

AITC成果発表会 2016.9.16

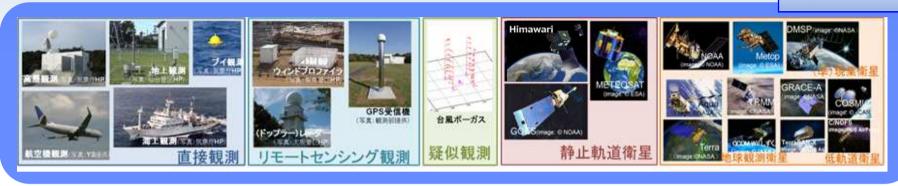
気象庁における機械学習の利用

気象庁予報部数値予報課 アプリケーション班 高田伸一

天気予報・防災情報への機械学習の利用(概要)

天気予報・防災気象情報の流れ

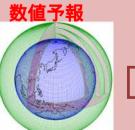
気象観測



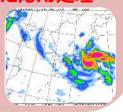
数值予報



スーパーコン ピュータ



予報を使っ た応用処理



天気予報/防災情報





関係機関 報道機関







民間気象会社



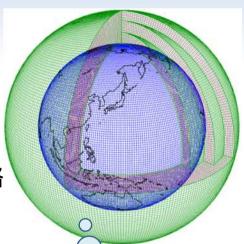


数値予報とは?

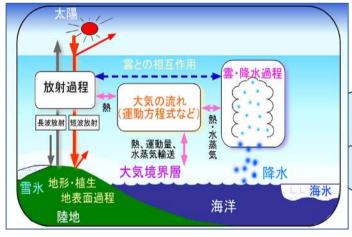




現実大気の連続量を格 子点上に離散化して配 置(初期値の作成)



将来の予測を数値計算



大気の様々な過程を計算

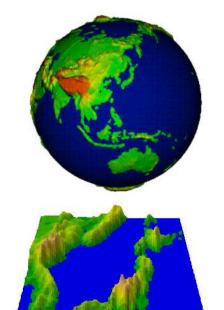
大気を記述する方程式

$$\left[\frac{\partial \phi}{\partial t} = F \right]$$

$$\left[\phi_{t+\Delta t} = \phi_t + F_t \Delta t\right]$$

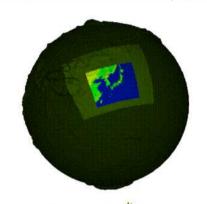
数値予報の種類

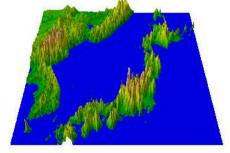
全球モデル



- 格子間隔:約20km
- 11日(3.5日)先まで予測
- 1日4回実行

メソモデル





- 格子間隔:約5km
- ・ 39時間先まで予測
- 1日8回実行

このほか、

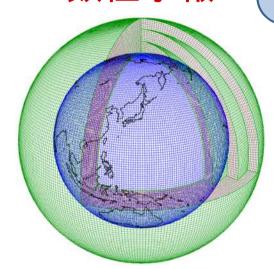
- 格子間隔2kmの 局地モデル(9時 間先まで予測)
- 週間アンサンブルモ デル(11日先ま で予測)
- 台風アンサンブルモデルなどがある。

数値予報を使った応用処理とは?

機械学習

ニューラルネット カルマンフィルタ ロジスティック回帰 予報をガイドすることから(予報)ガイダンスと呼ばれる

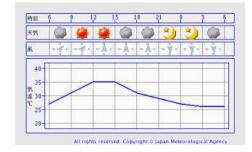
数值予報



翻訳

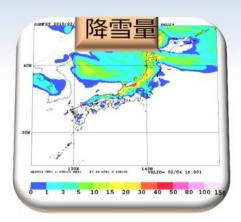
天気予報・防災情 報に必要な情報

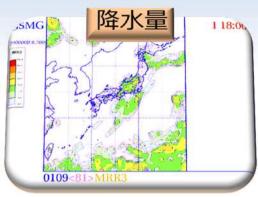
晴·曇り·雨 🐺 最高気温27 🌓 発雷確率30%...

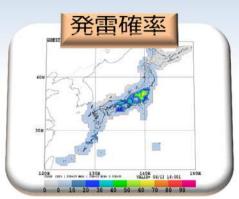


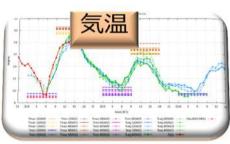
計算結果は未来の大気状態に対応する様々な数値の羅列(1億以上の格子点:ビックデータ)

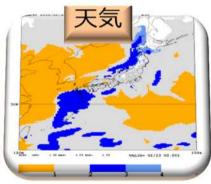
予報ガイダンスの例

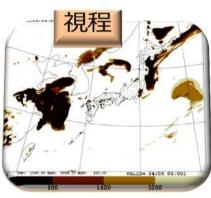




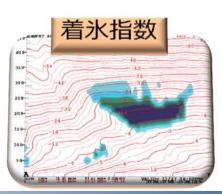


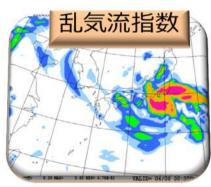














天気予報・防災情報の作成



予報ガイダ ンス

ナウキャスト

数值予報

観測資料

気象衛星

アメダス

予報作業用 システム

予報官

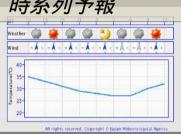






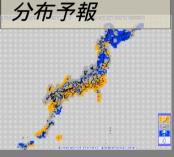
発表予報(例)





•	Ŧ1 I	98	$\overline{}$	<u>±1</u>	Tac	Wed		
7/2	5) [77	1	'Xk	704	0	.00	9
erchia ercepinion	- /	11700-000	J	TIV	191			
Inkyn Jen	gh (ra)	33	(32 3-1	(20 22)	20	122 231	32 (26 34)	29
	000 (m)		(Arrent	09-40	100 - NO	(20,000)	pn= 24)	(20.4)
Sale suscent		9 ·	個的	- I-	434	- 634	24 2	(Q)14
Probability of Springston Car.		500	70	43	+0	32	20	
erkés ty Hardijajima	-	107.		н.	1.85	SHE	50#1-00	13
	1000	30	725 011	120 20	125 711	(22 01)	120 32	200
	en (%)	22	(31 - 30)	(23 - 26)	24	(22 26)	122 - 301	22
Den former		₩1@	₩ 1@	* 0	₩ H@l	*	-	
Probability of Control		10	10	LO	16	45	.10	
Selahi ty				N	-0	-00	15.	. 7
Chichilling	6(0)(0)	-30	/ 12 × 3/2	12 12 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	10 - 40	(41 - 61	190 - 12	(12.4)
	Jan (*5)	27	26	(25 25)	125 22	(22 20)	(20 00)	26
			resistants.		-0.0		-lah	
tokyo			H- 1100		30.31.62		8007.90	
		22 - 50+1		29.7.95		29.2 %		
CNtNJma		3 Mers		25,610		29.9.10		







航空気象情報の作成



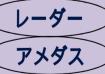
予報ガイダ ンス

ナウキャスト

数值予報

観測資料

気象衛星

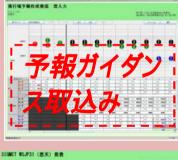


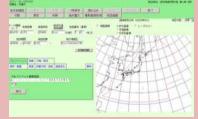


予報作業用 システム









発表予報(例)

TAF

TAF RJTT 191754Z 191803 15018KT 8000
-SHRA FEW010 SCT020 BKN030 BECMG
1921 18022G32KT 4000 SHRA TEMPO 2124
18034G45KT 2000 +TSRA FEW005 BKN008
BKN010 FEW020CB BECMG 0002 8000 SHRA=

飛行場時系列予報



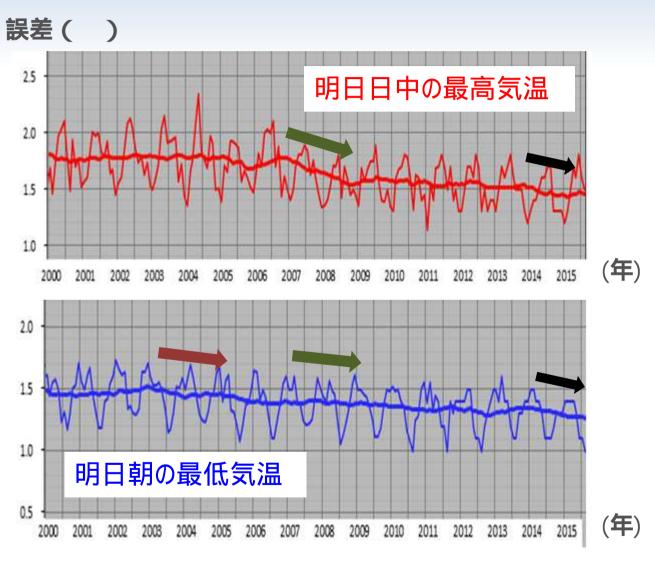
Aerodrome warning

国内悪天予想図



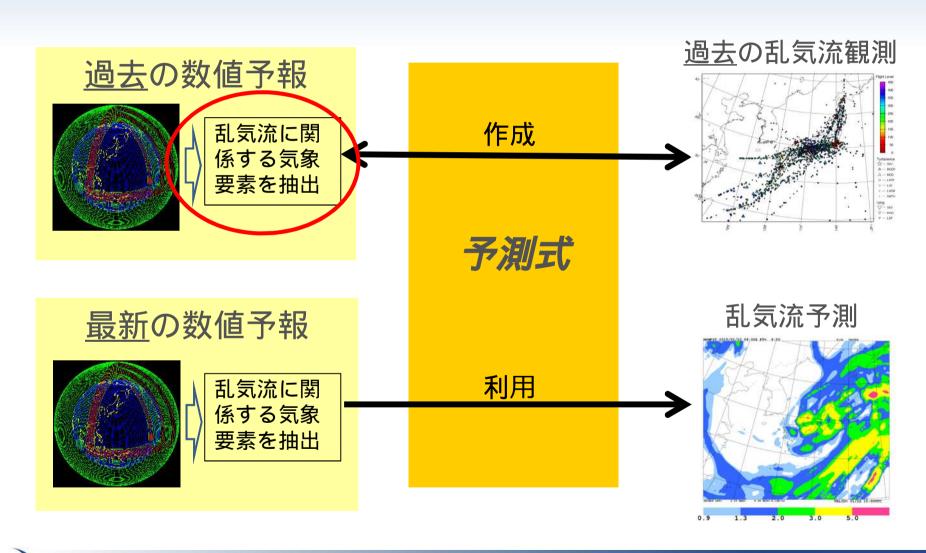
SIGMET

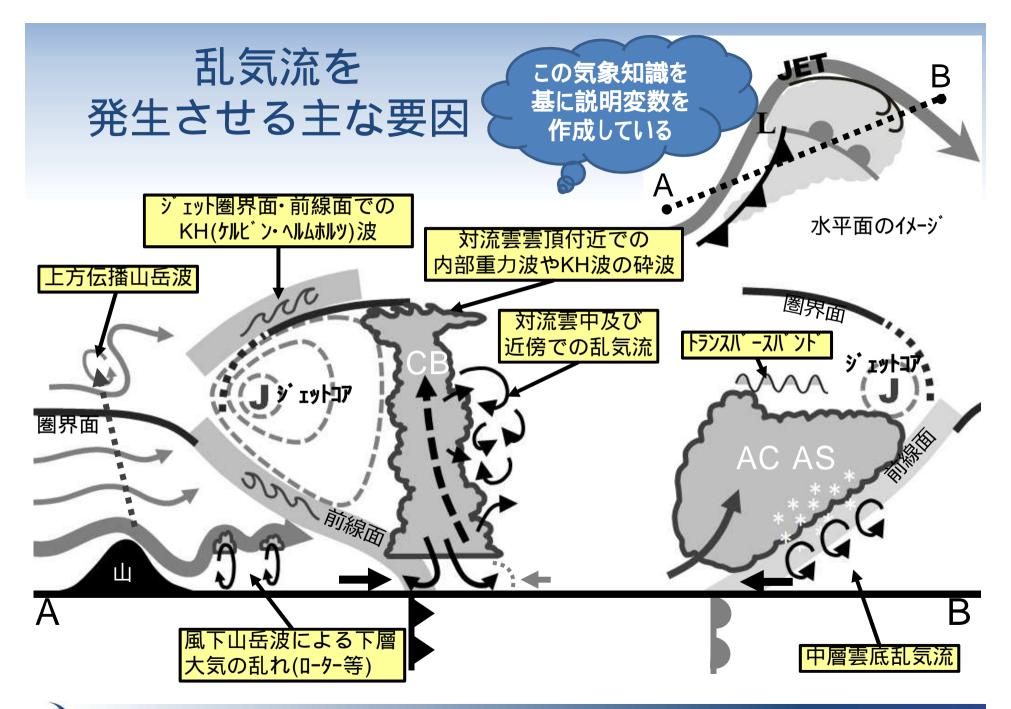
気温予報の精度の変化



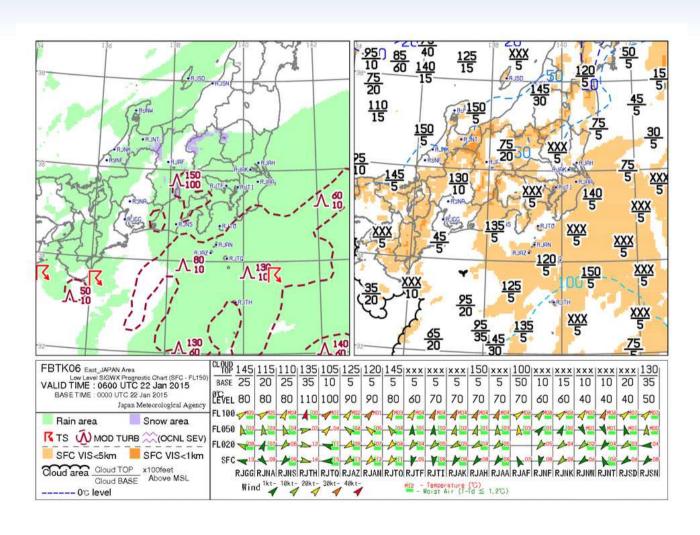
予報ガイダンスと機械学習

予報ガイダンスの概念(乱気流の例)





気象庁の乱気流予測プロダクト(例) 下層悪天予想図



予報ガイダンスで使っている機械学習

- ニューラルネット
 - 降雪量、雲、日照、最小湿度など
- カルマンフィルター
 - 気温、風、降水量、降水確率、視程など
- ロジスティック回帰
 - 発雷確率、乱気流指数、ガスト確率、雲底確率
- 線形重回帰
 - 降水量(24時間最大)
- 機械学習を使っていないもの
 - 降水種別、着氷指数、積乱雲量など

数値予報と予報ガイダンスの来歴

1959年 数値予報が開始

計算機の発展・数値予報の改良



現在



1970年代後半:数値予報と線形重回帰を 使った予報ガイダンスが開始。経験予報から客 観予報へ移行。降水確率予報等の新たな予 報の発表開始。

線形重回帰



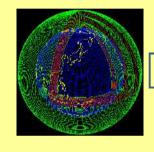
1995年度:**数値予報モデルの改良等に対応できるような逐次(オンライン)学習型の手法を導入**。

ニューラルネット、カルマンフィル タ等の導入。重回帰型も残る。

予報ガイダンスの概念(係数固定型 発雷確率)

説明変数

過去の数値予報



発雷に関係 する気象要 素を抽出

過去数年分のデータで予 測式を作成し、固定

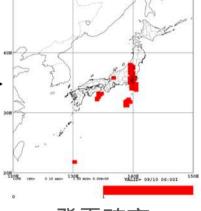
目的変数

過去の発雷の有無

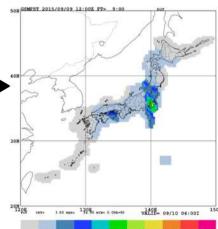


予測式 (固定)

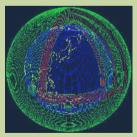
利用



発雷確率



最新の数値予報



発雷に関係 する気象要 素を抽出

数値予報の特性が変わったら以 前の予測式を使うと精度劣化

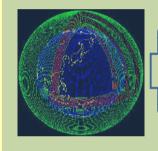


予報ガイダンスの概念(逐次学習型降水量)

過去・直前の数値予報

新たな実況データが入ったら、 直前の数値予報の説明変数と 目的変数から予測式の係数を 逐次修正する(逐次学習型)

過去の解析雨量



降水量に関 係する気象 要素を抽出

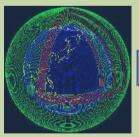
作成・修正

予測式 (変化)

利用

降水量予測

最新の数値予報



降水量に関係する気象 要素を抽出

> 目的変数の特性が変わったり、 新たな予測地点ができても対 応可能

数値予報の変更によって、特性が変化しても徐々に予測式変化

予報ガイダンスで使っている機械学習

逐次学習型

随時学習できる 頻度で発生し、 安定して教師 データが入手で きるもの 説明変数と目的変数の関係が非線形な現象に利用

- ニューラルネット
 - 降雪量、雲、日照、最小湿度など
- カルマンフィルター 線形関係で表せる現象に利用
 - 気温、風、降水量、降水確率、視程など

・ ロジスティック回帰 ┫

確率に利用

- 発雷確率、乱気流指数、ガスト確率、雲底確率
- 線形重回帰
 - 降水量(24時間最大)
- 機械学習を使っていないもの
 - 降水種別、着氷指数、積乱雲量など

気象学的な調査・研究 に基き予測式を作成

係数固定型

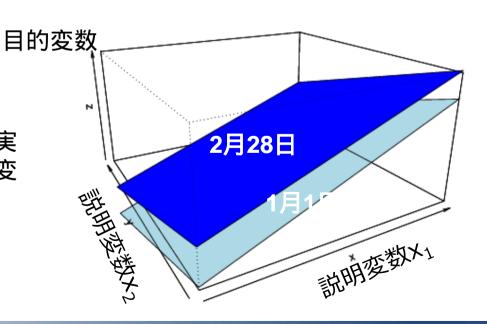
主に発生頻度 が少なく、教 師データが安 定的に入手で にくいもの

カルマンフィルター

予測式(係数が時刻の関数)

目的変数(予測値)yと実況値を比較し、その違いに応じて、カルマンフィルターを使って<u>係数a, を逐次変化</u>させる。

成田空港の気温予測の実 例。予測式(平面)が変 化している。

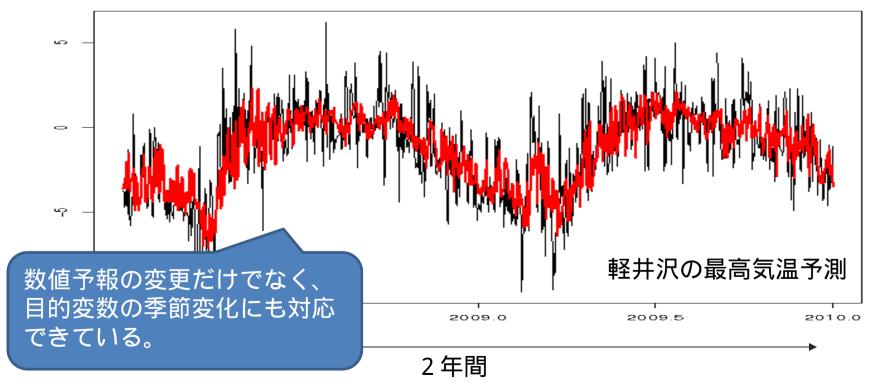


カルマンフィルターの利用(気温)

数値予報でも気温は予想しているが、カルマンフィルターを 使って数値予報の誤差を予測することによって、数値予報の誤 差を軽減し精度向上している。

黒線:数値予報の気温誤差(目的変数)・・・季節変動

赤線:カルマンフィルターによる誤差の予測



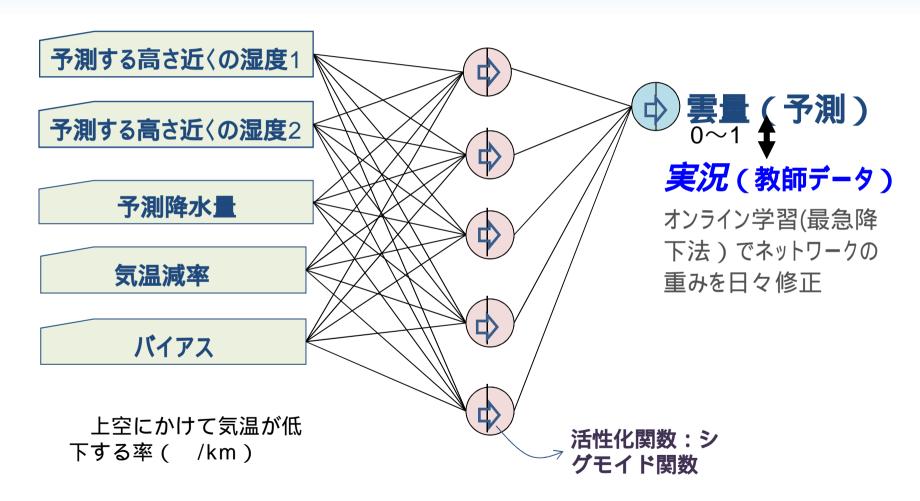


ニューラルネット(雲量の予測)

入力層 (説明変数)

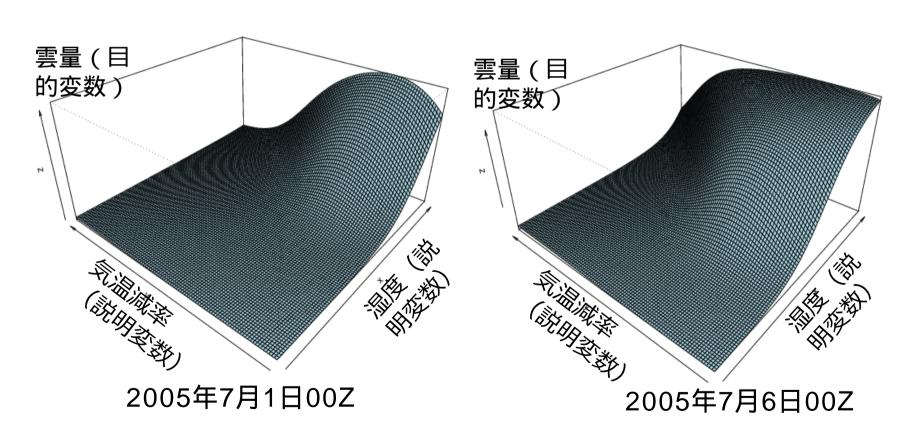
中間層

出力層(目的変数)



ニューラルネットワーク (実例)

新千歳空港の高さ1,000ftの雲量の予測例



逐次学習型機械学習の経験から

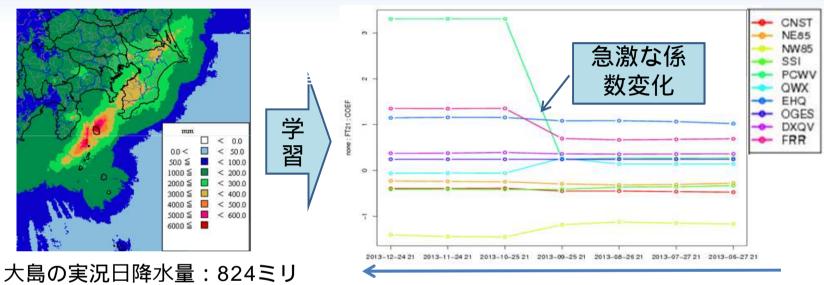
逐次(オンライン)学習の難しさ

カルマンフィルター、ニューラルネットの逐次学習により、説明変数と目的変数の関係が変化しても追随可能

しかし、相反して安定性の問題が発生し、それによる失敗も。



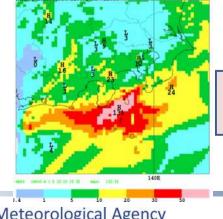
カルマンフィルター 降水量予測における不適切な係数の変化

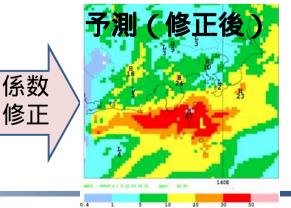


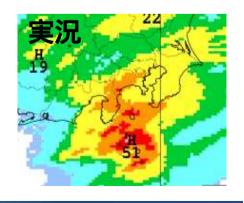
大島の実況日降水量:824ミリ (2013年10月15日-16日)

降水量の予測式の係数の変化(大島)

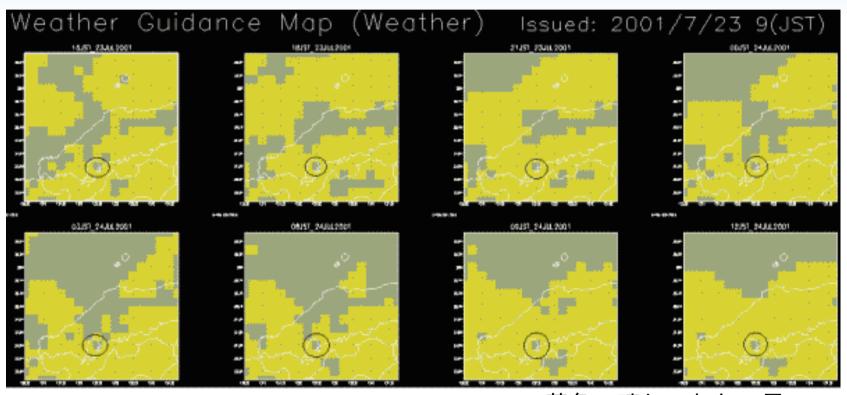
大島付近で降水 量予測が過大な 傾向に変わった







ニューラルネット 日照率予測を利用した天気ガイダンス

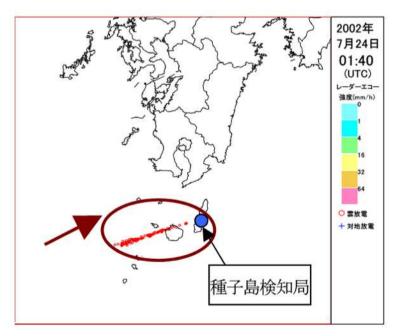


黄色:晴れ 灰色:曇

広島県呉市で曇の予測が継続している(極小値への落ち込み)

目的変数の品質管理

目的変数(教師データ)にエラーがあった場合、適切な機械学習ができない。特に逐次学習では、変な学習をして、その後の予測精度が落ちることがある。学習前に除いておく必要がある。



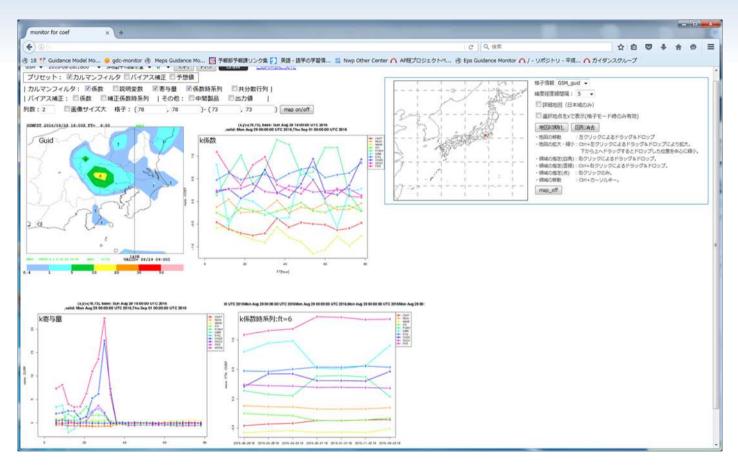
誤った雷データの例

予報ガイダンスの監視



予報ガイダンスの予測、係数の変化、予測精度等を確認で きるページを各要素ごとに用意。

係数の変化の確認



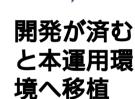
予報ガイダンスの予測値、係数の値、寄与量(係数×説明変数)、 係数の時系列変化が確認できるページ

開発環境、今後

予報ガイダンスの開発環境と運用

開発環境





本運用環境(スパコン)



- 開発環境に数値予報及び 実況データを蓄積してお き、予報ガイダンスを開 発、改良
- 開発環境で予測精度と安定運用できるかを厳しく確認

- 本運用環境に適合しているか、安定運用できるかの厳しいチェックと試験
- 厳しいスケジュール管 理
- 迅速な障害復旧

今後

- ・ 継続的に改良
 - 今年度も何種類かの予報ガイダンスの改善を予定しています。
- ディープラーニングの気象予測への 適用
 - 外国でも取り組みが始まっている
 - まだまだ未知数
 - 民間の方との連携も

まとめ

- 気象庁では天気予報、防災情報等を支援する予報ガイ ダンスの作成に機械学習を利用してきた(外国も同様)。
- この予報ガイダンスは、予測式等を作成すればそれで 完了ではない。説明変数である数値予報モデルの変更、 教師データ(目的変数)の変化などに対応してゆく必 要がある。
- このため、気象庁では逐次(オンライン)学習を導入 したが、これにも多くの問題が発生し、それを克服し ながら進めている。
- より精度の高い予報のため、継続的に改良している。

終わり

