

気候変動適応策検討に向けた気候シナリオ開発

Development of climate scenarios for impact assessments of climate change

石崎紀子*

1. 気候変動の影響評価

近年、豪雨災害や、持続する熱波といった、かつて経験したことのないような気象現象が頻発しており、それによる被害が発生している。最新の研究により、地球温暖化が現象の発生に少なからず影響していた事例が多数報告されている¹⁻²⁾。気候変動は将来の可能性として語られるものではなく、すでに我々の生活を脅かす現実となっている。今後さらなる気温上昇が予測されている中で、被害を軽減し、場合によっては好機とするため、様々な分野における気候変動の影響を事前に把握し、適応策を検討することが重要である。

太陽エネルギー分野においても、気候変動に伴う変化が予測されるかどうかは大きな関心事であり、将来の太陽光発電の推進やエネルギー計画にも影響を及ぼす。このような気候変動の適応策の検討のためには、将来の気候の見通しである「気候シナリオ」が必要となる。図1に、気候シナリオを用いた地域の影響評価と適応策立案の流れを示す。全球気候モデルによる将来シミュレーションが実施されているが、地域の特性に応じた気候変動影響を調べるためには、地域詳細な気候シナリオが必要となる。日本では2022年12月に、文部科学省・気象庁が「データセット2022 (DS2022)」を公開した。用途に応じた様々なデータが利用可能となっており、気候変動対策の促進が期待されている。このデータセットには、詳細な解説書が付属しており、利用者の利便性向上が図られている。一方で、気候データの扱いに不慣れな利用者にとって、多くの選択肢の中から適切な気候シナリオを選ぶのは困難を伴う。本稿では、気候変動影響評価におけるデータ選択の基準となる考え方と、統計的な手法による気候シナリオの開発状況について解説する。

2. 気候シナリオ選択の基準

気候シナリオを利用する際には、単に入手性だけでなく、用途に合ったデータを選択することが肝要である。選択の基準となる項目として、データの対象範囲、計算手法（力学的／統計的）、気候モデルの種類、温室効果ガスの排出シナリオ、アンサンブル数、バイアスの有無などが挙げられる。以下にこれらの考慮事項について説明する。

2.1 モデルの対象範囲

この項目については、対象とする範囲が全球か、日本域かによって主に区別される。全球モデルはさらに、海洋を結合させて大気と海洋が相互作用する大気海洋結合モデル（CGCM）と、大気のみが変化大気モデル（AGCM）とに大別される。気候変動に関する政府間パネル（IPCC）の報告書では結合モデル相互比較プロジェクト（CMIP）の結果が多く用いられているのに対し、DS2022に含まれる、日本域を対象に行われる代表的な全球のモデルシミュレーションは、気象庁／気象研究所のAGCMによって実施されている。この理由として、AGCMを利用したさらなる高解像度化（ダウンスケーリング）実験が実施されることが前提になっており、海洋の影響を大きく受ける我が国の気候の再現性において、CGCMを直接ダウンスケールするよりも信頼性が高いことが挙げられる。また、気象庁／気象研究所の全球モデルとそのダウンスケーリング実験の一連のプロセスは、20年ほど前から継続して改良が積み重ねられており、成熟度も高い。この枠組みでAGCMに与える海面水温にはCGCMの複数のモデルの傾向が考慮されているものの、CGCMのモデル群との比較には実験設定の違いに

* 国立環境研究所 気候変動適応センター

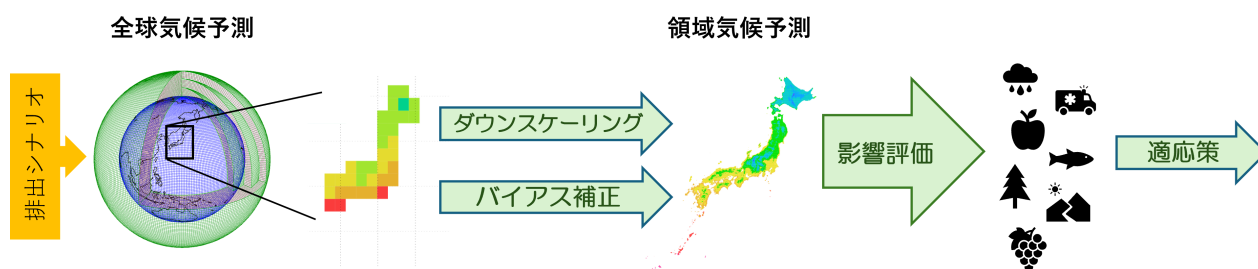


図1 気候予測情報を活用した影響評価と適応策立案の流れ

注意が必要である。

2.2 計算手法

気候シナリオの計算方法には、数値モデルを用いて物理方程式を解く力学的手法と、統計関係に基づく統計的手法がある。特に、CGCMやAGCMなどによる全球を対象とした結果をさらにダウンスケールしたデータを用いる場合に、この手法の違いに着目する必要がある。既存研究³⁻⁴⁾でも紹介されているように、両者はそれぞれメリット・デメリットがあり、相補的な関係にある。力学的手法のメリットには

- (1) 気象変数間の整合性が確保される
- (2) 地形の影響を受ける気象現象の再現に適している

などが挙げられる。この特徴を生かして、力学的にダウンスケーリングされたデータは防災を含む幅広い分野に利用可能である。このダウンスケーリング手法では、技術的、物理的制約から格子間隔を一気に10分の1や50分の1にすることはできず、5分の1から4分の1程度の高解像度化を段階的に実施しなくてはならない。また、出力の解像度に応じた4次元の入力データも膨大となる。そのため、力学的ダウンスケーリングにおける最大の課題が計算コストと言える。これと対照的に、統計的手法は

- (1) 計算コストが相対的に低い
- (2) バイアス補正が組み込まれている手法が多い

が主要なメリットとされる。低い計算コストにより長期データや複数のGCMに適用されている場合が多く、GCMの違いによる予測結果の不確実性の議論などに活用されることも多い。一方で、ダウンスケーリングのプロセスには単純な内挿方法が用いられることが多く、その場合、高解像度の地形に応じた気候学的特徴の再現は期待できない。例えば地形性の強い降水量は再現されない。しかし、後述するように、近年AIを用いたダウンスケーリング手法が続々と開発されており、高解像度化のプロセスも

多様化する傾向があるため、手法ごとの特徴をよく理解して利用するのが望ましい。

2.3 気候モデル

気候モデルは世界中の研究機関で開発されており、選択肢は非常に多い。気候モデルにはモデルの近似やパラメタリゼーションの種類、格子間隔の違いなどに応じた不確実性が生じるため、目的に応じて複数の気候モデルを使用し、結果の頑健性を調べることが重要である⁵⁾。しかし、CMIP6には50以上の気候モデルがあり、全てを影響評価に用いるのは現実的ではない。そのため、過去気候の再現性や将来予測の多様性に基づいてモデル選択が行われることが多い。例えば、ISIMIP（影響モデル相互比較プロジェクト、<https://www.isimip.org/>）では、過去再現実験におけるいくつかの現象に関する再現性に応じてスクリーニングを実施した後、モデル間の多様性と入手性などが考慮されてモデルが選択された。また、日本を対象とした統計的ダウンスケーリングデータNIES2020では、開発されている地域で重点的に気候モデルの検証が行われるため、地域に特有な現象の再現性はより信頼度が高いという考えに基づき、日本で開発されている2つの気候モデルが含まれている⁶⁾。

CMIP6ではCMIP5よりもモデル間の昇温量のばらつきが大きい⁷⁾。その要因の一つとして、温室効果ガスが増加した際の気温変化が相対的に大きいモデル（hot model）の存在がある。これらのモデルの一部には、過去期間の昇温傾向を観測よりも過大評価する傾向があることから、過去の再現性に基づくモデル選択方法として、hot modelを除外した方が不確実性を低減できるとする考え方がある^{8,9)}。以前は、各気候モデルを同等に扱う方法が一般的だったが、気候感度と対象とする要素との関係から、気候モデルに重みづけをしたり取捨したりする方法が積極的に行われていることにも留意すべきである。

2.4 温室効果ガスの排出シナリオ

将来の気候変動は温室効果ガスの排出量に大きく依存する。CMIP ではいくつかの排出経路を仮定して将来の気候シミュレーションが実施されている。CMIP5 では、温室効果ガスの変化によってどのくらい地球のエネルギーバランスが変化するかを示す放射強制力の 2100 年時点の値に基づいて、複数の代表的濃度経路（RCP）が提案された。RCP2.6 は産業化前からの温暖化 2 度目標、RCP8.5 は 4 度以上に相当し、両者を対比することで、温暖化対策の重要性が議論されてきた。CMIP6 では、放射強制力と社会経済パス（SSP）の組み合わせが用いられるようになったが、RCP の設定は CMIP5 と共通しているため、CMIP5/6 で同じ RCP の結果を比較することは可能である。各国の温暖化対策が進んだことにより、RCP8.5 のような気候になる可能性は低くなっていると考えられている¹⁰⁾。一方、紛争等の社会問題が継続する中、今後の排出量の削減は楽観視すべきではない。ISIMIP の第 3 次フェーズでは最も昇温が大きいシナリオとして、CMIP6 の中で放射強制力が 2 番目に大きい SSP3-RCP7.0 を用いているが、このシナリオは近年減少傾向にあるエアロゾルを大量に排出するシナリオとなっており、このエアロゾルの変化が降水量など気候変動予測に大きな不確実性をもたらすことが示されているため、利用や結果の解釈には注意が必要である^{11,12)}。また、各国の目標に基づく低い温室効果ガス排出濃度の実験だけでは気候変動のシグナルを捉えづらいため、RCP8.5 シナリオに基づく将来予測データの利用は今後も意義のあるものと考えられる。

2.5 アンサンブル数

極端現象などの低頻度現象を扱う場合には、事象のサンプル数の不足が課題となる。このような場合には、初期条件や物理スキームを変えることで同じ気候下で数百年から数千年分の実験を実施した多アンサンブル実験が有効である。日本を対象とした多アンサンブル実験としては d4PDF が有名である^{13,14)}。この枠組みでは、60km の AGCM 実験と、それを用いた 20km の力学的ダウンスケーリング実験が過去期間、産業化前から 1.5℃、2℃、4℃上昇時を対象に実施され、データが公開されている。

2.6 バイアスの有無

数値シミュレーションの結果には、気候モデルの格子サイズや使用する物理スキームやパラメタリゼーション、気候システムにおける未解明のメカニズムなどに関連して、モデル固有の系統的な誤差が

含まれる。これはバイアスと呼ばれる。気候シナリオを用いて気候変動の影響を評価する場合には、気候シナリオにバイアスが含まれていると、対象とする影響の変化が気候変動によるのか、バイアスによるものなのかが判断しづらくなる。そのため、適切にバイアスが補正されたデータを影響評価に用いることが推奨される。用途や気象変数に応じた様々なバイアス補正が考案されている。一般的に、過去期間のモデル値と観測値を比較して、統計関係に応じた補正式を構築し、その関係が将来でも変わらないという仮定の下に将来のモデル値にも適用される。統計的ダウンスケーリング手法には、バイアス補正の効果が組み込まれているものが多い。

3. NIES2020

この節では、国立環境研究所で開発された統計的手法による気候シナリオについて紹介する。このデータ開発の背景には、ISIMIP の存在がある。ISIMIP は世界で初めての分野横断型研究の影響評価研究であり、水循環や農業、健康、陸域生態系など様々な分野の影響モデル研究者が参画している。この枠組みでは、CMIP のモデル群から少数の気候モデルを選択し、影響評価によく使われる気象変数を共通の格子条件（0.5 度間隔）でバイアス補正を施して公開した。前提条件となる気候シナリオを共通化することにより、異分野間での影響の比較が可能となった。NIES2020^{15,16)} はこれに倣い、影響評価の分野間比較を想定している。

NIES2020 の概要を表 1 に示す。このデータは、日本陸上の将来予測の把握と影響評価を目的として開発された統計的ダウンスケーリングデータで、CMIP6 の 5 モデルに対応した日別値から成る。バイアス補正には、Cumulative Distribution Function-based Downscaling Method (CDFDM)^{17,18)} を日本域用に改良した手法が用いられている。また、その際の参照値には、約 1km 格子のメッシュ農業気象データ¹⁹⁾ (Agro-Meteorological Grid Square Data System; AMGSDS) が用いられている。NIES2020 はデータセット 2022 にも含まれており、気候変動影響予測・適応評価の総合的研究 (S-18) や国立環境研究所の気候変動研究プログラムの共通シナリオとして活用されている。A-PLAT (<https://adaptation-platform.nies.go.jp/>) の WebGIS で表示したり、A-PLAT pro (<https://ccca-scenario.nies.go.jp/>) から csv 形式でダウンロードすること可能なので、気候シナリオを扱ったことのない方にまず

表1 NIES2020 の概要

対象範囲	日本の陸上（東経 122－146 度、北緯 24－46 度）
空間解像度	3 次メッシュ（約 1km）
時間解像度	日
過去期間	1900－2014 年
将来期間	2015－2100 年
排出シナリオ	SSP5-RCP8.5 SSP3-RCP7.0 SSP2-RCP4.5 SSP1-RCP2.6 SSP1-RCP1.9
全球モデル	MRI-ESM2-0 MIROC6 ACCESS-CM2 MPI-ESM1-2-HR IPSL-CM6A-LR
ダウンスケール手法	線形内挿
バイアス補正手法	時間窓が月毎の CDFDM
バイアス補正の参照値	AMGSDS

はデータに触っていただき、興味を持つきっかけになれば幸いである。

4. 統計的手法による気候シナリオの改良

NIES2020 は A-PLAT や A-PLAT pro を通して各自治体の気候変動適応計画等にも活用されているが、以下のような解決すべき課題がある。

- (1) 気象変数間の整合性
- (2) 地点間の各気象変数の時間変動の類似性
- (3) 極端現象の再現性
- (4) バイアス補正式の将来への適用可能性

これらの課題を解決し、より高度化するために実施している 2 つの取り組みについて紹介する。

4.1 参照値の見直し

上記の課題の要因のひとつとして、バイアス補正の参照値として用いるデータのベースとなる地点観測値の不足が挙げられる。これまで参照値として用

いてきた AMGSDS は、気象庁の气象台やアメダス等の日々の地上観測と、メッシュ平年値によって構築されているが¹⁹⁾、山岳域の観測地点や、日射量を観測している地点数が少ないことによる地域的な偏りがある。この課題は、現在開発が進められている格子間隔が 5km の領域気候モデルを用いた領域再解析²⁰⁾ (<https://climcore.rcast.u-tokyo.ac.jp/>) のデータを活用することによって改良が期待される。AMGSDS の元データの実質的な水平解像度は 20km 前後であるため、より気候システムを高度かつ均質に表現することが期待される。領域再解析データは 5km 格子に区切ったモデル値であり、地域毎、気象変数ごとに地点代表性の異なる地上観測と完全に一致しない。このため、両者を融合するような工夫も必要となろう。

4.2 新たなダウンスケーリング手法

上述したように、これまで統計的ダウンスケーリング手法では、バイアスの低減に焦点が当てられており、高解像度化のプロセスには簡便な方法がとられることが多かった。最近、AI を用いた様々なダウンスケーリング手法が考案されており、今後の統計的ダウンスケーリング手法の潮流を変える可能性がある。日本では、敵対的生成ネットワーク GAN²¹⁾ や畳み込みニューラルネットワーク CNN²²⁾、サポートベクターマシン SVM²³⁾ を用いた手法などが試されており、今後の発展と気候シナリオのさらなる高度化が期待される。

5. 終わりに

本稿では、多くの気候シナリオが利用可能になっていることと、それらを選択する際のポイントについて解説した。また、数多くの気候シナリオの中から、統計的ダウンスケーリングデータとその今後の改良可能性についても紹介した。気候シナリオには様々な不確実性が含まれているため、扱いづらいと考える方もいるかもしれない。しかし、気候変動の影響が多方面に及び、すでにその変化が現れていることが明らかになっている。さらに、気候変動適応法の施行や、企業向けの気候関連財務情報開示タスクフォース（TCFD）の設立など、社会全体で気候変動への対応が進んでおり、これまで気候データに馴染みのなかった業界でも、その利用の必要性が高まっている状況である。不確実性がある中でも、将来の傾向を把握しておくことは備えとして重要である。本稿が、気候データの活用のきっかけとなり、適応策の検討につながることを願っている。

謝辞

NIES2020 の開発は国立環境研究所気候変動適応プログラムで実施された。また、領域再解析データ利用には JST 共創の場形成支援プログラム JPMJPF2013 の支援を受けている。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Imada Y., M. Watanabe, H. Kawase, H. Shiogama, and M. Arai: The July 2018 high temperature event in Japan could not have happened without human-induced global warming. SOLA, 15A, 8-12, 2019.
- 2) Kawase H., Y. Imada, H. Sasaki, T. Nakaegawa, A. Murata, M. Nosaka, I. Takayabu: Contribution of historical global warming to local-scale heavy precipitation in western Japan estimated by large ensemble high-resolution simulations, J. Geophys. Res., 12, 6093-6103, 2019.
- 3) 稲津 将, 佐藤 友徳: 大は小を兼ねるのか: ダウンスケーリング. 天気, 57(4), 195-199, 2010.
- 4) 高藪 出, 金光 正郎: 力学的ダウンスケーリングのレビュー. 天気, 57(7), 435-447, 2010.
- 5) Knutti, R., G. Abramowitz, M. Collins, V. Eyring, P.J. Gleckler, B. Hewitson, and L. Mearns: Good Practice Guidance Paper on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections. In: Meeting Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change Expert Meeting on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, and P.M. Midgley (eds.)]. IPCC Working Group I Technical Support Unit, University of Bern, Bern, Switzerland, 13pp, 2010.
- 6) Shiogama, H., Ishizaki, N. N., Hanasaki, N., Takahashi, K., Emori, S., Ito, R., Nakaegawa, T., Takayabu, I., Hijioka, Y., Takayabu, Y. N., and Shibuya, R.: Selecting CMIP6-Based Future Climate Scenarios for Impact and Adaptation Studies. SOLA, 17, 57-62, <https://doi.org/10.2151/sola.2021-009>, 2021.
- 7) Zelinka, M. D., T. A. Myers, D. T. McCoy, S. Po-Chedley, P. M. Caldwell, P. Ceppi, and co-authors: Causes of higher climate sensitivity in CMIP6 models. Geophys. Res. Lett., 47, e2019GL085782, [doi:10.1029/2019GL085782](https://doi.org/10.1029/2019GL085782), 2020.
- 8) Tokarska, K. B., M. B. Stolpe, S. Sippel, E. M. Fischer, C. J. Smith, F. Lehner, and R. Knutti: Past warming trend constrains future warming in CMIP6 models. Sci. Adv., 6, [doi:10.1126/sciadv.aaz9549](https://doi.org/10.1126/sciadv.aaz9549), 2020.
- 9) Hausfather, Z., Marvel, K., Schmidt, G. A., Nielsen-Gammon, J. W., and Zelinka M.: Climate simulations: recognize the 'hot model' problem. Nature, 605, 26-29, <https://doi.org/10.1038/d41586-022-01192-2>, 2022.
- 10) Hausfather, Z. and Peters, G. P.: Emissions-the 'business as usual' story is misleading. Nature, 577, 618-620, <https://doi.org/10.1038/d41586-020-00177-3>, 2020.
- 11) Shiogama, H., Fujimori, S., Hasegawa, T. et al. Important distinctiveness of SSP3-7.0 for use in impact assessments. Nat. Clim. Chang. **13**, 1276-1278. <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01883-2>, 2023.
- 12) Hayashi, M., H. Shiogama, N. N. Ishizaki & Y. Wakazuki: Scenario dependence of future precipitation changes across Japan in CMIP6. SOLA, 20, 207-216. <https://doi.org/10.2151/sola.2024-028>, 2024.
- 13) Mizuta, R., and Coauthors: Over 5,000 Years of Ensemble Future Climate Simulations by 60-km Global and 20-km Regional Atmospheric Models. Bull. Amer. Meteor. Soc., **98**, 1383-1398, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0099.1>, 2017.
- 14) Fujita, M., R. Mizuta, M. Ishii, H. Endo, T. Sato, Y. Okada, S. Kawazoe, S. Sugimoto, K. Ishihara, and S. Watanabe: Precipitation changes in a climate with 2-K surface warming from large ensemble simulations using 60-km global and 20-km regional atmospheric models. Geophys. Res. Lett., 46, 435-442, <https://doi.org/10.1029/2018GL079885>, 2019.
- 15) Ishizaki, N. N., Shiogama, H., Hanasaki, N., and Takahashi, K.: Development of CMIP6-based climate scenarios for Japan using statistical method and their applicability to heat-related impact studies. Earth and Space Science,

- e2022EA002451, <https://doi.org/10.1029/2022EA002451>, 2022.
- 16) 石崎 紀子, 2021: CMIP6 をベースにした CDFDM 手法による日本域バイアス補正気候シナリオデータ, Ver.1 and Ver. 1.2, 国立環境研究所, doi:10.17595/20210501.001. (参照: 2024/12/20)
 - 17) 飯泉 仁之直, 西森 基貴, 石郷岡 康史, 横沢 正幸: 統計的ダウンスケーリングによる気候変化シナリオ作成入門. 農業気象, 66, 131-143, <https://doi.org/10.2480/agrmet.66.2.5>, 2010.
 - 18) Iizumi, T., Takikawa, H., Hirabayashi, Y., Hanasaki, N., and Nishimori, M.: Contributions of different bias-correction methods and reference meteorological forcing data sets to uncertainty in projected temperature and precipitation extremes, J. Geophys. Res. Atmos., 122, 7800–7819, doi:10.1002/2017JD026613, 2017.
 - 19) 大野 宏之, 佐々木 香織, 大原 源二, 中園 江: 実況値と数値予報, 平年値を組み合わせたメッシュ気温・降水量データの作成. 生物と気象, 16, 71-79, <https://doi.org/10.2480/cib.J-16-028>, 2016.
 - 20) Nakamura, H., Kuma, K., Ohnogi, K., Miyasaka, T., Makihara, Y., Ishida, J., Iida, M.: Toward high-resolution regional atmospheric reanalysis for Japan: An overview of the ClimCORE project, Proc. 2022 IEEE International Conference on Big Data, 6153-6158, <https://doi.org/10.1109/BigData55660.2022.10020656>, 2022.
 - 21) Oyama N., Ishizaki N., Koide S., Yoshida H.: Deep generative model super-resolves spatially correlated multiregional climate data. Scientific reports, 13, 5992, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32947-0>, 2023.
 - 22) Damiani A., N. N. Ishizaki, H. Sasaki, S. Feron, R. R. Cordero (2024) Exploring super-resolution spatial downscaling of several meteorological variables and potential applications for photovoltaic power. Scientific reports, 14, 7254, <https://doi.org/10.1038/s41598-024-57759-8>, 2024.
 - 23) Yoshikane, T., Yoshimura, K. A downscaling and bias correction method for climate model ensemble simulations of local-scale hourly precipitation. Sci Rep **13**, 9412, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36489-3>, 2023.

著者略歴



石崎 紀子 (イシザキ ノリコ)

国立環境研究所 気候変動適応センター 気候変動影響評価研究室 主任研究員. 博士 (理学).

専門は気候・気象学. 2018 年 10 月に国立環境研究所に入所. 大学院在学時より領域気候モデルを用いた力学的ダウンスケーリングによる領域気候解析を実施. 近年は, 大きな空間スケールの気候予測情報を統計的にダウンスケーリングする手法の開発と改良に取り組んでいる.