

## □ 地域気候モデルによる日本を対象とした 将来の降水量の予測方法

気象庁気象研究所 応用気象研究部長 村田 昭彦

### 1. はじめに

昨今、日本では、毎年のように大雨による災害が起こっている。以前と比べて雨の量が増えているのだろうか？気象庁の「日本の気候変動2020」によると、「日本国内の年降水量には、統計的に有意な長期変化傾向は見られない」とのことである。ただ、これは平均的な降水量について述べたものである。そこで、災害を引き起こすような極端な雨についての記述を探してみよう。すると、「日本国内の大雨及び短時間強雨の発生頻度は有意に増加し」とある。つまり、極端な降水については、量・回数とも増えているということになる。

さて、この傾向は将来も続くのだろうか？これに答えを出すのが、将来の気候を予測する研究である。ただ、ここでまた疑問が生じる。将来の気候など予測できるのだろうか。答えは「はい」とも言えるし、「いいえ」とも言える。予測はできるのだが、その結果に不確実性があるということである。よって、予測の誤差を考慮しつつ結果を見るといった姿勢が大事になってくる。

それでは、どのようにして将来の気候を予測するのだろうか？今のところ一般的なものは、気候モデルを使用した数値シミュレーションによって将来の気候を推定する方法である。気候モデルとはコンピュータープログラムコードの一種で、類似のモデルは日々の天気予報に使われている。ただ、気候予測は天気予報とは異なり、より長い期間の

シミュレーションが必要となるので、それに適した様々な計算手法（プログラムコード）が取り入れられている。例えば、植生の状態、積雪の有無といった地面の状態が気候に大きな影響を与えるので、気候モデルにはこれらを計算するプログラムコードが組み込まれている。日本など世界の一部分だけを対象に気候予測を行うときは、対象となる領域を設定した気候モデルを使うのが一般的である。このような気候モデルは地域気候モデルと呼ばれている。

地域気候モデルは、将来の気候の予測に関する情報を作成する際に重要な役割を担う。これまで、気象庁は日本の気候に関する予測情報を発信してきた。最新のものは前述した「日本の気候変動2020」として公表されている。このような気候予測情報のもとになっているのが地域気候モデルによるシミュレーション結果である。従って、信頼度の高い気候予測情報の発信のためには、地域気候モデルの改良、計算方法の工夫などの技術革新が必要不可欠である。本稿では前者の技術革新として地域気候モデルの空間解像度の改良を挙げる。これは、きめ細かな気候予測へ貢献することになり、将来的には市町村スケールの予測情報の発信が期待される。後者としては、アンサンブル計算の高度化を考える。これによって、予測結果における不確実性が考慮されるようになる。以下の章で、これらについて述べる。

## 2. きめ細かな予測

地域気候モデルの対象領域は格子と呼ばれる網目状の計算区画が設定されている。例えば縦方向に100区画、横方向に50区画あれば合計で5000の計算区画が設定されていることになる。一つ一つの区画において、気温、降水量などの各種気象要素が計算される。隣り合う区画間の距離は格子間隔と呼ばれ、この距離が短いほど空間解像度が高いことになる。よって、格子間隔をできるだけ短くすることが望ましいが、実は闇雲にそうする訳にはいかない。計算コストが大きくなってしまいうからである。

現在の地域気候モデルでよく使われている格子間隔は、数 km といったところである。例えば、前述した「日本の気候変動2020」では、格子間隔 5 km の地域気候モデルによるシミュレーション結果が用いられている。なお、ここで使われているのは非静力学地域気候モデル (NHRCM) と呼ばれるモデルである。格子間隔が狭くなると、それに応じて解像可能な大気現象の水平スケールも小さくなる。実際、研究ベースでは更に細かい 2 km、1 km といった格子間隔の地域気候モデルが使用されており、それらは雲解像 (あるいは雲許容) 地域気候モデルと呼ばれている。なぜ雲解像と呼ばれるのかという説明の詳細は省くが、このようなモデルを使うと大雨をもたらすような垂直に発達する雲を解像できるようになってくる。興味のある読者は少し専門的になるが村田 (2018) による解説を参照されたい。

格子間隔を狭くすることによって、大気現象だけでなく地形の解像度も向上する。特に、山や谷、海岸線、島嶼などでは効果的である。日本にはこのような急峻あるいは微細な地形が多いため、高解像度化によるメリットは大きい。地形の解像度が向上すると、それに影響を受ける大気現象の再現性も向上する。例えば、降水現象で言えば、地形性降水が挙げられる。山岳の斜面に沿って上昇

する湿った気流は、頻繁に大雨をもたらす。細かい地形が地域気候モデル内で適切に解像されれば、地形性降水の位置、時間、量などの再現がより正確になる。つまり、地形の再現性の向上が間接的に大雨の予測精度の向上につながるのである。

## 3. 確度情報の付与

前述のように地域気候モデルの空間解像度の改善によって、予測される気候の信頼度は向上するが、完全に正確な予測を期待できる訳ではない。つまり、予測は誤差を伴う。そこで、予測にどの程度の不確実性があるか見積もることが重要となってくる。天気予報で言えば、降水の確率予報に相当するものが気候予測の分野でも必要である。このためによく行われているのが、アンサンブルシミュレーションである。アンサンブルという用語は音楽や服飾の分野で使われることが多く、複数のものが集まり一体となるというような意味である。数値シミュレーションの世界でも、複数のシミュレーション結果を用いて総合的な解析を行う。なお、個々のシミュレーションのことをメンバー、シミュレーションの数をメンバー数と呼んでいる。メンバー数が多いほど結果の信頼度が高くなるため、多くのシミュレーションを行うことが一般的である。ただし、ここでも計算機資源の制約が壁となり、闇雲にメンバー数を増やすことはできない。特に、地域気候モデルを使ったシミュレーションにおいては、長期に渡る計算が必要となるため、現状のメンバー数は多くても100程度である。

メンバー数が多いと、単一のシミュレーションでは不可能だった様々な解析が可能となる。例えば、各々のシミュレーション結果をそれぞれ統計的なサンプルとみなすことで、平均値、分散、最大・最小値などの統計量を計算できる。解釈としては、平均値を将来の気候における一般的な値、最大・最小値を極端な値と捉えることができる。

ただ、ここで一つ問題が生じる。メンバーの選び方はこれでよいのかということである。サンプルとして全メンバーを使う場合と、極端なものを外れ値と見なして除いた場合とでは、当然統計量の値は異なる。特に最大・最小値といった極端な値に対する影響が大きい。このことは、将来の気候における大雨の可能性を知りたいという立場では悩ましい問題である。各種統計量の値はシミュレーションのやり方にも依存する。例えば、多数のシミュレーションを行う際に、違う種類の地域気候モデルを使うのか、内部パラメーターを変えた同じモデルを使うのかといったことである。後者の場合は予測結果の分散を過小評価する傾向にあることが知られており、前者の方法の方が望ましいと言われている。ただ、外れ値の除き方（性能の悪いモデル結果の除外方法）についてコンセンサスが得られるには至っていない。

#### 4. 空間解像度とメンバー数のトレードオフ

以上で見てきたように、地域気候モデルによるシミュレーションに係わる技術革新として、モデルの高解像度化とアンサンブルシミュレーションのメンバー数の増強の二つを挙げた。この二つの要素はどちらも重要である。しかしながら、計算機資源の制約のため、両者を同時に高度化することはできない。この当たりの事情を現在公開されているデータセットを例にして概観したい。このデータセットは気候予測データセット2022 (DS2022) と呼ばれているもので、地域気候モデルによる将来予測結果だけでなく、その他のモデルを用いて作られた結果も収録されている。地域気候モデルシミュレーションによって得られたデータの解像度（格子間隔）とメンバー数を2次元の散布図にしてみたのが図1である。

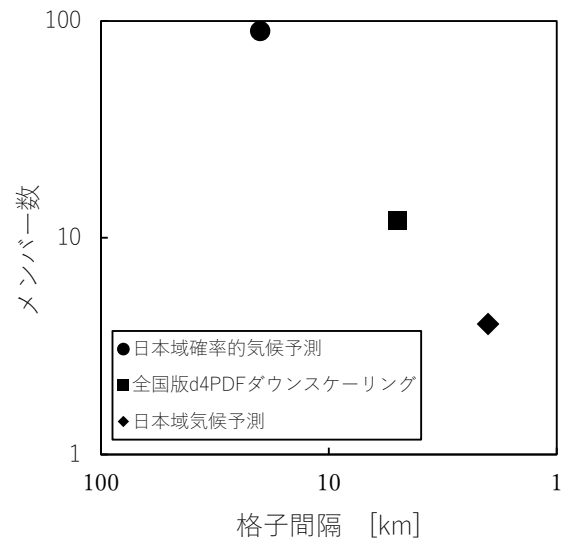


図1 地域気候モデルシミュレーションによって得られたデータの解像度（格子間隔）とメンバー数の関係。気候予測データセット2022 (DS2022) に収録されているデータセットの情報から作成した。

図1によると、解像度が高く（格子間隔が狭く）なるとメンバー数が少なくなり、逆にメンバー数が多くなると解像度が低く（格子間隔が広く）なるといった対応関係が見て取れる。高い解像度かつ多数のメンバーを持つデータセットは見当たらない。つまり、解像度とメンバー数の間にはトレードオフの関係がある。従って、利用者は目的に応じてデータセットを使い分ける必要がある。

#### 5. おわりに

本稿では、日本を対象とした将来の降水量を予測する上で基本的なツールとなっている地域気候モデルの現状について、その空間解像度とアンサンブル計算に焦点を絞って概観した。空間解像度を高くすると共にアンサンブル計算のメンバー数を増強すれば、信頼度の高い予測結果が得られることを説明した。ただ、計算機資源の制約のため、両者を兼ね備えることが難しいことも述べた、

これを解決する手段はあるのだろうか？一つ考えられることは、統計的な手段を用いることであ

る。統計的な手段を使ってきめ細かなデータを作成することを統計的ダウンスケーリングと呼んでいる。一方、地域気候モデルのような物理法則に基づく手段が使われた場合は、力学的ダウンスケーリングと呼ばれている。これらには一長一短があるのだが、計算速度については、統計的ダウンスケーリングに軍配が上がる。また、最近の発展が目覚ましい人工知能（AI）の助けを借りて、気候予測データを作成することも考えられる。

ただ、現状では、統計的ダウンスケーリングとAIのどちらも力学的ダウンスケーリングを凌駕するような性能を得るに至っていない。将来予測に関して言えば、これまでになかったような大雨

などの極端現象が将来に起こる可能性があり、過去のデータの学習を基本とする統計的ダウンスケーリングやAIにとっては、予測が困難となることが想定される。当面は、特に大雨のような極端な現象の予測については、力学的ダウンスケーリングに頼ることになるだろう。

#### 【参考文献】

- 気象庁・文部科学省，2020：日本の気候変動2020，  
<https://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/ccj/>  
村田昭彦，2018：雲解像地域気候モデルの現状，混  
相流，32，424-431，doi:10.3811/jjmf.2018.T012.  
文部科学省・気象庁，2022：気候予測データセット  
2022（DS2022），<https://diasjp.net/ds2022/>