritten bzw. vierten Vorhersagestunde optimale Ergebnisse erzielt. Die bessere Vorhersagequalität der Kurzfristprediktanden wurde also erfolgreich auf den Prediktor mit längerer Bezugsdauer übertragen.

Darüber hinaus zeigt sich, dass die Verbesserung umso stärker ausfällt, je höher das betrachtete Regressionsgebiet liegt. Abb. 7.6 zeigt die RV-Werte für Küste (magenta), niedrige Gebiete (A, 0-200m, rot), bis hin zu Gebiet F (über 1000 m). Die Unterschiede sind sehr deutlich ausgeprägt. So liegen die RV-Werte für das höchstgelegene Gebiet F für die dritte Vorhersagestunde bei rund 13 RV-%, für die Niederungen Süddeutschlands hingegen nur bei rund 4,5 RV-%. Auch hier kann als Erklärung wieder die Qualität der Advektion von Beobachtungswerten herangezogen werden. Für die Advektion muss für jede Station und jede Windsituation ein Satz repräsentativer Advektionsstationen gefunden werden. Diese Auswahl ist in orografisch komplexer Umgebung wesentlich schwieriger, da die örtlichen Besonderheiten und Eigenheiten der Stationen in diesem Gelände größer und deren Beobachtungswerte damit weniger repräsentativ für die Umgebung sind. Darüber hinaus ist es in bergigem Gelände generell schwieriger, nahe gelegene repräsentative Stationen für einen bestimmten Standort zu finden, weil es oft kaum Stationen in der Nähe und mit gleicher oder ähnlicher Höhenlage gibt. Die Nutzung von Beobachtungsdaten-Advektion für die Vorhersage funktioniert also in flachem Gelände besser. Radar- und Blitzdaten liegen jedoch flächendeckend in nahezu gleicher Qualität vor, so dass speziell in hügeligem oder bergigem Gelände größere Verbesserungen zu erzielen sind.

Der gleiche Effekt macht sich auch durch ein Süd-Nord-Gefälle der RV-Werte bemerkbar. Betrachtet man nur die Regressionsgebiete A (0-200 m), so werden in Süddeutschland die größten RV-Werte erzielt, gefolgt von Mitteldeutschland, Westdeutschland und Norddeutschland. Auch in den nächsthöheren Stufen B (200-400m) und C (400-600m) zeigt sich dieser Effekt.

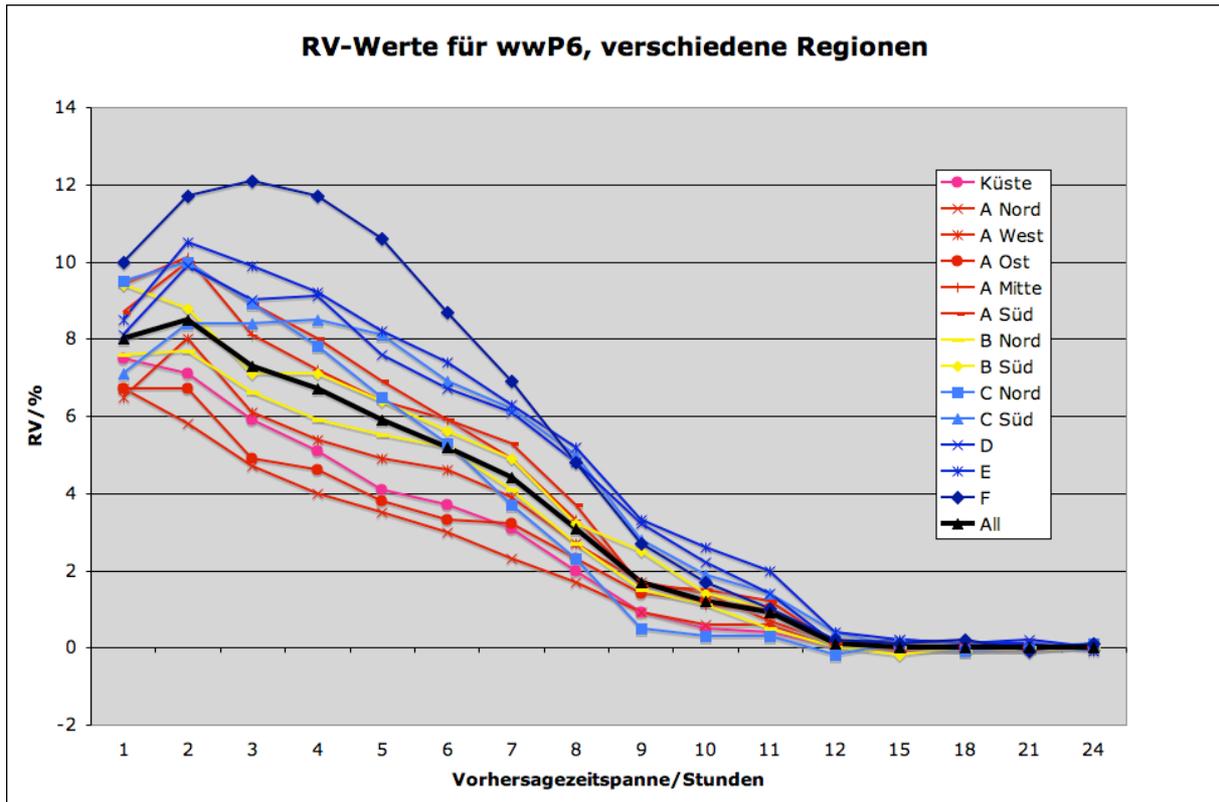


Abb. 7.6: RV-Werte aus dem Vergleich der beiden Methoden ADV und REF in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Dargestellt sind verschiedene Verläufe für verschiedene Regressionsgebiete (schwarz: Alle).

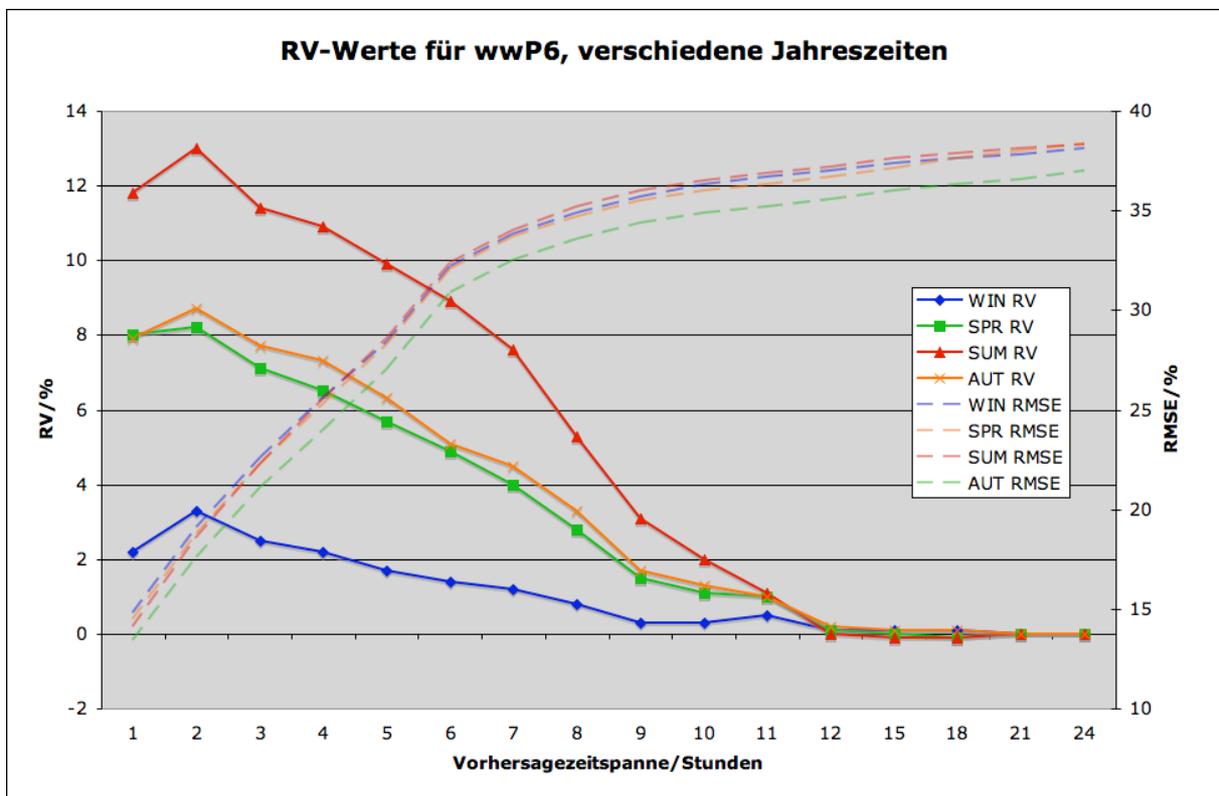


Abb. 7.7: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach Jahreszeiten.

Abb. 7.7 zeigt analog zu Abb. 7.3 wieder eine Separation der Verifikation für verschiedene Jahreszeiten. Erwartungsgemäß zeigt sich ein ähnliches Resultat wie bei wwP, mit starken Verbesserungen (bis rund 13 RV-%) im Sommer und nur schwachem Signal im Winter (3,5 RV-% für die zweite Vorhersagegestunde). Im Vergleich zu wwP (Abb. 7.3) fällt allerdings auf, dass die allgemeine Vorhersageleistung (gemessen anhand der RMSE-Werte) viel weniger von der Jahreszeit abhängig ist.

Für die analoge Separation nach Ausgabezeiten (Abb. 7.8, vgl. Abb. 7.4) ergibt sich ein uneinheitliches Bild. Der längere Bezugszeitraum von wwP6 verwischt tageszeitlich bedingte Unterschiede. Des weiteren hat in einem sechsständigen Zeitraum die Advektion von Beobachtungsdaten auch für konvektive Situationen einen größeren Nutzen, da die Wahrscheinlichkeit, dass die Stationen innerhalb von sechs Stunden auch von den Ereignissen getroffen werden, deutlich größer ist. Daher fällt die Verbesserung für alle Ausgabezeiten recht ähnlich aus (Abb. 7.8)

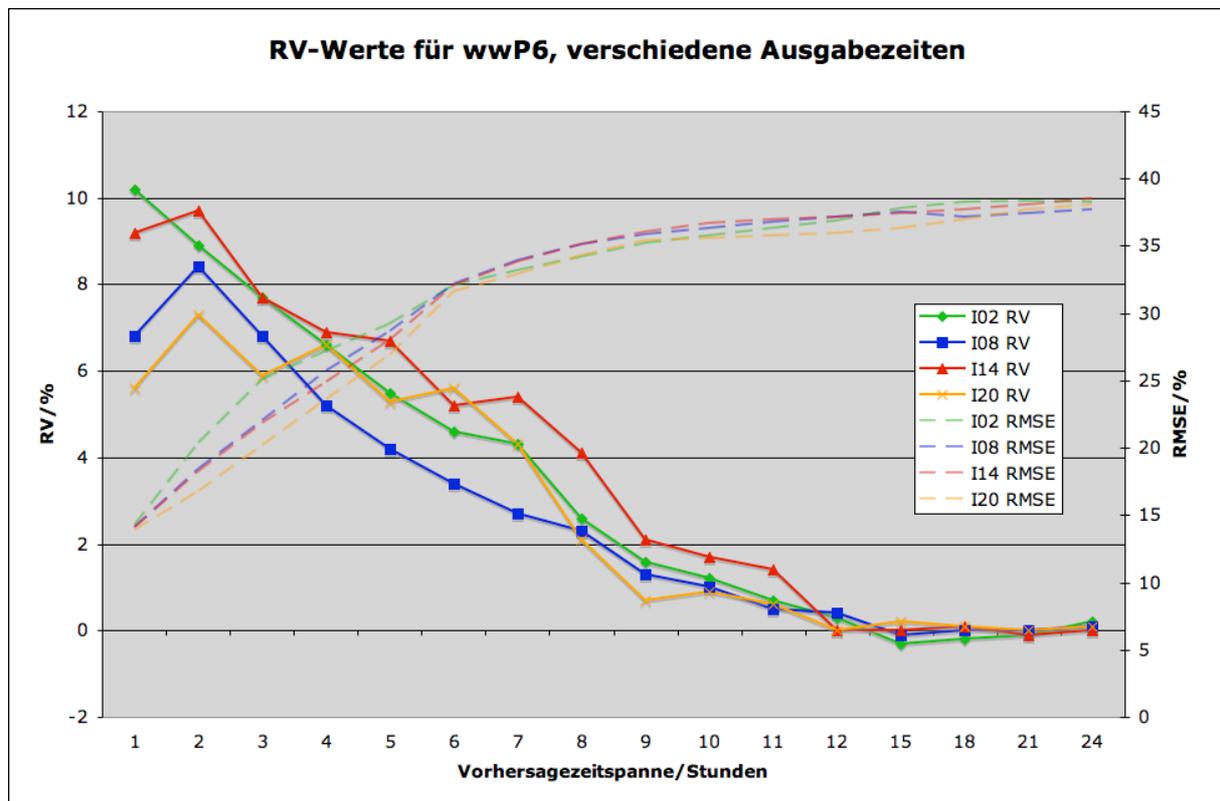


Abb. 7.8: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach vier verschiedenen Ausgabezeiten (2 UTC (grün), 8 UTC (blau), 14 UTC (rot), 20 UTC (orange)).

7.2.2 Gewitterwahrscheinlichkeiten wwT und wwT6

Die Prediktanden wwT und wwT6 bezeichnen Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten von Gewitter im entsprechenden Bezugszeitraum (eine bzw. sechs Stunden), analog zu wwP und wwP6.

Bei der Verifikation der Vorhersagen muss berücksichtigt werden, dass die klimatologischen Erwartungswerte der Gewitterwahrscheinlichkeiten für bestimmte Tages- und Jahreszeiten sehr niedrig sind (z.B. morgens oder im Winter). Die Vorhersagegüte ist also stark von den vielen Nullfällen bestimmt, was eine bessere Vorhersageleistung vortäuscht, als tatsächlich vorhanden ist, wenn man nur RMSE-Werte betrachtet.

In Abb. 7.9 ist die Verbesserung der Vorhersagen durch die Integration von Blitz- und Radaradvektion anhand der RV-Werte bei Vergleich mit der Referenzmethode dargestellt. Es zeigt sich der bereits bei den allgemeinen Niederschlagsprediktanden beobachtete Verbesserungseffekt, der für die erste Vorhersagegestunde wieder im Bereich von rund 9 bis 10 RV-% liegt. Allerdings fallen die RV-Werte mit zunehmender Vorhersagezeitspanne schneller ab als beim Prediktanden wwP. Bereits zur fünften Vorhersagegestunde ist kaum noch ein messbarer Verbesserungseffekt nachzuweisen.

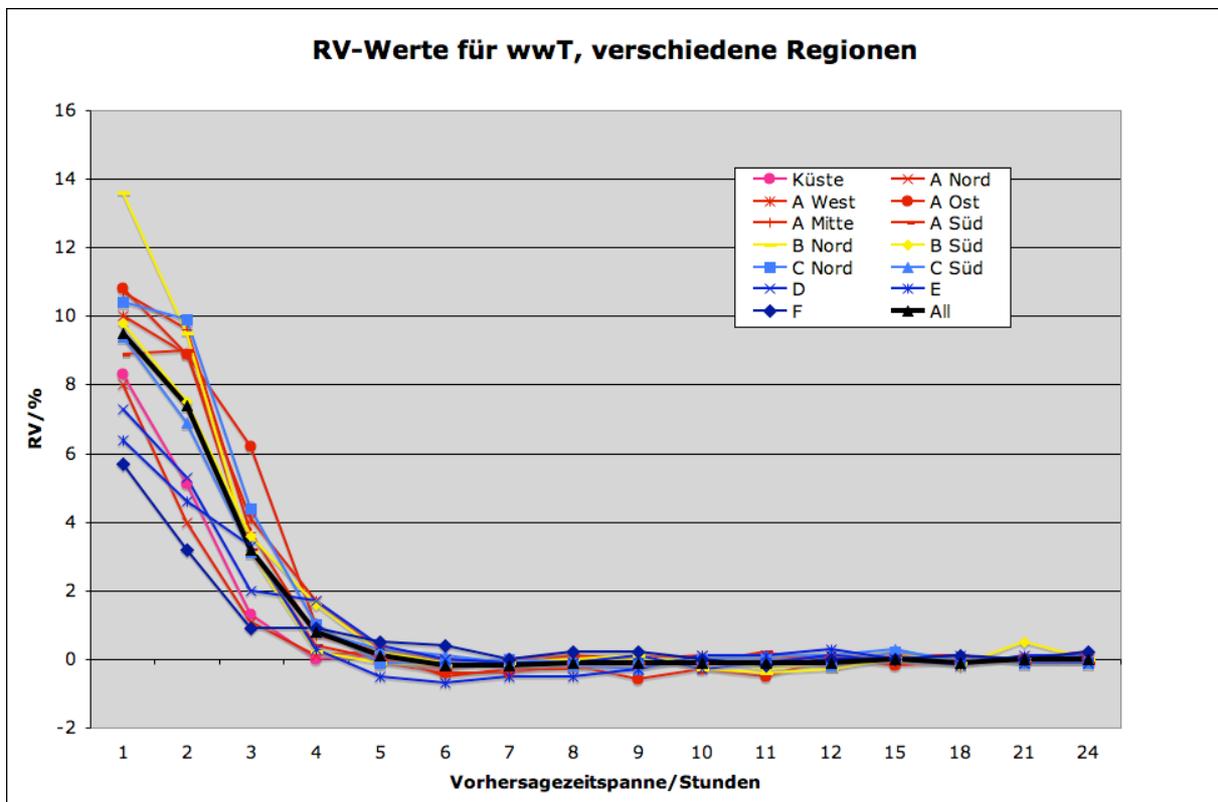


Abb. 7.9: RV-Werte aus dem Vergleich der beiden Methoden ADV und REF in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Dargestellt sind verschiedene Verläufe für jeweils verschiedene Regressionsgebiete (schwarz: Alle).

Systematische Unterschiede zwischen den Gebieten scheinen nicht vorzuliegen. Bemerkenswert ist allenfalls, dass die Verbesserungen für die höher gelegenen Gebiete E und F im Gegensatz zu wwP6 eher unterhalb der Mittelwerte liegen.

Die nach Jahreszeiten separierte Verifikation (Abb. 7.10) ist stark vom klimatologischen Jahresgang der Gewittertätigkeit beeinflusst. So sind bereits die allgemeinen Vorhersagefehler sehr unterschiedlich. Im Winter treten nur selten Gewitter auf, so dass die zahlreichen Nullfälle zu niedrigen RMSE-Werten führen. Im Sommer hingegen sind die RMSE-Werte wesentlich größer. Dass die RMSE-Werte im Frühjahr etwas größer sind als im Herbst ist hauptsächlich auf die im Frühjahr auftretenden Kaltsektorgewitter in maritimer Luftmasse zurückzuführen. Die RMSE-Werte tendieren bereits nach wenigen Vorhersagestunden gegen eine Konstante, die dem RMSE des klimatologischen Erwartungswerts entspricht. Dies verdeutlicht, wie schwierig Gewitter mit einer zeitlichen Auflösung von nur einer Stunde vorherzusagen sind, wenn die Vorhersagezeitspanne sechs Stunden überschreitet (Abb. 7.10).

Die RV-Werte zeigen insgesamt keine eindeutige Abhängigkeit von der Jahreszeit. Die Kurven nehmen alle einen ähnlichen Verlauf. Die RV-Werte für den Winter sind etwas verrauschter, was hauptsächlich auf die vielen Nullfälle und die damit zusammenhängenden niedrigen RMSE-Werte zurückzuführen ist.

Bei der Analyse der nach verschiedenen Ausgabezeiten separierten Verifikationsergebnisse zeichnet sich der Tagesgang der Gewittertätigkeit ab (Abb. 7.11). Durch den ausgeprägten Tagesgang der Gewitterhäufigkeit (vgl. Kap. 3, Abb. 3.12) schwankt auch die Vorhersagegüte (erkennbar an den RMSE-Werten) sehr stark. Da signifikante Verbesserungen durch die Integration von Blitz- und Radaradvektion nur in den ersten Vorhersagestunden zu erwarten sind, können nur solche Ausgabezeiten besonders profitieren, deren erste Vorhersagestunden innerhalb des Gewittermaximums liegen.

Die Verifikationsstudie bestätigt diesen Effekt: Die abendliche WarnMOS-Ausgabe (von 20 UTC, wenn die Gewittercluster gewöhnlich ihre größte Ausdehnung erreichen) weist für die erste Vorhersagestunde mit rund 17 RV-% die höchste Verbesserung gegenüber der Referenzmethode auf, gefolgt von der Nachmittags-Ausgabe von 14 UTC. Die Nachtausgabe von 2 UTC ist mit 11 RV-% bereits deutlich schwächer, während die WarnMOS-Ausgabe von 8 UTC fast gar nicht weiter verbessert werden konnte.

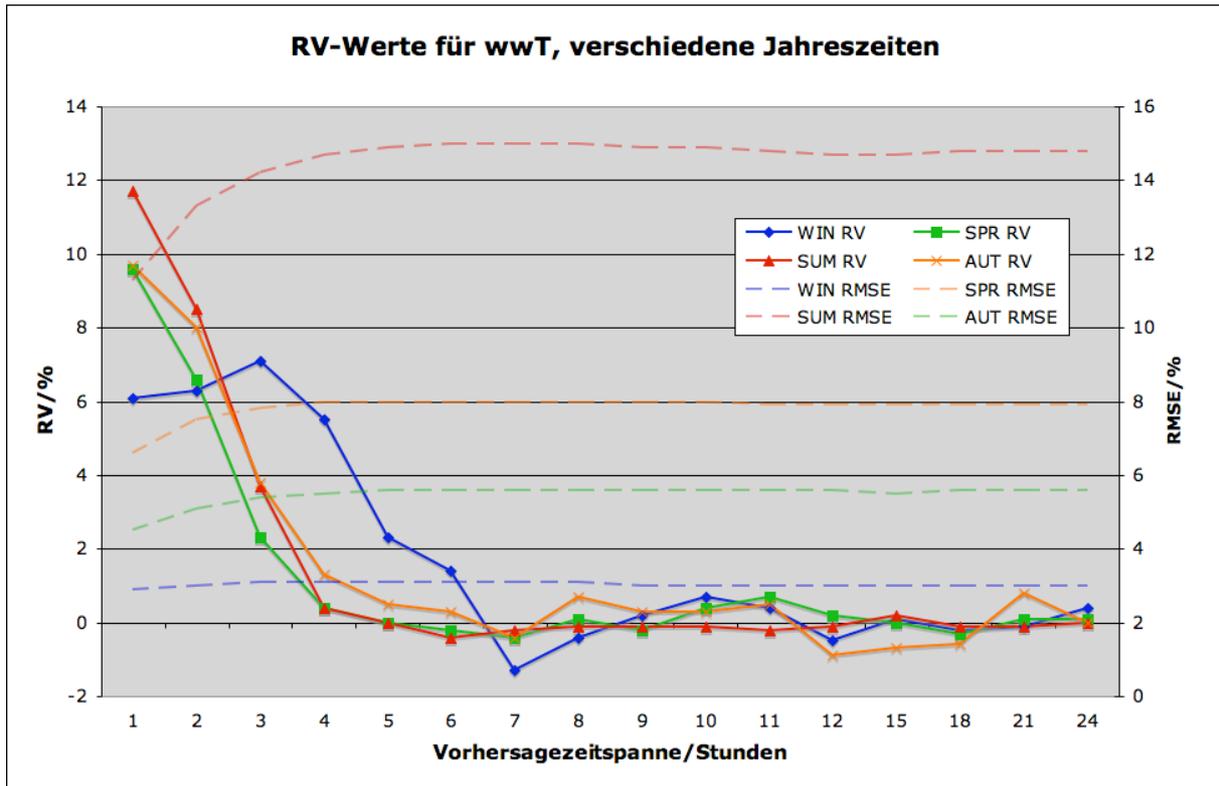


Abb. 7.10: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach Jahreszeiten.

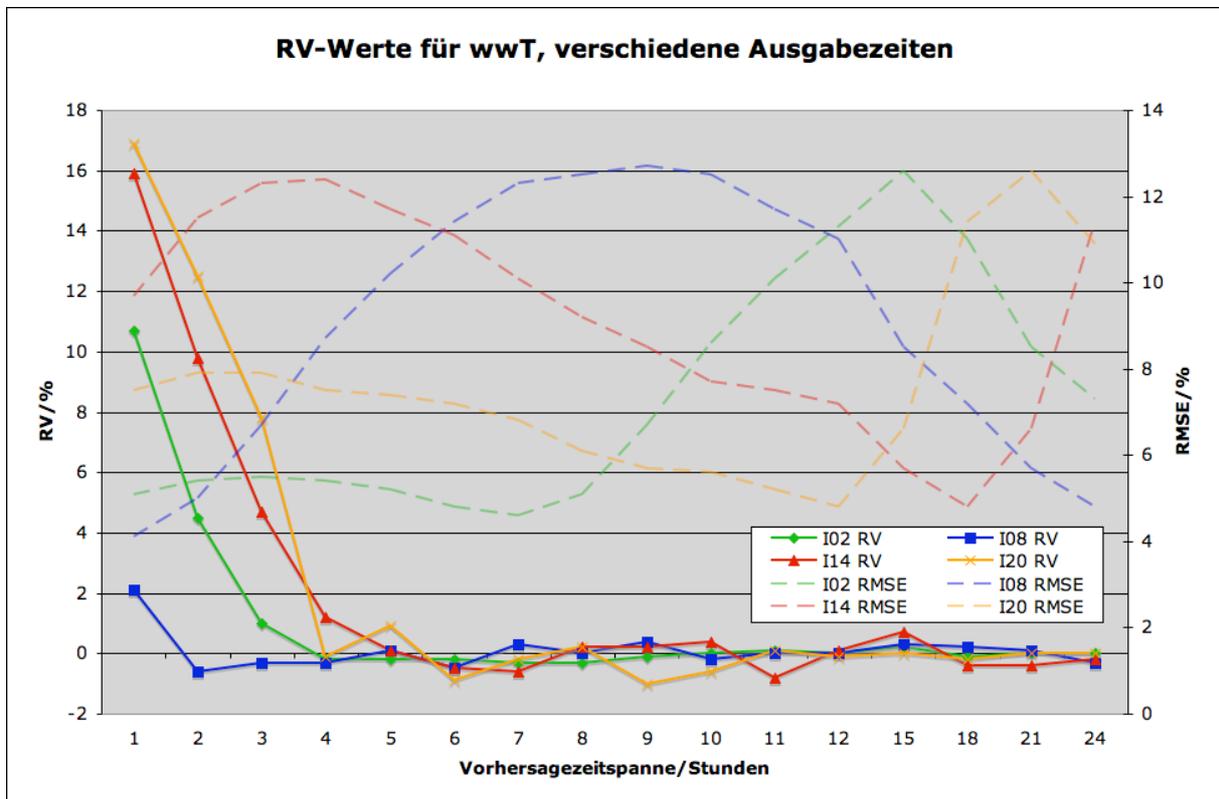


Abb. 7.11: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse), sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach vier verschiedenen Ausgabezeiten (2 UTC (grün), 8 UTC (blau), 14 UTC (rot), 20 UTC (orange)).

7.3 Verifikation von Niederschlagsmengen und –dauer

Für die Verifikation der quantitativen Niederschlagsvorhersagen werden beispielhaft die beiden Prediktanden („SqRR1“, Wurzel aus einstündiger Niederschlagsmenge) und („RRd1“, Niederschlagsandauer pro Stunde) ausgewählt. Der wurzeltransformierte Prediktand SqRR1 wurde deshalb der untransformierten Niederschlagsmenge vorgezogen, weil aus Linearitätsgründen der wurzeltransformierte Niederschlag wesentlich stabiler durch lineare Regression vorhersagt werden kann. Die Vorhersagen werden erst nach der Regression wieder zurücktransformiert [Glahn, 1989]. RRd1 deckt neben der Niederschlagsmenge die Vorhersage der Niederschlagsdauer ab.

7.3.1 Stündliche Niederschlagsmenge (SqRR1)

Abb. 7.12 zeigt die RMSE-Werte für die verschiedenen Vorhersagemethoden für die wurzeltransformierte stündliche Niederschlagsmenge (SqRR1). Bei kurzen Vorhersagezeitspannen nehmen die Vorhersagefehler noch rasch zu, während sie sich im weiteren Verlauf immer langsamer dem Fehler der aus Klimaerwartungswerten bestehenden Vorhersage annähern. Man erkennt den Verbesserungseffekt der Radar- und Blitzadvektion in den ersten Vorhersagestunden anhand der gegenüber der Referenzmethode reduzierten RMSE-Werte. Bemerkenswert ist auch, dass für die erste Vorhersagestunde die Persistenzprognose fast genauso gut ist wie die Referenzmethode. Erst die Hinzunahme der Radar- und Blitzdaten führt zu einem signifikanten Vorsprung gegenüber dieser modelldatenunabhängigen Referenz. Dies kann als besonderer Erfolg dieser Methode gewertet werden.

Die allgemeine Qualität der Niederschlagsvorhersagen ist abhängig von der Höhenlage. Abb. 7.13. zeigt RMSE-Werte in Abhängigkeit von der geografischen Region. Die roten, zu den niedrig gelegenen Gebieten „A“ gehörenden Kurven zeigen die geringsten Vorhersagefehler. Die blauen, zu höher gelegenen Gebieten gehörenden Kurven haben zumeist die höchsten RMSE-Werte. Dieses Ungleichgewicht lässt sich auch durch die Integration der Radar- und Blitzdaten nicht wesentlich ausgleichen.

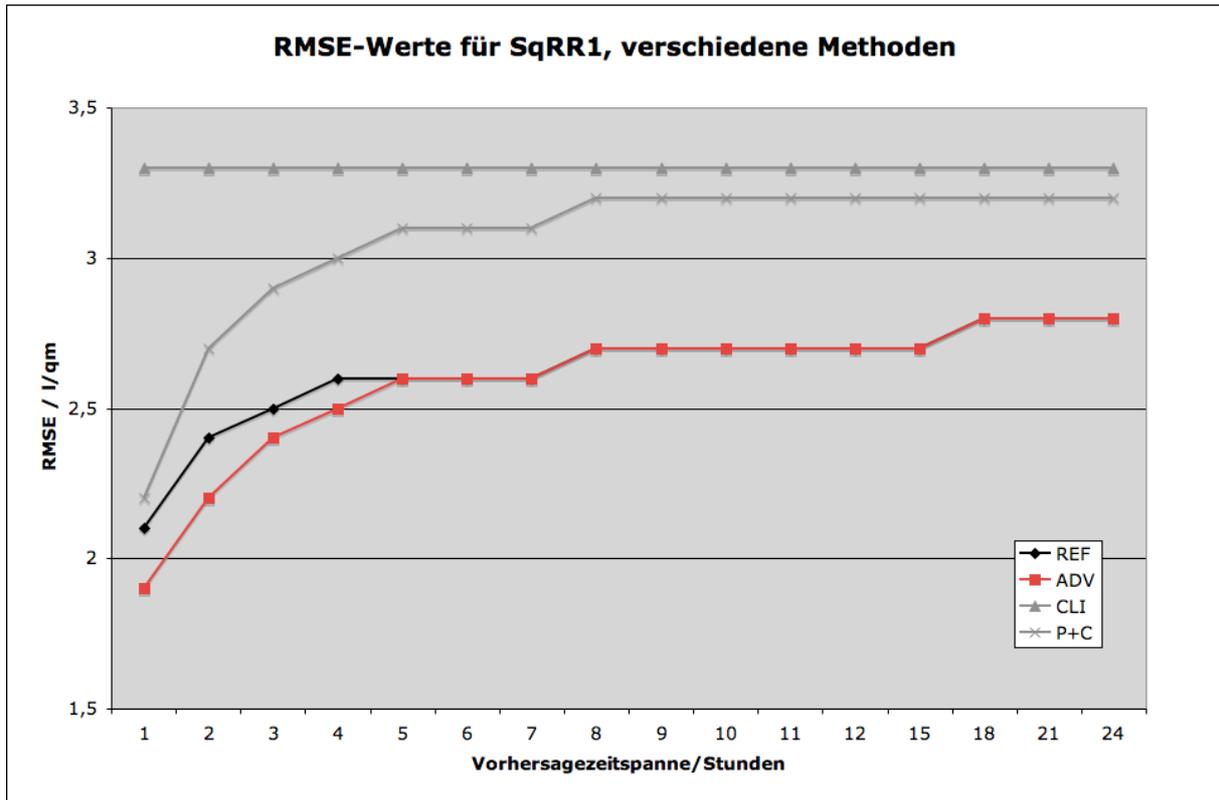


Abb. 7.12: RMSE-Werte in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne der vier verwendeten Methoden REF (schwarz); ADV (rot); CLI (graue Dreiecke); P+C (graue Kreuze).

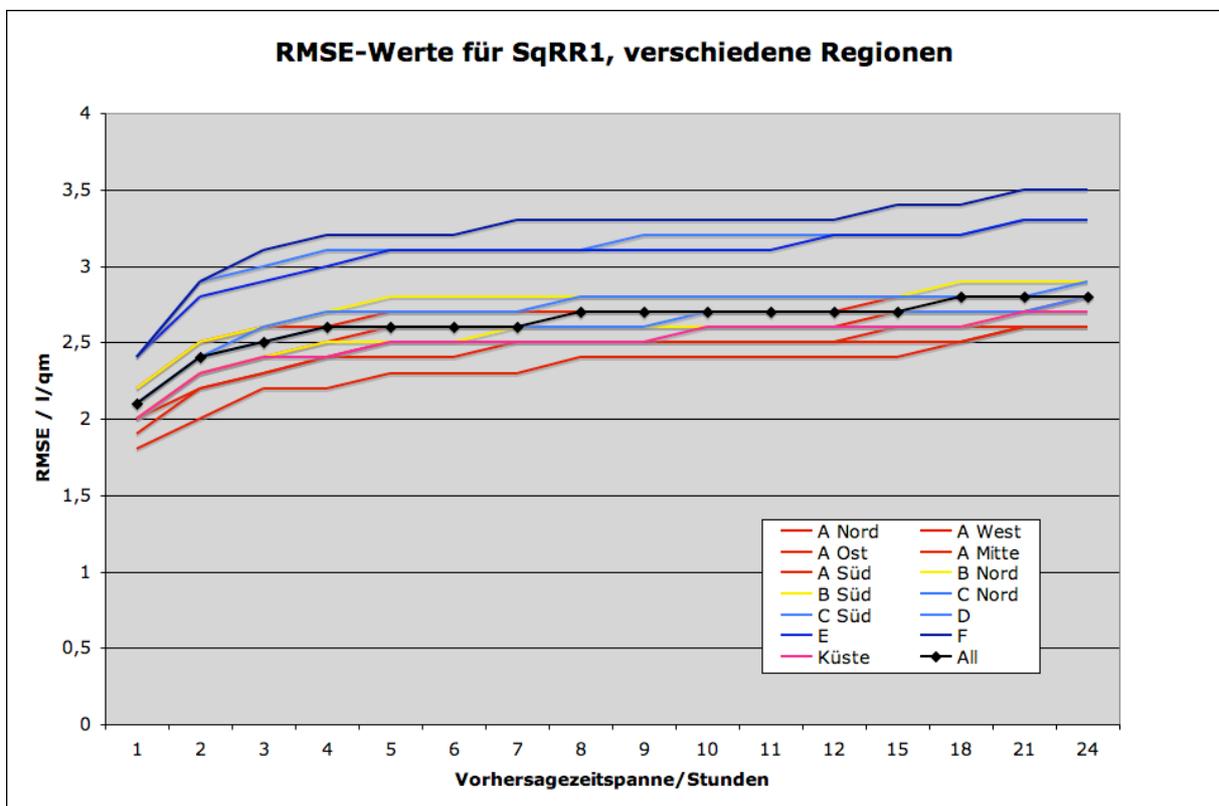


Abb. 7.13: RMSE-Werte der Referenzmethode für die Vorhersage der wurzeltransformierten stündlichen Niederschlagsmenge SqRR1 in Abhängigkeit vom Regressionsgebiet und Vorhersagezeitspanne.

Abb. 7.14 zeigt RV-Werte für die verschiedenen Regressionsgebiete für den Vergleich zwischen der Methode mit Radar- und Blitzadvektionsprediktoren und der Referenzmethode. Eine eindeutige Abhängigkeit vom Regressionsgebiet zeigt sich hier nicht, außer dass für den höchstgelegenen Stationscluster („F“, > 1000 m ü. NN) sehr schlechte Ergebnisse erzielt werden. Für alle anderen Gebiete werden zufriedenstellende RV-Werte erzielt. Sie liegen für die erste Vorhersagestunde je nach Gebiet zwischen 12 und 20 RV-%, im Mittel über alle Gebiete bei 16 RV-%. Einen messbaren Verbesserungseffekt kann man bis zur fünften Vorhersagestunde nachweisen. Die sehr schwachen Ergebnisse für Gebiet „F“ führen für die Vorhersagezeitspannen 4-6 Stunden sogar zu einer Verschlechterung gegenüber dem Referenzsystem (negative RV-Werte). Die Ursachen dafür sind mögliche Overfitting-Effekte durch die zusätzlichen Advektions-Prediktoren. Es zeigt sich hier eine Diskrepanz zu den entsprechenden Ergebnissen für die probabilistischen Elemente (vgl. Kap 7.2). Offensichtlich ist der Nutzen der Radardaten auf Bergen bzw. in hügeligem Terrain wesentlich größer für die Frage, ob überhaupt Niederschlag fällt, als für Niederschlagsmengen. Radarechos sind im Bergland schlechter mit tatsächlich am Boden auftretenden Niederschlagsraten korreliert. Das könnte diese Diskrepanz der Ergebnisse erklären.

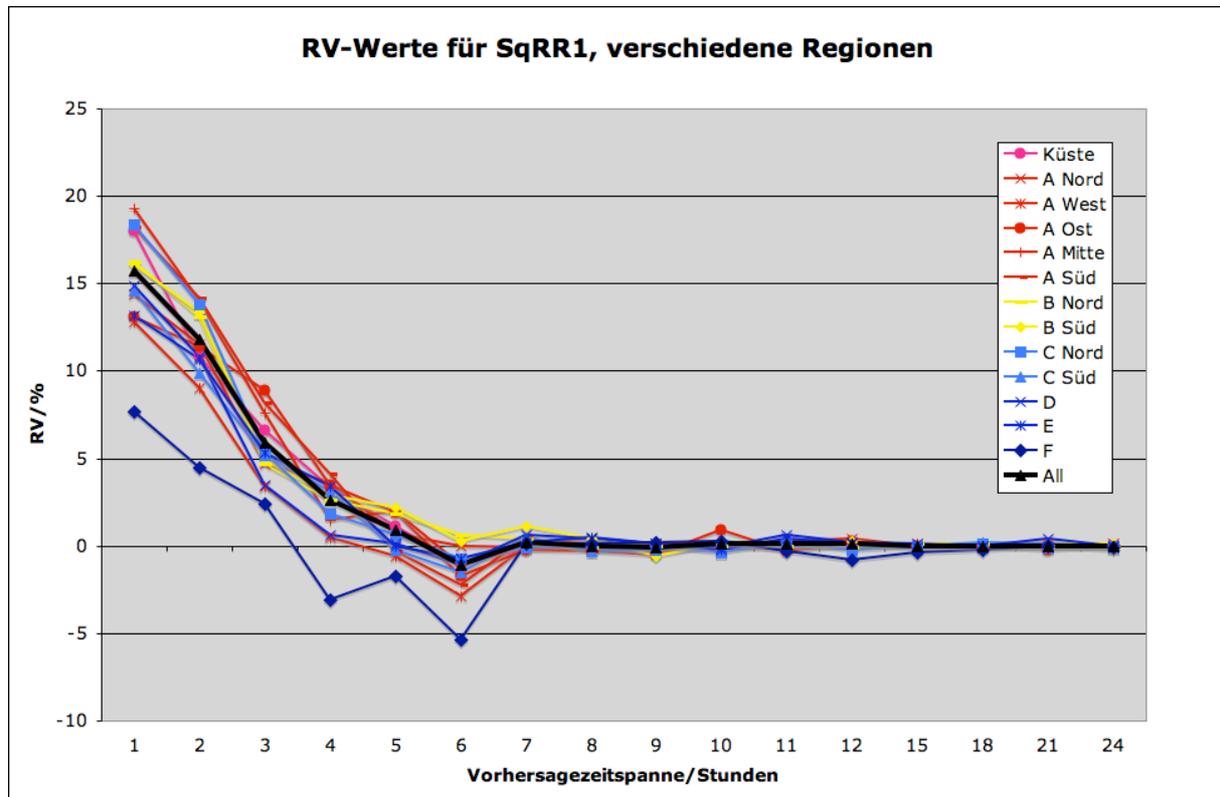


Abb. 7.14: RV-Werte aus dem Vergleich der beiden Methoden ADV und REF in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Dargestellt sind Verläufe für verschiedene Regressionsgebiete (schwarz: Alle).

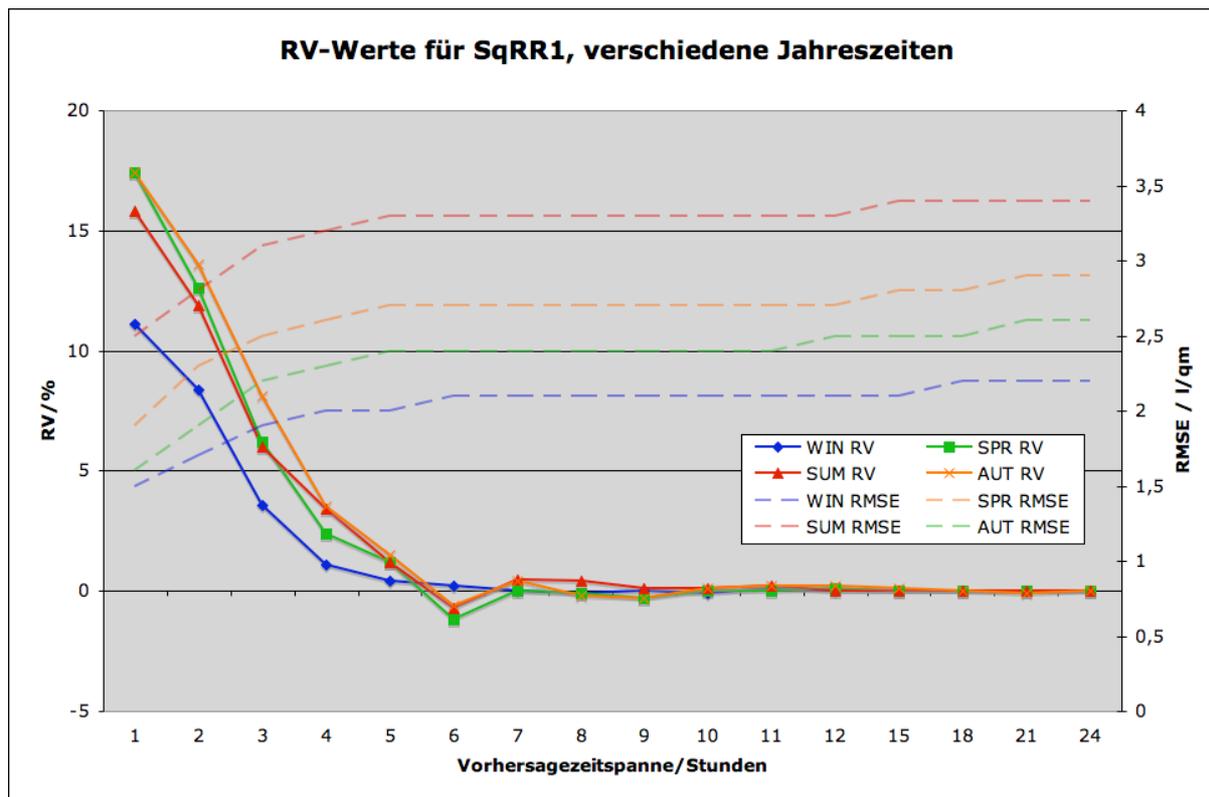


Abb. 7.15: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (rechte Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (linke Achse), jeweils separiert nach Jahreszeiten.

Bei der nach Jahreszeiten separierten Verifikation (Abb. 7.15) zeigen sich nicht so deutliche Unterschiede wie bei der probabilistischen Niederschlagsvorhersage wwP. Abgesehen von den schlechteren Ergebnissen für den Winter zeigen alle Jahreszeiten ähnlich gute (schlechte) Ergebnisse.

Auch hier spielt wieder eine Rolle, dass es in bestimmten Situationen schwierig ist, von Radarreflektivitäten auf Niederschlagsraten bzw. -mengen zu schießen. Es fällt auf, dass für SqRR1 - anders als für alle anderen in dieser Studie betrachteten Prediktanden - nicht im Sommer die größten Verbesserungen erzielt werden. Dies ist insofern bemerkenswert, da im Sommer die RMSE-Werte (rote gestrichelte Kurve) mit Abstand am größten, und damit auch das Verbesserungspotential am größten ist. Dennoch liegen die erzielten Verbesserungen in den Übergangsjahreszeiten hier beide vorn. Wahrscheinlich wird dieses Ergebnis maßgeblich durch extreme Starkniederschlagsereignisse bei Gewitter hervorgerufen. Die Unsicherheiten bei der Äquivalenz von Reflektivitäten und Niederschlagsmengen sowie bei der Zugbahn sehr kleinräumiger, aber intensiver Ereignisse macht die Vorhersage von Niederschlagsmengen durch Radaradvektion im Sommer offenbar fehleranfällig.

7.3.2 Stündliche Niederschlagsdauer (RRd1)

Für die stündliche Niederschlagsdauer (RRd1) zeigen sich diese Probleme hingegen nicht. Diagramm 7.16 zeigt (analog zu Abb. 7.15) die nach Jahreszeiten separierte Verifikation anhand der RV-Werte bei Vergleich zwischen Advektionsmethode und Referenzmethode. Anders als für die Niederschlagsmengen, aber ähnlich wie bei den probabilistischen Vorhersagen zeigen sich sehr große RV-Werte für den Sommer von rund 22 RV-%. Der Winter schneidet nach diesem Verifikationsmaß mit nur rund 7,5 RV-% für die erste Vorhersagestunde am schlechtesten ab. Damit erhärtet sich der Eindruck, dass Radar- und Blitzdaten vor allem Information über Niederschlagsdauer und –wahrscheinlichkeiten liefern können, aber bei Niederschlagsmengen offenbar noch Probleme bestehen.

Bei der Betrachtung der allgemeinen RV-Werte zeigen sich Verbesserungen von rund 10 bis 20 RV-% für die erste Vorhersagestunde (Abb. 7.17). Die Verbesserungen fallen mit zunehmender Zeitspanne in üblicher Weise ab. Für einige Gebiete ist immerhin noch bis zur achten Vorhersagestunde ein messbarer positiver Effekt nachweisbar. Damit gehört der Prediktand RRd1 zu den einstündigen Prediktanden mit dem am längsten in den Vorhersagezeitraum hineinreichenden Verbesserungseffekt.

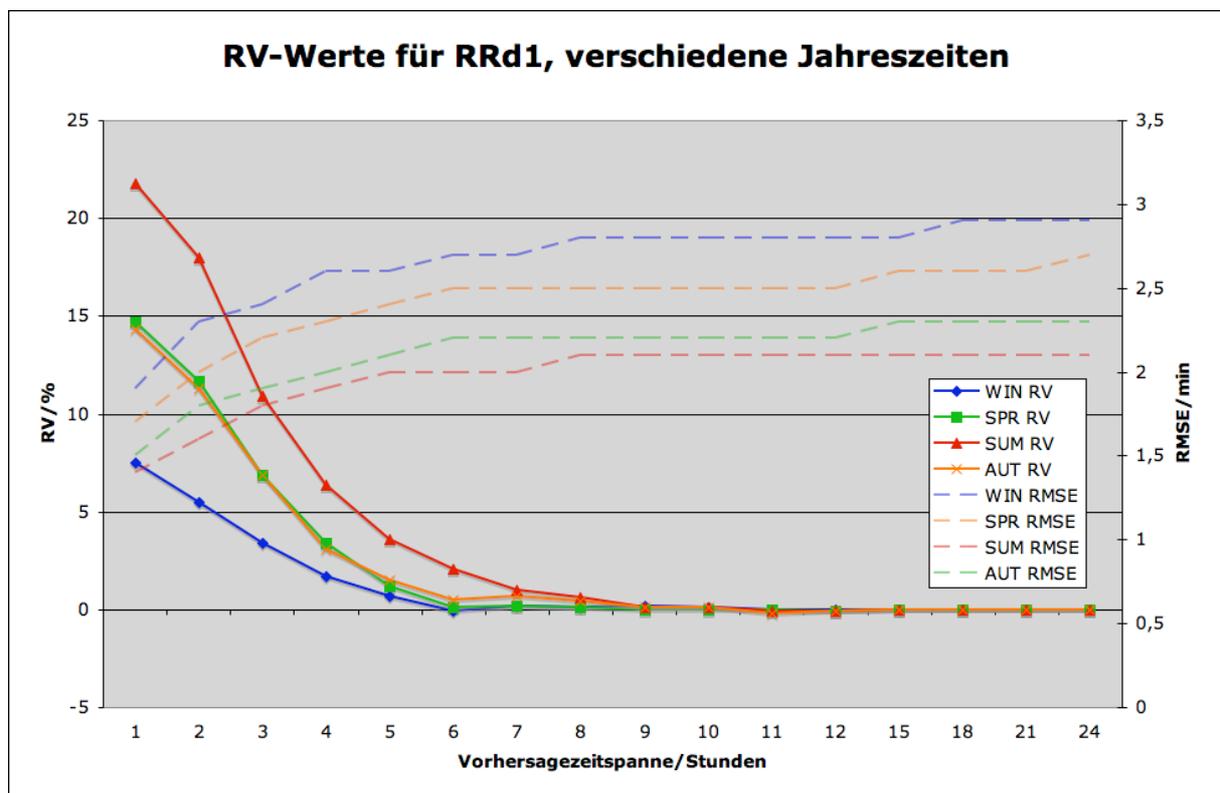


Abb. 7.16: RMSE-Werte der Vorhersagen der Methode ADV (linke Achse) sowie RV-Werte für den Vergleich von ADV und REF (rechte Achse), jeweils separiert nach Jahreszeiten.

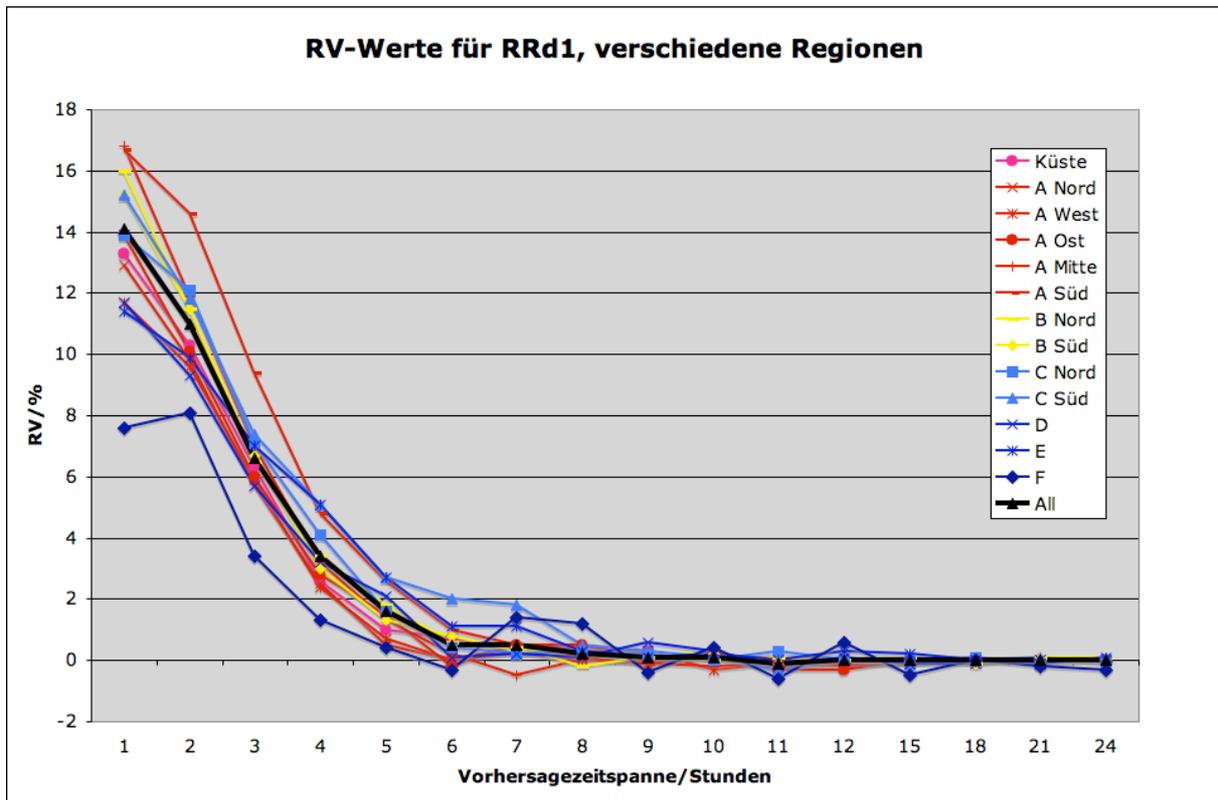


Abb. 7.17: RV-Werte aus dem Vergleich der beiden Methoden ADV und REF in Abhängigkeit von der Vorhersagezeitspanne. Dargestellt sind Verläufe für verschiedene Regressionsgebiete (schwarz: Alle).

7.4 Zusammenfassung der Verifikationsergebnisse

In der vorliegenden Verifikationsstudie wurden insgesamt über drei Jahre historische WarnMOS-Vorhersagen erzeugt und anhand unabhängiger Entwicklungsdatensätze verifiziert. Dazu wurden RMSE- und RV-Werte für vier verschiedene Versionen des WarnMOS-Systems berechnet. Insbesondere von Interesse sind die RV-Werte für die vergleichende Verifikation der Standard-WarnMOS-Version und der Version mit Radar- und Blitzadvektion.

Für die vorliegende Studie konnte sowohl für die betrachteten Niederschlagsprediktanden als auch für Wetterzustands-Prediktanden (z.B. Gewitter) eine deutliche Verbesserung der Vorhersagen durch die Einführung von Blitz- und Radaradvektion nachgewiesen werden. Die RV-Werte liegen für die meisten Prediktanden über alle Gebiete, Tages- und Jahreszeiten gemittelt bei rund 10 RV-% für die ersten Vorhersagestunden. Für einige Prediktanden konnten sogar RV-Werte von bis zu 20 RV-% erzielt werden. Ein besonderer Erfolg ist, dass mit Einführung der vorgestellten Methodik die einstündige Niederschlagsmengenprognose für die erste Vorhersagestunde damit zum ersten mal signifikant besser als die einfache Persistenz der letzten Beobachtung ist.

Die Qualitätsverbesserung der Vorhersagen ist teilweise sehr stark abhängig von der betrachteten Tages- oder Jahreszeit. Für nahezu alle Prediktanden zeigt sich, dass besonders im Sommer ein sehr hoher Qualitätsgewinn zu erzielen ist, während im Winter die RV-Werte deutlich geringer sind. Betrachtet man verschiedene Tageszeiten, so fallen die Verbesserungen am Nachmittag bis in die erste Nachthälfte hinein am größten aus. Morgens hingegen lässt sich kaum ein signifikanter Effekt durch die Einführung von Blitz- und Radaradvektion erzielen. Dies legt den Schluss nahe, dass insbesondere Wettersituationen mit konvektiven Ereignissen in besonderer Weise von der vorgestellten Methodik profitieren können, da die Mehrzahl dieser Fälle im Sommer bzw. am Nachmittag und abends auftreten. Dies zeigt sich auch anhand der RMSE-Werte. Für einige Prediktanden (z.B. wwP) fällt der Verbesserungseffekt im Sommer am höchsten aus, obwohl das System schon vor der Einführung in dieser Jahreszeit besonders gut war.

Die Quantität der Verbesserung ist auch abhängig vom zu Grunde gelegten Gebiet. Mit der Studie wurde gezeigt, dass der prognostische Nutzen von Radar- und Blitzadvektion vor allem in Gebieten mit komplexer Orografie besonders hoch ist. Für das WarnMOS-Gebiet ergeben sich dadurch tendenziell in Süddeutschland und für höher gelegene Stationscluster höhere RV-Werte. Besonders deutlich wird dieser Effekt für den Prediktanden wwP6. Eine plausible Erklärung dafür ist, dass in diesen Gebieten die Repräsentanz nahe gelegener Beobachtungsstationen für die einzelnen Vorhersagepunkte schlechter ist und damit die Qualität der Advektion von Beobachtungsdaten an Qualität verliert. Radar- und Blitzadvektion sind hingegen überall mit nahezu gleicher Qualität und Auflösung verfügbar. Daher ist der Wert solcher Fernerkundungsdaten in Gebieten mit komplexer Orografie – also in Gebirgen – besonders hoch.

Die mit der entwickelten Methodik erreichten Vorhersageverbesserungen lassen sich für die meisten Prediktanden bis etwa zur sechsten Vorhersagestunde nachweisen. Für einzelne Prediktanden reicht der Effekt sogar bis zur achten Vorhersagestunde. Für Gewitter ist ein Verbesserungseffekt nur bis etwa vier Stunden nachzuweisen, da sich Gewitterereignisse häufig noch rascher und chaotischer entwickeln als allgemeine Niederschlagsprozesse.

Insgesamt gesehen kann die Methodik mit der vorliegenden Studie als erfolgreich bewertet werden. Dies gilt sowohl für die Größenordnung der Verbesserungen als auch für die davon beeinflusste Zeitspanne.

Kapitel 8

Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick

8.1 Zusammenfassung

8.1.1 Entwicklung

Das gewählte Verfahren der Aufbereitung von Radar- und Blitzdaten zur Nutzung als advective Prediktoren in den Gitter-MOS-Systemen RadarMOS und BMOS führt zur Bereitstellung hoch korrelierter Prediktoren, die im Vorhersagezeitraum bis +2 Stunden die Gleichungen dominieren. Teilweise liegt die Gewichtung dieser neuen Advektionsprediktoren bei 75% und mehr.

Diese Prediktoren können auch hervorragend in Stations-MOS-Systeme wie WarnMOS integriert werden, wo sie die Gleichungen für entsprechende Vorhersageelemente (Niederschlag, Gewitterwahrscheinlichkeiten, Böen) teilweise deutlich verbessern. Auch hier werden die Prediktoren verbreitet in den Gleichungen für die ersten Vorhersagestunden verwendet, die sie mit Gewichten von über 50% dominieren.

Das Verfahren zur Berechnung der Advektionsprediktoren lässt einige Freiheit bei der Wahl der Trajektorie zu. Experimente mit zur allgemeinen Windrichtung scherenden Trajektorien führen aber nicht zu einer signifikanten Verbesserung. Im Gegenteil tritt vermutlich zusätzliches Overfitting auf, das in den durchgeführten Experimenten den Vorteil der Zusatzinformation durch diese Prediktoren wieder zunichte macht. Obwohl also beispielsweise das Auftreten von rechtsscherenden intensiven Gewitterzellen solche Prediktoren sinnvoll erscheinen lässt, wird auf die Verwendung aus dem oben genannten Grund verzichtet.

Mit der Entwicklung des CellMOS ist es des weiteren gelungen, den klassischen, auf das Eulersche Bezugssystem ausgelegten MOS-Ansatz in den Lagrangeschen Raum zu transformieren. Damit können nun auch die Eigenschaften bewegter Systeme Gegenstand von MOS-Vorhersagegleichungen werden. Das neuartige Verfahren wurde erfolgreich auf Gewitterzellen angewendet. Durch die Gruppierung der zeitlich inhomogen verteilten Lagrangeschen Regressionsfälle in Gebiets- und Jahreszeitencluster können hinreichend große Regressionsreihen erstellt werden, die bei der Entwicklung zu stabilen und synoptisch plausiblen Vorhersagegleichungen führen.

Mit den beschriebenen Methodiken wird die Integration von Fernerkundungsdaten in statistische Vorhersagesysteme sehr vielfältig umgesetzt. Einerseits stellt die auf die Aufarbeitung von Fernerkundungsdaten spezialisierte Advektions-Technik hochkorrelierende

Prediktoren mit hohem prognostischen Nutzen bereit. Andererseits wurde die MOS-Technik selbst mit der Erweiterung auf das Lagrangesche Bezugssystem so erweitert, dass die besonderen Vorzüge von Fernerkundungsdaten (flächendeckende Verfügbarkeit mit der Möglichkeit des Nachverfolgens beweglicher Systeme) zu jeder Zeit und an jedem Ort voll ausgeschöpft werden können. Die MOS-Systeme sind damit nicht nur qualitativ besser, sondern deren Entwicklung auch noch flexibler im Umgang mit modernen Datenquellen geworden.

8.1.2 Anwendung

Das im Zuge dieser Arbeit weiterentwickelte und beim DWD operationell genutzte BMOS erzeugt Blitzdichte- und Gewitterwahrscheinlichkeitsprognosen auf einem 27-km-Gitter. Dabei kann das System durch die Umstellung auf ein anderes Gitter-System sowie eine neue Implementierung der Advektion weiter verbessert werden.

Das operationelle RadarMOS zeigt, dass es prinzipiell möglich ist, ein „Radarbild der Zukunft“ mit einem Standard-MOS-Ansatz zu erzeugen. Dabei wird die bereits bei Blitz-MOS verwendete Advektions-Methodik adaptiert und für die Verwendung mit Radardaten weiterentwickelt. Die Radarvorhersagen geben ein korrektes Bild der Echoverteilung und dessen Verlagerung wieder. Aufgrund der allgemeinen Vorhersageunsicherheit ist es nicht relevant, dass die Auflösung der Vorhersagedaten nicht an die der Beobachtungsdaten heranreicht. Bereits nach einer Stunde liegt für die meisten Situationen die räumliche Vorhersageunsicherheit bereits über der Vorhersageauflösung (ca. 27 km) des Systems.

Die operationelle Anwendung der neuen WarnMOS-Vorhersagegleichungen zeigt insbesondere für die ersten Vorhersagestunden deutliche Verbesserungen der WarnMOS-Vorhersagen. Teilweise können sowohl zeitlich als auch räumlich viel schärfere Vorhersagen gemacht werden, sobald erste Blitze beobachtet werden oder verstärkt Radarechos vom Radarverbund geliefert werden.

Die durchgeführten Fallstudien (vgl. Kap. 6) bestätigen die oben genannten Ergebnisse. Dabei treten die Verbesserungen in allen denkbaren unterschiedlichen Bedingungen auf (winterliche konvektive Wetterlagen, sommerliche linienhafte MCS, isolierte Gewitter, Gewitter, die über der Grundschicht ausgelöst werden).

Die vergleichende Verifikationsstudie (vgl. Kap. 7) bestätigt die Verbesserungseffekte, die durch die Integration der Radar- und Blitzdaten erzielt wurden. Sowohl für probabilistische als auch für nicht-probabilistische oder kategorische Prediktanden werden für stündliche Bezugszeiträume messbare Verbesserungen bis etwa zur sechsten, für einige Prediktanden bis zur achten Vorhersagestunde erreicht. Für die ersten Vorhersagestunden liegen dabei die Verbesserungen zwischen 5 und 20 RV-%, wenn man das System mit Radar- und Blitzadvektion mit einem Referenzsystem ohne diese Daten vergleicht.

Ein wesentliches Ergebnis der Verifikationsstudie sind Aussagen darüber, in welchen Situationen die Integration von Radar- und Blitzdaten in ein statistisches Vorhersagesystem die stärksten Verbesserungen bringt. Die Methodik erweist sich als besonders geeignet

- im Sommer
- in höher gelegenen Gebieten
- am Nachmittag
- für niederschlagsmengenabhängige Elemente

Nicht oder nur sehr eingeschränkt geeignet ist die Methodik für

- Vorhersagezeitspannen größer als 6 Stunden
- Böenprediktanden
- Vorhersage von Hagelkorngröße

Es ist offensichtlich, dass die zusätzliche Information aus Radar- und Blitzdaten besonders für konvektive Fälle geeignet ist. Diese Situationen werden mit den in Standard-MOS-Systemen bisher vorhandenen Prediktoren nur unzureichend erfasst. Prediktoren aus numerischen Wettermodelldaten sind einerseits zu ungenau, da Modelle konvektive Lagen nur schlecht wiedergeben können, andererseits ist der Modell-Updatezyklus bei konvektiven Lagen nicht schnell genug. Prediktoren, die aus Beobachtungsdaten abgeleitet werden, sind zwar wesentlich aktueller, leiden aber in den meisten Fällen unter einer zu geringen Stationsdichte, so dass konvektive Ereignisse durch das Raster fallen. Radar- und Blitzdaten sind hingegen flächendeckend und extrem aktuell verfügbar und liefern damit für diese Situationen einen wertvollen Beitrag.

Probleme bereitet hingegen noch der Nutzen von Radaradvektionsprediktoren für die Vorhersage von Niederschlagsmengen in konvektiven Fällen. Zwar konnte auch für die Niederschlagsmengen eine signifikante Verbesserung der Vorhersagen erreicht werden. Jedoch verringert sich offenbar die Qualität der Advektionsprediktoren, wenn kleinräumige Extremereignisse vorliegen. Dies resultiert beispielsweise in niedrigen RV-Werten für die Sommervorhersagen der einstündlichen Niederschlagsmenge. Dabei ist allerdings zu berücksichtigen, dass in dieser ersten Implementierung nur die reinen Reflektivitäten als Advektionsprediktoren mit verschiedenen Trajektorien und Gewichtungen zur Verfügung gestellt werden.

Die Anwendung der CellMOS-Vorhersagegleichungen auf unabhängige operationelle Daten befindet sich noch im Experimentierstadium. Allerdings konnte die Stabilität der entwickelten Gleichungen gezeigt werden. Quasioperationelle Testvorhersagen auf Basis abhängiger Daten liefern gute Ergebnisse für die Zugbahnen der Gewitterzellen und deren Eigenschaften, die mit klassischen MOS-Systemen in dieser Qualität nicht zu erzielen wären. Mit den Experimenten wurde der Beleg erbracht, dass sich die MOS-Methodik auch auf bewegte Systeme erfolgreich anwenden lässt.

8.2 Diskussion

Zur Verbesserung der in Kap. 8.1.2 behandelten Niederschlagsmengenproblematik sind vermutlich weitere Ansätze notwendig. So können die Reflektivitäten mittels geeigneter Z-R-Beziehungen [Austin, 1986] in Niederschlagsraten bzw. –mengen umgerechnet werden. Des Weiteren müssen zur Vermeidung sehr großer Vorhersagefehler bei sehr kleinräumigen Extremereignissen die Trajektorien für diese Fälle weiter verbessert werden. Statt der Verwendung von Modellwinden könnte für diese Situationen ein Radarbild-Vergleich zeitlich aufeinander folgender Radarbilder von Nutzen sein. Mittels Pixelkorrelationen lassen sich Ecoverlagerungstrajektorien direkt aus den Radarbildern berechnen, die besonders geeignet für Extremereignisse sind. Mit derartigen Methoden dürfte sich auch für quantitative Extremereignisse eine weitere Verbesserung der Methodik erzielen lassen.

Ein gewisser Nachteil der Integration der Radar- und Blitzdaten ist die Tatsache, dass die entsprechenden Systeme bei Ausfall der Daten für alle Vorhersageelemente, deren Gleichungen auf diese Daten zurückgreifen, keine Werte mehr liefern können. Abhilfe könnte hier aber der Einsatz bedingter Gleichungen bringen, indem man jeweils zwei Gleichungen (mit und ohne Verwendung von Radar- und Blitzadvektion) bereitstellt und abhängig von der Datenverfügbarkeit entweder die eine oder die andere Gleichung einsetzt.

In den Verifikationsberichten Nr. 35 und 36 des DWD [Göber, 2007] werden die unter anderem auf Basis der WarnMOS-Vorhersagen erstellten landkreisbezogenen Wind- und Gewitterwarnungen des DWD verifiziert. Im Wesentlichen konnte eine recht deutliche Verringerung der False Alarm Rate (FAR) [Jolliffe und Stephenson, 2003] im Vergleich des Jahres 2007 zu 2003 erzielt werden, die vor allem auf die durch WarnMOS zusätzlich gestützte Einführung von landkreisbezogenen Warnungen zurückzuführen ist. Prinzipiell sind die in den Verifikationsberichten aufgeführten Studien mit der in Kap. 7 beschriebenen WarnMOS-Verifikationsstudie aber nicht direkt vergleichbar, weil es sich dabei um die Verifikation binärer Ereignisse (Ausgabe oder Nichtausgabe einer Warnung) handelt, während für die WarnMOS-Verifikationsstudie kontinuierliche Vorhersagegrößen über eine Vorhersagezeitspanne verifiziert wurden. Da es derzeit keine vergleichbare Verifikationsstudie gibt, lassen sich daher nur schwer Aussagen über die Quantität der durch WarnMOS verursachten Verbesserung der Wetterwarnungen machen.

Die eingeführte Methodik zur Aufbereitung von Fernerkundungsdaten für MOS-Systeme ist also in einem sehr breiten Spektrum anwendbar. Gitterpunkt-Systeme erzeugen flächendeckende Vorhersagen für Radardaten („Radarbild der Zukunft“) oder Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten bestimmter Ereignisse (Blitzschläge) oder das Überschreiten von warnrelevanten Schwellenwerten. Auf SYNOP-Beobachtungen angewendet liefert die Methodik sehr gute zusätzliche prognostische Information für Niederschlagsprediktanden und gewitterabhängige Prediktanden.

Die Einbindung von Fernerkundungsdaten in die Nowcast- und WarnMOS-Systeme des Deutschen Wetterdienstes und die Umsetzung deren Ergebnisse kann insgesamt als voller Erfolg gewertet werden.

8.3 Ausblick

Die Entwicklung der Wetterbeobachtung wird auch in der Zukunft weiterhin durch fortschreitende Automatisierung einerseits und durch den immer verbreiteteren Einsatz von Fernerkundungssystemen andererseits gekennzeichnet sein. MOS-Verfahren sind für die Weiterverarbeitung dieser neuen Informationsquellen hervorragend geeignet und werden entsprechend weiterentwickelt. Sie sind in der Lage, sehr flexible Anforderungen an die zu erstellenden Prognosen umzusetzen. Im Zuge der weiteren Automatisierung von Wettervorhersagen und Warnsystemen können damit Prognosen für fast beliebige Prediktanden und in verschiedenen Formaten erstellt werden.

Die typische MOS-Eigenschaft, sehr viele verschiedene Datenquellen als prognostische Information zu nutzen und daraus den optimalen größten gemeinsamen Qualitätsgewinn zu erzeugen, spielt dabei auch eine wichtige Rolle. Satellitendaten werden mit immer größerer Auflösung und in immer vielfältigerer Form mit hoher Qualität zur Verfügung stehen. Mit den entwickelten Verfahren zur Integration flächendeckender Fernerkundungsdaten in MOS-Systeme ist bereits die Grundlage für die Einbindung dieser weiteren Datenquellen gegeben.

Aber auch die Informationsverarbeitung von Radar- und Blitzdaten lässt noch weite Möglichkeiten offen. Die Umstellung von Radaradvektionsdaten vom derzeitigen 15-minütigen Update-Zyklus auf einen 5-minütigen Zyklus, sowie die Einbeziehung dreidimensionaler Daten [Imy *et al.*, 1992] und Doppler-Geschwindigkeiten (z.B. für Windprediktanden) sind viel versprechende weiterführende Ansätze. Bei den Blitzdaten können Studien zur Verwendung weiterer Attribute wie die Blitzamplitude und Polarität möglicherweise zu weiterer prognostischer Information führen. Gewitterzellen zeigen oft einen typischen Lebenszyklus, der sich auch in der Art der auftretenden Blitze widerspiegelt. Diese Information könnte dann auch in zukünftigen Blitzdaten verarbeitenden MOS-Systemen genutzt werden.

MOS hat sich damit unter Einbindung von Fernerkundungsdaten endgültig auch als Technik für den Nowcast- und Kurzzeitbereich etabliert. In Zukunft wird MOS in zunehmendem Maß auch für die Erstellung von Unwetterwarnungen, zur Vorhersage sehr kleinräumiger Phänomene sowie zum Nowcasting zum Einsatz kommen. Die neu entwickelte Lagrangesche MOS-Methodik kann dabei eine zentrale Rolle spielen. Mit dieser Methodik ist es dann möglich, die immer größer werdende Vielfalt an diagnostischen Datenquellen zu integrieren und eine auf möglichst vielen Informationen basierende Vorhersage-Guidance zur Verfügung

zu stellen. Die prinzipiell technisch mögliche Kombination eines Lagrangeschen MOS-Systems mit SYNOP-gestützten Daten unter zusätzlicher Einbindung von Radar, Blitzortung und Satellit zur automatischen Erstellung von gemeindebezogenen Gewitterwarntexten für die Öffentlichkeit wäre ein denkbarer nächster Schritt in diese Richtung.

Wenn die vorgestellten Techniken weiter entwickelt und mit den zukünftig noch besseren und umfangreicheren Beobachtungs- und Fernerkundungsdaten angewendet werden, wird letztendlich die letzte verbliebene Lücke geschlossen, in der der Vorhersage-Meteorologe heute im Mittel noch einen signifikanten Vorteil gegenüber automatischen bzw. statistischen Systemen hat: Im Nowcast- und Kurzzeitfristbereich sowie in Wettersituationen mit extremen Ereignissen. Das Aufgabenbild des Synoptikers verlagert sich damit auch in diesen Bereichen allmählich immer mehr von der Erstellung der Vorhersagen bzw. Warnungen zur kritischen Überwachung der automatischen Warnsysteme.

Anhang A

Tabelle der MOS-Elemente

ABS_Grad_T2m	Absolutwert des horizontalen Temperaturgradienten in 2m Höhe
ABS_Grad_ThW_850	Absolutwert des horiz. Theta-W-Gradienten in 850 hPa
Adv_Rot_500/FF.....	Vorticityadvektion in 500 hPa
Adv_Tv_5_10	Advektion der Schichtmitteltemperatur 1000-500 hPa
AreaReflect (aRefl)	mittlere Radarreflektivität im Gebiet 27 x 27 km
cla10_RH_Avr	Empirisch transformierte rel. Feuchte des Modells
cos_4*Dag	Cosinus-Funktion des Jahresgangs (4 Perioden / Jahr)
cos_3*Dag	Cosinus-Funktion des Jahresgangs (3 Perioden / Jahr)
D_U_MS.....	räumlich geglättete U-Komponente des Winds in 10m (MO)
DDS__10M.....	V-Komponente des Winds in 10m (MO)
Density.....	Blitzdichte (Anzahl Blitze im Gebiet 27 x 27 km in 15 Minuten)
DMO_C_tot3	DMO 3-stündlicher mittlerer Bedeckungsgrad
DMO_CL_CM.....	DMO Bedeckungsgrad mittelhohe Wolken
DMO_CL_CT.....	DMO Bedeckungsgrad gesamt
DMO_FF_10m.....	DMO 10 m Mittelwind
DMO_Grad_U_T2m	Gradient der Temperatur in 2m Höhe in U-Richtung
DMO_Grad_V_T2m	Gradient der Temperatur in 2m Höhe in V-Richtung
DMO_T2M	DMO Temperatur in 2 m Höhe
DMO_V_10m	DMO V-Komponente des 10 m Mittelwinds
FF_1000.....	Windgeschwindigkeit in 1000 hPa
Frequent (Lightning)	Wahrscheinlichkeit, dass mindestens 20% der Zeit und des Gebiets innerhalb einer Stunde und 6 x 4 BMOS-Gebieten von Blitzschlag betroffen sind
FX1	maximale Windbö innerhalb der letzten Stunde (Pd)
FX6.....	maximale Windbö innerhalb der letzten 6 Stunden (Pd)
Grad_Rot_500_U	Gradient der Vorticity in 500 hPa in U-Richtung
Grad_Rot_500_V	Gradient der Vorticity in 500 hPa in V-Richtung
Grad_ThW_850_U.....	Gradient von Theta-W in 850 hPa in U-Richtung
Hail(_Size).....	Hagelkorndurchmesser
Isolated1.....	Wahrscheinlichkeit für min. 1 Blitzschlag im Gebiet 27 x 27 km in 15 Minuten
Isolated10.....	wie Isolated1 aber min. 10 Blitzschläge
Isolated100.....	wie Isolated1 aber min. 100 Blitzschläge
La_[h]_[GF]_[LF]_[n]	Advektion von Blitzortungsdaten. Dabei werden folgende Parameter im Namen angegeben: [h]: Höhe der Modellwindfläche (z.B. „7“ für 700 hPa); [GF]: Größenfaktor; [LF]: Längenfaktor; [n]: Indikator für die Berechnungsweise
MaxReflect (xRefl)	maximale Radarreflektivität im Gebiet 27 x 27 km

Movement_FF	Verlagerungsgeschwindigkeit der Gewitterzelle
Oa_[h]_[LF]	Advektion von Beobachtungsdaten mit Modellwind der Fläche [h] und mit Längenfaktor [LF]
Occasional (Lightning)	Wahrscheinlichkeit, dass mindestens 5% der Zeit und des Gebiets innerhalb einer Stunde und 6 x 4 BMOS-Gebieten von Blitzschlag betroffen sind
Omega	Vertikalbewegung (DMO)
P_xRefl>00	Wahrscheinlichkeit für Radarreflektivität > 0 dBZ
P_xRefl>37	Wahrscheinlichkeit für Radarreflektivität > 37 dBZ
P_xRefl>55	Wahrscheinlichkeit für Radarreflektivität > 55 dBZ
PersObs	Persistenz der Beobachtung
Pww_Any_01	stündliche Wahrsch. für ein allg. Niederschlagsereignis
Pww_Con_01	stündliche Wahrsch. für ein konvektives Niederschlagsereignis
Pww_Ths_01	stündliche Wahrscheinlichkeit für Gewitter
q_Soil	Bodenwassergehalt
Ra_[h]_[GF]_[LF]_[n]	Advektion von Radarreflektivitäten. Es werden folgende Parameter im Namen verwendet: [h]: Fläche des verwendeten Modellwinds; [GF]: Größenfaktor; [LF]: Längenfaktor
Reflectivity	Radarreflektivität
RH_300	rel. Feuchte (MO) in 300 hPa
RH_500_90%_Bin	geglättet steptransformierte rel. Feuchte (MO) in 500 hPa
RH_400	rel. Feuchte (MO) in 400 hPa
RH_700	rel. Feuchte (MO) in 700 hPa
RH_850	rel. Feuchte (MO) in 850 hPa
RH_Avr_Exp_6	(mittlere rel. Feuchte) ⁶ , abgeleitet aus 4 Schichten
RH_Prd	Produkte der rel. Feuchten in den verwendeten Höhenflächen
Rot_1000	Vorticity in 1000 hPa
Rot_1000/FF1000	Vorticity in 1000 hPa, geteilt durch FF1000
Rot_1000_LS	Vorticity in 1000 hPa, räumlich geglättet
Rot_500_LS	Vorticity in 500 hPa, räumlich geglättet
RR_RC	DMO konvektive Niederschlagsmenge
RRd1	stündliche Niederschlagsdauer (Pd)
RS_[h][GF][LF]_[TTT][SS]	geglättet steptransformierte Advektion von Radarreflektivitäten. Es werden folgende Parameter im Namen verwendet: [h]: Fläche des verwendeten Modellwinds; [GF]: Größenfaktor; [LF]: Längenfaktor; [TTT]: Schwellenwert; [SS]: Steigung der Stufenfunktion
RRtot	siehe „Total_Precip“
Sin_3*Dag	Sinusfunktion des Jahresgangs (3 Perioden / Jahr)
Sin_2*Dag	Sinusfunktion des Jahresgangs (2 Perioden / Jahr)
Size>[RR]dBZ	Größe der Reflektivitätsfläche > RR dBZ einer Gewitterzelle
Spread	Verbreitungsgrad von Gewitter
Sq_RR_Conv	Wurzel aus konvektiver Niederschlagsmenge (MO-Pr)

Sq_RR_Tot	Wurzel aus Gesamtniederschlagsmenge (MO-Pr)
Sq_RR3_Tot_MSc	Wurzel aus dreistündlichem Niederschlag (MO-Pr)
Sq_RR6_Tot_LSc	Wurzel aus sechsstündlichem Niederschlag (MO-Pr)
SqRR1.....	siehe Sqrt(RR/1h)
Sqrt(RR/1h).....	Wurzel aus stündlicher Niederschlagsmenge (Pd)
SQRT_FF_700	Wurzel der Windgeschwindigkeit in 700 hPa (MO)
StepThld-10%	Steptransformation nach Pd-Definition (10% glatter als Pd)
StepThld+10%	Steptransformation nach Pd-Definition (10% steiler als Pd)
Sun_Alt_Degree.....	Sonnenstand (Höhe über dem Horizont)
T_1000_850>0.....	Temperatur in 850 hPa (MO) > 0 °C (steptransformiert)
T_300.....	Temperatur in 300 hPa (MO)
ThsCAPES.....	CAPE (Convective Available Potential Energy)
ThsDarkovHS	Darkov-Gewitterindex, basierend auf hohen Schichten
ThsDarkovMS.....	Darkov-Gewitterindex, basierend auf mittleren Schichten
ThsHumidityLS.....	Feuchte-Gewitterindex, basierend auf tiefen Schichten
ThsKoHS	KO-Gewitterindex, basierend auf hohen Schichten
ThsKoLS.....	KO-Gewitterindex, basierend auf tiefen Schichten
ThsKoMS.....	KO-Gewitterindex, basierend auf mittleren Schichten
ThsSHS	SHS-Gewitterindex
ThsSteinbeckLS	Steinbeck-Gewitterindex, basierend auf tiefen Schichten
ThsSteinbeckMS	Darkov-Gewitterindex, basierend auf mittleren Schichten
ThsSWEAT2.....	SWEAT-Gewitterindex
ThsSynthMS	synthetischer Gewitterindex
ThsTotalTotalLS	TotalTotal-Gewitterindex, basierend auf tiefen Schichten
ThsTotalTotalMS	TotalTotal-Gewitterindex, basierend auf mittleren Schichten
ThsTotalTotalHS.....	TotalTotal-Gewitterindex, basierend auf hohen Schichten
ThW_Adv_850.....	Theta-W-Advektion in 850 hPa
Total_Precip.....	ortsbezogener Gesamtniederschlag der Zelle
Trajectory_U.....	U-Komponente der Zelltrajektorie
Trajectory_V.....	V-Komponente der Zelltrajektorie
TTT.....	Temperatur in 2 m Höhe
T_eq_500	Äquivalenttemperatur in 500 hPa (MO)
U.....	siehe „Trajectory_U“
U_1000	U-Komponente des 1000-hPa-Winds (MO)
U_500	U-Komponente des 500-hPa-Winds (MO)
U_700	U-Komponente des 700-hPa-Winds (MO)
U_950	U-Komponente des 950-hPa-Winds (MO)
V.....	siehe „Trajectory_V“
wwC.....	siehe „Pww_Con_01“
wwP.....	siehe „Pww_Any_01“
wwP6.....	Wahrscheinlichkeit für ein allgemeines Niederschlagsereignis innerhalb der letzten 6 Stunde
wwT.....	siehe „Pww_Ths_01“

wwT6.....Wahrscheinlichkeit für Gewitter in den letzten 6 Stunden
xReflsiehe „MaxReflect“

Anhang B

Ergänzende Abbildungen

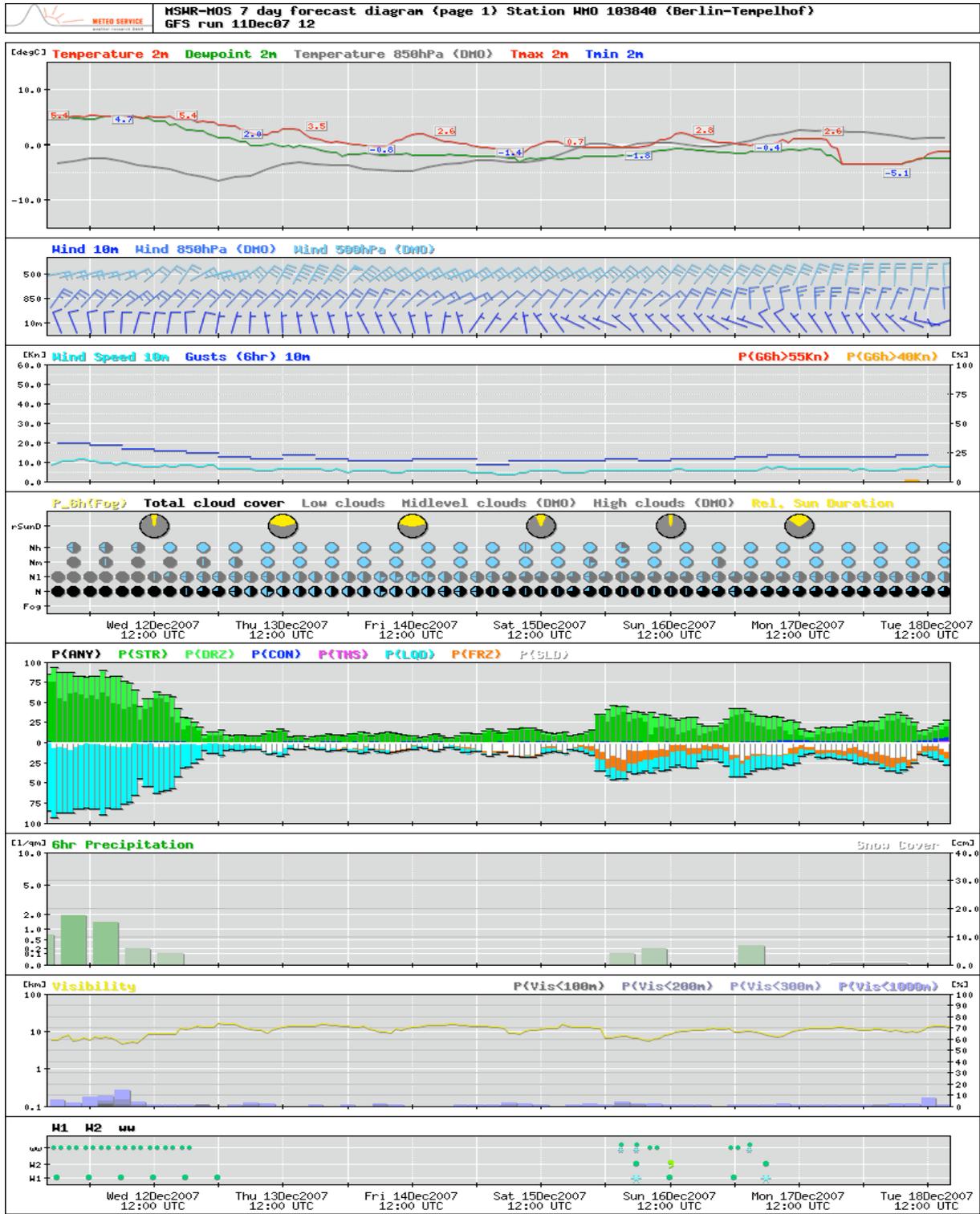


Abb. B.1: MOS-Stationendiagramm für die Station Berlin-Tempelhof (WMO 10384), Ausgabe vom 11.12.2006 12 UTC, basierend auf GFS-Modelldaten und SYNOPSIS [MSWR, 2007].

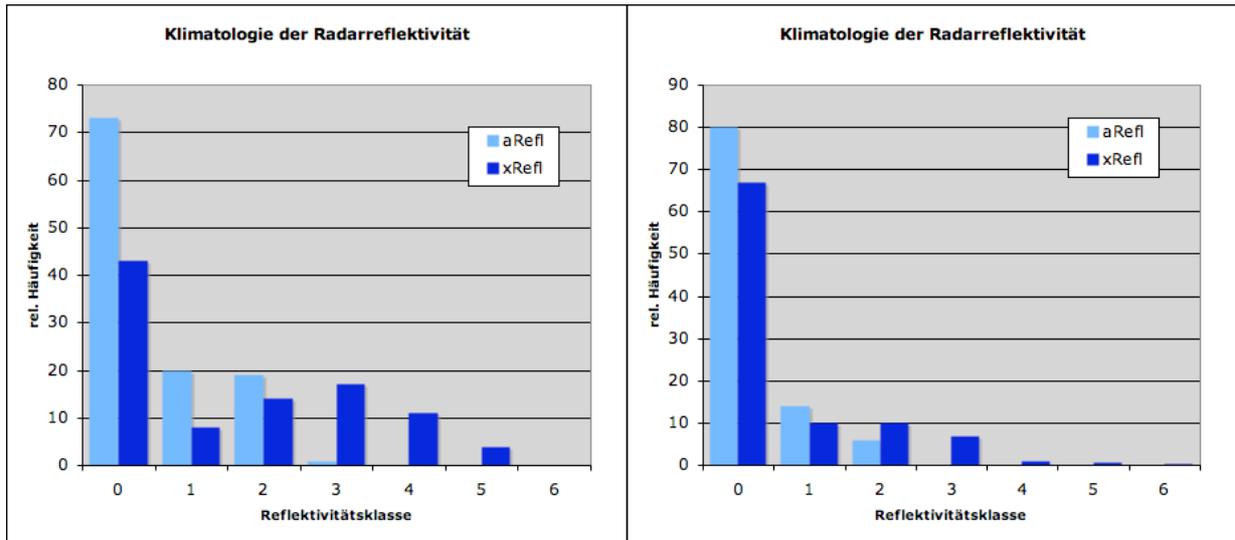


Abb. B.2: Klimatologische Verteilung von mittleren (hellblau) und maximalen (dunkelblau) Radarreflektivitäten in 27x27km-Boxen auf die sieben im PL-Radarbild definierten Reflektivitätsklassen. Datenbasis: 1999-2005. (a) Regressionsgebiet in Norddeutschland. (b) Regressionsgebiet in Süddeutschland

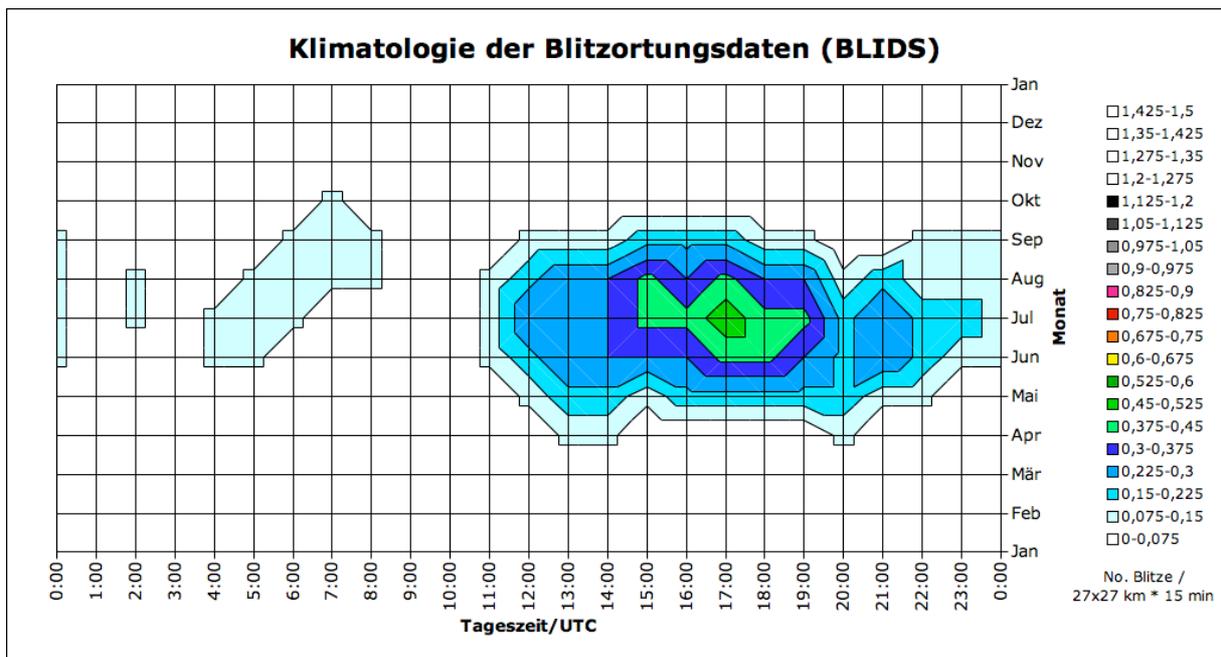


Abb. B.2: Klimatologie der vom BLIDS-System ermittelten Blitzdichten in einem Gebiet in Norddeutschland (Niedersachsen) in Abhängigkeit von Tages- und Jahreszeit auf Basis der BLIDS-Daten von 1998 bis 2004.

Anhang C

Ergänzende Tabellen

```
#####
999907          Issue=14:00z +000:05  valid=14:05z  ReflX Max_Reflect
#####
/
SEASON: sum      sum
/
  MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
  52.6   12.7    0.27   0.27  ThsDarkovMS                          7.2     0.13    16   8
   1.6   18.4   -0.18  -0.16  DMO_Grad_Prl_T2m                       2.4    -0.02    -4   1
 -18.6   27.2    0.13   0.11  Omega                                  1.0     0.02     6   1
 -56.8   45.7    0.06   0.09  Sin_3*Dag                              0.7     0.01     5   0
   4.5   18.7    0.33   0.30  Size>53dBZ(+0)StF                      8.9     0.04     7   4
  29.5   81.0    0.30   0.09  Size>46dBZ(+0)StF                      1.2     0.02    18   9
 190.8  887.2    0.05  -0.10  Size>37dBZ(+0)StF                      2.2     0.00   -10  -1
  10.3   23.3   -0.10  -0.09  Rot_1000                               0.7    -0.01    -3   1
   1.5    3.6   -0.05  -0.06  DMO_V_10m                              0.4    -0.17    -6   1
   2.0    5.0   -0.11   0.06  Adv_Rot_500/FF                         0.4     0.09     4  -1
  79.7    6.7   -0.15  -0.04  RH_850                                  0.1    -0.08    -5   1
  12.1   10.9   -0.08   0.05  U_700                                    0.4     0.08     8  -1
  -1.5    6.9    0.06   0.05  Grad_Rot_500_V                         0.2     0.06     4   0
  22.9   34.1    0.03   0.04  ThsSteinbeckLS                         0.0     0.01     2   0
-----
Const. =   48.4      #Case rm=  5454   976  RV(HC) =   25      SD%(8) =    0
MV(Pd) =   49.1      #pC eC =   5454  5454  E(RVI) =   23      RMSE =    4.8
SD(Pd) =    5.5      #pPr/Rj =   153   30  krit_R =  0.041  E(RMSI)=  4.86
```

Tab. C.1: CellMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden ReflX (maximale Radarreflektivität der Gewitterzelle) für ein Gebiet in Mitteldeutschland; Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Zeitspanne 5 Minuten, Jahreszeit: Sommer, ohne Zulassung von Persistenz-Prediktoren

```
#####
999902          Issue=14:00z +000:05  valid=14:05z  Hail Hail_Size
#####
/
SEASON: sum      sum
/
  MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
  -2.6    9.5    0.21   0.21  ThW_Adv_850                            4.1     0.07     8   2
  19.1   10.4    0.16   0.12  ABS_Grad_T2m                            1.2     0.05     7   1
   5.3   12.4    0.63   0.57  Size>53dBZ(+0)StF                      35.9    0.40    63  40
  -7.2   15.2   -0.06   0.09  DMO_Grad_Luv_T2m                        0.8     0.03     6   0
  17.2    6.0   -0.04   0.06  q_Soil                                   0.2     0.08     6   0
  84.9   33.2   -0.04   0.06  ThsTotalTotalLS                         0.1     0.01     5   0
  37.9    5.5    0.13  -0.05  Sun_Alt_Degree                          0.1    -0.08    -6  -1
-----
Const. =    1.2      #Case rm=  3002   745  RV(HC) =   41      SD%(8) =    5
MV(Pd) =    3.3      #pC eC =   642  3002  E(RVI) =   40      RMSE =    6.0
SD(Pd) =    7.9      #pPr/Rj =   151   36  krit_R =  0.055  E(RMSI)=  6.09
```

Tab. C.2: CellMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden Hail (Hagelkorndurchmesser) für ein Gebiet in Mitteldeutschland; Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Zeitspanne 5 Minuten, Jahreszeit: Sommer, ohne Zulassung von Persistenz-Prediktoren

```
#####
999902      Issue=14:00z +000:05  valid=14:05z  RRtot Total_Precip
#####
/
SEASON: sum      sum
/
MV      SD      R_Pd  R_Res  Name                                dRVI      Co      Wgt  Ctr
-----
14.1    3.1    -0.46 -0.46  SQRT_FF_700                        21.3     0.04     0    0
10.1    9.1    -0.44 -0.19  U_1000                              5.5     -0.33    -5    5
 8.3   10.6    -0.01  0.14  DMO_Grad_Prl_T2m                    1.7      0.01     0    0
14.8    9.6    -0.33  0.08  U_700                                1.7      0.26     4   -3
 5.3   12.4     0.63  0.57  Size>53dBZ(+0)StF                   35.6     1.05    21   28
30.9   49.1     0.58  0.19  Size>46dBZ(+0)StF                    6.7      0.11     9   11
19.1    9.2    -0.52 -0.28  Movement_FF(+0)StF                  20.4    -1.50   -22   25
148.6  151.1    0.36  0.17  Size>37dBZ(+0)StF                     4.0      0.03     7    6
52.2   52.3    -0.19  0.12  Sin_2*Dag                             1.5      0.04     4   -2
31.3   44.3    -0.10 -0.12  ThsTotalTotalHS                       1.5     -0.06    -4    1
14.1   18.7     0.04 -0.10  Rot_1000/FF1000                       0.8     -0.16    -5    0
84.9   33.2     0.05  0.09  ThsTotalTotalLS                        0.7      0.10     5    1
24.2   39.6    -0.03  0.09  ThsSteinbeckHS                         0.6      0.05     3    0
48.1   16.6     0.26  0.08  ThsDarkovMS                             0.9      0.17     4    2
-1.6    7.2     0.31 -0.06  Grad_ThW_850_U                         0.4     -0.28    -3   -2
33.4   34.7     0.01 -0.06  ThsSteinbeckLS                         0.4     -0.05    -3    0
-----
Const. = 22.0      #Case rm= 2962   363  RV(HC) = 70      SD%(8) = 8
MV(Pd) = 22.8      #pC eC = 2962  2962  E(RVI) = 69      RMSE = 15.8
SD(Pd) = 29.0      #pPr/Rj = 154   34   krit_R = 0.056  E(RMSI)= 16.10
```

Tab. C.3: CellMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden RRtot (Niederschlagsmengenpotential der Gewitterzelle) für ein Gebiet in Mitteldeutschland; Ausgabezeitpunkt 14 UTC, Zeitspanne 5 Minuten, Jahreszeit: Sommer, ohne Zulassung von Persistenz-Prediktoren

```
#####
23132 i2002022605:00 +010:00 15:00z 8021 P_Ocn_TS_05%
#####

PrNo Pr                                value      co      v*c      weight
-----
1637 StepThld+10%                       0.1       1.2928   0.0903
1636 StepThld-10%                       0.8      -1.0798  -0.8468
0530 ThsCAPES(-0:30)                     0.0i      0.0796   0.0000
0212 Sq_RR_Conv(+1)                       0.0i      1.5493   0.0000
0528 ThsSWEATS1(-0:30)                    21.9i     0.0430   0.9413
0522 ThsHumidityLS(-0:30)                  65.2i     0.0171   1.1149
0503 ThsTotalTotalHS(-0:30)                 0.0i      0.0324   0.0000
0233 Adv_Tv_5_10(-0:30)                   -43.2i    -0.1141   4.9326
0235 Rot_1000/FF1000(-0:30)                 4.8i      0.0225   0.1091
0179 D_U_MS(-0:30)                         14.3i     0.2682   3.8343
8020 Spread(+0)StF                          1.1       2.1289   2.3493
0508 ThsKoMS(-0:30)                        0.0i      0.0677   0.0000
      Constant                             -1.4663   -1.4663
-----
                    winter  Season  forecast  11.0586  1.0000
```

Tab. C.4: BMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „Occasional Lightning“; operationelle Berechnung für den Gitterpunkt 52,0N 10,5E; Ausgabezeitpunkt 26.2.2002, 5 UTC, Zeitspanne 10 Stunden, Jahreszeit: Winter.

```
#####
23133 i2002022605:00 +010:00 15:00z      P_Ocn_TS_05%
#####
```

PrNo	Pr	value	co	v*c	weight
1637	StepThld+10%	0.0	0.4203	0.0000	
0530	ThsCAPES(-0:30)	0.0i	0.0674	0.0000	
0203	RR_RC(+1)	0.6i	0.4360	0.2750	
0528	ThsSWEATS1(-0:30)	48.6i	0.0948	4.6056	
0523	ThsHumidityMS(-0:30)	94.2i	0.0726	6.8363	
0130	RH_300(-0:30)	19.2i	0.0447	0.8595	
0176	Grad_Tv_5_10_V(-0:30)	5.7i	-0.2322	-1.3141	
	Constant		-9.4844	-9.4844	
	winter	Season	forecast	1.7779	1.0000

Tab. C.5: BMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „Occasional Lightning“; operationelle Berechnung für den Gitterpunkt 52,75N 10,5E; Ausgabezeitpunkt 26.2.2002, 5 UTC, Zeitspanne 10 Stunden, Jahreszeit: Winter.

```
#####
13433 i2002022615:00 +002:00 17:00z      Isolated1
#####
```

PrNo	Pr	value	co	v*c	weight
0510	ThsDarkovLS	19.1i	0.0236	0.4505	
8011	Isolated1(-2)Obs	90.3	0.0549	4.9582	
9109	La_7_10_18_1	64.4	-0.0350	-2.2552	
9105	La_5_10_18_1	13.0	0.0793	1.0273	
9103	La_5_05_18_1	13.0	0.1142	1.4862	
8001	Density(+0)StF	2.6	7.2197	18.5937	
	Constant		-0.0596	-0.0596	
	winter	Season	forecast	24.2012	1.0000

Tab. C.6: BMOS-Vorhersagegleichung für den Prediktanden „Isolated Lightning 1“; operationelle Berechnung für den Gitterpunkt 52,5N 13,125E; Ausgabezeitpunkt 26.2.2002, 15 UTC, Zeitspanne 2 Stunden, Jahreszeit: Winter.

```
#####
TABLE RadAdv Pr El Free_I Free_LightAdv AAP @AapAdv
#####
id      name      dur  Pr:in  DD_Rot  FF-factor  size-factor  Obs:base
=====
RaR01  Ra_5_00_14_R    0  U5 V5  00      0.0        1  0.4      aRef1
RaR02  Ra_5_05_14_R    0  U5 V5  00      0.5        1  0.4      aRef1
RaR03  Ra_5_05_18_R    0  U5 V5  00      0.5        1  0.8      aRef1
RaR04  Ra_5_10_14_R    0  U5 V5  00      1.0        1  0.4      aRef1
RaR05  Ra_5_10_18_R    0  U5 V5  00      1.0        1  0.8      aRef1

RaR06  Ra_7_05_14_R    0  U7 V7  00      0.5        1  0.4      aRef1
RaR07  Ra_7_05_18_R    0  U7 V7  00      0.5        1  0.8      aRef1
RaR08  Ra_7_10_14_R    0  U7 V7  00      1.0        1  0.4      aRef1
RaR09  Ra_7_10_18_R    0  U7 V7  00      1.0        1  0.8      aRef1
RaR10  Ra_7_15_14_R    0  U7 V7  00      1.5        1  0.4      aRef1
RaR11  Ra_7_15_18_R    0  U7 V7  00      1.5        1  0.8      aRef1

RaR12  Ra_8_10_14_R    0  U8 V8  00      1.0        1  0.4      aRef1
RaR13  Ra_8_10_18_R    0  U8 V8  00      1.0        1  0.8      aRef1
RaR14  Ra_8_20_14_R    0  U8 V8  00      2.0        1  0.4      aRef1
RaR15  Ra_8_20_18_R    0  U8 V8  00      2.0        1  0.8      aRef1

RaX06  Ra_7_05_14_X    0  U7 V7  00      0.5        1  0.4      xRef1
RaX07  Ra_7_05_18_X    0  U7 V7  00      0.5        1  0.8      xRef1
RaX08  Ra_7_10_14_X    0  U7 V7  00      1.0        1  0.4      xRef1
RaX09  Ra_7_10_18_X    0  U7 V7  00      1.0        1  0.8      xRef1
RaX10  Ra_7_15_14_X    0  U7 V7  00      1.5        1  0.4      xRef1
RaX11  Ra_7_15_18_X    0  U7 V7  00      1.5        1  0.8      xRef1

La106  La_7_05_14_1    .15 U7 V7  00      0.5        1  0.4      Iso1
La107  La_7_05_18_1    .15 U7 V7  00      0.5        1  0.8      Iso1
La108  La_7_10_14_1    .15 U7 V7  00      1.0        1  0.4      Iso1
La109  La_7_10_18_1    .15 U7 V7  00      1.0        1  0.8      Iso1
La110  La_7_15_14_1    .15 U7 V7  00      1.5        1  0.4      Iso1
La111  La_7_15_18_1    .15 U7 V7  00      1.5        1  0.8      Iso1

La206  La_7_05_14_2    .15 U7 V7  00      0.5        1  0.4      Iso2
La207  La_7_05_18_2    .15 U7 V7  00      0.5        1  0.8      Iso2
La208  La_7_10_14_2    .15 U7 V7  00      1.0        1  0.4      Iso2
La209  La_7_10_18_2    .15 U7 V7  00      1.0        1  0.8      Iso2
La210  La_7_15_14_2    .15 U7 V7  00      1.5        1  0.4      Iso2
La211  La_7_15_18_2    .15 U7 V7  00      1.5        1  0.8      Iso2
=====
```

Tab. C.7: WarnMOS-Prediktoren für die Advektion von Fernerkundungsdaten, ohne Step-Transformation.

```
#####
TABLE Pr AapStep El Free_none @AapAdv
#####
id      name          dur  transform  parm          El:in
=====  -----  ---  =====  -----  -----
RS001  RS_70514_00506      0  AdvStep    t=5  s=0.6  RaR06
RS003  RS_71014_00506      0  AdvStep    t=5  s=0.6  RaR08
RS005  RS_70514_00510      0  AdvStep    t=5  s=1    RaR06
RS006  RS_70518_00510      0  AdvStep    t=5  s=1    RaR07
RS007  RS_71014_00510      0  AdvStep    t=5  s=1    RaR08
RS008  RS_71018_00510      0  AdvStep    t=5  s=1    RaR09
RS009  RS_70514_00515      0  AdvStep    t=5  s=1.5  RaR06
RS011  RS_71014_00515      0  AdvStep    t=5  s=1.5  RaR08

RS013  RS_70514_01006      0  AdvStep    t=10  s=0.6  RaR06
RS015  RS_71014_01006      0  AdvStep    t=10  s=0.6  RaR08
RS017  RS_70514_01010      0  AdvStep    t=10  s=1    RaR06
RS018  RS_70518_01010      0  AdvStep    t=10  s=1    RaR07
RS019  RS_71014_01010      0  AdvStep    t=10  s=1    RaR08
RS020  RS_71018_01010      0  AdvStep    t=10  s=1    RaR09
RS021  RS_70514_01015      0  AdvStep    t=10  s=1.5  RaR06
RS023  RS_71014_01015      0  AdvStep    t=10  s=1.5  RaR08

RS025  RS_70514_02506      0  AdvStep    t=25  s=0.6  RaR06
RS027  RS_71014_02506      0  AdvStep    t=25  s=0.6  RaR08
RS029  RS_70514_02510      0  AdvStep    t=25  s=1    RaR06
RS030  RS_70518_02510      0  AdvStep    t=25  s=1    RaR07
RS031  RS_71014_02510      0  AdvStep    t=25  s=1    RaR08
RS032  RS_71018_02510      0  AdvStep    t=25  s=1    RaR09
RS033  RS_70514_02515      0  AdvStep    t=25  s=1.5  RaR06
RS035  RS_71014_02515      0  AdvStep    t=25  s=1.5  RaR08

RS037  RS_70514_05006      0  AdvStep    t=50  s=0.6  RaR06
RS039  RS_71014_05006      0  AdvStep    t=50  s=0.6  RaR08
RS041  RS_70514_05013      0  AdvStep    t=50  s=1.3  RaR06
RS042  RS_70518_05013      0  AdvStep    t=50  s=1.3  RaR07
RS043  RS_71014_05013      0  AdvStep    t=50  s=1.3  RaR08
RS044  RS_71018_05013      0  AdvStep    t=50  s=1.3  RaR09
RS045  RS_70514_05020      0  AdvStep    t=50  s=2.0  RaR06
RS047  RS_71014_05020      0  AdvStep    t=50  s=2.0  RaR08

RS049  RS_70514_10006      0  AdvStep    t=100  s=0.6  RaR06
RS051  RS_71014_10006      0  AdvStep    t=100  s=0.6  RaR08
RS053  RS_70514_10012      0  AdvStep    t=100  s=1.2  RaR06
RS054  RS_70518_10012      0  AdvStep    t=100  s=1.2  RaR07
RS055  RS_71014_10012      0  AdvStep    t=100  s=1.2  RaR08
RS056  RS_71018_10012      0  AdvStep    t=100  s=1.2  RaR09
RS057  RS_70514_10025      0  AdvStep    t=100  s=2.5  RaR06
RS059  RS_71014_10025      0  AdvStep    t=100  s=2.5  RaR08
=====  -----  ---  =====  -----  -----
```

Tab. C.8: WarnMOS-Prediktoren für die Advektion von Fernerkundungsdaten, mit Step-Transformation.

Quellenverzeichnis

Literatur-Quellenverzeichnis

Andersson, T., Andersson, M., Jacobsson, C., Nilsson, S., 1989: Thermodynamic indices for forecasting thunderstorms in southern Sweden. *Meteor. Mag.* **116**, 141-146

Arritt, R.W., Frank, W.M., 1985: Experiments in probability of Precipitation Amount Forecasting Using Model Output Statistics. *Mon. Wea. Rev.* **113**, 1837-1851

Austin, P.M., 1986: Relation between measured radar reflectivity and surface rainfall. *Monthly Weather Review* **115**, 1053-1070.

Baatz, H., 1985: Mechanismus der Gewitter und Blitze. *VDE-Schriftenreihe*, **34** (Berlin), S. 17ff.

Baker, M.B., Chistian, H.J., Latham, J., 1995: A computational study of the relationship linking lightning frequency and other thundercloud parameters. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* **121**, 1525-1548

Betz, H.-D., Eisert, B., Oettinger, W.P., 2002: Four year experience with an atmospheric-based automatic early warning system for thunderstorms. *Proc. 26th Int. Conference on Lightning Protection (ICLP)*, Cracow, S. 91-95, ISBN 83-910689-5-1

Betz, H.-D., Oettinger, W.P., Schmidt, K., Wirz, M., 2005: Modern Lightning Detection and Implementation of a new Network in Germany. *EGU 2005*, April 2005, Wien

Boyden, C.J., 1963: A simple instability index for use as a synoptic parameter. *Meteor. Mag.* **92**, 198-210.

Bringi, V.N., Chandrasekar, V., 2001: *Polarimetric Doppler Weather Radar*. Cambridge University Press, Cambridge

Bürgesser, R.E., Pereyra, R.G., Avila, E.E., 2006: Charge separation in updraft of convective regions of thunderstorm. *Geophys. Research Letters* **33**, 3, S. L03808 1-4

Burrows, W.R., 1985: On the Use of Time-Offset Model Output Statistics for Production of Surface Wind Forecasts. *Mon. Wea. Rev.* **113**, 2049-2054

Carr, M. B., 1988: Determining the optimum number of predictors for a linear prediction equation. *Mon. Wea. Rev.*, **116**, 1623–1640

Carter, G.M., Glahn, H.R., 1976: Objective prediction of cloud amount based on model output statistics. *Mon. Wea. Rev.*, **104**, 1565-1572

Carter, G.M., Dallavalle, J.P., Glahn, H.R., 1989: Statistical Forecasts Based on the National Meteorological Center's Numerical Weather Prediction System. *Weather and Forecasting* **4**, 401-412

- Charba, J.P., 1979: Two to six hour severe local storm probabilities: An operational forecasting system. *Mon. Wea. Rev.*, **107**, 268-282
- Collier, C.G., Lilley, R.B.E., 1994: Forecasting thunderstorm initiation in north-west Europe using thermodynamic indices, satellite and radar data. *Meteor. Applications* **1**, 75-84
- Dahl, J.M.L., 2006: *Supercells – Their Dynamics and Prediction*. Diplomarbeit in Meteorologie, FU Berlin FB Geowissenschaften 2006
- Dotzek, N, Lang, P, Hagen, M., Fehr, T., Heemiss, W., 2007: Doppler radar observation, CG lightning activity and aerial survey of a multiple downburst in southern Germany on 23 March 2001. *Atmospheric Research* **83** (2-4): 519-533
- Doviak, R.J., Zrnic, D.S., 1993: *Doppler Radar and Weather Observations*. Second Edition, Academic Press, 1993, **ISBN 0-12-221422-6**
- Donavon, R.A., Jungbluth, K.A., 2007: Evaluation of a Technique for Radar Identification of Large Hail across the Upper Midwest and Central Plains of the United States. *Weather and Forecasting* **22**, 2, 244-254.
- Elsner, J.B., Schmertmann, C.P., 1994: Assessing forecast skill through cross validation. *Weather and Forecasting* **9**, 619-624
- Enke, W., 1988: Ein erwartungsgetreues lineares Selbstorganisationsmodell. *Z. Meteor.*, **35**, 308-314
- Forschungszentrum Karlsruhe, 2007: <http://radar-info.fzk.de/abc.html>, 12/2007, Radar Karlsruhe
- Galway, J.G., 1956: The lifted index as a predictor of latent instability. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **37**, 528-529
- Gaskell, W., Illingworth, A.J., 1980: Charge transfer accompanying individual collisions between ice particles and its role in thunderstorm electrification. *Quart. J. of the Roy. Meteorol. Soc.* **106**, 450, 841-854
- Gatzen, C. P., 2004: A Derecho in Europe: Berlin, 10 July 2002. *Weather Forecasting* **19**, 639-645.
- Gerl, A., 1991: *Entwicklung und Aufbau für den Empfang der elektrischen Komponente von VLF-Spherics im Bereich von 1 kHz bis 100 kHz*. Diplomarbeit, TU München, 1991
- Glahn, H.R., Lowry, D.A., 1972: The Use of Model Output Statistics (MOS) in Objective Weather Forecasting. *Journal of Applied Meteorology* **11**, 1203-1211
- Glahn, H.R., Bocchieri, J.R., 1975: Objective Estimation of the Conditional Probability of Frozen Precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **103**, 3-15
- Glahn, H.R., 1984: Trends in skill and accuracy of National Weather Service PoP forecasts. *NOAA Tech. Memo. NWS TDL 73*. 34 pp. [NTIS PB84-229053]

- Glahn, H.R., 1989: The Techniques Development Laboratory – The First 25 Years. Preprint Volume: *11th Conference on probability and statistics in atmospheric sciences*. October 1-5, Monterey, California, J20-J27
- Glahn, H.R., 1991: *On MOS and Perfect Prog for Interpretative Guidance*. TDL Office Note 91-3, NOAA/NWS Office Of Systems Development, Techniques Development Laboratory, July 1991
- Göber, M., 2007: *Verifikationsbericht zur Güte lokaler Wettervorhersagen*. Nr. 35, Geschäftsbereich Wettervorhersage, Deutscher Wetterdienst, April 2007
- Göber, M., 2007: *Verifikationsbericht zur Güte lokaler Wettervorhersagen*. Nr. 36, Geschäftsbereich Wettervorhersage, Deutscher Wetterdienst, September 2007
- Goodman, S.J., 1991: Sensor Fusion Techniques for Predicting Thunderstorms Evolution Using Lightning and Radar Networks. *25th Int. Conference on Radar Meteorology*, Preprints, 97-102
- Hammons, G.H., Dallavalle, J.P., Klein, W.H., 1976: Automated temperature guidance based on three-month seasons. *Mon. Wea. Rev.*, **104**, 1557-1564
- Hand, W.H., 1996: An object-oriented technique for nowcasting heavy showers and thunderstorms. *Meteor. Appl.* **3**, 31-41
- Hoffmann, J.M., Knüpfper, K., 2003: MOS-NowCast: A Promising Approach for a General Solution, Preprints, *European Conference on Applied Meteorology (ECAM)*, 2003, Rome
- Hughes, K.K., 2001: Development of MOS thunderstorm and severe thunderstorm forecast equations with multiple data sources, Preprints, *18th Conf. On Weather Analysis and Forecasting*, Fort Lauderdale, FL, Ameri. Meteor. Soc., 191-195
- Huntrieser, H., Schiesser, H.H., Schmid, W., Waldvogel, A., 1996: Comparison of Traditional and Newly Developed Thunderstorm Indices for Switzerland. *Weather and Forecasting* **12**, No. 1, 108-125
- Imy, D.A., Pence, K.J., Doswell III, C.A., 1992: On the need for volumetric radar data when issuing severe thunderstorm and tornado warnings. *Natl. Wea. Dig.* **17**, 2.17, 4
- Johnson, J.T., MacKeen, P.L., Arthur Witt, E. de Wayne Mitchell, Gregory J. Stumpf, Michael D. Eilts, Kevin W. Thomas, 1997: The Storm Cell Identification and Tracking Algorithm: An Enhanced WSR-88D Algorithm. *Weather and Forecasting* **13**, 263-276
- Jolliffe, I.T., Stephenson, D.B., 2003: *Forecast Verification – A Practitioner's Guide In Atmospheric Science*. John Wiley & Sons Ltd., ISBN 0-471-49759-2
- Kitzmler, D.H., Breidenbach, J.P., 1995: *Detection of Severe Local Storm Phenomena by Automated Interpretation of Radar and Storm Environment*. NOAA Technical Memorandum, NWS TDL 82, August 1995.

- Kitzmilller, D.H., 1996: *One-Hour Forecasts of Radar-Estimated Rainfall by an Extrapolative-Statistical Method*. TDL Office Note 96-1, National Weather Service, NOAA, U.S. Department of Commerce, 26 pp.
- Klein, W.H., Glahn, H.R., 1974: Forecasting Local Weather by Means of Model Output Statistics. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **55**, 1217-1227
- Klein, W.H., 1982: Statistical weather forecasting on different time scales. *Bull. Amer. Soc.*, **63**, 170-177
- Kockelkorn, U., 2000: *Lineare Statistische Methoden*. R. Oldenbourg Verlag München Wien, ISBN 3-486-23208-8
- Knüpfper, K., 1996: Methodical and predictability aspects of MOS systems. Preprints, *13th Conf. On Probability and Statistics in Atmosph. Sciences*, San Francisco, CA, Amer. Meteor. Soc., 190-197.
- Knüpfper, K., 1997: Automation of Aviation Forecasts – The Projects Auto-TAF and Auto-GAFOR. Preprint Volume: *Seventh Conference On Aviation, Range and Aerospace Meteorology*, February 2-7, Long Beach, California, 190-197, 444-449
- Knüpfper, K., 2001: Lightning MOS - A New Approach For Thunderstorm Prediction, *CD Proceedings of ECAM2001*, Budapest, Hungary, September 2001
- Kurz, M., 1985: Zum Münchener Hagelunwetter vom 12.07.1984. *Meteorol. Rdsch.* **38** 5. 129-144
- Lang, P., Plörer, O., Munier, H., 2003: *KONRAD: ein operationelles Verfahren zur Analyse von Gewitterzellen und deren Zugbahnen, basierend auf Wetterradarprodukten*. Berichte des Deutschen Wetterdienstes, 222, ISBN 3-88148-389-6
- Lemcke, C., Kruizinga, S., 1988: Model Output Statistics Forecasts: Three Years of Operational Experience in the Netherlands. *Mon Wea. Rev.* **116**, 1077-1090
- Leyendecker, V., 2007: *Weiterentwicklung eines GFS/MOS-Systems unter Einbeziehung von Beobachtungsdaten zur Verbesserung der Kurzfristvorhersage*. Diplomarbeit, Universität Bonn, 2007.
- Li, L., Schmid, W., Joss, J., 1995: Nowcasting of Motion and growth of precipitation with radar over a complex orography. *J. Appl. Meteor.*, **34**, 1286-1300
- LINET, 2007: <http://www.sferics.physik.uni-muenchen.de>, 12/2007. LINET Forschungsgruppe LMU München
- Marzban, C., Stumpf, G., 1995: A neural network for tornado prediction based on Doppler radar-derived attributes. *Journal of Applied Meteorology*, **35**, 617-626.
- Marzban, C., Stumpf, J.G., 1998: A neural network for damaging wind prediction. *Weather Forecasting* **13**, 151-163
- Majewski, D., Ritter, B., 2002: Das Global-Modell GME, *Promet*, ISSN 0340-4552. 27.

2002,3/4, 111-122

Mecklenburg, S., Joss, J., Schmid, W., 2000: Improving the nowcasting of precipitation in an Alpine region with an enhanced radar echo tracking algorithm. *Journal of Hydrology* **239**, 46-68

Meischner, P., 2003: *Weather Radar – Principles and Advanced Applications*. Springer-Verlag, 2003, ISBN 3-540-000328-2

METEO SERVICE weather research GmbH, 2003: *Funktionelle Beschreibung BMOS 0304*. Systemdokumentation

METEO SERVICE weather research GmbH, 2003: *Funktionelle Beschreibung RadarMOS 0405a*. Systemdokumentation

METEO SERVICE weather research GmbH, 2007: <http://www.mswr.de>, 12/2007

NASA, 2007: <http://visibleearth.nasa.gov>, 12/2007, NASA Image Catalog

Reap, R.M., Foster, D.S., 1979: Automated 12-36 hour probability of thunderstorms and severe local storms. *J. Appl. Meteor.*, **18**, 1304-1315

Reap, R.M., 1986: Evaluation of Cloud-to-Ground Lightning Data from the Western United States for the 1983-84 Summer Seasons. *Journal of Climate and Applied Meteor.* **25**, 6, 785-799

Reiter, R., 1992: *Phenomena in atmospheric and environmental electricity*. Amsterdam: Elsevier, 541 pp., ISBN 0444892869

Rezacova, D., Sokol, Z., Pesice, P., 1996: Categorical forecasts of convective events using upper air predictors. *Meteorol. Appl.* **3**, 19-30

Rinehart, R.E., Garvey, E.T., 1978: Three-dimensional storm motion detection by conventional weather RADAR. *Nature* **273**, 287-289

Rinehart, R.E. Ph. D., 2001: *Radar for Meteorologists – Third Edition*. Rinehart Publications, 2001, ISBN 0-9658002-0-2

Schmeits, M.J., Kok, K.J., Vogelzang, D.H.P., 2005: Probabilistic Forecasting of (Severe) Thunderstorms in the Netherlands Using Model Output Statistics, *Weather and Forecasting* **20**, 2, 134-148

Schmidt, K., Betz H.-D., Fuchs, B., Meyer, V., Laroche, P., Blanchet, P., Oettinger, W.P., Defer, E., 2007: Detection of Low-Amplitude Lightning with LINET in Europe. *13th Int. Conf. on Atmospheric Electricity*, Aug. 13-18, Beijing, 2007.

Schreiber, K.J., 2000: *Der Radarverbund; Informationen zum Wetterradar-Verbundsystem*. Printsache des DWD Geschäftsbereich technische Infrastruktur

Shackford, C.R., 1960: Radar Indications of a precipitation-lightning relationship in New England Thunderstorms. *Journal of Atmospheric Sciences* **17**, 15-19

- Showalter, A.K., 1953: A stability index for thunderstorm forecasting. *Bulletin Amer. Meteor. Soc.* **34**, 250-252
- Siemens AG, 1992: *BLIDS: Blitz-Informationdienst*, order no. E89700-S1040-X-A2
- Siemens AG, 2007: <http://www.blids.de>, 12/2007, Blitz InformationsDienst von Siemens
- Sokol, Z., 2006: MOS based forecast of 6-hourly area precipitation. *Studia Geophysica et Geodaetica* **50**, 1, 105-120
- Steinacker, R., Dorninger, M., Wölfelmaier, F., Krennert, T., 2000: Automatic Tracking of Convective Cells and Cell Complexes from Lightning and Radar Data. *Meteorol. Atmos. Phys.* **72**, 101-110
- Stone, H.M., 1985: A comparison among various thermodynamic parameters for the prediction of convective activity. *NOAA Tech. Memo.* NWS ER-68, NWS Eastern Region, Garden City, NY, 14pp. [NTIS PB85-206 217/AXB.]
- Stumpf, G.J., Witt, A., Mitchell, E.D., Spencer, P.L., Johnson, J.T., Eilts, M.D., Thomas, K.W., Burgess, D.W., 1998: The National Severe Storms Laboratory Mesocyclone Detection Algorithm for the WSR-88D, *Weather and Forecasting*, **13**, 304-326
- Taubenheim, J., 1969: *Auswertung geophysikalischer und meteorologischer Daten*. Akad. Verl. Gesellschaft Geest & Portig, 386 S.
- Verret, R., Yacowar, N., 1989: Improvement of numerical weather element forecasts by combining forecasts from different procedures. *Preprints, 11th Conference on Probability and Statistics*, AMS, Monterey CA., 58-63
- Vislocky, R.L., Fritsch, J.M., 1995: Improved Model Output Statistics Forecasts through Model Consensus. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **76**, 1157-1164
- Wallace, J.M., Hobbs, P.V., 2006: *Atmospheric Science – An Introductory Survey, Second Edition*. Academic Press, ISBN 0-12-732951-X, S. 252-258
- Walts, D.S., Pochop, L.O., 1977: Operational Objective Temperature Forecasts at Non-MOS-Stations. *Mon. Wea. Rev.* **105**, 3-8
- Wettergefahren, 2007: <http://www.wettergefahren.de>, 6/2007, DWD Wetterwarnungen
- Wetterzentrale, 2007: <http://www.wetterzentrale.de>, 7/2007, Reanalysekarten
- Wilks, D.S., 1995: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press
- Williams, E.R., 1989: The Tripole Structure of Thunderstorms. *J. Geophys. Research-Atmospheres* **94** (D11) 13151-13167
- Wilson, L.J., 1985: Application of Statistical Methods to Short Range Operational Weather Forecasting, *Preprints 9th Conference on Probability and Statistics in Atmospheric Sciences*, October 9-11, 1985, Virginia Beach, Va.

Wilson, L.J., 1989: Application of statistical methods to very short range weather element forecasting. *Short- and Medium-Range Weather Prediction Research Publication Series (PSMP)*, No. 30, World Meteorological Organization, Geneva, pp. 43-66.

Winterrath, T., Rosenow, W., 2007: A new module for the tracking of radar-derived precipitation with model-derived winds. *Advances In Geosciences* **10**, 1-7

Witt, A., Nelson, S.P., 1991: The use of single-Doppler radar for estimating maximum hailstone size. *Journal of Applied Meteorology* **30**, 425-431

Xiushu, Q., Muhong, Y., Changming, G., Guangshu, Z., 1993: Lightning Data and Study of Thunderstorm Nowcasting. *Acta Meteorologica Sinica* **7** No. 2, 244-256

Verzeichnis der verwendeten Größen, Symbole und Abkürzungen

Größen

[dBZ]	Dezibel Radar-Reflektivität
[kHz]	Kilohertz
[mi]	Meilen
[ns]	Nanosekunden
[nT]	Nanotesla

Symbole

Δh	Höhenunterschied
c	Koeffizient
D	äquivalente geografische Distanz
D_h	horizontale Distanz
e	Exponentialfunktion
e_i	Residuen
M	Anzahl der Prediktoren in einer Vorhersagegleichung
n	Anzahl Regressionsfälle
n_{eff}	effektive Anzahl Regressionsfälle
n_{positiv}	Anzahl positiver Regressionsfälle
pp	Anzahl potentieller Prediktoren
Pr	Prediktor
R	Regenrate
R	Korrelation
R_{krit}	kritische Korrelation
R_{res}	Korrelation zum Residuum
s	Steigung der Stufenfunktion
S	Konfidenzlevel (Abbruchkriterium)
t	Schwellenwert der Stufenfunktion
w	Wichtungsfaktor (Stufenfunktion)
W	Repräsentanzgewicht (Obsadvektion)
x	Prediktand
\bar{x}	Mittelwert der Prediktandenreihe
y	Prediktor
\bar{y}	Mittelwert der Prediktorenreihe
\hat{y}	Vorhersagewert
Z	Radarreflektivität

Abkürzungen

ADV	Advektions-Methode
aut	Herbst (engl. „Autumn“)
BLIDS.....	Blitz InformationsDienst von Siemens
BMOS.....	DWD-Blitz-MOS-System
CAPE.....	Labilitätsenergie (engl. „Convective Available Potential Energy“)
CAPPI.....	Constant Altitude Plan Position Indicator
CC.....	Cloud to cloud (lightning)
CG	Cloud to ground (lightning)
CLI	Klimatologie-Methode
Co	Koeffizient (engl.: „Coefficient“)
COTREC.....	Continuity Of TREC Vectors
Ctr.....	Beitrag (des Prediktors, engl.: „Contribution“)
DMO.....	Direct Model Output
DWD.....	Deutscher Wetterdienst
ECMWF.....	European Center for Medium Range Weather Forecasts
FAR	False Alarm Ratio
Fc.....	Vorhersage (engl. „Forecast“)
GAFOR.....	General Aviation Forecast
GFS.....	Global Forecasting System
GME	Globalmodell des Deutschen Wetterdienstes
GPS.....	Global Positioning System
LF	Low frequency
LINET.....	Münchener Lightning Detection Network
MCS.....	Mesoscale Convective System
MO	Model Output
MO-Pr.....	(Abgeleitete) Prediktoren aus Model Output (MO)
MOS	Model Output Statistics
mS.....	maritime Subtropikluftmasse
MSE.....	Mean Squared Error
mSp.....	maritime gemäßigte Luftmasse
MSWR.....	METEO SERVICE weather research GmbH
MV	Mittelwert (engl. „Mean Value“)
NWS	National Weather Service
Obs	Beobachtung (engl. „Observation“)
Pd.....	Prediktand
P+C.....	Persistenz-Methode
POD.....	Probability Of Detection
Pr	Prediktor

REF.....	Referenz-Methode
RMSE	Root Mean Squared Error
RR.....	Niederschlag
RV	Reduktion der Varianz (engl.: „Reduction of Variance“)
SCIT	Storm Cell Identification and Tracking
SD.....	Standardabweichung (engl. „Standard Deviation“)
spr	Frühling (engl.: „Spring“)
StF	Statistische Vorhersage (engl.: „Statistical Forecast“)
sum	Sommer (engl.: „Summer“)
SYNOP	Synoptische Observation
s/2	Sommerhalbjahr
TAF	Terminal Aerodrome Forecast
TREC.....	Tracking Radar Echoes by Correlation
TU.....	Trajektorienursprung
USA.....	United States of America
UTC.....	Unified Time Coordinated (= Weltzeit)
VIL	Vertically Integrated Liquid
VLF	Very low frequency
Wgt	Gewicht (engl.: „Weight“)
win.....	Winter
WMO.....	World Meteorological Organisation
WW	Wetterzustand
w/2.....	Winterhalbjahr

Eidesstattliche Versicherung

Ich, Jan Hoffmann, versichere hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig und nur unter Benutzung der angegebenen Literatur und Hilfsmittel angefertigt habe. Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten und nicht veröffentlichten Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen und ist nicht veröffentlicht.

Danksagung

Die vorliegende Dissertation ist das Ergebnis meiner mittlerweile langjährigen Tätigkeit auf dem Gebiet der statistischen Wettervorhersage bei der Berliner Forschungsfirma METEO SERVICE weather research GmbH. Die statistische Wettervorhersage hat sich in dieser Zeit rasch weiterentwickelt und dieser technische Fortschritt wurde wesentlich durch Meteo Service unterstützt bzw. durch firmeneigene Entwicklungsarbeit vorangetrieben. Für mich und meine Arbeit auf diesem Gebiet ergaben sich dadurch immer wieder neue interessante Forschungsmöglichkeiten. Diese Arbeit stellt einen Überblick über die dabei in den letzten Jahren gemachten Fortschritte dar.

Mein ganz besonderer Dank gilt daher an dieser Stelle allen meinen Kollegen im Team der Firma Meteo Service - Klaus Knüpfner, Diederik Haalman und Marco Krüger. In diesem Team war es möglich, die für meine Arbeit notwendigen Denkanstöße zu bekommen, zu diskutieren und letztendlich mit der vorhandenen Technologie auch umzusetzen. Ohne das dort bereits vorhandene Vorwissen und die Erfahrungen auf dem Gebiet der MOS-Systeme wären die erzielten Forschungsergebnisse dieser Arbeit in dieser Form - wenn überhaupt - nur sehr viel mühsamer und langfristiger erreichbar gewesen. Vielen Dank, Klaus, für die wertvollen inhaltlichen Hinweise aus Deinem beeindruckenden Erfahrungsschatz auf dem Gebiet der statistischen Wettervorhersage, das intensive Korrekturlesen und Dein immer wieder erstaunliches Talent, mit überdimensionalen Zahlenbergen intuitiv umzugehen. Ich danke Dir, Diederik, für Deine programmiertechnische Unterstützung und für die manchmal lästigen aber doch sehr wertvollen - weil extrem strukturierten - Hinweise zum technischen Verständnis von MOS-Systemen, insbesondere auch bei der Erweiterung der Meteo-Service-Basis-Technologie für CellMOS. Vielen Dank an Marco, der aus fast allen alltäglichen Informatik-Problemen einen Ausweg wusste und dessen Anwesenheit bei der täglichen Arbeit immer eine Bereicherung war, nicht nur arbeitstechnisch. Nicht zuletzt diese gute und auch nach gelegentlichen Phasen schwieriger und zeitkritischer, gestresster Entwicklungsarbeit immer wieder vertrauensvolle persönliche Zusammenarbeit hat zum guten Gelingen dieser Arbeit wesentlich beigetragen.

Ferner möchte ich meiner Arbeitsgruppe am Institut für Meteorologie der FU Berlin meinen Dank aussprechen. Herrn Prof. Dr. Ulrich Cubasch für die spontan zugesprochene und uneingeschränkte Unterstützung für ein Thema, das vor allem während der Anfangsphase durchaus als ein exotisches Thema am Institut bezeichnet werden kann. Neben Herrn Prof. Dr. Cubasch danke ich Herrn Prof. Dr. Uwe Ulbrich für die Begutachtung dieser Arbeit. Herzlichen Dank insbesondere auch an Dr. Heike Hübener. Danke, Heike, dass Du Dich aus eigener Initiative heraus als Betreuerin für meine Arbeit angeboten hast. Deine Korrekturen und Ratschläge waren oft zahlreich und ich habe sie immer als sehr konstruktiv empfunden. Nicht zuletzt deshalb, weil Du offensichtlich auch unter Zeitdruck die Kapitel dieser Arbeit nicht nur durchgelesen, sondern versucht hast, sie auch tiefer gehend zu verstehen und zu hinterfragen. Ein Dankeschön geht auch an meine Kommilitonin Janina Körper, für Ihre

teilweise stundenlange Geduld bei der Hilfe beim Ausdrucken der Probeleseexemplare und den wissenschaftlichen - und unwissenschaftlichen - Unterhaltungen bei unseren häufigen gemeinsamen Mittagessen an der FU.

Danken möchte ich schließlich den Projektpartnern beim Deutschen Wetterdienst, die durch die langjährige erfolgreiche Zusammenarbeit mit der Firma Meteo Service die Aufnahme der in dieser Arbeit vorgestellten Systeme in den operationellen Betrieb ermöglicht haben. Es war für mich während der Arbeit für diese Dissertation immer eine besondere Motivation, zu wissen, dass die gewonnenen Erkenntnisse auch zeitnah und produktiv zur Anwendung kommen und so einer breiten Allgemeinheit nutzen können. Diese Tatsache sehe ich als ein ganz besonderes Privileg. Spezieller Dank gilt an dieser Stelle Dr. Ralf Thehos, der mir vor allem durch technische Unterstützung wertvolle Hilfestellung bei der Organisation und Bereitstellung von Datensätzen beim Deutschen Wetterdienst gegeben hat.

Mit dieser Dissertation ist rückblickend nun ein recht umfassendes berufliches Kapitel für mich vollendet, das nicht immer einfach war. Dennoch hat mich die Begeisterung für die Meteorologie im Allgemeinen und die Faszination ihrer vielseitigen Phänomene immer wieder neu motiviert. Und in Zeiten, in denen dennoch der Sand im Gebtriebe im Übermaß vorhanden war, haben mir meine Familie und enge Freunde, die diese Faszination mit mir teilen, zu neuer Energie verholfen. Ohne Euch alle wäre diese Arbeit wohl nicht entstanden.