



Zertifiziert nach ISO 9001: 2008

Mitglied im Windgutachterbeirat des Bundesverbandes Windenergie

GLOBAL MICROCASTING SERVICE GMS

WINDVORHERSAGESTUDIE 2010

Für 13 deutsche Windparks

Mag. Vojko Daneu, Dipl.- Inf. Carsten Albrecht, AL-PRO GmbH & Co. KG, Dorfstrasse 100, D- 26532 Großheide, Germany

E-Mail: vojko.daneu@al-pro.de, carsten.albrecht@al-pro.de,

Tel.: +49 (0) 4936 6986-0, Fax.: +49 (0) 4936 6986-46

www.al-pro.de



Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	10
2	Einführung zum Global Microcasting System GMS	12
	2.1 Grundkonzept	
	2.1.1 Das GMS MicroCast [™] Modell von Weather Central	
	2.1.2 GMS FARM YIELD PREDICTOR	
	2.1.3 GMS MICROCOUPLING	
	2.1.4 GMS SMART LEARNING	
	2.2 GMS Produkte	
3	Methodik	
4	Studienteilnehmer und Windparks	
5	Ergebnisse	
	5.1 Allgemeine Bemerkungen	
	5.2 Hauptergebnisse	
	5.2.1 Qualität der GMS Vorhersagen mit einer Modellauflösung von 6 km	
	5.2.1.1 Durchschnittlicher RSF Wert der Windenergieertragsprognosen (01.03.10	
	31.03.10): 20	•
	5.2.1.2 Durchschnittlicher SF Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen (01.03.1031.03.10): 21	0 –
	5.2.1.3 Durchschnittlicher r ² Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen (01.03.10 31.03.10): 22	0 –
	5.2.1.4 Durchschnittlicher r² Wert der Windenergieertragsprognosen (01.03.10 – 31.03.	.10):
	5.3 Diskussion der Hauptergebnisse	24
	5.3.1 Allgemeine Vorhersagequalität	
	5.3.2 GMS SMART LEARNING	
	5.3.3 GMS MICROCOUPLING	26
	5.3.4 GMS MicroCast™ 1 km downscaling	
	5.4 Fazit	
6		
7		
	7.1 Literaturhinweise	
	7.2 Verwendete Software	
8	Anhang mit Detailergebnissen	
-	8.1 Erhöhung der Auflösung des GMS MicroCast™ Modells von 6 km auf 1 km: Auswirkung auf die Vorhersagequalität	9
	<u> </u>	und
	8.1.2 Durchschnittliche SF Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen und RSF Werte Windenergieertragsprognosen (19.02.10 – 31.03.10):	der
	8.2 Einsatz von GMS SMART LEARNING zur Verbesserung der Genauigkeit der GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeits-vorhersagen (6 km Modellauflösung)	
	8.2.1 r ² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung e neuronalen Netzwerks:	ines
	8.2.2 r ² der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung e neuronalen Netzwerks:	ines
	8.2.3 r ² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb	
	Monat trainierten neuronalen Netzwerks:	er i 36



8.2.4 r ² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	
8.2.5 r ² der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	er 38
8.2.6 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung einen neuronalen Netzwerks:	
8.2.7 SF der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung einen neuronalen Netzwerks:	
8.2.8 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über Monat trainierten neuronalen Netzwerks:	
8.2.9 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	
8.2.10 SF der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	
8.3 Einsatz von GMS SMART LEARNING zur Verbesserung der Genauigkeit der mit Hilfe des GMS FARM YIELD PREDICTORs berechneten Windenergieertragsvorhersagen	
8.3.1 r ² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung einen neuronalen Netzwerks:	44
8.3.2 r ² der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung einen neuronalen Netzwerks:	45
8.3.3 r ² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb 1 Monat trainierten neuronalen Netzwerks:	46
8.3.4 r ² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	er 47
8.3.5 r ² der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines üb 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	
8.3.6 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung eine neuronalen Netzwerks:	49
8.3.7 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung ein neuronalen Netzwerks:	50
8.3.8 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung ein über 1 Monat trainierten neuronalen Netzwerks:	51
8.3.9 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung ein über 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	es 52
8.3.10 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eine über 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:	53
8.3.11 Anwendung von GMS SMART LEARNING mit unterschiedlichen Trainingszeiträume auf die Vorhersagen des Windparks Twistringen	54
8.3.11.1 r ² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):	54
8.3.11.2 r ² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):	55
8.3.11.3 SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):	56
8.3.11.4 RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):	57
8.3.11.5 Zeitreihen für den Windpark Twistringen	58
8.4 Einsatz von GMS MICROCOUPLING zur Verbesserung der Genauigkeit der GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeits-vorhersagen (6 km Modellauflösung) des Windparks "Hartenfelser Kopf"	64
8.4.1 r ² der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GM MICROCOUPLING:	1S
8.4.2 r² der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GN MICROCOUPLING:	
8.4.3 SF der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING:	on se



8.4.4 GMS N	RSF der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von IICROCOUPLING:67
	enauigkeit der GMS MicroCast™ (6 km Modellauflösung) hwindigkeitsvorhersage68
8.5.1	r ² der Windgeschwindigkeitsvorhersagewerte (01.01.10 – 31.03.10):68
0.0	
8.5.2	SF der Windgeschwindigkeitsvorhersagewerte (01.01.10 – 31.03.10):69
	enauigkeit der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windgeschwindigkeitsvorhersage det auf die GMS MicroCast™ Vorhersage mit 6 km Modellauflösung)70
8.6.1	r ² der Windenergieertragswerte (01.01.10 – 31.03.10):
8.6.2	RSF der Windenergieertragswerte (01.01.10 – 31.03.10):71
	rhöhung der Auflösung des MicroCast [™] Modells von 6 auf 1 km zur Verbesserung der
	egenauigkeit72
•	
8.7.1	$\rm r^2$ der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 6 km MicroCast Modells: 72
8.7.2	r^2 der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCast TM Modells: 73
8.7.3 Modells	SF der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 − 31.03.10) des 6 km MicroCast [™] 74
8.7.4	SF der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 − 31.03.10) des 1 km MicroCast [™]
	::
8.7.5	r ² der Windenergieertragswerte (19.02.10 − 31.03.10) des 6 km MicroCast TM Modells: .76
	r ² der Windenergieertragswerte (19.02.10 − 31.03.10) des 1 km MicroCast TM Modells: .77
8.7.6	,
8.7.7	RSF der Windenergieertragswerte (19.02.10 − 31.03.10) des 6 km MicroCast TM Modells: 78
8.7.8	RSF der Windenergieertragswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCast $^{\text{TM}}$ Modells: 79



Abbildungsverzeichnis

Abbildung 5.2.1.1: Durchschnittlicher RSF Wert der Windenergieertragsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.1020
Abbildung 5.2.1.2: Durchschnittlicher SF Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10
Abbildung 5.2.1.3: Durchschnittlicher r² Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10
Abbildung 5.2.1.4: Durchschnittlicher r² Wert der Windenergieertragsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10
Abbildung 8.1.1.1: Durchschnittliche r² Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10 30
Abbildung 8.1.1.2: Durchschnittliche r² Werte der Windenergieertragsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.1031
Abbildung 8.1.2.1: Durchschnittliche SF Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10 32
Abbildung 8.1.2.2: Durchschnittliche RSF Werte der Windenergieertragsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.1033
Abbildung 8.2.1.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks34
Abbildung 8.2.2.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks35
Abbildung 8.2.3.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks36
Abbildung 8.2.4.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.2.5.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.2.6.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks39



Abbildung 8.2.7.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks40
Abbildung 8.2.8.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks41
Abbildung 8.2.9.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.2.10.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.3.1.1: r^2 Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks44
Abbildung 8.3.2.1: r^2 Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks45
Abbildung 8.3.3.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks46
Abbildung 8.3.4.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.3.5.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.3.6.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks49
Abbildung 8.3.7.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks50
Abbildung 8.3.8.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks51
Abbildung 8.3.9.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.3.10.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks.



Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich
Abbildung 8.3.11.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.1054
Abbildung 8.3.11.2: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.1055
Abbildung 8.3.11.3: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.1056
Abbildung 8.3.11.4: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.1057
Abbildung 8.3.11.5: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast TM Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 1
Abbildung 8.3.11.6: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast TM Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 5
Abbildung 8.3.11.7: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast TM Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 8
Abbildung 8.3.11.8: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 1
Abbildung 8.3.11.9: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 5
Abbildung 8.3.11.10: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 8
Abbildung 8.4.1.1: r^2 der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MC TM = Micro Cast TM , GMS MC = GMS Microcoupling) 64
Abbildung 8.4.2.1: r^2 der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MC TM = Micro Cast TM , GMS MC = GMS Microcoupling) 65



Abbildung 8.4.3.1: SF der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MCTM = Micro CastTM, GMS MC = GMS Microcoupling) 66

Abbildung 8.4.4.1: RSF der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MC[™] = Micro Cast[™], GMS MC = GMS Microcoupling) 67

Abbildung 8.5.1.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10) 68

Abbildung 8.5.2.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Abbildung 8.6.1.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Abbildung 8.6.2.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Abbildung 8.7.3.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: SF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: SF Werte (12.03.10 - 31.03.10).74

Abbildung 8.7.4.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: SF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: SF Werte (12.03.10 - 31.03.10).75

Abbildung 8.7.5.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: r² Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: r² Werte (12.03.10 - 31.03.10).76

Abbildung 8.7.7.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: RSF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: RSF Werte (12.03.10 - 31.03.10)...78

Abbildung 8.7.8.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: RSF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: RSF Werte (12.03.10 - 31.03.10)...79





1 Einführung

Schon seit langem herrscht in der Windindustrie eine starke Nachfrage nach genauen und detaillierten Wind- und Wettervorhersagen, unter anderem auf folgenden Gebieten:

- Der sich immer weiter öffnende freie Energiemarkt eröffnet neue Marktmöglichkeiten für Windparkbetreiber, die aber zur Gewinnoptimierung genaue Wind- und/oder Windertragsprognosen benötigen.
- Effektives Stromnetzmanagement basiert auf realistischen Kalkulationen der Einspeisemengen der einzelnen Windparks. Diese wiederum hängen stark von den Wind- und Wetterverhältnissen an den einzelnen Windparkstandorten ab.
- Die Stillstandzeit aufgrund von ungeeignetem Wind und Wetter während der Bauphase eines Windparks führt zu zum Teil beträchtlichen Zusatzkosten, die mit Hilfe einer genauen Wind- und Wetterprognose vermieden werden können.

Genaue Vorhersagen sind daher unerlässlich für den Betrieb und für die Wartung von Windparks und von grundlegender Bedeutung für die Planung der Ressourcen im Zuge der Errichtung eines Windparks. Exakte Windvorhersagen verbessern zudem auch erheblich die täglichen Windpark-Ertragsvorhersagen.

Ein wichtiger Unterschied zwischen den Anforderungen an die Standard-Wettervorhersage und einer speziell für die Windenergie angepasste Wettervorhersage ist, dass Letztere möglichst präzise an einer bestimmten Position sein muss, nämlich am Standort des Windparks, während die Genauigkeit in der übrigen Modellregion von untergeordneter Bedeutung ist. Eine weitere Grundvoraussetzung ist der Bedarf an detaillierten Vorhersagedaten im Bereich der atmosphärischen Grenzschicht, insbesondere der Bedarf an genauen Windund Böenwerten. Demgegenüber ist die untere Grenzschicht für eine Standard-Wettervorhersage nachrangig, dort interessieren zum einen die Werte sehr nahe der Oberfläche, zum anderen der geostrophische Bereich der Atmosphäre, in der sich die wesentlichen Wetterphänomene abspielen.

Auf Mesoskalenmodellen beruhende Wettervorhersagemethoden haben üblicherweise eine Modellauflösung von mehreren Kilometern. Diese Auflösung reicht bei weitem nicht aus, insbesondere nicht für Modellgebiete mit komplexem Gelände, wo bereits kleinräumige Variationen der Windströmung signifikante Auswirkungen auf den Windparkertrag haben können.

Weather Central LLC, einer der weltweit größten Anbieter von für Wetterdienstleistungen Fernsehen, Internet. Mobilkommunikation. Unternehmen und für den Printbereich hat sich mit AL-PRO, Windgutachterbüro und Experte auf dem Gebiet der Windenergieplanung und -Beratung zusammengeschlossen, um GMS (GLOBAL MICROCASTING SERVICE) - ein speziell für die Windindustrie angepasstes, hochgenaues Vorhersagesystem mit vollständiger Palette an individuellen Vorhersagelösungen zu entwickeln.



GMS ermöglicht stündlich aufgelöste Wind-, Windertrags- und Wettervorhersagen mit höchstmöglicher Genauigkeit für eine Vorhersageperiode von mehreren Tagen.

Um die Qualität der GMS Vorhersagen zu überprüfen und um die Hauptkomponenten von GMS weiterzuentwickeln sowie deren Genauigkeit zu erhöhen wurde eine dreimonatige Studie beginnend mit 01.01.2010 durchgeführt. Die Messdaten von insgesamt 13 deutschen Windparks standen für die Studie zur Verfügung.

Dieser Bericht enthält die Auswerteergebnisse der Studie, quantifiziert die Genauigkeit der Windgeschwindigkeits- und Windertragsvorhersagen und beschreibt das Potential der einzelnen GMS Komponenten, die Vorhersagen noch zu verbessern.



2 Einführung zum Global Microcasting System GMS

2.1 Grundkonzept

GMS besteht aus folgenden Schlüsselkomponenten:

2.1.1 Das GMS MicroCast[™] Modell von Weather Central

GMS MicroCast™ ist ein auf dem neuesten Stand der Technik entwickeltes Wetter und Wind Vorhersagesystem, das insbesondere zur Erfassung von lokalen Fluktuationen der Windströmung innerhalb des GMS Projektgebietes, die durch den Einfluß von Mikroklima und lokaler topographischer Verhältnisse verursacht werden, angepasst wurde.

2.1.2 GMS FARM YIELD PREDICTOR

Der GMS FARM YIELD PREDICTOR wandelt die stündliche Windprognose von GMS MicroCast™ in eine Ertragsvorhersage für einen Windpark. Dazu berechnet der GMS FARM YIELD PREDICTOR den Einfluss von Turbulenzen und Abschattungen innerhalb des Windparks und integriert die Ergebnisse in die Ertragsvorhersage. Zudem werden auch die Windfluktuationen innerhalb der Stundenperioden simuliert, die einen maßgeblichen Einfluß auf den Energieertrag haben können.

2.1.3 GMS MICROCOUPLING

GMS MICROCOUPLING kombiniert das GMS MicroCast™ Modell mit einem hochauflösenden CFD (Computational Fluid Dynamic) Strömungsmodell und ermöglicht Windvorhersagen mit einer unerreicht hohen Auflösung von 20-30 Metern.

2.1.4 GMS SMART LEARNING

GMS SMART LEARNING verbessert die Vorhersagegenauigkeit durch die Verwendung von neuronalen Netzen, die Prognoseabweichungen analysieren und sukzessive korrigieren. Ein neuronales Netz besteht aus einem Netzwerk aus einfachen Rechenelementen (künstliche Neuronen oder Knoten), die in ihrem Verbund komplexe, übergeordnete Sachverhalte in Abhängigkeit von Anzahl der Neuronenverbindungen und der Neuronenparameter berechnen bzw. darstellen können. Die Stärke (Gewichtung) der Verknüpfungen zwischen den einzelnen Knoten wird durch Algorithmen gesteuert, die durch den Benutzer angepasst werden können um das gewünschte Ausgangssignal (Filterergebnis) zu erhalten.

GMS SMART LEARNING benötigt sorgfältig ausgesuchte Trainingsperioden. GMS SMART LEARNING wird fortlaufend durch Vergleich der reellen Windertragsdaten der entsprechenden Windenergieanlage (WEA) mit den Vorhersagewerten trainiert. Die Trainingsperiode sollte alle vorherrschenden Wettersysteme am Standort beinhalten um maximalen Lerneffekt zu ermöglichen.



2.2 GMS Produkte

Im Gegensatz zu Wettervorhersagen, die auf Mittelung von Wetterdaten über großflächige Gebiete beruhen, ermöglicht GMS hochpräzise Vorhersagen für kleinräumige Bereiche. GMS gibt es in 3 verschiedenen Varianten um unterschiedliche Erfordernisse abzudecken:

- 1. GMS BASIC bietet detaillierte, stündliche Windvorhersagen in unterschiedlichen Höhen und eignet sich für zeitnahe Anwendungen wie beispielsweise die Wartungsplanung von WEA.
- 2. GMS PREMIUM inkludiert GMS MICROCOUPLING, durch die Modellierung von durch Topographie und Hindernisse verursachten Variationen der Windströmung eine Schlüsselkomponente für die Windvorhersage in komplexerem Gelände ist. Zudem ist auch GMS SMART LEARNING inkludiert – jenes Verfahren, das die Vorhersage mit Hilfe von neuronalen Netzalgorithmen, die aus Vorhersageabweichungen lernen und diese automatisch korrigieren, maßgeblich verbessert. Optional kann ein automatisches Warnsystem eingesetzt werden, das über e-mail rechtzeitig vor Schwach- oder Starkwindphasen warnt. GMS PREMIUM unterstützt maßgeblich das Management während der Errichtungsphase und während des Betriebes von Windparks.
- 3. GMS FARM YIELD erweitert das Produkt GMS PREMIUM um den GMS YIELD PREDICTOR ein Verfahren, das Algorithmen zur Modellierung von WEA unterschiedlichen Typs und unterschiedlicher Bauart verwendet. Der GMS YIELD PREDICTOR simuliert Windfluktuationen und WEA induzierte Turbulenzen innerhalb der Stundenperioden in einem Windpark und ermöglicht damit detaillierte Ertragsvorhersagen für die Einzelanlagen oder aufsummiert für den gesamten Windpark.



3 Methodik

Dieser Bericht beschreibt eine dreimonatige Validierungsstudie, die die Qualität und Genauigkeit der GMS Verfahren für die Windvorhersage dokumentieren soll. Im Zuge der Studie wurden die realen Messwerte von 13 deutschen Windparks mit den GMS Vorhersagewerten für diese Windparks verglichen. Alle Windparks befinden sich in einfachem oder leicht komplexem Gelände.

Hauptziel der Studie ist die Analyse und Ausarbeitung folgender fünf Punkte:

- Bestimmung der Genauigkeit der GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeitsvorhersagen (mit 6 km Modellauflösung).
- Bestimmung der Vorhersagegenauigkeit der Ertragsprognosen durch den Einsatz des GMS FARM YIELD PREDICTORs.
- Bestimmung der verbesserten Vorhersagegenauigkeit durch den Einsatz von GMS SMART LEARNING.
- Ausarbeitung des Auswirkung des verfeinerten GMS MicroCast™ Modells (mit 1 km Modellauflösung) auf die Genauigkeit der Windgeschwindigkeitsvorhersagen.
- Bestimmung der verbesserten Vorhersagegenauigkeit durch den Einsatz von GMS MICROCOUPLING.

Zur Projektvorbereitung des GMS Vorhersageprojektes gehört das Aufsetzen des GMS MicroCast™ Windmodells, das Einrichten des Windparks in WindPRO [13] und die Vorbereitung des GMS FARM YIELD PREDICTORs für jeden Windpark.

Das Gelände innerhalb eines der 13 Windparks dieser Studie ("Hartenfelser Kopf") kann als leicht komplex angesehen werden. Deshalb wurde für diesen Standort GMS MICROCOUPLING mit einem verfeinerten WindSim [14] Modell eingesetzt.

Die GMS Windertragsstudie begann am 01.01.2010 und lief über drei Monate bis zum 31.03.2010. Die Vorhersagen wurden in einem zugangsbeschränktem Bereich der GMS Webseite www.gms-alpro.com den Studienteilnehmern zur Verfügung gestellt und gemeinsam mit den realen Messwerten der Windparks zum Training der neuronalen Netze und für die spätere Auswertung der Ergebnisse archiviert.

Das erste Training der neuronalen Netze fand Anfang Februar mit den Meßund Vorhersagewerten des Januars statt. Verschiedene Netzarchitekturen wurden an den Daten des ersten Monats getestet, um eine für die sehr kurze Trainingsperiode optimale Netzkonfiguration zu ermitteln. Das Training der neuronalen Netze wurde dann Anfang März wiederholt, dieses Mal mit den Daten der Monate Januar und Februar.

Die statistische Auswertung der Meß- und Vorhersagewerte der einzelnen Windparks der Studie erfolgte mit Hilfe von eigens für die Auswertung von AL-PRO entwickelten Programmen [15]. Dabei wurden zahlreiche unterschiedliche Varianten der Eingangsdatensätze (d.h. Datensätze mit unterschiedlich langen Zeitreihen mit und ohne GMS MICROCOUPLING bzw.



mit und ohne GMS SMART LEARNING) verwendet, um deren Einfluß auf die Vorhersagegenauigkeit zu verstehen.

Folgende Parameter wurden zur Messung der Vorhersagequalität im Zuge der Auswertung berechnet:

- Lineares Bestimmtheitsmaß (Quadrat des Korrelationskoeffizienten) zwischen vorhergesagten und gemessenen Werten
- Steigung und Schnittpunkt der Regressionsgerade mit der y-Achse
- Standardfehler und relativer Standardfehler der Schätzfunktion
- Mittlerer systematischer Fehler

Aus diesen Parametern wurden das lineare Bestimmtheitsmaß (r²), der Standardfehler (SF) und der relative Standardfehler (RSF) zur Beschreibung der Analyseergebnisse für diesen Bericht herangezogen.

Der r² Wert in dieser Studie wird aus dem Quadrat des Korrelationskoeffizienten zwischen den Ergebniswerten und den Eingangswerten der Vorhersage berechnet. r² ist damit ein Wert, der die Qualität der linearen Approximation des statistischen Modells an die Datenpunkte angibt. Die r² Werte variieren dabei zwischen 0 und 1. Ein r² Wert von 1 (oder 100%) bedeutet, dass ein perfekter linearer Zusammenhang zwischen Vorhersage und Beobachtung besteht. Ein Wert von 0 (oder 0%) bedeutet hingegen das Fehlen jeglichen linearen Zusammenhangs.

Als der bei weitem wichtigste Parameter zur Beschreibung der Genauigkeit der Windgeschwindigkeitsvorhersagen dieser Studie wird der Standardfehler SF erachtet. SF beschreibt den Unterschied zwischen der gemessenen und vorhergesagten Windgeschwindigkeit. SF wird wie folgt berechnet:

$$se = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (fc_i - obs_i)^2}$$
 (se = Standardfehler, fc = vorhergesagter Wert, obs = gemessener Wert)

Genauso aussagekräftig ist die Beschreibung der Genauigkeit der Energieertragsvorhersagen durch den relativen Standardfehler RSF in Prozent. Den RSF Wert erhält man, indem man den RF Wert berechnet, durch die Nennleistung des Windparks dividiert und als Prozentwert angibt. Der RSF Wert wird berechnet, um Windparks mit unterschiedlichen Nennleistungen vergleichen zu können.

Um die Auswertung der Studie überschaubar zu halten, wurde nur ein Teil der zahlreichen Auswerteergebnisse in diesem Bericht miteinander verglichen und zusammengefasst. Anstatt beispielsweise die Ertragsdaten der einzelnen WEA mit der Vorhersage zu vergleichen, wurde nur der Gesamtertrag der Windparks zum Vergleich und zur Darstellung in diesem Bericht herangezogen. Des Weiteren wurden die Windgeschwindigkeitswerte lediglich einer WEA pro Windpark (der jeweils ersten Anlage des Windparks) mit der Vorhersage verglichen. Schließlich wurden aus dem 48-stündigen, in 8 Perioden zu je 6 Stunden aufgeteilten Vorhersagezeitraum, die Perioden 1, 5 und 8 (also die Vorhersagestunden 1-6, 25-30 und 43-48) für die Analyse ausgewählt.



4 Studienteilnehmer und Windparks

Sieben Energieunternehmen und Windparkentwickler nahmen an der Studie teil und lieferten 10-Minuten- bzw. Stundenwerte aktueller Messdaten von insgesamt 13 deutschen Windparks über die Studiendauer von drei Monaten. Als Messdaten wurden die Windgeschwindigkeit, die Windrichtung und der Energieertrag sowie eine Statusmeldung, die ein eingeschränktes oder ungestörtes Anlagebetriebsverhalten der einzelnen WEA anzeigt, übermittelt. Für einen Windpark wurden zusätzlich auch Temperaturwerte übermittelt, während für einen anderen Windpark keine Windrichtungswerte erfasst werden konnten.

Folgende Unternehmen nahmen an der GMS Studie teil:

- E.ON Climate & Renewables
- Energiequelle GmbH
- ENOVA Energieanlagen GmbH
- HELIOTEC Betriebs- und Verwaltungsgesellschaft mbH
- juwi Wind GmbH
- Landwind Verwaltungs GmbH & Co. KG
- WestWind Service GmbH & Co. KG.

Die Windparks befinden sich in Mittel- und Norddeutschland meist in relativ flachem Gelände mit einfachen topographischen Verhältnissen. Lediglich die Windparks "Salzhemmedorf" und vor allem "Hartenfelser Kopf" befinden sich in Gelände mit etwas komplexerer Topographie. Der Standort "Ems-Emden" in Niedersachsen besteht aus einer einzigen WEA, allerdings mit 6 MW Nennleistung, die auch als einzige ufernah, im "near shore" Bereich, errichtet wurde.

Betreiber	Windpark Name	WEA	Nabenhöhe	Breite	Länge
E.ON	Dargelütz	11 x E-70	105 m	53.4928°	11.8461°
E.ON	Treue	4 x V-90	85 m	52.1820°	10.9973°
Energiequelle	Gallun	5 x V-90	105 m	52.2427°	13.5866°
ENOVA	Börger-Breddenberg	7 x E-66/18.70	98 m	52.9382°	7.59874°
ENOVA	Ems-Emden	1 x E-112	108 m	53.3329°	7.21116°
HELIOTEC	Kuhschnappel	1 x E-48/8.48	78 m	50.8152°	12.6345°
HELIOTEC	Pegau	2 x E-70 E4	113 m	51.1811°	12.2372°
juwi Wind	Hartenfelser Kopf	12 x E-70 E4 and 1 x E-82	113,5 / 138 m	50.6109°	7.76445°
juwi Wind	Wörrstadt	5 x E-82	138 m	49.8300°	8.13820°
Landwind	Salzhemmendorf	5 x E-82	108 m	52.0788°	9.65635°
Landwind	Söllingen	15 x GE 2.3	100 m	52.0780°	10.9484°
WestWind	Barenburg	3 x E-82	138 m	52.6422°	8.77434°
WestWind	Twistringen	8 x E-66/18.70	85 / 86 m	52.77641°	8.643928°



Tabelle 4.1: Windparkdaten

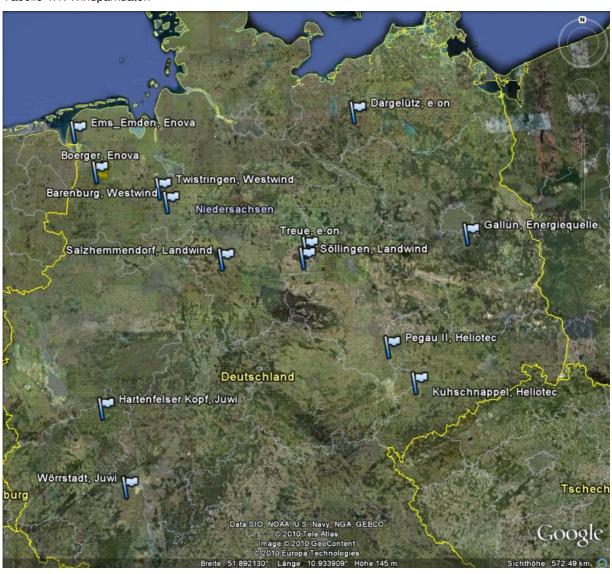


Abbildung 4.1: Überblick über die Standorte der Windparks in Deutschland



5 Ergebnisse

5.1 Allgemeine Bemerkungen

Schwerpunkt der GMS Windertragsstudie war die Evaluierung der Qualität der GMS MicroCast™ Vorhersagen und des GMS FARM YIELD PREDICTORs, sowie die Beurteilung des Verbesserungspotentials durch den Einsatz von GMS SMART LEARNING und GMS MICROCOUPLING. In einem weiteren Auswerteschritt wurden die GMS MicroCast™ Vorhersagen, basierend auf einem 6km Wettermodell mit jenen Vorhersagen, die mit einem 1km Modell berechnet wurden, verglichen, um das Verbesserungspotential aufgrund der höheren Modellauflösung abschätzen zu können.

Die Studie lief im Wesentlichen planmäßig und im abgesteckten Zeitrahmen ab. Nach Lösung einiger organisatorischer und datentechnischer Probleme zu Beginn, wurde die Studie vor allem durch unübliches Wettergeschehen beeinträchtigt. Der Januar und der Februar waren in ganz Europa durch den ungewöhnlichen und kalten Witterungsverlauf des Winters 2009/2010, unter anderem mit starker Vereisungsgefahr für die WEA dieser Studie gekennzeichnet - und hatten mit "Xynthia" Ende Februar noch ein Orkantief zu bieten. Dennoch sind die beiden ersten Monate des Jahres insgesamt äußerst und wurden durch die gewesen untypische, Witterungscharakteristik mit vorwiegend Ost- und Nordostwinden geprägt. Auftretende Vereisung führte vielfach zu beschränktem Betrieb der WEA und wenn erkannt, wurde eine entsprechende Statusmeldung zum Messwert in das Datenprotokoll eingetragen. So markierte Messwerte wurden im Zuge der Datenanalyse herausgefiltert, um Verfälschungen der Auswertung verhindern. Als Konsequenz der Vereisung konnten beispielsweise die Daten der ersten zwei Wochen des Windparks "Hartenfelser Kopf" in der Auswertung nicht berücksichtigt werden.

Als generelles Problem hat sich zudem herausgestellt, dass die von den Anlagen bzw. Windparks bereitgestellten Statusmeldungen offenbar in vielen Fällen nicht alle Störungen abdeckten – bei den Auswertungen ist mehrfach unplausibles Anlagenverhalten aufgefallen (z.B. eine Anlage produziert nicht, während alle anderen nahezu auf Volllast laufen, ohne dass dies im Anlagenstatus ersichtlich wird).

Trotz aller gemeinsamer Anstrengungen, unplausible Daten zu finden und auszuschließen, ist mit hoher Wahrscheinlichkeit davon auszugehen, dass durch Vereisung von Anemometer und Rotorblätter sowie durch andere Störungen verfälschte Meßdaten dennoch Zugang zur Auswertung der Studie gefunden haben könnten.

Des Weiteren lief WEA Nr. 3 des Windparks "Wörrstadt" über den gesamten Zeitraum der Studie nur in gedrosseltem Zustand. Da im Nachhinein eine Änderung der GMS Modelleinstellungen für den Windpark nicht mehr möglich war, mussten für die Auswertung die Mess- und Vorhersagedaten der WEA Nr. 3 durch jene von der ungestört laufenden WEA Nr. 4 ersetzt werden. Diese Vereinfachung ist vertretbar, da das Gelände innerhalb und um den kleinen Windpark moderate topographische Verhältnisse aufweist und da der Abstand





zwischen den zwei Anlagen mit 250 Metern in diesem Zusammenhang ausreichend gering ist.

Außerdem hatte der Betreiber von Windpark "Söllingen" zu Beginn Probleme mit der Lieferung der Messdaten. Letztendlich konnten nur die Daten der Monate Februar und März zur Verfügung gestellt werden.

Aufgrund der fehlenden oder unbrauchbaren Daten der Windparks "Hartenfelser Kopf" und "Söllingen" mussten im Zuge der Auswertung Zugeständnisse hinsichtlich der Länge der Evaluierungszeiträume bzw. der dafür eingesetzten Meß- und Vorhersagedaten gemacht werden. Beispielsweise wurde die Gesamtauswertung aller Windparks wie auch die Evaluierung der Vorhersagen, die mit Hilfe von über zwei Monaten trainierten neuronalen Netzen berechnet wurden, ohne die Daten der Windparks "Hartenfelser Kopf" und "Söllingen" durchgeführt.

Mit Hilfe von Messdaten des Windparks "Twistringen", die bereits ab 4. Dezember 2009 der Studie zur Verfügung gestellt wurden, konnte die Vorhersage für diesen Park bereits vor dem offiziellen Beginn der Studie gestartet werden. Mit diesem erweiterten Datensatz wurden die neuronalen Netze auch über einen Zeitraum von 3 Monaten trainiert (vom 04.12.2009 bis zum 04.03.2010) und für die Verbesserung der Vorhersagedaten des Zeitraumes vom 05.03.2010 bis zum 31.03.2010 eingesetzt. Die Ergebnisse dieser wie auch aller anderen Teilauswertungen sind in den folgenden Kapiteln zusammengefasst.

In diesem Bericht werden alle Evaluierungsergebnisse grundsätzlich mit Hilfe von Balken- oder Liniendiagrammen veranschaulicht und mit kurzen Kommentaren erläutert. Die Balkendiagramme zeigen für jeden Windpark Balken in drei verschiedenen Farben: die grünen Balken repräsentieren den Vorhersagezeitraum 1 (d.h. die Vorhersagestunden 1-6), die gelben Balken die Vorhersageperiode 5 (d.h. die Vorhersagestunden 25-30) und die orange eingefärbten Balken den Vorhersagezeitraum 8 (d.h. die Vorhersagestunden 43-48) des 48-stündigen Vorhersagezyklus.



5.2 Hauptergebnisse

5.2.1 Qualität der GMS Vorhersagen mit einer Modellauflösung von 6 km

5.2.1.1 Durchschnittlicher RSF Wert der Windenergieertragsprognosen (01.03.10 – 31.03.10):

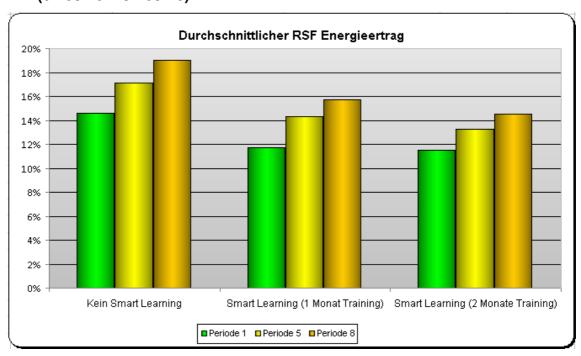


Abbildung 5.2.1.1: Durchschnittlicher RSF Wert der Windenergieertragsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windenergieertragsprognosen aller Parks (mit Ausnahme der Windparks Söllingen und Hartenfelser Kopf, siehe hierzu Kommentar im vorherigen Abschnitt) zeigen mittlere RSF Werte von 14.6%, 17.1% and 19.0% für die Perioden 1, 5 and 8 ohne den Einsatz von GMS SMART LEARNING. Die für die Mittelung verwendeten Einzelprognosen der Windparks (berechnet mit Hilfe des GMS FARM YIELD PREDICTORs) basieren dabei auf einem GMS MicroCast™ Modell mit 6km Auflösung.

Mit dem Einsatz eines, über einen Monat trainierten neuronale Netzes verbessern sich die RSF Werte von Periode 1 um 19.9% auf einen Wert von 11.7%, von Periode 5 um 16.4% auf einen Wert von 14.3% und von Periode 8 um 17.4% auf einen Wert von 15.7%.

Der Einsatz eines, über zwei Monate trainierten neuronale Netzes verbessert die RSF Werte von Periode 1 um 21.2% auf einen Wert von 11.5%, von Periode 5 um 22.8% auf einen Wert von 13.2% und von Periode 8 um 23.2% auf einen Wert von 14.6%



5.2.1.2 Durchschnittlicher SF Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen (01.03.10 – 31.03.10):

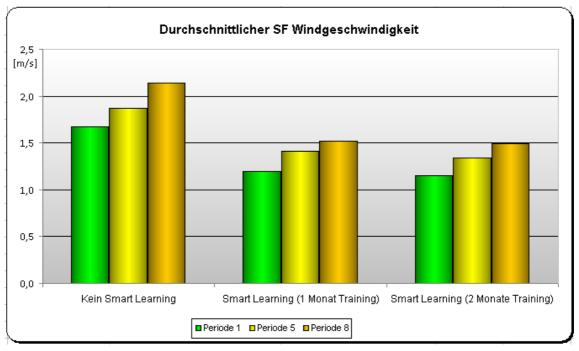


Abbildung 5.2.1.2: Durchschnittlicher SF Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Parks (mit Ausnahme der Windparks Söllingen und Hartenfelser Kopf) zeigen mittlere SF Werte von 1.67, 1.87 und 2.14 m/s für die Perioden 1, 5 und 8 ohne den Einsatz von GMS SMART LEARNING. Die für die Mittelung verwendeten Einzelprognosen der Windparks basieren dabei auf einem GMS MicroCast™ Modell mit 6km Auflösung.

Mit dem Einsatz eines, über einen Monat trainierten neuronale Netzes verbessern sich die SF Werte von Periode 1 um 28.1% auf einen Wert von 1.20 m/s, von Periode 5 um 24.6% auf einen Wert von 1.41 m/s und von Periode 8 um 29.0% auf einen Wert von 1.52 m/s.

Der Einsatz eines, über zwei Monate trainierten neuronale Netzes verbessert die SF Werte von Periode 1 um 31.1% auf einen Wert von **1.15 m/s**, von Periode 5 um 28.3% auf einen Wert von **1.34 m/s** und von Periode 8 um 30.4% auf einen Wert von **1.49 m/s**.



5.2.1.3 Durchschnittlicher r² Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen (01.03.10 – 31.03.10):

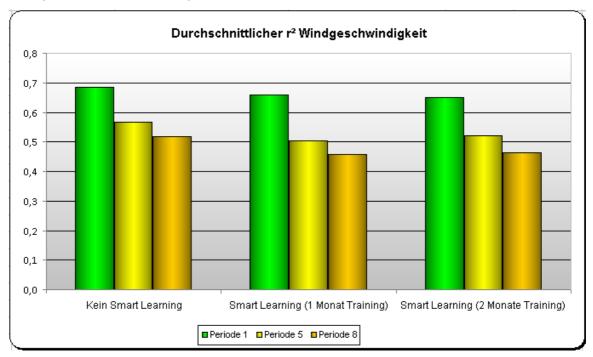


Abbildung 5.2.1.3: Durchschnittlicher r² Wert der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Parks (mit Ausnahme der Windparks Söllingen und Hartenfelser Kopf) zeigen mittlere r² Werte von **0.68**, **0.57** und **0.52** für die Perioden 1, 5 und 8 ohne den Einsatz von GMS SMART LEARNING. Die für die Mittelung verwendeten Einzelprognosen der Windparks basieren dabei auf einem GMS MicroCast™ Modell mit 6km Auflösung.

Mit dem Einsatz eines, über einen Monat trainierten neuronale Netzes verschlechtern sich die r² Werte von Periode 1 um 2.9% auf einen Wert von **0.66**, von Periode 5 um 12.3% auf einen Wert von **0.50** und von Periode 8 um 11.5% auf einen Wert von **0.46**.

Der Einsatz eines, über zwei Monate trainierten neuronale Netzes verschlechtert die r² Werte von Periode 1 um 4.4% auf einen Wert von **0.65**, von Periode 5 um 8.8% auf einen Wert von **0.52** und von Periode 8 um 11.5% auf einen Wert von **0.46**.



5.2.1.4 Durchschnittlicher r² Wert der Windenergieertragsprognosen (01.03.10 – 31.03.10):

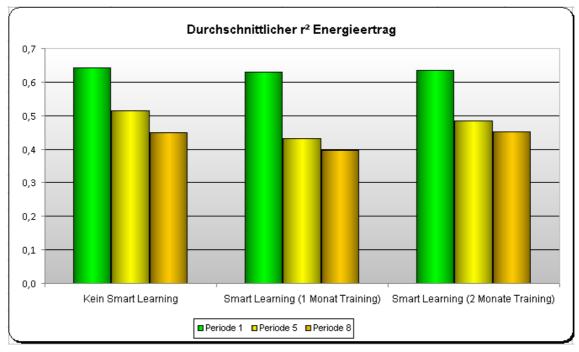


Abbildung 5.2.1.4: Durchschnittlicher r² Wert der Windenergieertragsprognosen aller Windparks ausgenommen Windpark Söllingen und Hartenfelser Kopf für den Zeitbereich 01.03.10 - 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windenergieertragsprognosen aller Parks (mit Ausnahme der Windparks Söllingen und Hartenfelser Kopf) zeigen mittlere r² Werte von **0.64**, **0.51** und **0.45** für die Perioden 1, 5 und 8 ohne den Einsatz von GMS SMART LEARNING. Die für die Mittelung verwendeten Einzelprognosen der Windparks (berechnet mit Hilfe des GMS FARM YIELD PREDICTORs) basieren dabei auf einem GMS MicroCast™ Modell mit 6km Auflösung.

Mit dem Einsatz eines, über einen Monat trainierten neuronale Netzes verschlechtern sich die r² Werte von Periode 1 um 1.6% auf einen Wert von **0.63**, von Periode 5 um 15.7% auf einen Wert von **0.43** und von Periode 8 um 11.1% auf einen Wert von **0.40**.

Der Einsatz eines, über zwei Monate trainierten neuronale Netzes verschlechtert die r² Werte von Periode 5 um 3.9% auf einen Wert von **0.49** während die r² Werte von Periode 1 und 8 sich nicht signifikant ändern.



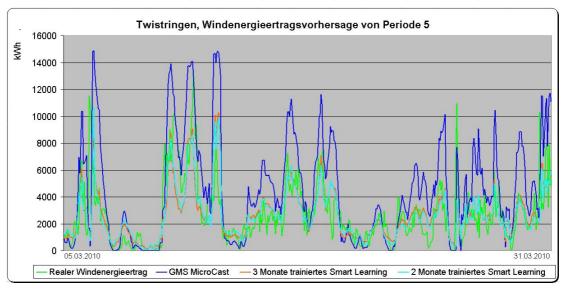
5.3 Diskussion der Hauptergebnisse

Die Genauigkeit der GMS Windgeschwindigkeits- und Windenergieertragsvorhersagen wurden mit Hilfe des linearen Bestimmtheitsmaßes r², des Standardfehlers SF und des relativen Standardfehlers RSF quantifiziert.

r² beschreibt die Qualität der linearen Approximation des statistischen Modells an die Datenpunkte. Die r² Werte variieren dabei zwischen 0 und 1. Die RSF und RF Parameter sind allerdings aussagekräftiger und wesentlich besser geeignet, um die Qualität der Vorhersage darzustellen!

5.3.1 Allgemeine Vorhersagequalität

GMS erreichte mit Hilfe von GMS SMART LEARNING, das lediglich über zwei Monate trainiert wurde, Windenergieertragsvorhersagen für 24 Stunden im Voraus mit einem relativen Standardfehler von ca. 13%! Dieses Resultat ist umso bemerkenswerter, als es in einer Periode erzielt wurde, in der die meisten Windparks zwar produktiv waren, aber sehr selten oder nie ihre Nennleistung erreichten – eine Situation, die die Vorhersage besonders erschwert. Die Vorhersagequalität wird auf beeindruckende Art und Weise in folgender Abbildung, die eine Zeitreihe des Windparks "Twistringen" zeigt, dokumentiert:



Dieses Diagramm findet sich in vergrößerter Form auch in Kapitel 8.3.11.5 wieder. Es zeigt deutlich die allgemein gute Qualität der Vorhersage und im Besonderen die Verbesserungen der Vorhersage durch GMS SMART LEARNING. Es ist ebenso ersichtlich, dass der Windpark den gesamten März hindurch nie unter Volllast lief (Volllast wären für den Windpark "Twistringen" etwas mehr als 14 MW).

5.3.2 GMS SMART LEARNING

Der Einsatz von GMS SMART LEARNING auf die, mit einer Auflösung von 6 km gerechneten GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeitsvorhersagen bzw. auf die, mit dem GMS FARM YIELD PREDICTORs gerechnete Windenergieertragsvorhersagen, führt zu leicht verschlechterten Durchschnittswerten von r². Dieses Resultat war vorauszusehen, da der zur Verfügung stehende Trainingszeitraum



zu kurz war, um Netzarchitekturen einzusetzen, die neben den Vorhersageabweichungen auch die Korrelationen verbessern können.

Eine solche Verbesserung kann beispielsweise von neuronalen Netzwerken erwartet werden, die auch das zeitliche Eintreten von Vorhersageereignissen korrigieren können. Dies erfordert aber, wie bereits angemerkt signifikant längere Trainingsperioden.

Die Stärken von GMS SMART LEARNING werden bei der Auswertung der SF und RSF Werte deutlich. Die durchschnittlichen SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (berechnet mit einem MicroCast™ Modell mit einer Auflösung von 6 km ohne den Einsatz weiterer GMS Komponenten) bewegen sich für die in Betracht gezogenen Perioden in einem Bereich von ca. 1.6 − 2.2 m/s. Der Einsatz von GMS SMART LEARNING (mit Trainingsperioden von einem bzw. zwei Monaten) verbessern die Vorhersagen deutlich um ca. 25 − 31 %. Der Unterschied zwischen den unterschiedlich lang trainierten neuronalen Netzen ist in diesem Fall marginal (siehe Abbildung 5.2.1.2). Auch die Auswertung des Windparks "Twistringen" zeigt keine wesentliche Verbesserung der Vorhersage durch ein verlängertes Training der neuronalen Netze (3 Monate Trainingsdauer) (siehe Abbildung 8.3.11.3).

Die durchschnittlichen RSF Werte der Energieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf ein MicroCast™ Modell mit einer Auflösung von 6 km ohne den Einsatz weiterer GMS Komponenten) bewegen sich für die in Betracht gezogenen Perioden in einem Bereich von ca. 14 − 19 %. Der Einsatz von GMS SMART LEARNING (mit Trainingsperioden von einem bzw. zwei Monaten) verbessern die Vorhersagen deutlich um ca. 16 − 23 %. Mit zunehmender Trainingslänge der neuronalen Netze verbessern sich auch die Vorhersagen (siehe Abbildung 5.2.1.1). Die Auswertung des Windparks "Twistringen" hingegen zeigt keine wesentliche Verbesserung der Vorhersage durch ein verlängertes Training der neuronalen Netze (3 Monate Trainingsdauer) (siehe Abbildung 8.3.11.4).

Insgesamt zeigt die Auswertung, dass bereits der Einsatz von lediglich über einem Monat trainierten neuronalen Netzen die Vorhersagen signifikant verbessern kann. Erwartungsgemäß verbessern sich die Ergebnisse mit zunehmender Trainingsdauer, jedoch nicht mehr im selben Ausmaß, wie nach einem Trainingszeitraum von einem Monat. Eine mögliche Erklärung hierfür ist, dass aufgrund des generell kurzen Trainingszeitraumes von maximal 3 Monaten nur relativ einfache Netzarchitekturen verwendet wurden, um das Übertrainieren der neuronalen Netze zu vermeiden. Mit längeren Trainingszeiträumen können auch komplexere Netzarchitekturen, die beispielsweise auch Temperatur, Druck, Taupunkt oder ähnliche Parameter berücksichtigen, eingesetzt werden. Es kann dann mit guter Wahrscheinlichkeit erwartet werden, dass solche komplexen Netzarchitekturen die Vorhersagen zusätzlich deutlich verbessern.



5.3.3 GMS MICROCOUPLING

Die Validierung von GMS MICROCOUPLING war im Zuge dieser Studie grundsätzlich nicht sinnvoll, da sich kein Windpark in wirklich komplexem Gelände befindet. Da aber das Gelände des Windparks "Hartenfelser Kopf" zumindest ansatzweise komplex ist, wurde GMS MICROCOUPLING an den GMS MicroCast™ Vorhersagen dieses Parks (Auflösung des Modells 6km) getestet. Die Evaluierung wurde allerdings durch den untypisch harten Winter in Deutschland, der insbesondere im Windpark "Hartenfelser Kopf" zu Perioden mit starkem Eisansatz an den Turbinen führte, noch zusätzlich erschwert

GMS MICROCOUPLING zeigte keine oder nur wenig Auswirkungen auf die r² Werte der Windgeschwindigkeits- und Ertragsvorhersagen. Demgegenüber konnten deutliche Verschlechterungen der SF und RSF Werte im Umfang von maximal 20.0 bzw. 41.2% beobachtet werden (siehe Abbildungen 8.4.1.1 – 8.4.4.1).

Diese Ergebnisse können wie folgt erklärt werden:

Die GMS MicroCast™ Vorhersagen, auf die das GMS MICROCOUPLING aufsetzt, zeigten eine Tendenz zu überhöhten Windgeschwindigkeitswerten (als Durchschnittswerte über eine 6x6 km Zelle). Wenn sich nun ein Windpark innerhalb solch einer Zelle in erhöhter Position befindet (Hügel, Bergrücken, können für diesen lokal begrenzten Windgeschwindigkeitswerte erwartet werden, die über dem Durchschnittswert der Zelle liegen. Der Einsatz des MICROCOUPLING führt aber für diesen Bereich zu einer Verstärkung der bereits überhöhten Vorhersagen, wobei gleichzeitig die Variationen von Turbine zu Turbine besser vorhergesagt werden. Die generelle Überhöhung der Windgeschwindigkeitsvorhersagen ("bias") können mit Leichtigkeit durch das GMS SMART LEARNING korrigiert werden. Da aber besonders für diesen Windpark nicht ausreichend Messdaten für das Training der neuronalen Netze vorhanden waren, konnte dieser Effekt nicht korrigiert werden.

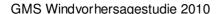
Inzwischen wurde GMS MICROCOUPLING für GMS Vorhersageprojekte in Gebieten mit komplexem Gelände in Südeuropa angewendet und es zeigen sich deutliche Verbesserungen gegenüber der reinen GMS MicroCast™ Vorhersage.

5.3.4 GMS MicroCast™ 1 km downscaling

Der Einsatz von GMS MicroCast™ mit einer Modellauflösung von 1x1 km war zu Beginn der Studie nicht geplant. Im Laufe der Studie allerdings ergab sich diese Möglichkeit und wurde daher ebenfalls als Versuch zur Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit eingesetzt.

Eine Erhöhung der Auflösung auf 1x1 km führte allerdings nicht zu den gewünschten Ergebnissen. Die durchschnittlichen r^2 Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen verschlechterten sich um ca. 2 - 10% und jene der Windenergieertragsvorhersagen um ca. 8%.

Eine leichte Verschlechterung der Vorhersagegenauigkeit konnte auch bei der Auswertung des durchschnittlichen SF und RSF Wertes der Windgeschwindigkeits- und Energieertragsvorhersagen beobachtet werden. Der





durchschnittliche SF Wert verschlechterte sich um ca. 1-2% und der durchschnittliche RSF Wert um ca. 0-3%.

5.4 Fazit

Die Studie kann insgesamt als sehr erfolgreich angesehen werden. Die Ergebnisse belegen einerseits die ausgesprochen hohe Qualität der GMS Vorhersage und geben andererseits Hinweise auf Bereiche im GMS System, die noch verbessert werden können und sollen.

Die mit Hilfe des GMS SMART LEARNING verbesserte GMS MicroCast™ Vorhersage (mit einer Modellauflösung von 6 km) zeigte einen relativen Standardfehler von lediglich ca. 13 %. Dies ist umso bemerkenswerter, als der Trainingszeitraum der neuronalen Netze nur zwei Monate betrug und außerdem durch ausgesprochen untypisches Wetter gekennzeichnet war. Zudem liefen die WEA der Windparks fast während des gesamten Trainingszeitraums nur unter Teillast – eine Situation, die die Vorhersage besonders erschwert.

Die Studie hat aber auch weitere Fragen aufgeworfen. So ist nicht klar, warum die Erhöhung der Modellauflösung von GMS MicroCast™ die Vorhersagen verschlechtert. Diese Tatsache muss noch gesondert studiert und erklärt werden.

Die gesammelten Daten können und werden noch für weitere Analysen wie beispielsweise die Fähigkeit des Systems, sogenannte "Rampen" vorherzusagen, verwendet und stehen den Teilnehmern der Studie für eigene Analysen zur Verfügung.



6 Danksagung

AL-PRO GmbH & Co. KG bedankt sich bei den Unternehmen, die sich an dieser Studie beteiligt haben und besonders bei den involvierten Mitarbeitern. Die Teilnehmer ermöglichten die Studie und erlaubten AL-PRO, die Analyseroutinen zu verfeinern und gleichzeitig die Qualität des GMS Produktpakets aussagekräftig zu evaluieren.

AL-PRO hofft, dass die Ergebnisse der Studie für die Teilnehmer und Andere nutzbringend umgesetzt werden können.



7 Referenzen

7.1 Literaturhinweise

- [1] European Wind Atlas (1989); Nils G. Mortensen, Ib Troen, Erik Lundtang Pertersen; Risø National Laboratory, Denmark
- [2] Technische Richtlinien für Windenergieanlagen, Teil 6: Bestimmung von Windpotenzial und Energieerträgen, Revision 7, 10.09.2007; Fördergesellschaft Windenergie e.V.
- [3] Meso scale modeling with a Reynolds Averaged Navier-Stokes Solver (1998); A. R. Gravdahl, 31th IEA Experts Meeting State of the Art of Wind Resource Estimation, Risö.
- [4] Wind field simulations at Askervein hill (1999); J. Leroy; Technical report VECTOR 9910 100.
- [5] WindSim Flow Simulations in Complex Terrain (2000); A. R. Gravdahl, K. Harstveit; 5th German Wind Energy Conference, Wilhelmshaven.
- [6] Power prediction and siting When the terrain gets rough (2002); A. R. Gravdahl, S. Rorgemoen, M. Thogersen; The World Wind Energy conference and Exibition, Berlin.
- [7] Wind Modeling in Mountains, Intercomparison and Validation of Models (2003); B. Schaffner, A. R. Gravdahl; European Wind Energy conference and Exibition, Madrid.
- [8] Verifikation des dreidimensionalen CFD-Strömungsmodells WindSim anhand von Testfällen in der Region Hochsauerland (2004), Bericht Nr. WS-130304-272-CA; Carsten Albrecht; AL-PRO
- [9] WindSim in Complex Terrain: test case Castronovo, Sicily, C. Albrecht, M. Klesitz; WindSim User Meeting, Tønsberg, 2005.
- [10] An introduction to boundary layer meterology, Roland B. Stall, 1988.
- [11] Long term correlations of wind measurements with neural networks; C. Albrecht, M. Klesitz, Wind Power Asia Beijing, 2006
- [12] Everitt, B.S. (2003) The Cambridge Dictionary of Statistics, CUP. ISBN 0-521-81099-x.

7.2 Verwendete Software

- [13] WindPRO, Version 2.6.1.252 Jan. 2009, EMD International A/S, Denmark
- [14] WindSim, Version 4.9.1, WindSim AS, Norway
- [15] Matlab 7.5.0.342 (R2007b), The MathWorks, Inc.
- [16] Microsoft Office Excel 2003 (11.6113.5703) SP 1, Microsoft Corporation
- [17] WAsP, Wind Atlas Analysis and Application Program, Version 8.1, Build 8.01.0057, Risø National Laboratory, Denmark



8 Anhang mit Detailergebnissen

8.1 Erhöhung der Auflösung des GMS MicroCast™ Modells von 6 km auf 1 km: Auswirkung auf die Vorhersagequalität

8.1.1 Durchschnittliche r² Werte der Windgeschwindigkeits- und Windenergieertragsprognosen (19.02.10 – 31.03.10):

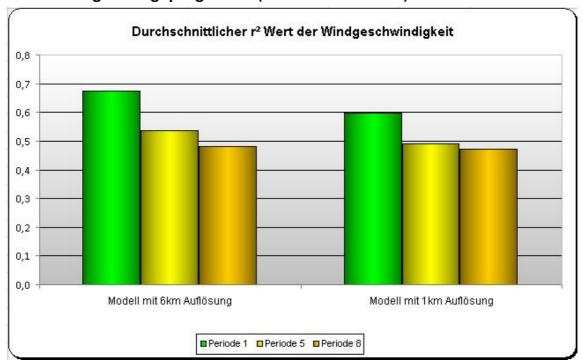


Abbildung 8.1.1.1: Durchschnittliche r² Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen mittlere r² Werte von **0.67**, **0.54** und **0.48** für die Perioden 1, 5 und 8.

Mit der Erhöhung der Modellauflösung auf 1 km verschlechtert sich das Ergebnis für Periode 1 um 10.4% auf einen r² Wert von **0.60**, für Periode 5 um 9.3% auf einen r² Wert von **0.49** und für Periode 8 um 2.1% auf einen r² Wert von **0.47**.



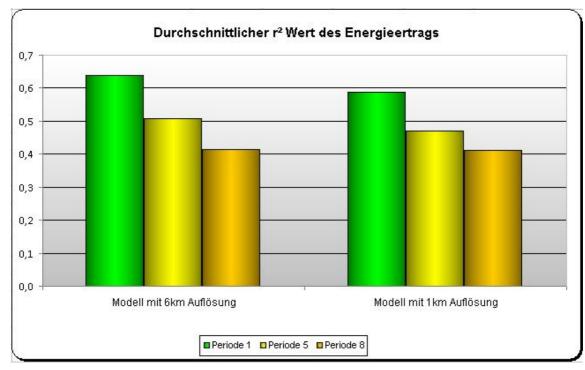


Abbildung 8.1.1.2: Durchschnittliche r² Werte der Windenergieertragsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windenergieertragsprognosen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das MicroCast™ Modell mit einer Auflösung von 6 km) zeigen mittlere r² Werte von **0.64**, **0.51** und **0.41** für die Perioden 1, 5 und 8.

Mit der Erhöhung der Modellauflösung auf 1 km verschlechtert sich das Ergebnis für Periode 1 um 7.8% auf einen r² Wert von **0.59** und für Periode 5 ebenfalls um 7.8% auf einen r² Wert von **0.47**. Periode 8 zeigt keine wesentlichen Unterschiede zwischen dem 1 km und dem 6 km Modell.



8.1.2 Durchschnittliche SF Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen und RSF Werte der Windenergieertragsprognosen (19.02.10 – 31.03.10):

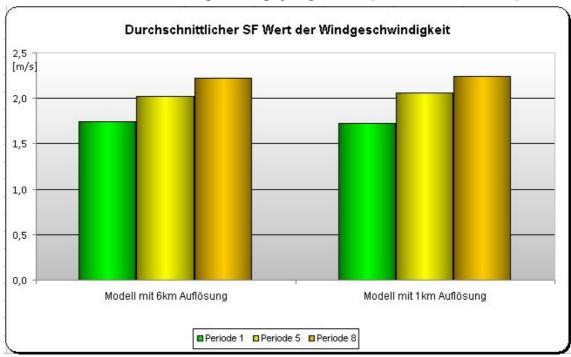


Abbildung 8.1.2.1: Durchschnittliche SF Werte der Windgeschwindigkeitsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen mittlere SF Werte von 1.75, 2.02 und 2.22 m/s für die Perioden 1, 5 und 8.

Mit der Erhöhung der Modellauflösung auf 1 km verbessert sich das Ergebnis für Periode 1 um 1.7% auf einen SF Wert von 1.72 m/s, verschlechtert sich aber für Periode 5 um 2.0% auf einen SF Wert von 2.06 m/s und für Periode 8 um 1.4% auf einen SF Wert von 2.25 m/s.



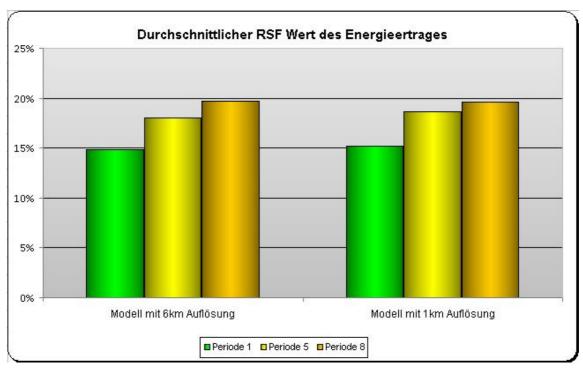


Abbildung 8.1.2.2: Durchschnittliche RSF Werte der Windenergieertragsprognosen aller Windparks für den Zeitbereich 19.02.10 – 31.03.10

Die Durchschnittswerte der Windenergieertragsprognosen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das MicroCast™ Modell mit einer Auflösung von 6 km) zeigen mittlere RSF Werte von 14.8%, 18.0% und 19.7% für die Perioden 1, 5 und 8.

Mit der Erhöhung der Modellauflösung auf 1 km verschlechtert sich das Ergebnis für Periode 1 um 2.7% auf einen RSF Wert von 15.2%, für Periode 5 um 3.3% auf einen RSF Wert von 18.6% und verbessert sich für Periode 8 um 0.5% auf einen RSF Wert von 19.6%.



8.2 Einsatz von GMS SMART LEARNING zur Verbesserung der Genauigkeit der GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeitsvorhersagen (6 km Modellauflösung)

8.2.1 r² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

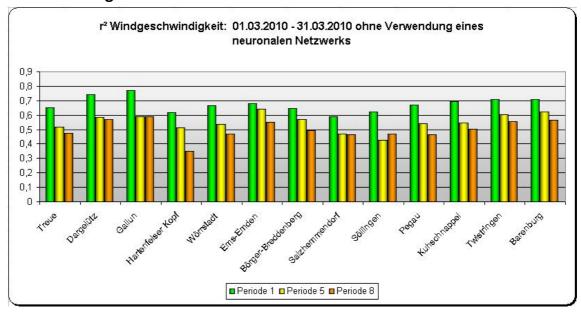


Abbildung 8.2.1.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.77** und **0.59**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.64** und **0.43** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.59** und **0.35** für Periode 8.



8.2.2 r² der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

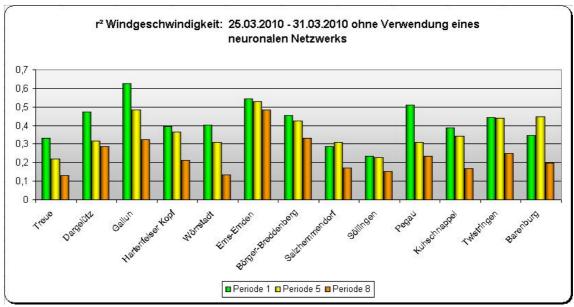


Abbildung 8.2.2.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.63** und **0.23**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.53** und **0.22** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.48** und **0.13** für Periode 8.



8.2.3 r² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>1 Monat</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

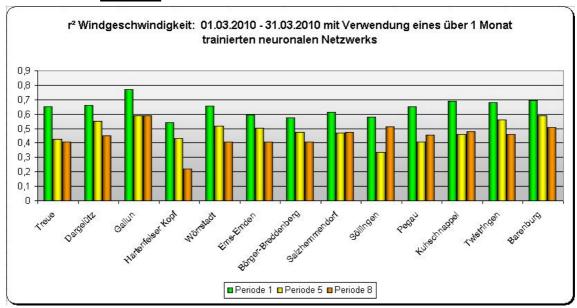


Abbildung 8.2.3.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.77** und **0.54**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.59** und **0.33** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.59** und **0.22** für Periode 8.



8.2.4 r² der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

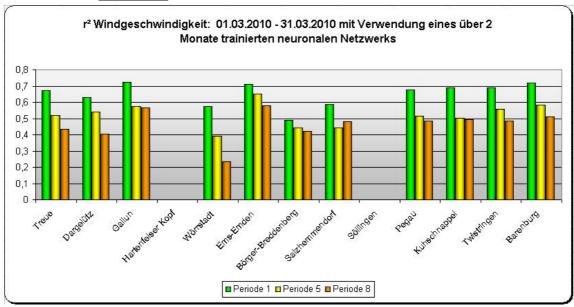


Abbildung 8.2.4.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.72** und **0.49**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.65** und **0.39** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.58** und **0.23** für Periode 8.



8.2.5 r² der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2,75 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

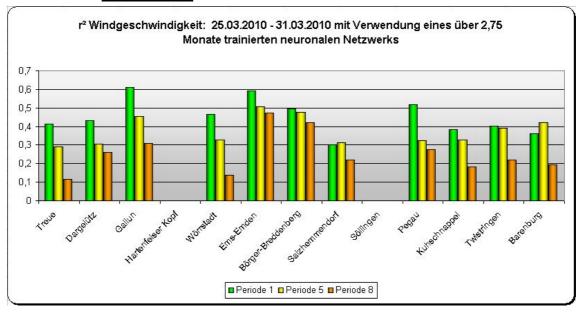


Abbildung 8.2.5.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.61** und **0.30**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.51** und **0.29** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.47** und **0.12** für Periode 8.



8.2.6 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

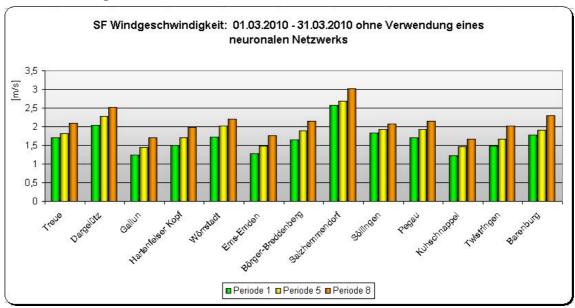


Abbildung 8.2.6.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen **1.22** und **2.57**. Die SF Werte steigen einheitlich auf Werte zwischen **1.45** und **2.69** für Periode 5 und auf Werte zwischen **1.66** und **3.02** für Periode 8.



8.2.7 SF der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

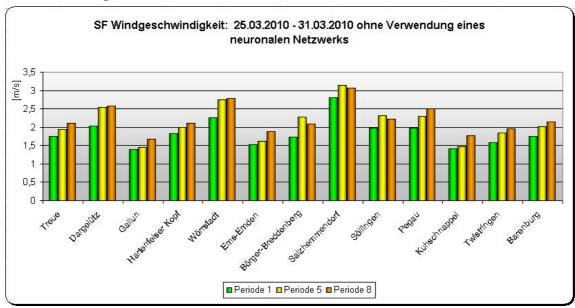


Abbildung 8.2.7.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen **1.40** und **2.81**. Die SF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen **1.45** und **3.14** für Periode 5 und auf Werte zwischen **1.68** und **3.07** für Periode 8.



8.2.8 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainierten neuronalen Netzwerks:

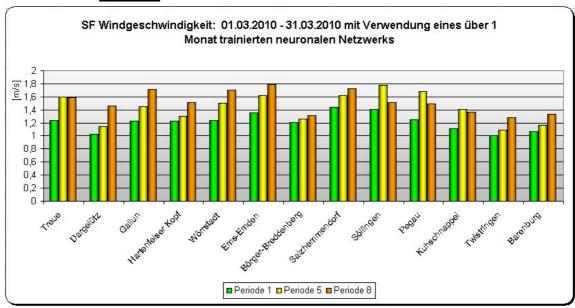


Abbildung 8.2.8.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen 1.00 und 1.44. Die SF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 1.09 und 1.78 für Periode 5 und auf Werte zwischen 1.28 und 1.79 für Periode 8.



8.2.9 SF der Windgeschwindigkeitswerte (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

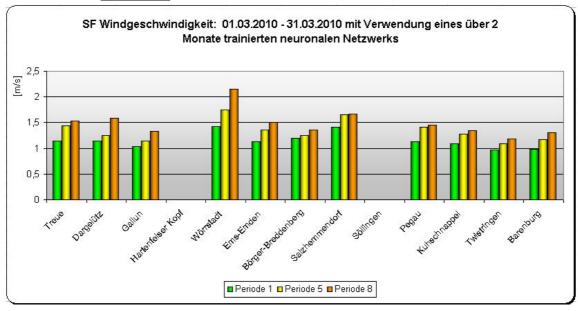


Abbildung 8.2.9.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen **0.97** und **1.43**. Die SF Werte steigen einheitlich auf Werte zwischen **1.09** und **1.75** für Periode 5 und auf Werte zwischen **1.19** und **2.15** für Periode 8.



8.2.10 SF der Windgeschwindigkeitswerte (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2,75 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

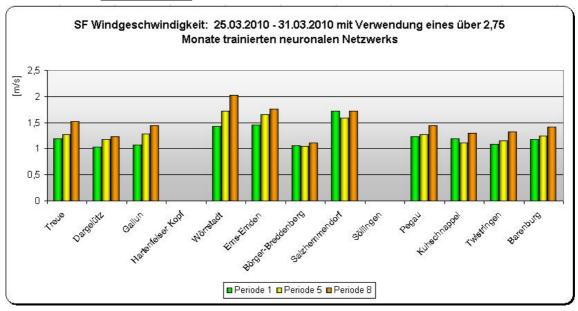


Abbildung 8.2.10.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windgeschwindigkeitsprognosen zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen 1.03 und 1.72. Die SF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 1.04 und 1.71 für Periode 5 und auf Werte zwischen 1.12 und 2.02 für Periode 8.



8.3 Einsatz von GMS SMART LEARNING zur Verbesserung der Genauigkeit der mit Hilfe des GMS FARM YIELD PREDICTORs berechneten Windenergieertragsvorhersagen

8.3.1 r² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

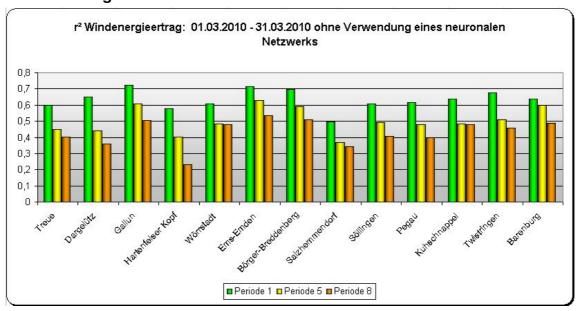


Abbildung 8.3.1.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.72** und **0.49**. Die r² Werte fallen einheitlich auf Werte zwischen **0.63** und **0.37** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.54** und **0.23** für Periode 8.



8.3.2 r² der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

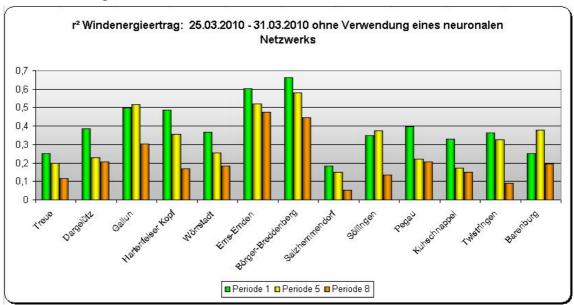


Abbildung 8.3.2.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS FARM YIELD PREDICTORs zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.66** und **0.19**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.58** und **0.15** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.47** und **0.05** für Periode 8.



8.3.3 r² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>1 Monat</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

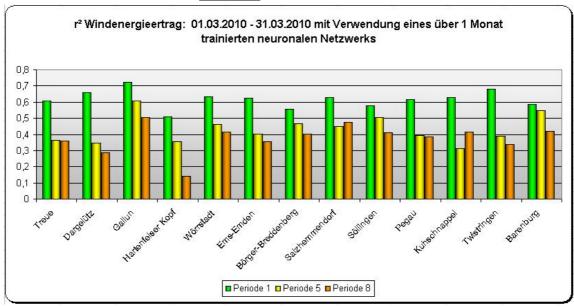


Abbildung 8.3.3.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.72** und **0.51**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.61** und **0.31** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.51** und **0.14** für Periode 8.



8.3.4 r² der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

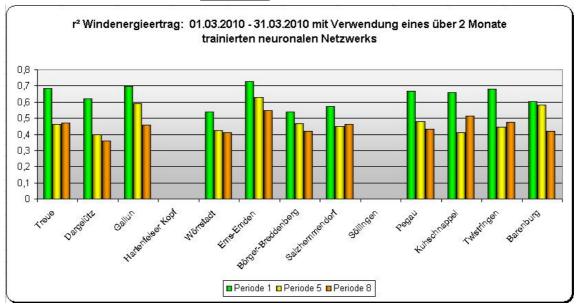


Abbildung 8.3.4.1:

r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.73** und **0.54**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.63** und **0.40** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.55** und **0.36** für Periode 8.



8.3.5 r² der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:

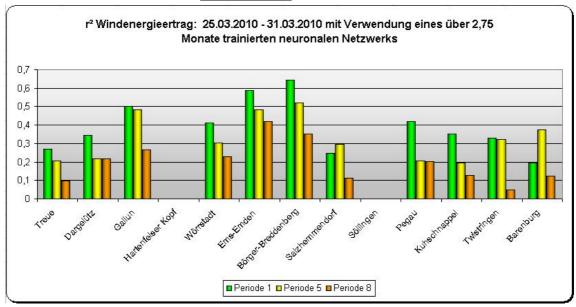


Abbildung 8.3.5.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.65** und **0.19**. Die r² Werte fallen größtenteils auf Werte zwischen **0.52** und **0.19** für Periode 5 und auf Werte zwischen **0.42** und **0.05** für Periode 8.



8.3.6 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

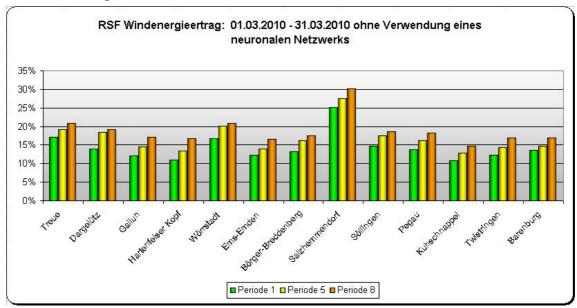


Abbildung 8.3.6.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 11% und 25%. Die RSF Werte steigen einheitlich auf Werte zwischen 13% und 28% für Periode 5 und auf Werte zwischen 15% und 30% für Periode 8.



8.3.7 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) <u>ohne</u> Verwendung eines neuronalen Netzwerks:

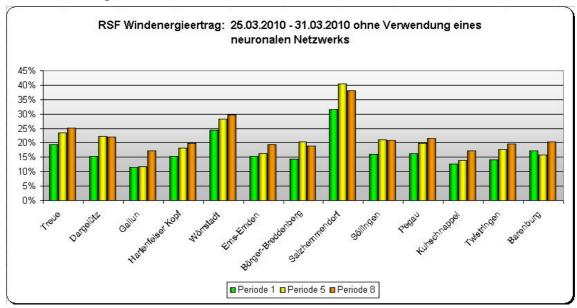


Abbildung 8.3.7.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) ohne Verwendung eines neuronalen Netzwerks

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 12% und 32%. Die RSF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 12% und 40% für Periode 5 und auf Werte zwischen 17% und 38% für Periode 8.



8.3.8 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>1 Monat</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

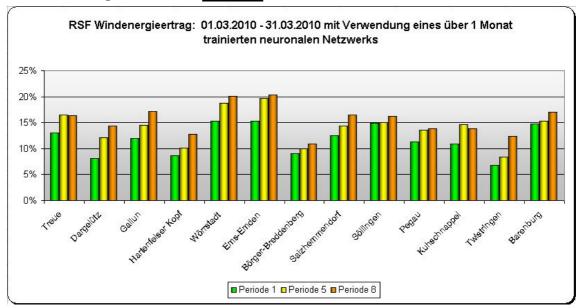


Abbildung 8.3.8.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 1 Monat trainerten neuronalen Netzwerks

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 7% und 15%. Die RSF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 8% und 20% für Periode 5 und auf Werte zwischen 11% und 20% für Periode 8.



8.3.9 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über <u>2 Monate</u> trainierten neuronalen Netzwerks:

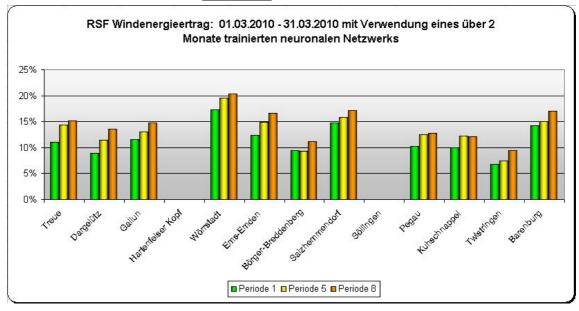


Abbildung 8.3.9.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 7% und 17%. Die RSF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 7% und 20% für Periode 5 und auf Werte zwischen 9% und 20% für Periode 8.



8.3.10 RSF der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 – 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainierten neuronalen Netzwerks:

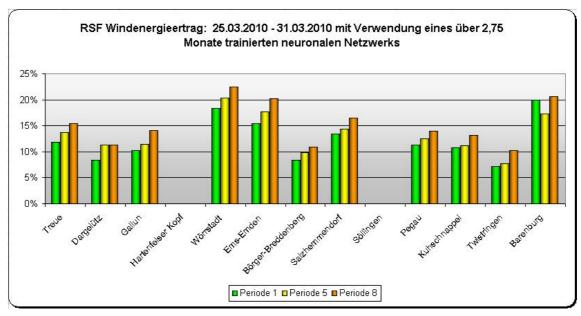


Abbildung 8.3.10.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (25.03.10 - 31.03.10) mit Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks. Die Verwendung eines über 2,75 Monate trainerten neuronalen Netzwerks für die Windparks Hartenfelser Kopf und Söllingen war aufgrund fehlender oder unbrauchbarer Januardaten nicht möglich.

Die mit Hilfe von GMS SMART LEARNING berechneten Windenergieertragsvorhersagen zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 7% und 20%. Die RSF Werte steigen größtenteils auf Werte zwischen 8% und 20% für Periode 5 und auf Werte zwischen 10% und 22% für Periode 8.



8.3.11 Anwendung von GMS SMART LEARNING mit unterschiedlichen Trainingszeiträumen auf die Vorhersagen des Windparks Twistringen

Im Gegensatz zu den anderen Windparks standen für den Windpark Twistringen auch Meß- und Vorhersagedaten für fast den ganzen Dezember 2009 zur Verfügung. Zusätzlich zur Standardauswertung konnte daher für den Einsatz des GMS SMART LEARNING ein weiterer Trainingsmonat verwendet werden.

8.3.11.1 r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):

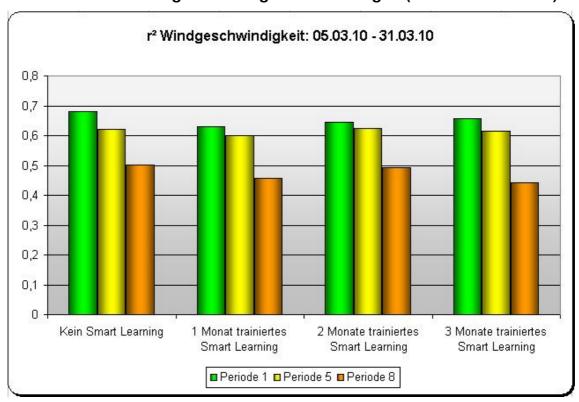


Abbildung 8.3.11.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING zeigen r² Werte von **0.68**, **0.62** und **0.50** für die Perioden 1, 5 und 8.

Der Einsatz von GMS SMART LEARNING mit einem Trainingszeitraum von 1 Monat verringert den r² Wert für Periode 1 um 7.4% auf einen Wert von **0.63**, für Periode 5 um 3.2% auf einen Wert von **0.60** und für Periode 8 um 8.0% auf einen Wert von **0.46**.

Im Vergleich zu den r² Werten der Windgeschwindigkeitsprognosen ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING führt der Einsatz eines über 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks zu einer Verringerung des r² Wertes für Periode 1 um 5.9% auf einen Wert von **0.64** und des r² Wertes für Periode 8 um 2.0% auf einen Wert von **0.49**. Periode 5 bleibt unverändert.

Der Einsatz eines über 3 Monate trainierten neuronalen Netzwerks führt zu einer Verringerung des r² Wertes für Periode 1 um 2.9% auf einen Wert von



0.66, für Periode 5 um 1.6% auf einen Wert von **0.61** und für Periode 8 um 12.0% auf einen Wert von **0.44**.

8.3.11.2 r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):

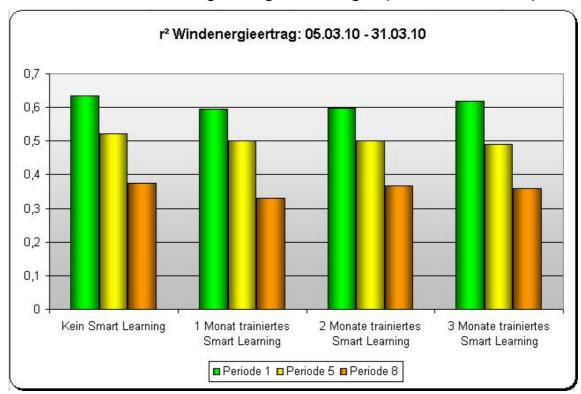


Abbildung 8.3.11.2: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf die Vorhersagen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km) ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING zeigen r² Werte von **0.63**, **0.52** und **0.37** für die Perioden 1, 5 und 8.

Der Einsatz von GMS SMART LEARNING mit einem Trainingszeitraum von 1 Monat verringert den r² Wert für Periode 1 um 4.8% auf einen Wert von **0.60**, für Periode 5 um 3.8% auf einen Wert von **0.50** und für Periode 8 um 10.8% auf einen Wert von **0.33**.

Im Vergleich zu den r² Werten der Windgeschwindigkeitsprognosen ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING führt der Einsatz eines über 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks erneut zu einer Verringerung des r² Wertes für Periode 1 um 4.8% auf einen Wert von **0.60** und für Periode 5 um 3.8% auf einen Wert von **0.50**. Periode 8 bleibt unverändert.

Der Einsatz eines über 3 Monate trainierten neuronalen Netzwerks führt zu einer Verringerung des r² Wertes für Periode 1 um 1.6% auf einen Wert von **0.62**, für Periode 5 um 5.8% auf einen Wert von **0.49** und für Periode 8 um 2.7% auf einen Wert von **0.36**.



8.3.11.3 SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):

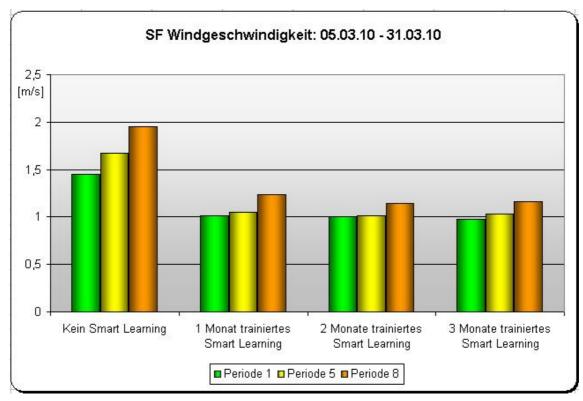


Abbildung 8.3.11.3: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10

Die Windgeschwindigkeitsprognosen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING zeigen SF Werte von 1.45, 1.68 und 1.95 m/s für die Perioden 1, 5 und 8.

Der Einsatz von GMS SMART LEARNING mit einem Trainingszeitraum von 1 Monat verringert den SF Wert für Periode 1 um 29.7% auf einen Wert von 1.02 m/s, für Periode 5 um 37.5% auf einen Wert von 1.05 m/s und für Periode 8 um 36.4% auf einen Wert von 1.24 m/s.

Im Vergleich zu den SF Werten der Windgeschwindigkeitsprognosen ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING führt der Einsatz eines über 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks zu einer Verringerung des SF Wertes für Periode 1 um 31.0% auf einen Wert von 1.00 m/s, für Periode 5 um 39.9% auf einen Wert von 1.01 m/s und für Periode 8 um 41.0% auf einen Wert von 1.15 m/s.

Der Einsatz eines über 3 Monate trainierten neuronalen Netzwerks führt zu einer Verringerung des SF Wertes für Periode 1 um 33.1% auf einen Wert von **0.97 m/s**, für Periode 5 um 38.7% auf einen Wert von **1.03 m/s** und für Periode 8 um 40.0% auf einen Wert von **1.17 m/s**.



8.3.11.4 RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (05.03.10 – 31.03.10):

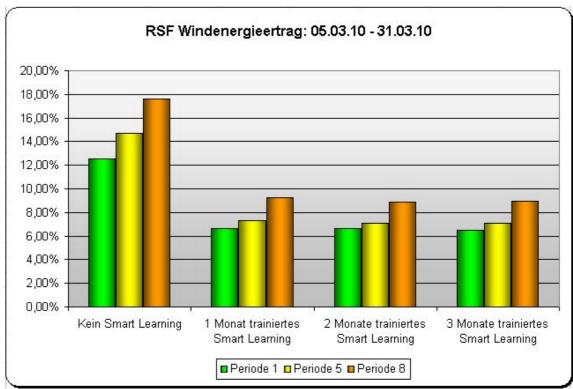


Abbildung 8.3.11.4: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen des Windparks Twistringen für den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf die Vorhersagen des GMS MicroCast™ Modells mit einer Auflösung von 6 km) ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING zeigen RSF Werte von 12.5%, 14.7% und 17.6% für die Perioden 1, 5 und 8.

Der Einsatz von GMS SMART LEARNING mit einem Trainingszeitraum von 1 Monat verringert den RSF Wert für Periode 1 um 47.2% auf einen Wert von 6.6%, für Periode 5 um 50.3% auf einen Wert von 7.3% und für Periode 8 um 47.7% auf einen Wert von 9.2%

Im Vergleich zu den RSF Werten der Windgeschwindigkeitsprognosen ohne Anwendung von GMS SMART LEARNING führt der Einsatz eines über 2 Monate trainierten neuronalen Netzwerks erneut zu einer Verringerung des RSF Wertes für Periode 1 um 46.4% auf einen Wert von 6.7%, für Periode 5 um 51.7% auf einen Wert von 7.1% und für Periode 8 um 49.4% auf einen Wert von 8.9%.

Der Einsatz eines über 3 Monate trainierten neuronalen Netzwerks führt zu einer Verringerung des RSF Wertes für Periode 1 um 48.0% auf einen Wert von 6.5%, für Periode 5 um 51.7% auf einen Wert von 7.1% und für Periode 8 um 49.4% auf einen Wert von 8.9%



8.3.11.5 Zeitreihen für den Windpark Twistringen

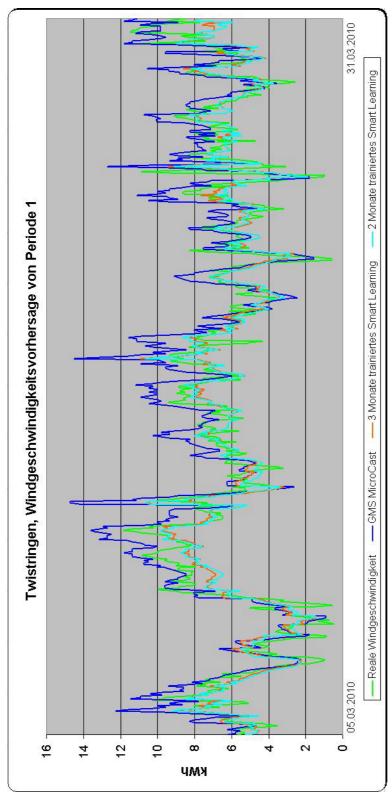


Abbildung 8.3.11.5: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast[™] Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 − 31.03.10 für Periode 1.



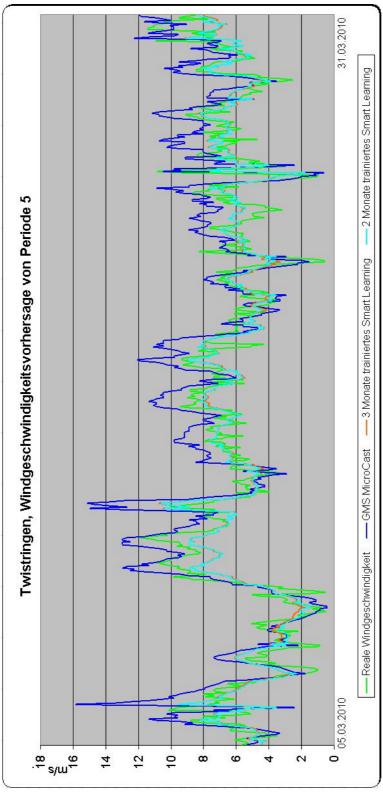


Abbildung 8.3.11.6: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast[™] Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 − 31.03.10 für Periode 5.



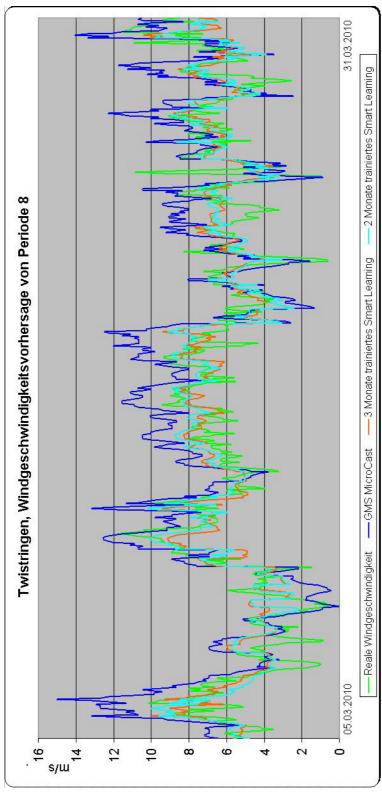


Abbildung 8.3.11.7: Zeitreihen der gemessenen Windgeschwindigkeit, der GMS MicroCast[™] Windgeschwindigkeitsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 − 31.03.10 für Periode 8.



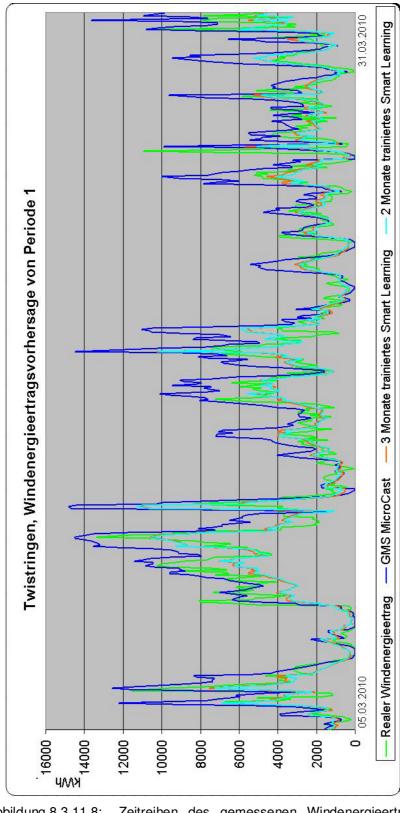


Abbildung 8.3.11.8: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 1.



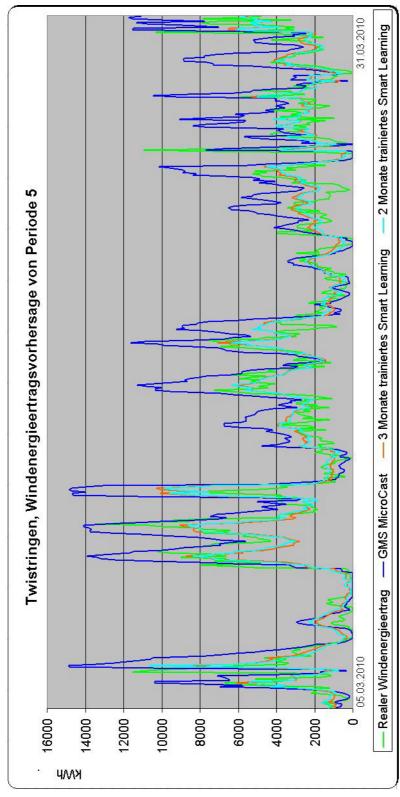


Abbildung 8.3.11.9: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 5.



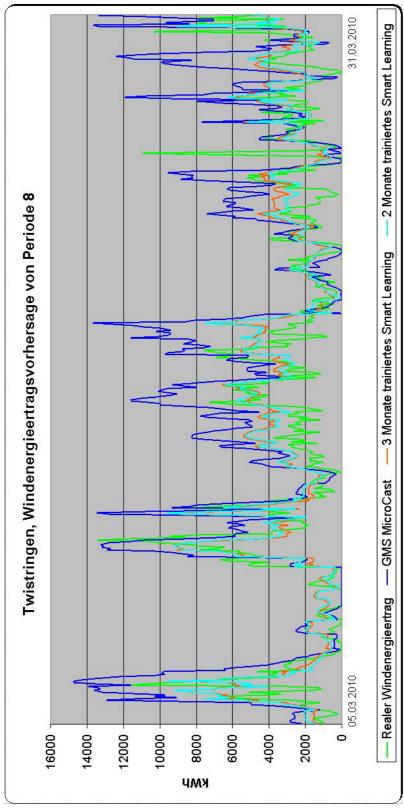


Abbildung 8.3.11.10: Zeitreihen des gemessenen Windenergieertrages, der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windenergieertragsvorhersage und der Vorhersagen mit 2 bzw. 3 Monate trainierten neuronalen Netzen des Windparks Twistringen über den Zeitraum 05.03.10 – 31.03.10 für Periode 8.



- 8.4 Einsatz von GMS MICROCOUPLING zur Verbesserung der Genauigkeit der GMS MicroCast™ Windgeschwindigkeitsvorhersagen (6 km Modellauflösung) des Windparks "Hartenfelser Kopf"
- 8.4.1 r² der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING:

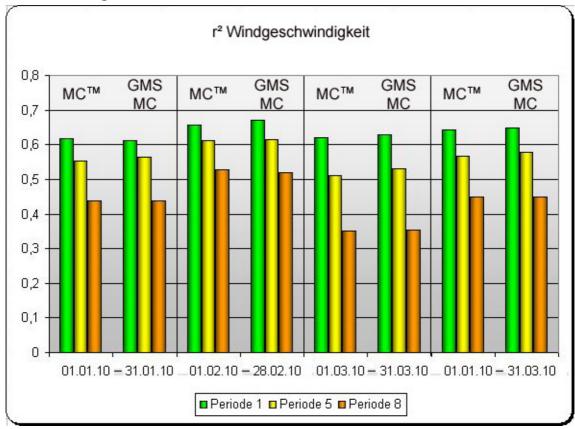


Abbildung 8.4.1.1: r² der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MCTM = Micro CastTM, GMS MC = GMS Microcoupling)

Der Einsatz von GMS MICROCOUPLING zeigt keine oder nur geringe Auswirkungen auf die r^2 Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen. Es können sowohl Verschlechterungen von r^2 um 1.6 – 4.5% als auch Verbesserungen um 1.5 – 3.9% beobachtet werden.



8.4.2 r² der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING:

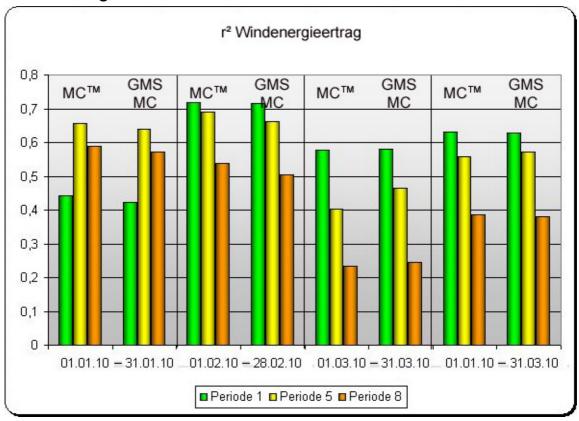


Abbildung 8.4.2.1: r² der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MCTM = Micro CastTM, GMS MC = GMS Microcoupling)

Der Einsatz von GMS MICROCOUPLING zeigt keine oder nur geringe Auswirkungen auf die r^2 Werte der Windenergieertragsvorhersagen. Es können sowohl Verschlechterungen von r^2 um 3.0-7.4% als auch Verbesserungen um 1.8-4.3% beobachtet werden. Periode 5 des Zeitraumes 01.03.10-31.3010 hingegen zeigt eine deutlichere Verbesserung um 17.5%.



8.4.3 SF der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING:

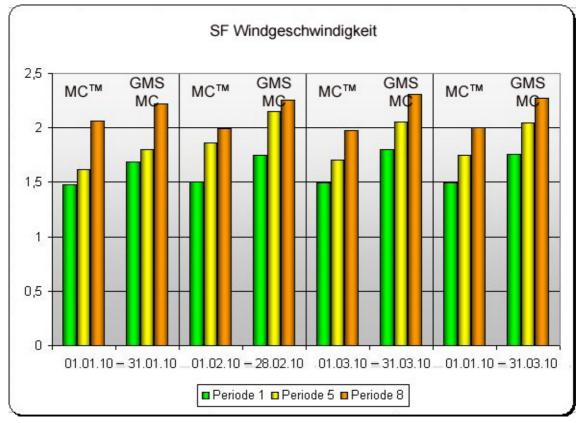


Abbildung 8.4.3.1: SF der Windgeschwindigkeitswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MCTM = Micro CastTM, GMS MC = GMS Microcoupling)

Der Einsatz von GMS MICROCOUPLING führt zu einer deutlichen Verschlechterung der SF Werte der GMS MicroCast™ Vorhersage um 7.8 – 20.0% für alle angeführten Zeiträume.



8.4.4 RSF der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING:

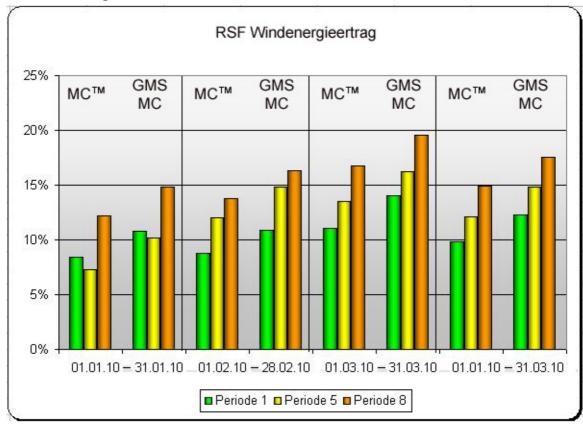


Abbildung 8.4.4.1: RSF der Windenergieertragswerte für verschiedene Zeiträume und Anwendung von GMS MICROCOUPLING (MCTM = Micro CastTM, GMS MC = GMS Microcoupling)

Der Einsatz von GMS MICROCOUPLING führt zu einer deutlichen Verschlechterung der RSF Werte der GMS FARM YIELD PREDICTOR Vorhersage um 16.6 – 41.2% für alle angeführten Zeiträume.



8.5 Genauigkeit der GMS MicroCast™ (6 km Modellauflösung) Windgeschwindigkeitsvorhersage

8.5.1 r^2 der Windgeschwindigkeitsvorhersagewerte (01.01.10 – 31.03.10):

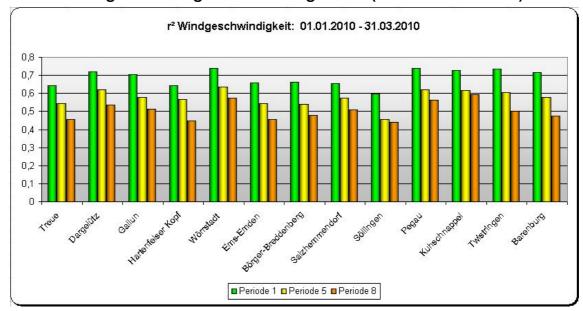


Abbildung 8.5.1.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.74** und **0.60**. Die r² Werte verschlechtern sich für Periode 5 einheitlich auf Werte zwischen **0.64** und **0.46** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.59** und **0.44**.



8.5.2 SF der Windgeschwindigkeitsvorhersagewerte (01.01.10 – 31.03.10):

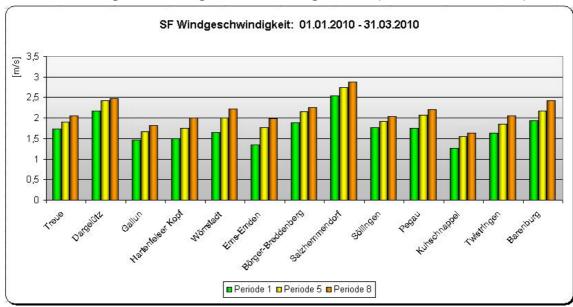


Abbildung 8.5.2.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen 1.27 und 2.55 m/s. Die SF Werte verschlechtern sich einheitlich für Periode 5 auf Werte zwischen 1.55 und 2.74 m/s sowie für Periode 8 auf Werte zwischen 1.63 und 2.88 m/s.



8.6 Genauigkeit der GMS FARM YIELD PREDICTOR Windgeschwindigkeitsvorhersage (angewendet auf die GMS MicroCast™ Vorhersage mit 6 km Modellauflösung)

8.6.1 r^2 der Windenergieertragswerte (01.01.10 – 31.03.10):

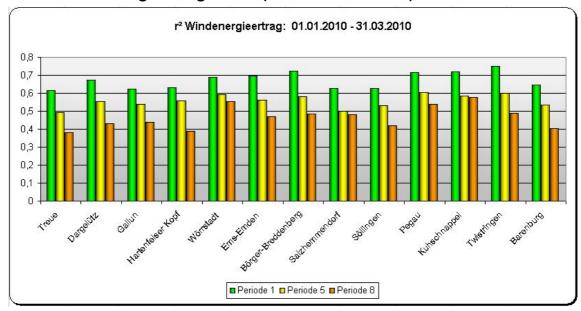


Abbildung 8.6.1.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: r² Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.75** und **0.62**. Die r² Werte verschlechtern sich für Periode 5 einheitlich auf Werte zwischen **0.60** und **0.49** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.58** und **0.38**.



8.6.2 RSF der Windenergieertragswerte (01.01.10 – 31.03.10):

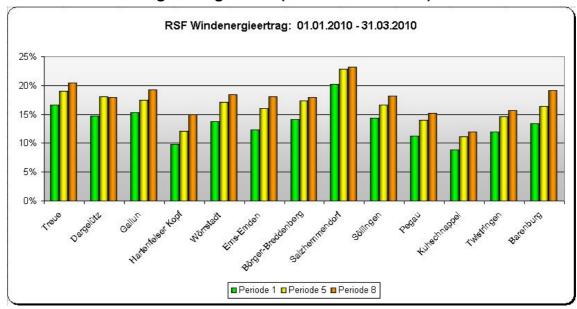


Abbildung 8.6.2.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.01.10 - 31.03.10). Söllingen: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersagen (01.02.10 - 31.03.10)

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 9% und 20%. Die RSF Werte verschlechtern sich größtenteils für Periode 5 auf Werte zwischen 11% und 23% sowie für Periode 8 auf Werte zwischen 12% und 23%.



8.7 Erhöhung der Auflösung des MicroCast[™] Modells von 6 auf 1 km zur Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit

8.7.1 r² der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 6 km MicroCastTM Modells:

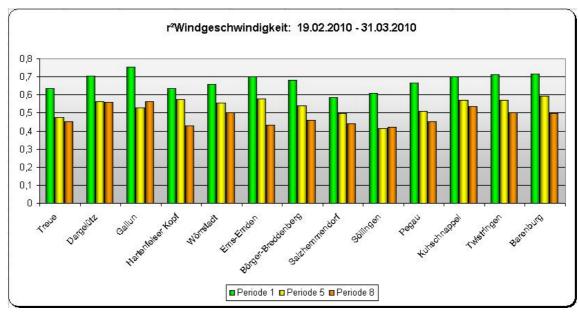


Abbildung 8.7.1.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: r² Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: r² Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.75** und **0.59**. Die r² Werte verschlechtern sich größtenteils für Periode 5 auf Werte zwischen **0.59** und **0.41** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.56** und **0.42**.



8.7.2 r² der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCastTM Modells:

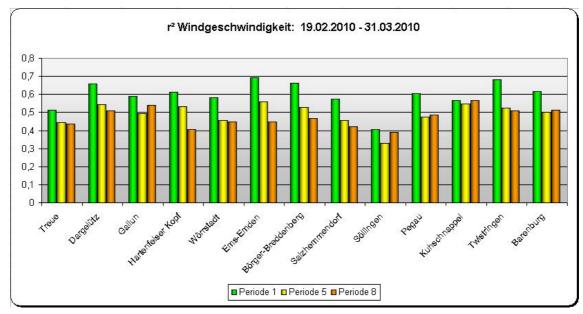


Abbildung 8.7.2.1: r² Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: r² Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: r² Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 1 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.69** und **0.40**. Die r² Werte verschlechtern sich größtenteils für Periode 5 auf Werte zwischen **0.56** und **0.33** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.57** und **0.39**.



8.7.3 SF der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 6 km MicroCastTM Modells:

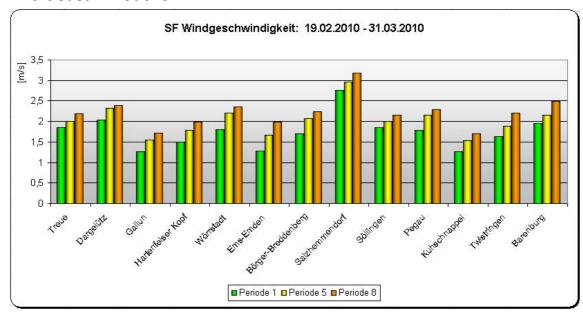


Abbildung 8.7.3.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: SF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: SF Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen **1.26** und **2.77 m/s**. Die SF Werte verschlechtern sich einheitlich für Periode 5 auf Werte zwischen **1.53** und **2.97 m/s** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **1.70** und **3.19 m/s**.



8.7.4 SF der Windgeschwindigkeitswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCastTM Modells:

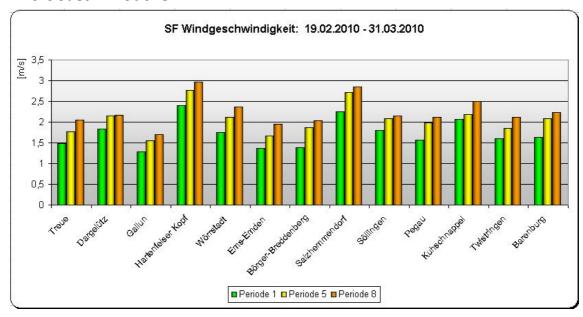


Abbildung 8.7.4.1: SF Werte der Windgeschwindigkeitsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: SF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: SF Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windgeschwindigkeitsvorhersagen von GMS MicroCast™ (mit 1 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 SF Werte zwischen 1.29 und 2.41 m/s. Die SF Werte verschlechtern sich einheitlich für Periode 5 auf Werte zwischen 1.55 und 2.77 m/s sowie für Periode 8 auf Werte zwischen 1.70 und 2.97 m/s.



8.7.5 r² der Windenergieertragswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 6 km MicroCastTM Modells:

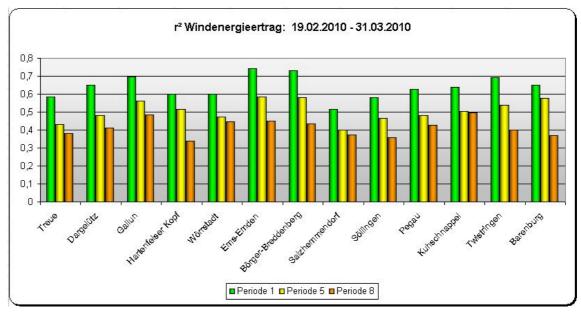


Abbildung 8.7.5.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: r² Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: r² Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das GMS MicroCast™ Modell mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.74** und **0.52**. Die r² Werte verschlechtern sich einheitlich für Periode 5 auf Werte zwischen **0.59** und **0.40** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.50** und **0.34**.



8.7.6 r² der Windenergieertragswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCastTM Modells:

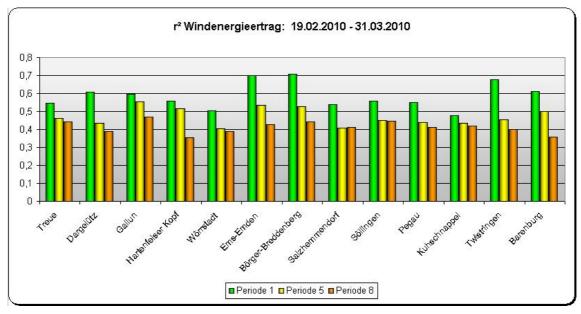


Abbildung 8.7.6.1: r² Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: r² Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: r² Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das GMS MicroCast™ Modell mit 1 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 r² Werte zwischen **0.71** und **0.48**. Die r² Werte verschlechtern sich größtenteils für Periode 5 auf Werte zwischen **0.55** und **0.40** sowie für Periode 8 auf Werte zwischen **0.47** und **0.35**.



8.7.7 RSF der Windenergieertragswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 6 km MicroCastTM Modells:

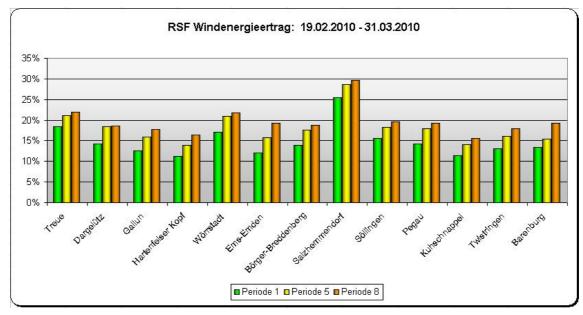


Abbildung 8.7.7.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 6 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: RSF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: RSF Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das GMS MicroCast™ Modell mit 6 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 11% und 26%. Die RSF Werte verschlechtern sich einheitlich für Periode 5 auf Werte zwischen 14% und 29% sowie für Periode 8 auf Werte zwischen 16% und 30%.



8.7.8 RSF der Windenergieertragswerte (19.02.10 – 31.03.10) des 1 km MicroCastTM Modells:

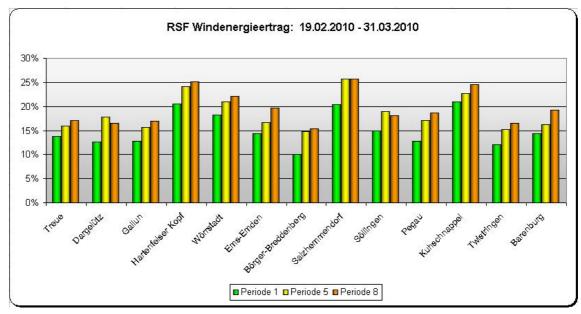


Abbildung 8.7.8.1: RSF Werte der Windenergieertragsvorhersage (mit einem 1 km GMS MicroCast™ Modell) (19.02.10 - 31.03.10). Kuhschnappel und Pegau: RSF Werte (23.02.10 - 31.03.10). Hartenfelser Kopf: RSF Werte (12.03.10 - 31.03.10).

Die Windenergieertragsvorhersagen des GMS FARM YIELD PREDICTORs (angewendet auf das GMS MicroCast™ Modell mit 1 km Modellauflösung) zeigen für Periode 1 RSF Werte zwischen 10% und 21%. Die RSF Werte verschlechtern sich größtenteils für Periode 5 auf Werte zwischen 15% und 26% sowie für Periode 8 auf Werte zwischen 15% und 26%.