

第3章 ガイドンスの開発と運用

3.1 はじめに¹

ガイドンスの予測精度や特性は入力となる数値予報モデルや観測データの特性に強く依存する。ガイドンスの予測手法が入力データの特性に合っていない場合には、十分な予測精度が得られなかったり、異常な値を予測するなど予測が不安定になったりする。また、数値予報モデルの更新や観測地点の移設などで入力データの特性が変化した場合には、ガイドンスの予測精度が低下することがある。このため、ガイドンスの開発や運用に当たっては、入力データの特性やその変化に留意し、適切な手法や説明変数を用いるとともに、データの特性が変化した場合には、係数を再作成するなどの処置を検討する必要がある。

本章ではガイドンスの開発と運用に当たって検討すべき事項を述べる。まず第3.2節ではガイドンスの設計時に留意すべき事項を述べ、続いて第3.3節と第3.4節では、ガイドンスの運用において重要な数値予報モデルの更新と観測所の移設時の対応について述べる。

3.2 ガイドンス設計時の検討事項

本節では、ガイドンスを新規に開発する場合や手法を大きく変更する場合など、ガイドンスの設計段階で留意すべき事項を列挙する。

(1) 手法の選択

ガイドンスに用いる統計手法や学習方法、説明変数、層別化などは、入力データの特性に合ったものを選択しなければならない。そのために、まずは目的変数と説明変数の特徴を把握することが大切である。観測データが連続値であるか、2値データであるか、多クラスデータであるかなどによって用いるべき手法は異なる。また、目的変数と説明変数の関係が線形であるか、非線形であるか、特定の分布に従うかや、予測誤差が正規分布に従うか、他の分布に従うかなどによっても用いるべき手法は異なる。第2章で述べた各種手法の理論や特徴、利用上の注意点を参考に、適切な手法を選択する必要がある。

(2) 保守性

ガイドンスでは予測精度の観点からMOS方式が採用されることが多いが、第2.2.2項で述べたようにPPM方式にも様々なメリットがある。また、数値予報モデルの更新による特性変化の影響を軽減するために逐次学習方式は有効であるが、第2.2.3項で述べたように、一括学習方式は逐次学習方式と比べて予測結果がわかりやすいことや、開発および維持・管理するためのコストが少ないこと、頻度の少ない現象に対して予測精

度が高いなどといったメリットがある。ガイドンスの設計段階では様々な手法や方式を試し、予測精度だけではなく、保守性も含めて検討するとよい。開発や維持管理コストの少ないガイドンスは改良や拡張が容易であり、長期的に大きなメリットとなる。

(3) 観測データの品質管理

目的変数として使用する観測データには、異常値が含まれていたり、地域によって品質が不均一であったり、欠測値が含まれていたりする場合がある。このような品質の低い観測データを利用すると予測精度が低下してしまうため、前処理として観測データの品質管理や補正等が必要になる。観測データの品質管理は一括学習型、逐次学習型のいずれのガイドンスにおいても重要であるが、運用中に異常な学習をする可能性があるため、逐次学習型のガイドンスにおいて特に重要である。

(4) 説明変数の作成

説明変数は統計手法と矛盾がないように設計しなければならない。線形重回帰とカルマンフィルタを利用する場合には目的変数との線形性を確認する。ロジスティック回帰を利用する場合には実況のロジットとの線形性を確認する。ニューラルネットワークを利用する場合にはこのような制限はないが、説明変数を標準化して入力値のオーダーを揃えておく必要がある。説明変数間に強い多重共線性がある場合には、一つだけを説明変数として採用してほかは採用しないか、正則化や説明変数の選択、主成分分析などを用いることで予測への悪影響を減らすことができる。

(5) 層別化

第2.2.5項でも述べたように、適切な層別化は予測精度の向上をもたらすが、細かく層別化しすぎると学習データの数が少なくなるため、十分な学習ができず、予測が不安定になることに注意する。層別化を検討する場合は、数値予報モデルの特性（日中と夜間でバイアス傾向が異なるなど）や気象学的な特性（地点によって風が吹きやすい方向が異なる、天気によって視程の特性が異なるなど）を考慮しつつ、実際に学習期間のデータをプロットしたり検証したりして層別化する方法を決めることになる。時間方向の層別化には、初期時刻層別、予報時間層別、対象時刻層別の3種類の方法があり、データの特性に応じて1種類か2種類の層別化が用いられる。予報時間方向に層別化すれば、予報時間が進むにつれて数値予報モデルのランダム誤差が大きくなることや、系統誤差が予報時間によって変化することが考慮されることになる。また対象時刻で層別化すれば、時間帯による現象の発生のしやすさやバイアス特性の違いなどを考慮することができる。初

¹ 第3.1節、第3.2節 工藤 淳

期時刻と予報時間、または、予報時間と対象時刻で層別化すれば、予報時間と対象時刻方向の層別化がともに考慮されることになるが、運用上・開発上の利便性からガイダンスでは初期時刻と予報時間の組み合わせが用いられることが多い。

層別化によって十分な学習データが得られなくなる場合は、類似した特性を持つ地点や時刻をまとめることでデータ数を増やすことができる。単純には指定した範囲の緯度経度や日付、予報時間で同じ予測式を用いるというような方法がある。より高度な方法としては、クラスター分析を用いて複数の地点や格子をまとめて扱ったり、季節変化を日付で表す代わりに -10°C 高度で層別化するという手法も用いられている。

(6) 予測の限界

統計手法は過去の予測と実況の関係に基づいて未来を予測する手法であるため、学習期間中にほとんど発生しなかった現象（層別化された単位でみて頻度の少ない大雨や強風など）を統計的な手法で予測することは適切ではない。学習期間を延ばすことができれば良いのだが、MOS方式を採用した場合、数値予報モデルの更新によって説明変数の特性が変化することや、数値予報データを保存するためのストレージに制約があることから、学習期間を延ばすことには限界がある。ガイダンスの開発に当たっては、統計的な限界や開発資源の制約を踏まえ、予測の限界を把握し利用者に提示することも必要である。

(7) 予測精度と利便性

ガイダンスにとって予測精度が高いことは重要な要素ではあるが、利用のしやすさ、解釈のしやすさといった利便性も同様に重要である。複雑な構造をもつ手法を用いたり、目的変数との相関が弱い変数も説明変数として利用すれば、シンプルなガイダンスよりも予測精度は若干向上するかもしれない。しかしそれでは解釈が難しくなり、予測のシナリオや実況の推移に合わせてガイダンスを修正することは困難になってしまう。ガイダンスの目的は防災気象情報や天気予報の作成を支援することであるから、予測精度と利便性のバランスが取れたガイダンスを作成することが理想的である。開発においては予測精度の向上に重点を置きがちだが、予報現場での作業形態や利用方法の把握にも努める必要がある。

3.3 モデル更新への対応¹

ガイダンスは MOS (Model Output Statistics) または statistical post-processing と呼ばれるように、主に数値予報を使って統計処理を行っているため、数値予報モデルの更新の影響は大きい。特にモデルの水平格子間隔の変更はモデル地形、海陸分布の変化を伴うため、ガイダンスが利用する数値予報格子点値 (GPV) の特性が大きく変化する。また、モデルの物理過程の変更も GPV の大きな特性変化を生み、時にはガイダンスの精度劣化をもたらす。ガイダンスの作成には、通常 2 年間以上の数値予報データが必要となるため (Carter 1986)、モデルが更新されて特性変化が起こった場合、新たなモデルに対応したガイダンスの予測式の作成まで 2 年もの間ガイダンスの精度劣化が続く可能性がある。これは日本に限らず、ガイダンスを維持・管理する上で大きな問題であり、特に 1980 年代以降は頻繁なモデルの更新が行われるようになったため、この問題が大きくなった (Wilson and Vallée 2002)。第 1.3 節で述べたように約 40 年の気象庁のガイダンスの経過もモデル更新への対応の連続でもあり、海外の気象機関も含めて現在もまだこの問題に取り組んでいる。

以下では、気象庁のモデル更新への対応の経過について海外の例と比較しながらまとめ、その後、ここ数年でのモデル更新での実際の対応例、海外のモデル更新への特殊な対応方法について解説する。

3.3.1 モデル更新への対応の歴史

第 1.3 節では気象庁のガイダンスの経過として、モデル更新の対応を既に述べた。ここでは気象庁のそれぞれの対応の詳細について、海外の事例と比較しながら解説する。

(1) 旧モデルで作成した予測式を継続利用

1982 年 3 月の FLM-6L (格子間隔 150 km、鉛直 6 層) から FLM-10L (格子間隔 127 km、鉛直 10 層) への更新の際には、旧モデルで作成した予測式を継続して利用した。この際に格子間隔の違いを緩和するために、新格子間隔の予測を旧格子間隔に内挿して影響を緩和した。

1996 年 3 月の ASM (格子間隔 75 km、鉛直 16 層) から RSM (格子間隔 20 km、鉛直 36 層) への更新の際、発雷確率、天気 (雨雪判別)、視程・雲ガイダンスはそれまで運用されていた JSM (格子間隔 30 km、鉛直 19 層) でいったん予測式を作成し、それを RSM に適用した。その後も、発雷確率、雪水比ガイダンスなどは一括学習型であったため、モデル更新の際には旧モデルで作成した予測式を使用していた。

米国気象局 (NWS) では現在でも全て一括学習型の線形重回帰 (MLR) で予測式を作成しており、NWS の

ホームページには、最近のモデル更新時において予測式を継続した場合の精度評価結果が掲載されている。精度評価結果で大きく精度が劣化した際には、その影響を緩和するために、気温や風ガイダンスの予測値に一週間から一ヶ月で計算したバイアスを加える後処理を実施する等、モデル更新への対応に苦慮している報告がある (Antolik 2012)。

(2) 新旧モデルの並行運用

1988 年 3 月の FLM-12L (格子間隔 127 km、鉛直 12 層) から ASM (格子間隔 75 km、鉛直 16 層) への更新の際に、ASM のデータが 2 年分蓄積されるまで新旧モデルの並行運用を行い、ガイダンスは旧モデルを利用して作成されていた。ただし、新旧モデルの並行運用のコストが大きいこと、数値予報 FAX 図が利用しているモデルとガイダンスが利用しているモデルが異なることなどの問題も生じ、これ以降はこのような対応は取られていない。

また、NWS でも 2006 年に領域モデルを非静力学モデルに更新する際に同じように新旧モデルの並行運用を行った例があるが、予報官が参照する数値予報は新モデルのみであり、ガイダンスに入力する旧モデルを参照できない問題があったとの報告がある (Antolik and Baker 2009)。

(3) 逐次学習型ガイダンスの導入

1996 年 3 月の ASM から RSM (格子間隔 20 km、鉛直 36 層) への更新の際に、モデルの更新に対応可能な手法として、カルマンフィルタ (KF) 及びニューラルネットワーク (NN) を利用した逐次学習型の手法が導入された。このとき、一括学習型ガイダンスも一部残ったものの、大部分のガイダンスが一括学習型から逐次学習型に移行し、現在も継続している。ただし、逐次学習型のガイダンスでもすぐにモデル更新に対応できるわけではなく、事例数が少ない現象 (強風、大雨等) においてはモデル更新による影響が数か月以上残る。また、第 1.2 節で述べたように、逐次学習型ガイダンスは係数が不適切に変化する場合があること、予測根拠がわかりにくいこと、運用コストが高いことなどの欠点もある。

海外においても、英国、フランス、韓国等で KF が導入されている。ただし、第 1.4 節で述べたように気象庁ほど KF を多くの要素に利用している国はない。

(4) 新モデルの再予報の利用

季節予報用ガイダンスでは、更新予定のモデルを過去に遡って計算する「再予報」が行われ、再予報を用いて予測式を再作成するのが一般的である。短期予報の場合は、全球モデルや領域モデルは計算機の資源を多く使うことから、再予報は現実的でなく、季節予報用ガイダンスのような処置は取られていなかった。しかし、2018 年現在はある程度の期間なら再予報が可能

¹ 高田 伸一

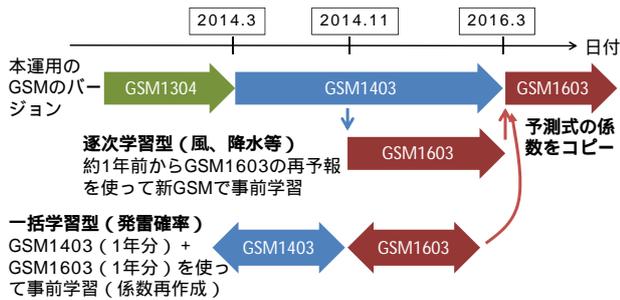


図 3.3.1 2016 年 3 月の GSM 更新におけるガイダンスの事前学習の説明図。GSM1304, GSM1403, GSM1603 は GSM のバージョンで、それぞれ 2013 年 4 月、2014 年 3 月、2016 年 3 月に導入されたことを示す。

な計算機資源が確保されているので、モデルの業務化試験²以外にガイダンスのための再予報が実施されるようになった。最近ではこれらの再予報のデータと旧モデルのデータを混ぜることによって予測式の再作成を行い、ガイダンスへの影響を小さくし、かつモデル改良がガイダンスの精度向上につながるような対処が行われている。この事例については次節で説明する。NWS も、領域モデルを非静力学化した際に、新旧モデルを混ぜてガイダンスの予測式を再作成したとの報告がある (Antolik and Baker 2009)。

3.3.2 現在のモデル更新への対応例

ここでは、2016 年 3 月の GSM の物理過程の変更における、再予報の実施とガイダンスの対応例について述べる。これと同様な処理が、2017 年 5 月の GSM 物理過程の変更、2017 年 2 月の MSM の力学及び物理過程の変更においても行われている。

2016 年 3 月の GSM の更新では、物理過程の変更によって、地上風や地上気温などの GSM の予測特性が大きく変化し、ガイダンスへの影響調査の結果、風や発雷確率などのガイダンスにおいて精度が劣化することがわかった。このため、1 年程度の再予報が実施され、これを用いて事前学習 (予測式の最適化) を行った結果、概ね精度の劣化を防ぐことができた (後藤 2016)。この時に行われた事前学習の処置を図 3.3.1 に示した。更新予定の GSM (GSM1603) の業務化試験と再予報等の数値予報データが、2014 年 11 月から 2016 年 3 月まで継続して作成され、風や降水等の逐次学習型ガイダンスはこの間の数値予報データを使って事前学習を行った。また、一括学習型ガイダンスである発雷確率は、更新前の GSM (GSM1403) と GSM1603 の数値予報データを混ぜて予測式の再作成を行った。そして、GSM1603 が運用開始になる当日に、予測式の係数を差し替えた。

この事前学習の効果をみるために、逐次学習型である風ガイダンスの精度の変化を図 3.3.2 に示した。図

² モデルの更新や新規モデルの運用開始において、業務化を行うかどうかを判断するために行う過去期間の試験。

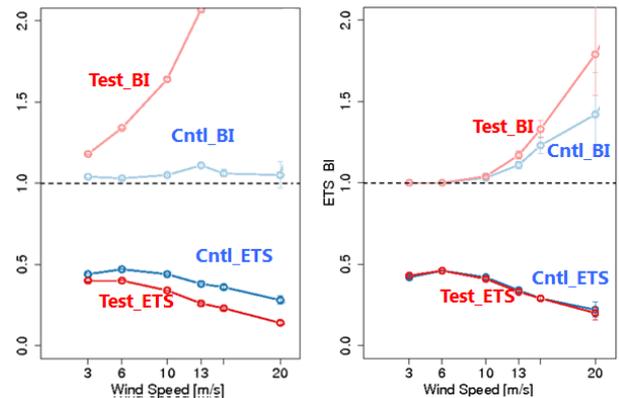


図 3.3.2 GSM1603 の業務化試験 (冬) における風ガイダンスの統計検証結果と事前学習を行った後の統計検証結果。左が業務化試験結果を使った 2014 年 12 月 ~ 2015 年 2 月での検証結果、右が事前学習後の 2015 年 12 月 ~ 2016 年 2 月での検証結果。風速の各閾値でのバイアスコア (BI) とエクイタブルスコア (ETS) で、BI と ETS の前についている Cntl と Test は、Cntl が当時の運用モデルである GSM1403 を入力とした風ガイダンス、Test が GSM1603 を入力とした風ガイダンスのスコアを示している。エラーバーは 95% 信頼区間を示す。

の左は業務化試験 (ガイダンスの事前学習なし) の冬における風ガイダンスの統計検証の結果、右は事前学習を行った場合の風ガイダンスの統計検証結果を示す。ここでは、事前学習は 2014 年 11 月から統計検証期間前の 2015 年 11 月まで 1 年間行っている。事前学習を行わない場合は風ガイダンスのバイアスコア (BI) が 1 を大きく超えて予測過剰となり、エクイタブルスコア (ETS) も低くなって、精度が劣化していることがわかる。事前学習を行った結果、BI が 1 に近くなり、かつ ETS もコントロールと同程度となって、精度の劣化を抑えることができています。

また、一括学習型ガイダンスの発雷確率ガイダンスでは、図 3.3.1 に示したように GSM1403 と GSM1603 のデータを混ぜて係数を作成している。業務化試験の統計検証結果では、プライアスキルスコア (BSS) が冬に劣化、夏に中立となった (図略)。再予報を含めて係数を再作成した結果、1 か月抜き交差検証 (第 2.3 節参照) からは、図 3.3.3 のように精度が向上していることがわかる。

3.3.3 その他のモデル更新への対応

(1) UMOS

1980 年代から、数値予報モデルは頻繁に改良が行われ、新しいモデルに自動的に対処できる手法が考えられた。その 1 つは前述した KF であり、もう 1 つは更新可能な MOS である。カナダ気象局では、KF の開発・運用コストが大きすぎることを懸念し、後者の手法である UMOS (Updateable Model Output Statistics) を選択し、2000 年から運用している (Wilson and Vallée 2002)。図 3.3.4 に UMOS システムの概念図を示す。

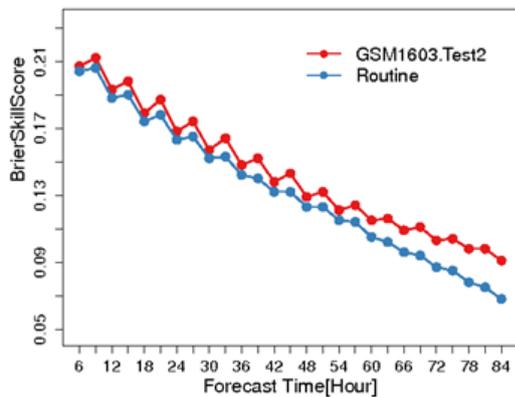


図 3.3.3 GSM1603 への更新時における発雷確率ガイダンスの係数再作成を行った後の統計検証結果。2015 年の 1 年間における予報時間ごとのブライアスキルスコア (BSS) で、青線が係数再作成を行わずに GSM1603 を入力としたスコアで、赤線が係数を再作成し GSM1603 を入力としたスコア。後者の検証は 1 か月抜き交差検証で行っている。

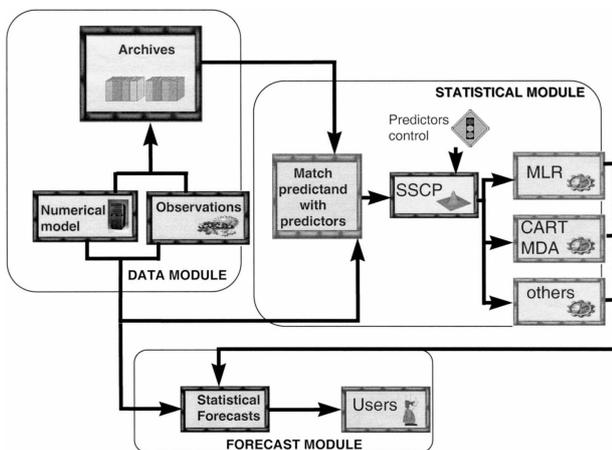


図 3.3.4 CMC (カナダ気象局) が運用する UMOS システムの概念図。predictand は目的変数、predictor は説明変数、SSCP は積和行列、MDA は判別分析。Wilson and Vallée (2002) より。

UMOS では、MLR 等に必要目的変数と説明変数を蓄積しておき、説明変数の積和行列 (SSCP) において、旧モデルの積和と新モデルの積和の重みを徐々に変え、最終的には新モデルのサンプル数がある数 (要素によって異なるが約 300 個) 以上になると新モデルのみを使って MLR 等を行うシステムである (図中の Predictors control が対応)。これにより、モデル更新に対応でき、かつ安定で精度の高い予測式が作成できる。しかし、この方法もコストが小さくなく、かつ新旧モデルの特性が大きく違う場合には、モデルの更新からしばらくは精度の劣化が生じると思われる。

(2) PPM 方式の採用

第 2.2 節で述べたように PPM 方式は、予測式の作成時に説明変数として数値予報ではなく解析や目的変数以外の観測を使うため、モデル更新による予測式の

再作成の必要性はない。MOS 方式では利用するモデルのバイアスが補正されて PPM 方式より精度が高くなるが、モデル更新での数値予報のバイアスが大きく変わった場合には、PPM 方式より精度が悪くなる可能性がある。実際、NWS ではモデル更新により、PPM 方式の方が高い精度となったため、MOS 方式から一時 PPM 方式のガイダンスが運用されていた例がある (Carter 1986)。

PPM 方式は、通常 MOS 方式に比べて精度が低くなるが、その精度劣化を軽減する方法として PPM 方式で作成した予測式にガイダンスを入力する方法がある。気象庁では雪水比、降水種別及び最大降水量ガイダンスに PPM 方式を利用しているが³、予測式に入力するデータは、数値予報ではなく数値予報の系統誤差を除去したガイダンスとしている。これにより、PPM 方式で問題になる数値予報のバイアスによる精度の劣化を軽減でき、かつモデル更新にも対応できる。ただし、作成されているガイダンスの要素は限られており、かつ予測式に入力するガイダンスがモデル更新に対応する必要があるため、このような対処ができる場合は限られている。

参考文献

- Antolik, M. S., 2012: Model Output Statistics (MOS) - Objective Interpretation of NWP Model Output, <https://www.weather.gov/media/mdl/Antolik2012.pdf>.
- Antolik, M. S. and M. N. Baker, 2009: On the ability to develop MOS guidance with short development samples from an evolving numerical model, http://www.nws.noaa.gov/mdl/synop/amspapers/Antolik_Baker_2009.pdf.
- Carter, G. M., 1986: Moving towards a more responsive statistical guidance system. *Preprints, 11th Conf. on Weather Forecasting and Analysis, Kansas City, Amer. Meteor. Soc.*, 39-45.
- 後藤尚親, 2016: ガイダンスの特性の変化. 平成 28 年度数値予報研修テキスト, 気象庁予報部, 36-41.
- Wilson, L. J. and M. Vallée, 2002: The Canadian Updateable Model Output Statistics (UMOS) System: Design and Development Tests. *Wea. Forecasting*, 17, 206-222.

³ 最大降水量ガイダンスは、主要な説明変数である降水量にのみ PPM 方式を利用している。

3.4 観測所の移設等の影響と対応¹

地域気象観測システム（アメダス）の移設及び新設は、数か月に一度の頻度で行われる。また、頻度は低いが、空港の移設及び開港も数年に一度程度行われる。現在運用されているガイダンスでは、どちらの場合も観測所情報を更新することによって、システム的には観測所の移設と新設に自動的に対応できる仕組みとなっている。この節では、まずアメダスの移設時でのガイダンスの対応について述べ、その後アメダスの観測所移設等の影響とその緩和策について実例を交えて解説する。最後に空港の移設等の対応について述べる。

3.4.1 アメダス移設・新設時の対応

アメダス観測を目的変数とした地点形式ガイダンスである、気温（最高・最低・時系列）、風（定時・最大・最大瞬間風速）、降雪量（地点）、湿度（最小・時系列）² ガイダンスは、アメダスの移設・新設に対応する必要がある。これらのガイダンスでは、アメダスの移設・新設のどちらの場合も、新地点に距離的に最も近いアメダス地点の予測式の係数がコピーされ³、逐次学習によって新地点の観測特性及び数値予報の格子点値（GPV）の特性に次第に馴染んでゆくような仕組みを構築している。移設・新設どちらの場合も、新地点の観測が開始される日を設定すれば、当日に自動的に係数等がコピーされる。なお、新設の場合には、その観測場所の特性に係数が馴染むまで配信を行わない処置が取られる場合があり、精度に問題がないことを確認した後に配信設定を変更し、配信を開始する（状況によって異なるが、配信は観測開始から概ね数か月後となる）。

3.4.2 アメダス移設時の影響と実例

アメダスの移設の際には、

- 観測環境が変わり、例えば風が弱くなる等の観測特性が変化する（目的変数の変化）
- 参照する GPV の格子点が変わり、例えばそれまで海格子を参照していた地点が陸格子を参照するといった参照 GPV の予測特性の変化（説明変数の変化）

によって、ガイダンスに影響を与える。この2つの影響について、それぞれ解説する。

まず、移設による観測特性の変化の影響であるが、逐次学習型ガイダンスでも新しい観測特性に馴染むまではある程度の期間が必要である。どの程度の時間がかかるかは移設前後の環境変化の程度とガイダンスの種類によって異なる。例えば、気温ガイダンスでは2週

間程度と比較的早く新しい観測環境に馴染むが、風ガイダンスでは数か月以上かかる。ガイダンスで差が出るのは、主に予測式の層別化（風ガイダンスは風向で層別化しており、各予測式の学習回数が減る）、係数の変化を設定するカルマンフィルタ等のパラメタの違いに起因する。なお、上で示した期間の目安も平均的なものであり、特に風の場合は風向の層別化により、季節によって吹きにくい風向があるような地点では、さらに時間がかかる可能性もある。

図 3.4.1 に 2016 年 8 月 24 日の新居浜（アメダス）の移設における気温ガイダンスの予測を示した。この時はアメダスが沿岸地域から内陸に移動したため、観測特性は大きく変わったが、参照 GPV の特性は移設前後において大きな変化はなかった（後述する GPV の海陸に変化はなかった）。移設当日の 8 月 24 日 00TC 初期値のガイダンスの予測をみると、GSM（全球モデル）気温ガイダンスは明らかに観測値に比べて高めに偏っている（正バイアスがある）。これは、観測場所が内陸に移動した結果、移設前と比べて観測値が低めになったためと考えられる。13 日後の 9 月 6 日 00UTC 初期値のガイダンスの予測をみると、予測の外れはあるものの、予測の正バイアスは概ね無くなっている。図 3.4.2 は同じく新居浜の移設時における風ガイダンスの例である。移設当日の GSM ガイダンス（赤線）の風速は GSM の風速（緑線）と同様に時間帯によって正バイアスがある。これはアメダスが内陸に移動して風速の観測値が弱まったためと考えられる。また、風向の予測誤差も大きい。移設 13 日後の 9 月 6 日 00UTC 初期値においては、夜間に GSM の風速を弱めている時間もあるが、まだ GSM の風速を十分に下方修正できておらず、正バイアスがある。移設 2 か月半後の 11 月 9 日 00UTC 初期値においては、ガイダンスは夜間に GSM の風速を弱めるように下方修正しており、概ね移設後の観測特性に合ってきている。この例からも風ガイダンスが新しい観測特性に馴染むまでに比較的長い期間が必要であることがわかる。

次に参照 GPV の特性変化によって生じるガイダンスへの影響について述べる。アメダスの場合、GPV の特性変化は通常はそれほど大きくないが、海岸付近に設置されていたアメダスが内陸部に移設される場合やその逆の場合は、参照する GPV が海格子から陸格子またはその逆に変化し、GPV の特性が大きく変化することがある。図 3.4.3 は秋田県男鹿半島付近での MSM 地上気温の予測例である。図に示したように、海と陸では地上気温予測の差が大きく、この例では 10 °C 近くの違いが見られる。これは極端な例であるが、通常でも海と陸では数 °C 程度の違いが見られる。モデルの海岸線と実際の海岸線は一致していないため、アメダスの移設により、参照する GPV が海格子から陸格子に変わる場合、またその逆になる場合がある。これによって説明変数の特性が大きく変わり、過去の実例で

¹ 高田 伸一

² 湿度は気象官署（特別地域気象観測所含む）のみで、移設回数は少ない。

³ 移設の場合は、通常移設前の場所が最も近い場合、移設前の地点の係数等がコピーされる。

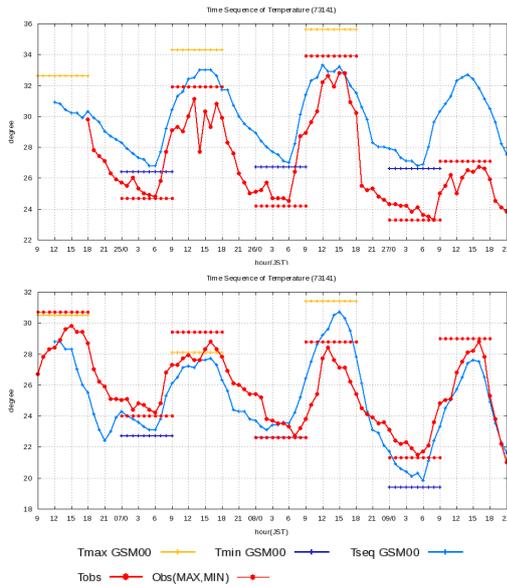


図 3.4.1 2016 年 8 月 24 日の新居浜（アメダス）の移設時の GSM 気温ガイダンスの予測。上は移設直後の 8 月 24 日 00UTC 初期値、下は移設 13 日後の 9 月 6 日 00UTC 初期値の予測と実況。青線、黄横線、紺横線はそれぞれ GSM 気温ガイダンスの時系列、最高、最低気温ガイダンスの予測。赤線、赤横線はそれぞれ実況の時系列気温及び最高・最低気温 [°C]。最高・最低気温はどの時間帯の最高・最低気温であるかを示すために、横線としている。

も参照 GPV の海陸の違いで気温で 3°C 以上、風速でも 5 m/s 以上変化する場合があった。なお、この GPV の特性変化は影響を緩和することが可能である。前もって移設後の参照 GPV と移設前の観測で学習を行っておけば、少なくとも参照 GPV の海陸の違いは緩和できる。ただし、これらの処置は開発コストが伴うため、移設により参照 GPV の値が大きく変化する場合、かつ予報を発表している地点に限って実施している。例えば 2011 年 1 月の小田原の移設の際に、参照 GPV の海陸の違いで約 3 の変化が見られたため、MSM 気温ガイダンスにおいてこのような処置を行って影響を緩和した。

移設時に特別な対応を行った例として、2014 年 12 月の東京のアメダスの移設がある。この場合は移設前の 2013 年 4 月から移設先の観測データが事前に並行配信された。このデータを使い、新地点での特性変化（主に観測特性の変化）を事前に学習することによって、移設直後のガイダンスの精度劣化は発生しなかった。

3.4.3 空港の移設、開港への対応について

空港の観測を目的変数とした航空気象ガイダンス（風、視程、雲、気温の各逐次学習型ガイダンス）においても、アメダスの移設や新設と同様に空港の移設や開港に自動的に対応する仕組みとなっている。新空港に最も距離が近い空港の係数が自動的にコピーされ、逐次学習によって徐々に新空港の観測特性や参照する

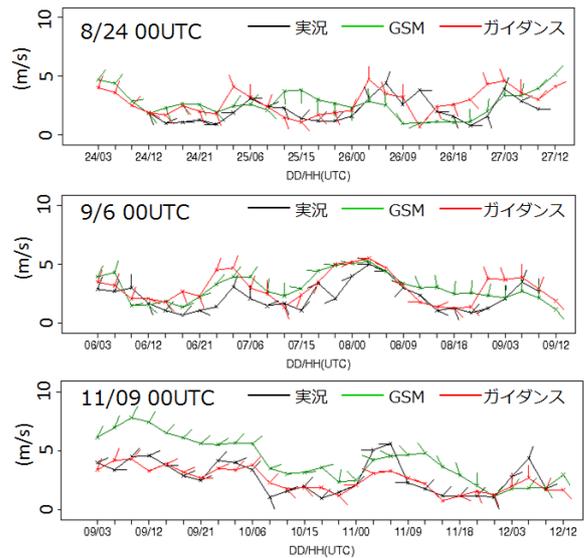


図 3.4.2 2016 年 8 月 24 日の新居浜（アメダス）の移設時の GSM 風ガイダンスの予測。上は移設直後の 8 月 24 日 00UTC 初期値、中は移設 13 日後の 9 月 6 日 00UTC 初期値、下は移設から約 2 か月半後の 11 月 9 日 00UTC 初期値の予測と実況。緑線は GSM の予測、赤線は GSM 風ガイダンスの予測、黒線は実況の風。実線は風速、バーは風向を示す。



図 3.4.3 男鹿半島付近における MSM の気温の予測例（2016 年 10 月 18 日 21UTC の 24 時間後の予測）。数字は MSM の格子点値 [°C]。細黒線は実際の海岸線。

GPV の特性に適合していく。アメダスと同様に気温ガイダンスは 2 週間程度で移設先の特性に馴染むが、その他の風、視程、雲ガイダンスは馴染むのには少なくとも数か月はかかる。航空気象予報ガイダンスのうち、ガスト発生確率及び雲底確率の 2 つは一括学習型ガイダンスであるため、予測式を更新するには 2 年以上の観測データの蓄積を待つ必要がある。観測データが蓄積された後に係数が作成されるが、それまでは移設前または近隣空港の予測式で代替することになる。なお、航空気象ガイダンスの発雷確率と降雪量については、格子形式の MSM ガイダンスから抽出しているので、空港の移設や開港の影響はない。

空港の移設例は少ないが、2006 年の新北九州空港、

新種子島空港、2013年の新石垣島空港の例がある。ただし、アメダスの移設と同様に、目的変数であるMETAR等の観測が並行配信されないため、新空港への移設による観測特性の変化により、一時的にガイダンスの精度の劣化が発生する。劣化の程度は移動の状況によって変わるが、北九州空港のように海上空港に変わる場合、種子島空港のように標高が大きく変化する場合には影響が大きい⁴。

それに対し、空港の開港の際には、通常、開港の数か月前から観測データの配信が行われる。2005年の中部国際空港、2009年の静岡空港の際にも、開港数か月前から観測データが配信されてガイダンスの学習が行われたため、開港時には概ね精度に問題のないガイダンスが配信された。これにより、開港と同時に始まったTAFの発表作業を支援することが可能になった。

⁴ 当時北九州空港、種子島空港ではTAF等の予報は発表されていなかったため、実際の予報作業への影響は解説への影響に限られた。