

第5章 アプリケーション

5.1 はじめに¹

第4章までで述べられたとおり、数値予報は観測データの収集、デコード処理、品質管理、データ同化、数値予報モデルの実行、配信処理というプロセスを経て未来の気象状況の予測を行っている（図5.1.1）。数値予報モデルの実行結果は未来の気象状況を予測した、気温、風、湿度、気圧など数値データの集まりである。この数値データは予報官や一般のユーザーがただちに理解できる形式ではないために、ユーザーが使いやすい形に加工している。このプロセスを数値予報の応用処理（アプリケーション）と呼んでいる。また、応用処理による製品（アプリケーションプロダクト）も略してアプリケーションと呼ぶ。

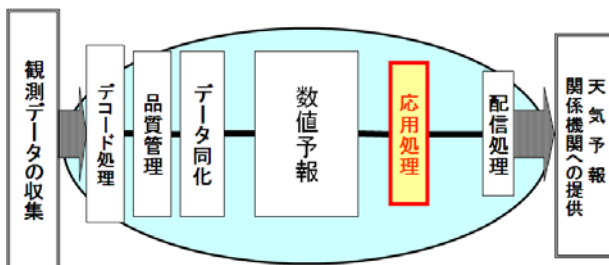


図 5.1.1 数値予報におけるデータ処理の流れ

5.1.1 アプリケーションの目的

アプリケーションの目的は、数値予報の結果である数値データをユーザーが利用しやすい形に加工することである。また、その製品はユーザーに図形式で提供される資料と、ユーザー側で可視化等の処理をする事を前提に数値データ（GPV、XMLなど）で提供される資料に大別される。

図形式（FAX図やWeb等で表示が容易な画像ファイル）資料は、ユーザーが気象状況を視覚的に捉えやすく、またユーザー側で特別な処理をすること無く利用できるという利点があり、従来広く用いられてきた。

一方、数値データ資料は次の3つの目的をもって作成している。

1) 数値予報モデルの出力する膨大なデータからユーザーの利用目的に適した領域・要素等を選択し形式を整えてユーザーに提供する。

2) 予報要素へ変換（翻訳）。数値予報モデルが直接予測しない晴れ、曇りなどの天気カテゴリーや降水確率などの要素を計算する（図5.1.2）。

3) 統計的な補正。数値予報モデルは未来の気象状況を予測するがその予測には必ず予報誤差を含んでいる。アプリケーションにより数値予報データに統計的な補正をすることによって、生の数値予報の結果より精度の良い予測値をユーザーに提供する。

数値データ資料のうち、上記2)または3)の目的で作成したアプリケーションをガイダンス²と呼び、予報作業や注意報・警報の発表作業、飛行場予報の基礎資料として利用している。

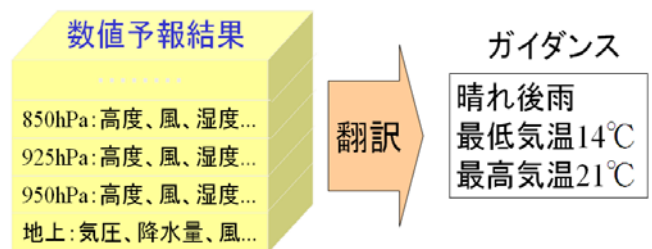


図 5.1.2 ガイダンスのイメージ（予報要素への翻訳）

5.1.2 アプリケーションの種類

数値予報課で作成しているアプリケーションを大別すると3種類ある。

1) 天気予報・防災気象情報用支援資料

天気予報作業や注意報・警報作業の支援を目的として作成しており、予報作業の基礎資料として利用されている（天気予報ガイダンス、防災情報ガイダンス、一般予報用FAX図、一般予報用GPV）。

2) 飛行場予報用支援資料

飛行場予報(TAF)の発表や飛行場における解説業務の支援を目的として作成しており、飛行場予報やカテゴリー予想の基礎資料として利用されている（TAFガイダンス）。

3) 空域予報等支援資料

航空機が飛行する空域と呼ばれる領域を対象とした予測資料である。航空会社や航空局に提供され航空機の運航支援に利用されるとともに、気象庁における空域予報作業の基礎資料として利用されている（航空用FAX図、航空悪天GPV、ATM用悪天インデックスなど）。

² 気象庁では一般的に3)の目的で作成したアプリケーションをガイダンスと呼ぶ場合が多いが、本章では2)の目的で作成したものも予報官を補助する資料と言う意味で広義のガイダンスに入れる。

¹ 第5章 松下 泰広

5.2 ガイダンス

5.2.1 ガイダンスの作成手順

気象庁で利用しているガイダンスの典型的な作成手順を以下に示す。まず、過去の数値予報結果とその予報期間に対応する観測データを集める。これらの予測値と観測値を統計処理することにより、予測値を観測値に翻訳するルール（予測式）を作成する

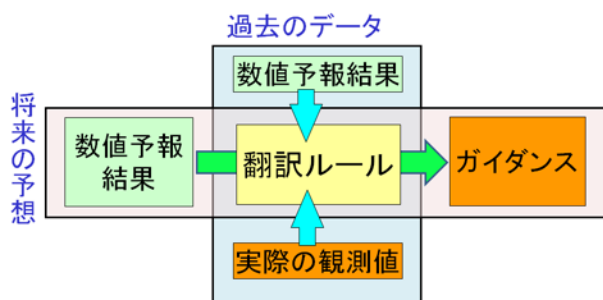


図 5.2.1 翻訳ルール作成の概念図

(図5.2.1縦の枠)。翻訳ルールの作成には、カルマンフィルターやニューラルネットワークなどの統計手法を用いるが、これらの予測技術については第5.2.3項で述べる。

翻訳ルールができたら、このルールを最新の数値予報結果に適用することで未来の観測値を予測することができる(図5.2.1横の枠)。

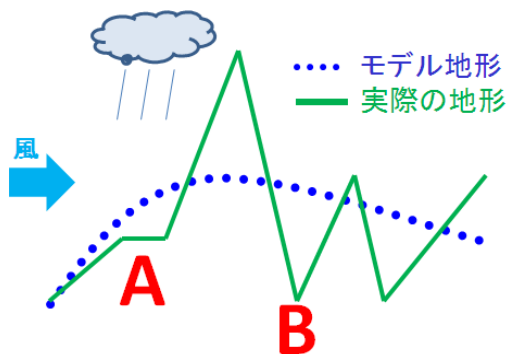


図 5.2.2 地形に起因する系統誤差の概念図

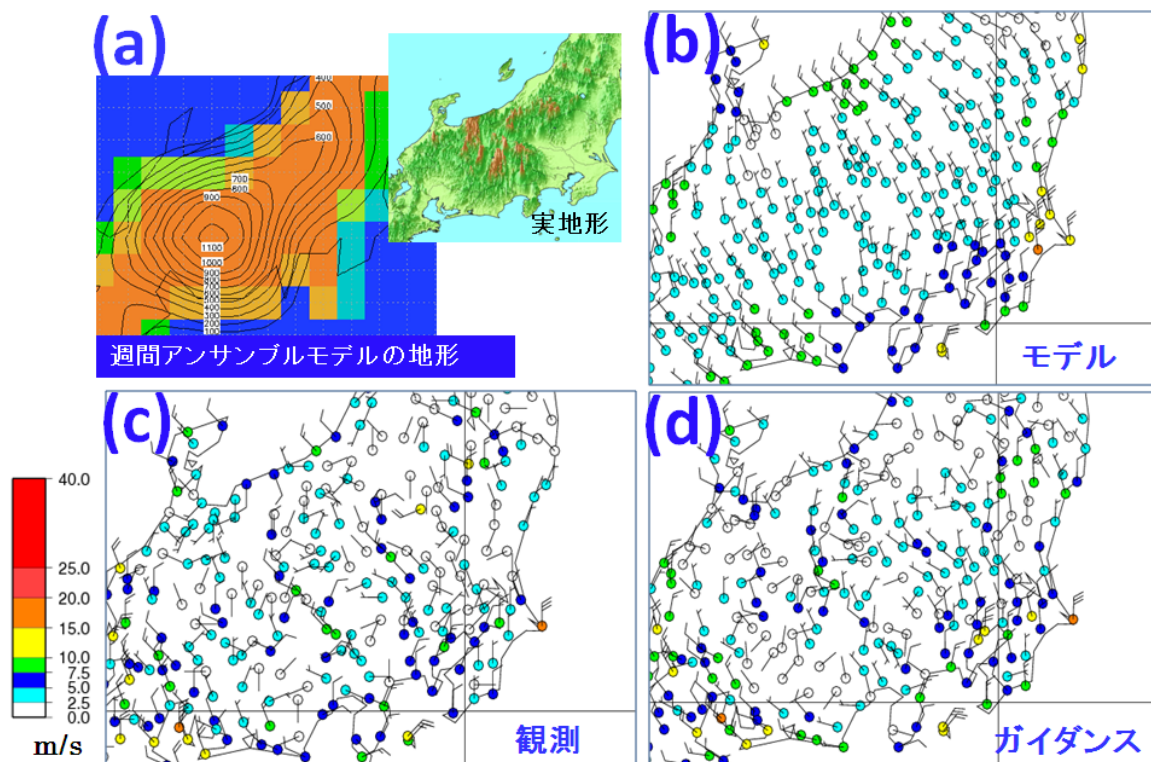


図 5.2.3 ガイダンスの系統誤差修正が有効な例。(a)週間アンサンブルモデル地形と実地形、(b)モデルによる予測、(c)アメダスによる観測、(d)ガイダンスによる予測。矢羽根の色は凡例で示した大まかな風速を表す。

5.2.2 ガイダンスによる系統誤差の補正

数値予報モデルの予報誤差は、ある偏りを持った系統誤差と、ランダム誤差に分けて考えることができる。系統誤差は、ある一定の偏りを持っているので統計的な補正をする事により軽減することができる。一方、ランダム誤差は特定の傾向を持たないため統計的な処理を行っても軽減することができない。

では、数値予報モデルの系統誤差とはどのようなものか。系統誤差の原因はさまざまであるが、ここでは数値予報モデルの地形と実地形の差に起因する系統誤差を例に簡単に説明をする。

図5.2.2は実際の地形（緑線）と数値予報モデルの地形（青破線）のイメージである。気象条件として風が図の左から右に向かって吹いており降水がある場合を考える。この場合、図上の地点Aにおいて観測される降水は地形効果によって強化されるが、数値予報モデルの地形は実地形よりもなだらかなので、数値予報モデルで予測される降水量は観測よりも少なくなりやすい。また、地点Bは実地形では谷底に位置しており数値予報モデルで表現される地表面より標高が低い。このため数値予報モデルの予測が仮にその地形のもとで完璧であったとしても、標高が高い分数値予報モデルの地表面の気温は実況よりも低く予測される。また、数値予報モデルで予測される風についても、地点Bにおいては実際には谷筋に沿った（紙面に垂直な方向）風が吹くと思われるが、数値予報モデルは実地形より滑らかであるため地形による変形が少なく、実際とは異なる（図の左から右向きの）風が予測されることになる。これらのように、数値予報モデルの地形が実際と異なることによって系統誤差が発生することになる。これらの誤差はガイダンスで軽減することが可能な誤差である。

ガイダンスの補正効果をより分かりやすく見るためにGSMより解像度の粗い週間アンサンブルモデルで予測された風と、ガイダンスにより修正された風の例を示す（図5.2.3）。

(a)は週間アンサンブルモデルの地形と実地形である。数値予報モデルの地形では中部山岳地帯が一つのなだらかな山岳として表現されており、標高も最高で1100m程度と実地形よりも低い。(b)は数値予報モデルの予測した地上風で、数値予報モデルの地形に沿うような形で水平方向に比較的一様な流れとなっている。(c)は同じ時刻のアメダスによる観測で、実地形の影響により地点毎に細かく変化しており、数値予報モデルの予測とは大きく異なる。(d)はガイダンスによる予測で、地形の違いによる系統誤差を軽減して、実況により近い風向・風速を予測することができている。

5.2.3 ガイダンス作成に用いる予測手法

ガイダンスでは、数値予報モデルの予測値を観測値に翻訳するルール（予測式）を作成する。予測式は目的変数、説明変数、係数で構成される。目的変数は、ガイダンスで予測したい要素の値である。説明変数はガイダンスで予測したい要素と相関関係のある量、例えば降水量ガイダンスであれば数値予報モデルの降水量予測値や安定度の指数など数値予報モデルの予測結果から直接計算できるものが用いられている。係数は過去の数値予報モデルの予測結果と観測データを統計処理することにより決める。係数を決めることにより予測式が決まる。

予測式を作成するための統計手法について、気象庁のガイダンス作成に用いられている手法を説明する。

(1) 線形重回帰

線形重回帰は1996年以前は気象庁の多くのガイダンスでこの手法が用いられていた。予測式は係数と説明変数の積を足し合わせる形の線形多項式（(5.2.1)式）である。

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots \quad (5.2.1)$$

ここで、 a_0, a_1, a_2 は係数、 x_1, x_2 は説明変数、 y は目的変数である。

過去の数値予報結果と観測値のセットを数年分一括して統計処理して係数の作成を行う。図5.2.4は説明変数が2個の場合の線形重回帰ガイダンスの予測式を図で表現したものである。予測式を決める事は3次元空間上で一つの平面を決めることに相当する。ガイダンスに線形重回帰を用いるメリットは、係数が変化しないためにガイダンスの予測特性をユーザーが経験的に把握しやすい点および説明変数を客観的に選択する手法が準備されていることである。デメリットとしては、係数決定の為に過去の数値予報結果と観測を多量に準備する必要がある。

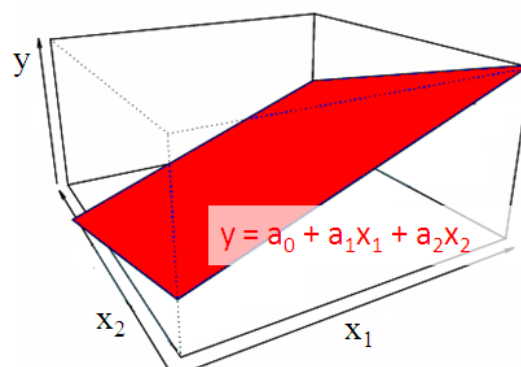


図 5.2.4 線形重回帰の予測式のイメージ。説明変数が2つの場合、係数を決定することは3次元上の平面を決めることと同じ。

ることおよび、数値予報モデルの変更に柔軟に対応できないことなどがあげられる。これらの理由により、現在では次に述べるカルマンフィルターやニューラルネットワークがガイダンス作成手法の主流になっている³。

(2) カルマンフィルター

カルマンフィルター(片山 1983; 瀬上ほか 1995)を用いたガイダンスの予測式は線形重回帰のガイダンスと同じ線形多項式であるが、こちらの場合は前回の予測と実況の差を考慮して係数を初期時刻毎に調整(最適化)することができる((5.2.2)式)。このため、数値予報モデルの変更に季節進行による予測特性の変化に柔軟に対応できるという特徴がある(図5.2.5)。

$$y = a_0(t) + a_1(t)x_1 + a_2(t)x_2 + \dots \quad (5.2.2)$$

ここで、 $a_0(t), a_1(t), a_2(t)$ は係数、 x_1, x_2 は説明変数、 y は目的変数、 t は初期時刻を表す変数である。

カルマンフィルターを用いたガイダンスは、予測式が線形多項式であるため説明変数の変動がどの程度、予測結果に影響があるのかを把握しやすいことと、係数が自動的に最適化されることからガイダンス利用開始前の事前学習が比較的少量のデータで可能なこと、および季節進行による数値予報モデルの予測誤差特性の変化や数値予報モデルの変更に柔軟に対応できることなどメリットが多い。一方、係数が最適化により変動し予測特性が変化するため、ガイダンスのユーザーが経験的に予測特性を把握することが難しいことや、ガイダンス開発の初期段階で説明変数や係数の最適化の特性を決めるパラメータを客観的に決める手段が無いことなどが、線形重回帰を用いたガイダンスと比較したデメ

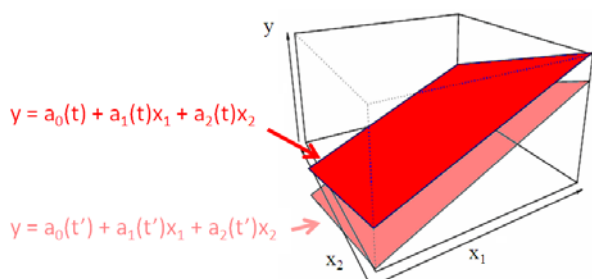


図 5.2.5 カルマンフィルターの予測式のイメージ。カルマンフィルターの場合、係数が変化することにより 3 次元上の平面が移動する。

³ 季節予報用ガイダンスなどでは線形重回帰が使われている

リットである。カルマンフィルターは気温、平均降水量、降水確率、風など気象庁で作成する多くのガイダンスに用いられている。

(3) ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク(Wasserman 1993)は、神経細胞の動作を模した働きをするように作られた情報処理の手法である(図5.2.6)。この手法は、説明変数(数値予報モデルの予測要素)と目的変数(予測したい天気要素)の関係が線形でない場合でも取り扱う事ができる点に特徴がある(図5.2.7)。たとえば、ある説明変数が閾値を境に現象の振る舞いが大きく変化する場合などは、カルマンフィルターなどの線形な予測式では取り扱う事ができない。またニューラルネットワークにおいても、カルマンフィルターのように予測値と実況の差に応じて係数の予測の毎に調整(逐次最適化)を行うことにより、数値予報モデルの予測誤差特性の変化や数値予報モデルの変更に一定程度追従することができる。

図5.2.8は日照率ガイダンスのニューラルネットワークの構成を示したものである。また図5.2.9はある日の係数で500hPaの湿度と850hPaの湿度の値を変化させた場合の出力(日照率)の変化を示すグラフである。入力と出力が非線形(平面ではない)の関係にあることが分かる。

ニューラルネットワークを用いたガイダンスのメリットは、非線形の関係を取り扱うことができることおよび数値予報モデルの変更に自動的に追従

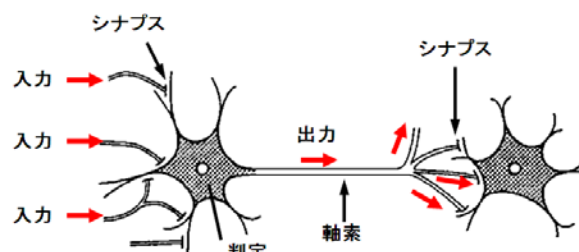


図 5.2.6 ニューラルネットワークのモデル(神経細胞の動作)。神経細胞への入力の総和がある閾値を超した時に出力が次の神経細胞に伝達されるという動作がニューラルネットワークのモデルとなっている。

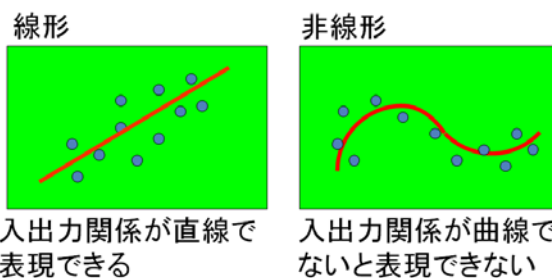


図 5.2.7 線形、非線形な関係のイメージ

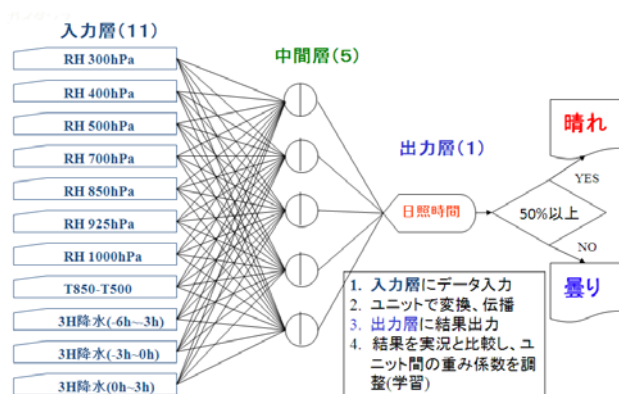


図 5.2.8 日照率ガイダンスのニューラルネットワーク

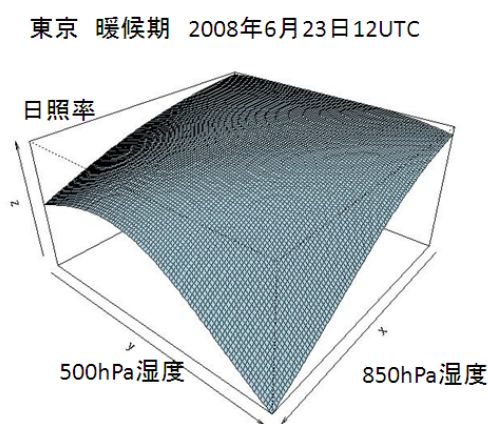


図 5.2.9 日照率ガイダンスの入出力関係

できることであり、最大降水量（小泉 2009）、天気（澤田 2009; 鎌倉 2007a）、最小湿度（鎌倉 2007b）、日照率（鎌倉 2007a）などのガイダンスに用いられている。この手法は、予測式が複雑なためユーザーが説明変数と予測結果との関係を把握することが困難なこと、予測式が変化するためにユーザーが経験的に予測特性を把握することが困難なこと、また説明変数や中間層の数を客観的に選択する方法がないため、これらを試行錯誤により決める必要があり開発コストが高いことなどデメリットも多い。

(4) ロジスティック回帰

ロジスティック回帰は、実況が現象の有無の2値(0,1)で表現できる現象の確率を求めたい時などに使われる。気象庁では発雷確率、雲底確率ガイダンスの作成に用いられている。予測式は確率の対数オッズ比を線形多項式で予測する形をとる((5.2.3)式)。

$$\ln(p/(1-p)) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots \quad (5.2.3)$$

ここで、 a_0, a_1, a_2 は係数、 x_1, x_2 は説明変数、 p は確率、 $\ln(p/(1-p))$ は p の対数オッズ比である。

発雷確率ガイダンスの予報式にロジスティック関数を使うことの有効性を発雷確率で用いられている説明変数の一つであるSSI(Showalter 1953)と雷発生率の関係で説明する。季節別にSSIの値と雷発生率をグラフにすると両者は非線形な関係になっている(図5.2.10)のに対しSSIと雷発生率の対数オッズ比をグラフにすると両者はほぼ線形な関係となっている(図5.2.11)。このことは、発雷確率の予測にロジスティック回帰を使うと良い予測特性を得ることが期待できることを示している。

ロジスティック回帰は確率値を扱うのに適した手法である。また、SSIと発雷確率のように非線形な関係であっても対数オッズ比を予測することにより精度の高い予測が可能となっている。この手法のデメリットは線形重回帰のガイダンスと同じように逐次学習ができないために数値予報モデルの変更などに柔軟に対応することが難しいことである。

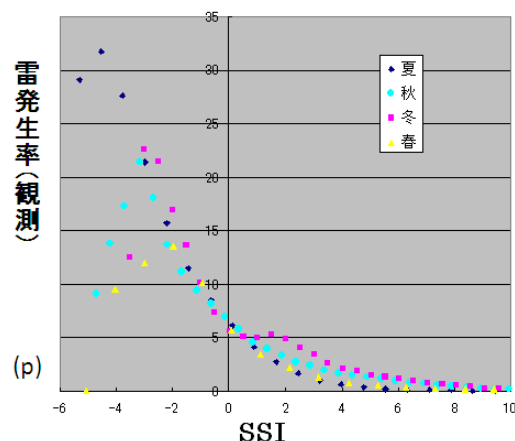


図 5.2.10 雷発生率と SSI の関係

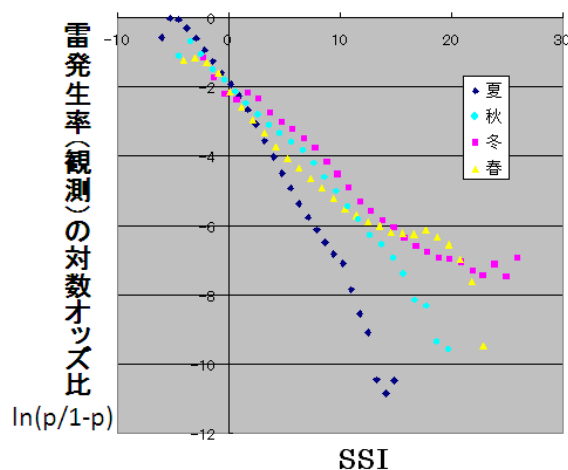


図 5.2.11 雷発生率の対数オッズ比と SSI の関係

(5) 頻度バイアス補正

カルマンフィルターなどの統計手法を用いて気象要素を予測すると、発生頻度の高い現象を予測するのに適した予測式となり、発生頻度の低い大雨や強風などは実況に対して予測頻度が低くなる（図5.2.12）。しかし気象予測ではこれらの現象を当てることが防災などの観点からは重要であるため平均的な予測誤差が多少悪くなっても発生頻度の低い現象の予測精度を上げたい時に頻度バイアス補正を用いている。

具体的には、観測の頻度分布と予報の頻度分布が同じになるように補正を行う。観測と予測に閾値を設定して幾つかのカテゴリーを作り、対応するカテゴリーの現象の発生頻度が等しくなるように（バイアスコアが1となるように）予測の閾値を調整（学習）する（図5.2.13）。頻度バイアス補正は平均降水量、風、視程ガイダンスなどに用いられている。

頻度バイアス補正を用いることのメリットは強風や大雨などの捕捉率を向上させることができる

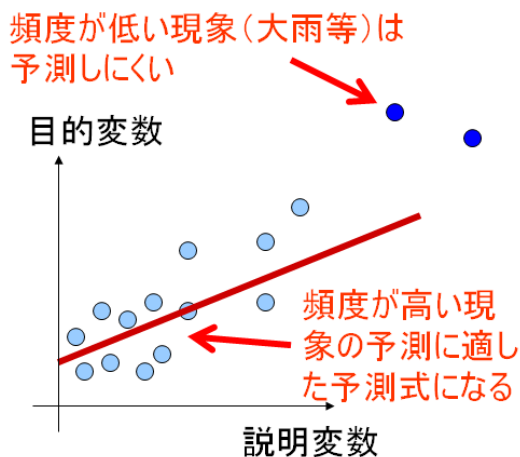


図 5.2.12 統計手法による予測のデメリット。目的変数と説明変数の関係（降水、風速など）。

点であるが、一方空振り率が増加してしまうデメリットもある。

(6) 係数の層別化

数値予報の系統誤差は、場所、対象時刻、予報時間、季節などで変化する。また、説明変数と目的変数の関係も変化する。このため一つの予測式で全ての場合に対応する事は困難なので条件により予測式(係数)を複数使い分けて予測精度の向上を図ることが多く、これを係数の層別化と言う。しかし、予測式を多くすれば、予測式を作成するためのサンプル数が少なくなり精度の高い予測式を作成できなくなるというトレードオフの問題が発生する。このため、どの程度層別化を行うかはガイダンス開発の重要なポイントとなる。例えば、気温、風については予報対象時刻により数値予報モデルの誤差特性が大きく変動する（成田・森安 2010）ため、これらのガイダンスでは予報対象時刻別の層別化をおこなっている。また、発雷確率ガイダンスでは格子毎に予測式を作成すると必要なサンプル数を確保できないため、発雷特性の似た格子同士をまとめて日本を35区域に分けて予測式を作成している（図5.2.14; 高田 2009）。

係数の層別化は気温、降水、風、発雷確率など多くのガイダンスで行われている。

(7) 診断的な手法

近年では数値予報モデルの予測精度が向上してきたため、厳密な系統誤差の補正をおこなわず、数値予報モデルの出力をそのまま予測値に変換するタイプのガイダンスを作成しやすくなった。このようなガイダンスの予測式は論理的な関係や簡便な調査結果などを基に作成し、格子毎に予測式を変えるなどの細かい調整は行わない。このため観測資料が十分得られない場合でも作成することができる。

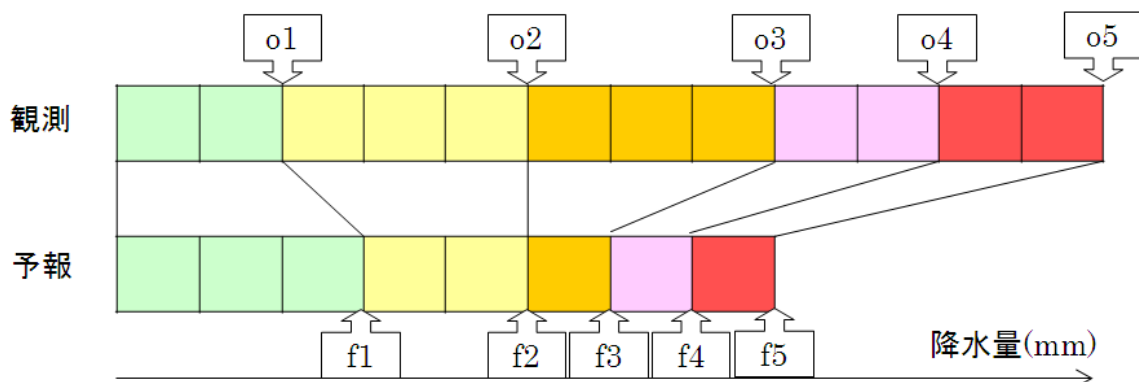


図 5.2.13 頻度バイアス補正の仕組み。観測と予報で同じ色の区間の事例数が等しくなるように予報の閾値を調整する。o1,o2,o3,o4,o5：観測の閾値。f1,f2,f3,f4,f5：予報の閾値。

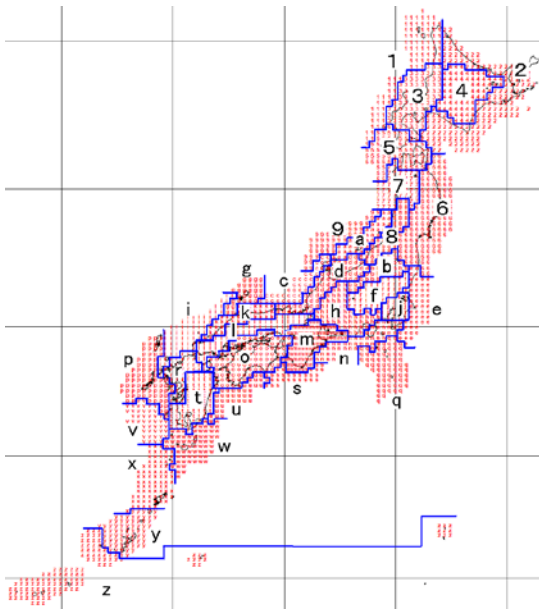


図 5.2.14 発雷確率ガイダンスの区域による層別化。
青線で区切られた 1～9,a～z の格子では同じ予測式を使う。

このようなガイダンスの例としてお天気マップ（図 5.2.15）、視程分布予想、航空悪天GPVの積乱雲頂高度、乱気流指数、着氷指数などがある。これらは面的または立体的な予測値として提供することが可能である。

一方、厳密な系統誤差補正をおこなわないため数値予報モデルの予測特性がそのまま反映され、数値予報モデルの変更に伴い予測特性が変化することが予報作業に利用する上ではデメリット⁴となる。

5.2.4 ガイダンスの提供形式

ガイダンスの提供形式としては、地点形式と格子形式がある。地点形式のガイダンスは気温ガイダンスなどのように現地観測を利用して数値予報モデルの予測値に統計的な補正を行うことを重視したものである。一方格子形式のガイダンスは、最大降水量ガイダンスのように統計的な補正を重視したものもあるが、視程分布予想や航空悪天GPVなどのように統計的な補正よりも、面的、立体的な情報を提供することを重視したものも多い。

5.3 アプリケーションの具体例

気象庁で作成しているアプリケーションのうち、統計的な補正を重視したガイダンスの例として、気温ガイダンスと最大降水量ガイダンスを、診断的な手法を用いて平面や立体的な気象情報を作成する

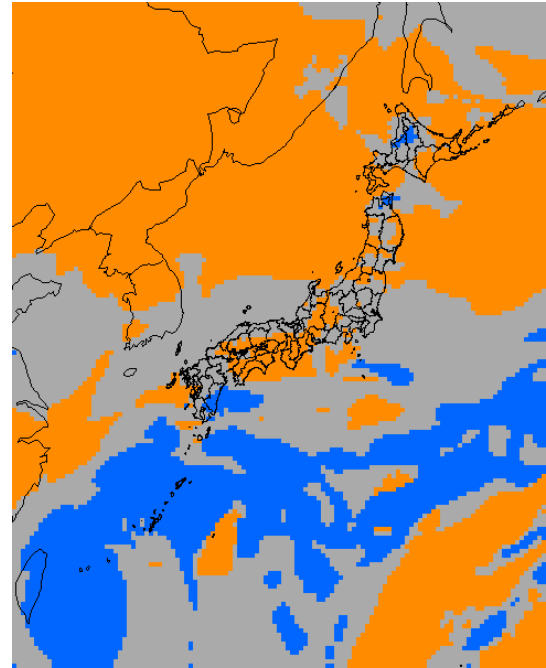


図 5.2.15 お天気マップ。青：雨、灰：曇り、橙：晴れ。

ガイダンスの例として、お天気マップ、視程分布予想、航空悪天GPV（乱気流指数、着氷指数、積乱雲）を、上記両者の手法を併用して作成しているガイダンスの例として、最大降水量ガイダンスを、観測と予測を特定の用途に適する形に加工して提供しているアプリケーションの例として、ATM用悪天インデックスを紹介する。

5.3.1 気温ガイダンス

気象庁では一般予報および飛行場予報を支援する目的で地点ごとの気温ガイダンスの作成を行っている。予測手法はカルマンフィルターを用いて数値予報モデルの予測値と観測値の差を目的変数として予測を行う。予測要素は、一般予報用ガイダンスがアメダス地点の時系列気温および最高、最低気温であり、飛行場予報用ガイダンスが航空官署の時系列気温および最高、最低気温である（小泉 2007）。

5.3.2 最大降水量ガイダンス

気象庁では一般予報および注意報・警報発表作業の基礎資料として最大降水量ガイダンスの作成を行っている。最大降水量ガイダンスは格子（GSMガイダンス20km、MSMガイダンス5km）内の降水量の最大値を予測する（安藤 2007a; 小泉 2009）。

作成方法は、まずカルマンフィルターと頻度バイアス補正により平均降水量（小泉 2010）の予測値を作成し、続いてニューラルネットワークにより解析雨量から算出した平均降水量と最大降水量の比を予測して、最後に両者を掛け合わせるにより最大降水量を作成する（図5.3.1）。

⁴ モデルの予測特性の変化が直接表れることは数値予報モデルの予測特性を確認したい開発者にとってはメリットと言える。

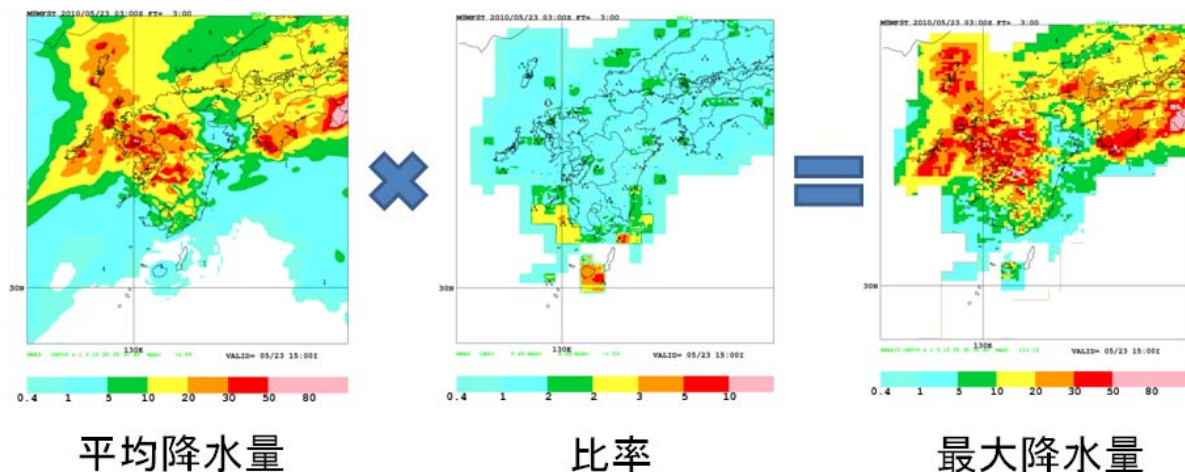


図 5.3.1 最大降水量ガイダンスの作成方法

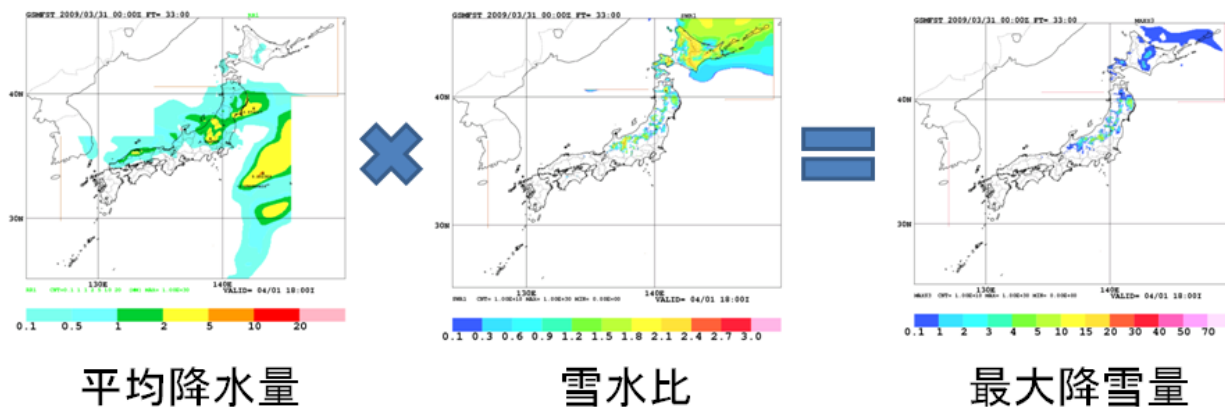


図 5.3.2 最大降雪量ガイダンスの作成方法

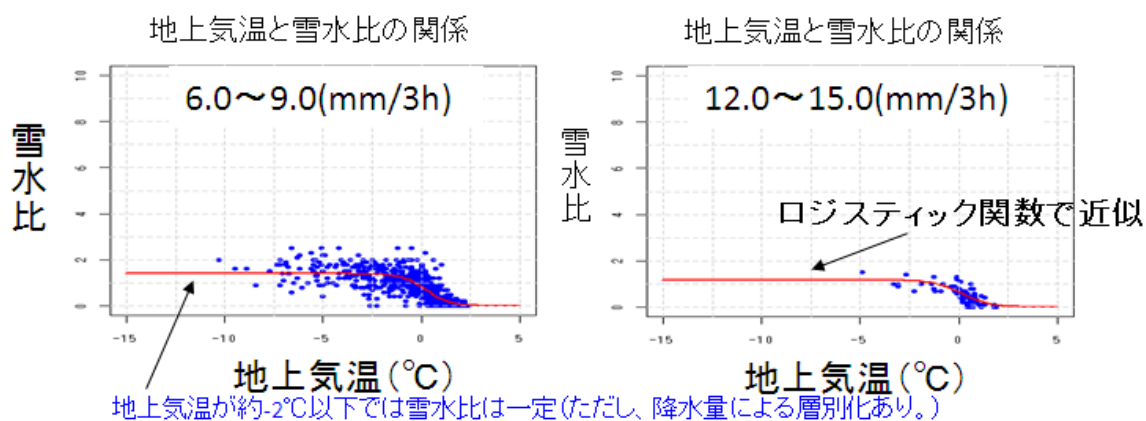


図 5.3.3 地上気温と雪水比の分散関係。青い点は観測値、赤い線は経験式を表す。

5.3.3 最大降雪量ガイダンス

最大降雪量ガイダンスは5km格子内の最大降雪量を予測し、一般予報および注意報・警報発表作業の基礎資料として利用されている(古市 2010)。最大降雪量ガイダンスは平均降水量ガイダンスに最大降雪量ガイダンスのために作成した格子形式気

温ガイダンスと数値予報モデルの予測する相対湿度から計算した雪水比(降雪量と降水量の比)を掛けることにより作成する(図5.3.2)。格子形式気温ガイダンスは前述の地点気温ガイダンスの予測値(数値予報モデルの地上気温と観測値の差を予測)を標高などを考慮して水平方向に内挿することに

より作成する。雪水比の計算には観測された気温および雪水比から作成した経験式を使用する（図5.3.3）。

このような比較的簡便な手法で作成された気温と雪水比の予測値を用いることにより、従来は雪の観測値データのある地点でしか作成できなかった降雪量の分布を予測することができるようになった。

5.3.4 お天気マップ

お天気マップは数値予報の予測結果から晴れや曇りという天気を分かりやすく見することを目的に開発された（瀬上 1992; 安藤 2007b）。簡便な調査結果に基づいて天気へ翻訳する閾値などを決定し、数値予報の予測値から（診断的に）直接天気の判別を行う（図5.3.4）。お天気マップを見ることにより、数値予報モデルがどんな天気を予測しているかを一見して把握することができる。

一方、天気ガイダンスはニューラルネットワークなどにより統計的な補正を行い、できる限り数値予報モデルの予測誤差を軽減するように作成され予報作業の基礎資料として使われている。お天気マップは天気ガイダンスと比較することにより、天気ガイダンスがどの程度数値予報モデルの予測を修正しているのかを把握することができ、予測の妥当性

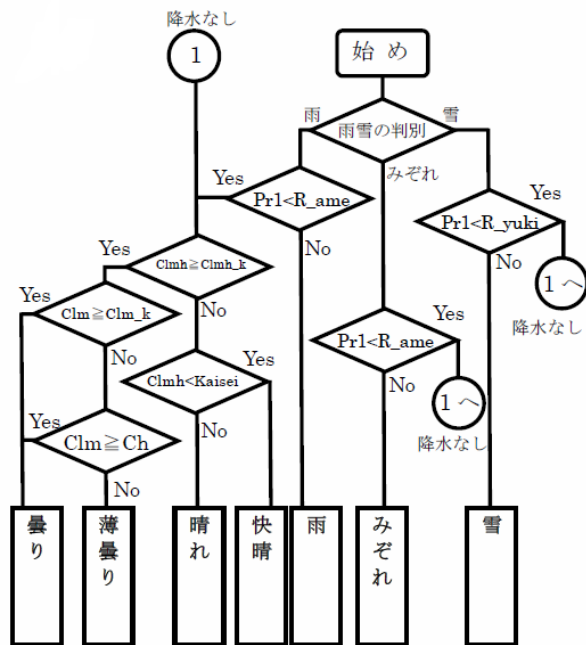


図 5.3.4 お天気マップの判別木。Pr1:前 1 時間降水量、Cl:下層雲量、Cm:中層雲量、Ch:上層雲量、Clmh=1-(1-Cl)(1-Cm)(1-Ch):全雲量、Clm=1-(1-Cl)(1-Cm):中下層雲量、R_yuki:雪ありとする降水量の閾値、R_ame:雨ありとする降水量の閾値、Clmh_k:晴れ・快晴と曇り・薄曇りの閾値、Clm_k:曇りと薄曇りの閾値、Kaisei:晴れと快晴の閾値。

の判断ための有効な資料となっている。

5.3.5 視程分布予想

視程分布予想（井藤 2011）は数値予報モデルの予測値から雲、エアロゾル、雨、雪それぞれに起因する消散係数 σ を診断的に計算⁵し、消散係数と視程の近似式（変換式）を用いて各格子における視程を予測する。消散係数は数値予報モデルの予測する雲水量、相対湿度、降雨量、降雪量、風速と消散係数の主に物理的な関係を考慮して経験的に決めている（図5.3.5）。このような手法を用いることにより

$$VIS = 3 / \sigma \quad \text{消散係数} \sigma = \sigma_p + \sigma_c + \sigma_r + \sigma_s + \sigma_b$$

σ_p (エアロゾル) = $0.23 * (1 - RH)^{-0.5}$ RH: 相対湿度、85%以下に制限

σ_c (雲) = $9.0 * Q_c^{0.9}$ Q_c : 雲水量 (g/Kg)

σ_r (雨) = $0.6 * Rain^{0.55}$ Rain: 降雨量 (mm/h)

σ_s (雪) = $4.8 * Snow^{0.7}$ Snow: 降雪量 (mm/h)

σ_b (吹雪) = $0.07 * FF$ FF: 風速 (m/s)

Snow > 0.1かつ雨が予測されていない時

図 5.3.5 MSM 視程分布予想の消散係数の算出方法

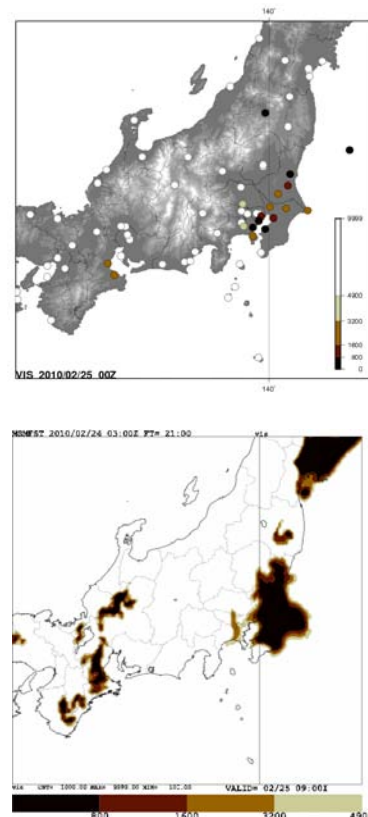


図 5.3.6 MSM 視程分布予想と実況。2010 年 2 月 24 日 03UTC 初期時刻の 25 日 00UTC の現地観測（上）と視程分布予想（下）（単位 m）。

⁵ 照度 E の距離 r に対する減衰率を消散係数とする。 $dE/dr = -\sigma E$ の関係がある。

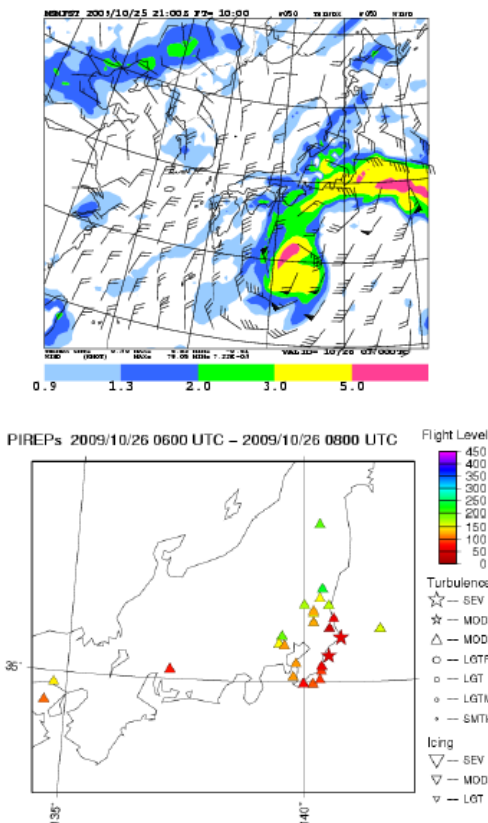


図 5.3.7 乱気流指数の例、乱気流指数(上)と乱気流の観測(下)。☆△は乱気流の通報された位置と強さ、色は高度を表す。

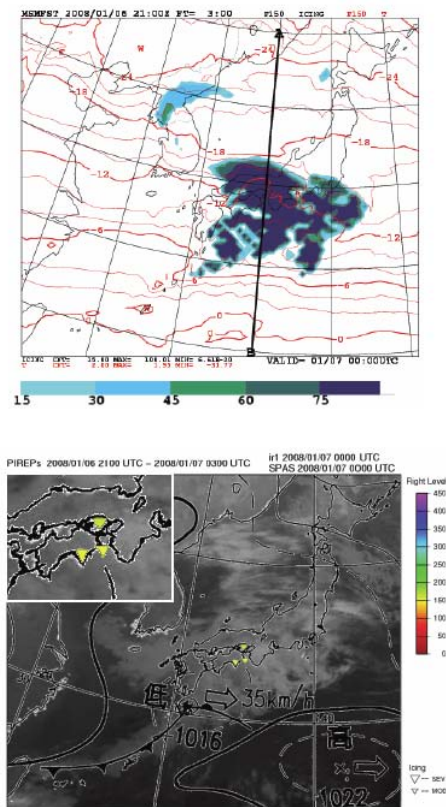


図 5.3.8 着氷指数の例。着氷指数(上)と着氷の観測(下)。▽は着氷の通報位置と強さ、色は高度を表す。

視程観測データの無い地点の予測や視程の水平分布予測を作成することができるようになった(図 5.3.6)。視程分布予想が実用的な予測精度を持つことができたのは、数値予報モデルの地上付近の雲水量や水蒸気量の予測精度が向上したことによる。

5.3.6 乱気流指数、着氷指数、積乱雲

空域予報業務を支援する目的で、航空悪天GPVを作成している。航空悪天GPVは乱気流、着氷、積乱雲などの分布を3次元で予測している(積乱雲の予測は発生場所と雲頂高度)。

乱気流指数(図 5.3.7; 工藤 2010)は、ウインドシアや山岳波など乱気流の成因別に発生しやすさを指数化し、おのおのの指数を説明変数としてロジスティック回帰により乱気流の発生しやすさを求めた後、どの高度においても一定の値を乱気流発生の目安とすることができるよう値を調整している。

着氷指数(図 5.3.8; 工藤 2008)は数値予報モデル

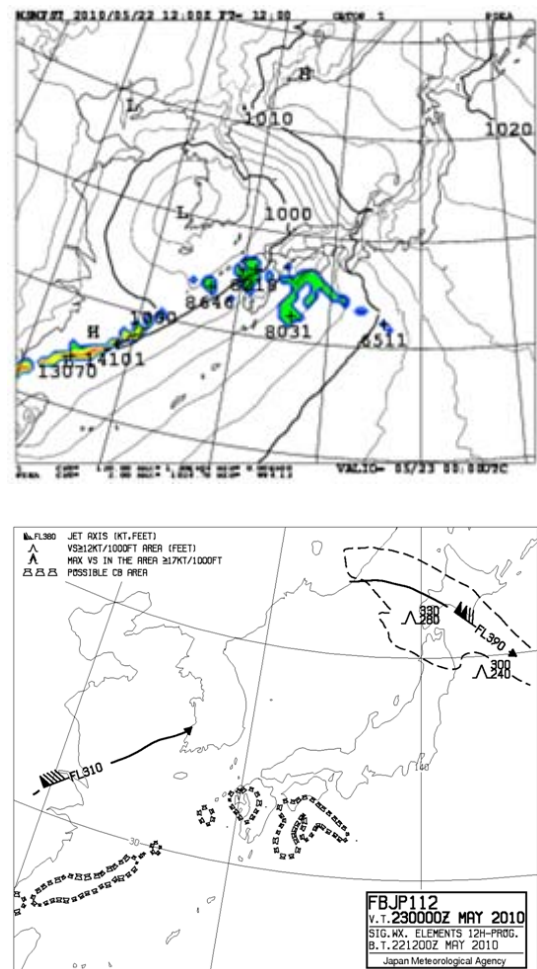


図 5.3.9 積乱雲の雲頂高度の予測(上)。暖色系ほど雲頂高度が高い。数値はピークの雲頂高度(m)。積乱雲量の予測(下)。積乱雲量 5/8 以上の領域を積乱雲のキャラクタで囲んで表示。

ルの予測した気温および湿数と着氷の発生頻度から求めた経験式により着氷の発生しやすさを指数化して0～100の間の数値で表したものである。それまでの着氷の予測方法であった8D法(Godske et al. 1957)に較べて大きく予測精度が向上している。

積乱雲量（予測格子内における積乱雲のしめる割合）および積乱雲頂高度の予測（工藤 2007）は、数値予報モデルの予測した成層状態から不安定度などを診断して積乱雲量と積乱雲頂高度を算出している（図5.3.9）。

5.3.7 ATM⁶用悪天インデックス

航空交通気象センター（通称ATMetC）では航空局の航空交通流管理を支援するために気象予測情報の提供・解説を行っている。ATMetCにおける航空交通流に影響する気象についての予測情報作成を支援する目的で、ATM用悪天インデックスを作成している。提供を行う予測情報の一つにATMet時系列（図5.3.10；宮内ほか 2008）がある。これは、日本の飛行情報区(FIR)の管制用空域毎の航空交通流に影響を与える気象現象を時系列に表した資料である。

ATMet時系列を作成するための基礎資料として、降水短時間予報やMSMで予測された強雨や積乱雲などの悪天域を管制空域別に編集して指数化し、ATM用悪天インデックスとして提供を行っている。

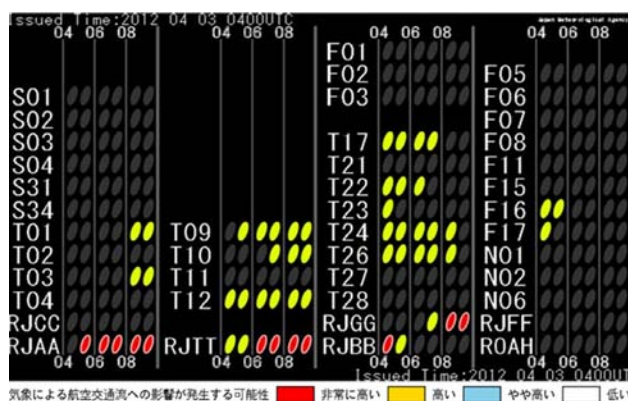


図 5.3.10 ATMet 時系列の例、縦方向に並んだ 3～4 個の英数字は管制空域を表す。英数字の右に並ぶ 6 個の楕円形の色が向こう 4～9 時間の航空交通流に影響が発生する可能性を表す。

5.4 まとめ

数値予報アプリケーションについて、その機能や作成方法の説明を行い、代表的なアプリケーション

について概要を紹介した。

昔の数値予報モデルは特に地上付近の予測精度が十分ではなかったために、数値予報モデルの予測値をベースにしつつ、観測値との統計関係を利用して数値予報モデルの予測値を大幅に修正するガイダンスを作成して予報作業に利用する必要があった。

近年数値予報モデルの予測精度が向上したおかげで、第5.2.3節(7)で述べた診断的な手法により観測データのあまりない海上や上空の面的または立体的な予測情報を実用的な精度で提供する新しいプロダクトを作成できるようになりつつある。

今後さらに数値予報モデルの高解像度化が進み、高解像度のアドバンテージを生かした物理過程の開発が進むことにより、数値予報モデルのさらなる予測精度の向上とこれを生かした診断的な手法を用いたアプリケーションの充実が期待される。

参考文献

- 安藤昭芳, 2007a: 降水確率、平均降水量、最大降水量ガイダンス. 平成19年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 50-59.
- 安藤昭芳, 2007b: お天気マップ. 平成19年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 94-97.
- 井藤智史, 2011: 視程分布予想の開発, 平成23年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 25-29.
- 片山徹, 1983: 新版応用カルマンフィルタ. 朝倉書店, 255pp.
- 鎌倉智之, 2007a: 天気ガイダンス. 平成19年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 73-75.
- 鎌倉智之, 2007b: 最小湿度ガイダンス. 平成19年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 78-80.
- 工藤淳, 2007: 国内航空用悪天GPVの積乱雲予測手法の開発. 航空気象ノート第66号, 気象庁総務部, 11-18.
- 工藤淳, 2008: 着氷指数の開発. 平成20年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 92-100.
- 工藤淳, 2010: 乱気流指数の開発. 平成22年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 95-108.
- 小泉友延, 2007: 気温ガイダンス. 平成19年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 60-66.
- 小泉友延, 2009: 最大降水量ガイダンス. 平成21年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 21-26.
- 小泉友延, 2010: 平均降水量ガイダンスの改良, 平成22年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 71-73.
- 澤田康子, 2009: 天気ガイダンス. 平成21年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 44-45.
- 高田伸一, 2009: 発雷確率ガイダンス. 平成21年度

⁶ 航空交通流管理(Air Traffic Management)。福岡管制部に航空交通流管理センター(ATMC)があり日本飛行情報区(FIR)の航空交通流管理の責任を負っている。ATMetCはこのATMCを支援するための情報提供を行っている。

- 数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 39-43.
- 瀬上哲秀, 1992: お天気マップ. 平成4年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 69-81.
- 瀬上哲秀, 大林正典, 国次雅司, 藤田司, 1995: カルマンフィルター. 平成7年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 66-78.
- 成田正巳, 森安聡嗣, 2010: メソモデルの対流スキームの変更. 平成22年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 53-62.
- 古市豊, 2010: 降雪ガイダンスの改良と利用. 平成22年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 78-81.
- 松本智文, 2010: 雲底確率ガイダンスの開発. 平成22年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 88-91.
- 宮内誠二, 白崎初未, 前鹿川勇明, 佐野浩, 2008: 航空交通気象時系列予想の活用に向けて. 航空気象ノート第67・68号, 気象庁総務部, 12-46.
- Godske, C. L., T. Bergeron, J. Bjerknes, and R. C. Bundgaard, 1957: *Dynamic Meteorology and Weather Forecast*. American Meteorological Society and Carnegie Institute of Washington, 769-773.
- Showalter, A. K, 1953: A Stability Index for Thunderstorm Forecasting. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **34**, 250-252.
- Wasserman, P. D. 1993: 「ニューラル・コンピューティング」-理論と実際-. 石井直宏, 塚田稔共訳, 森北出版株式会社, 195pp.