

持続的な安全社会の構築に資する先端的マルチスケール環境予測シミュレーション

課題責任者

大西 領 海洋研究開発機構 地球情報基盤センター

著者

大西 領 海洋研究開発機構 地球情報基盤センター

測上 弘光 NEC ソリューションイノベータ株式会社

後藤 浩二 日本電気株式会社

松田 景吾 海洋研究開発機構 地球情報基盤センター

松本 圭太 NEC ソリューションイノベータ株式会社

海洋研究開発機構で開発されてきた大気・海洋結合モデル MSSG (Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment; メッセージと呼ぶ) は、全球から領域さらには都市街区域のいずれをも対象とすることが可能であるだけでなく、異なるスケールの現象をシームレスにつなげたシミュレーションを可能とする非常に応用範囲の広いシミュレーションコードである。近年は、都市街区スケールを中心とした超高解像度シミュレーションの社会応用が期待されている。本年度は、100 mメッシュ程度の超高解像度によるリアルタイム気象予測システムの開発を目指し、大型スパコンだけでなく、エッジコンピュータ（ここではワークステーションクラスを想定）も使った、多階層・分散型の予測システムを開発し、そこに組み込む新しいマルチスケールデータ同化システムのプロトタイプを開発した。その中では、深層学習を活用し、IoT カメラ画像から気象データを抽出し、気象予測精度を向上させる研究も行った。また、局所の気象予測を行うために、適宜、予測モデルのチューニングも行い、予測精度の向上を図った。

キーワード：マルチスケールシミュレーション, 分散型データ同化システム, 高解像度気象予測, エアロゾル効果

1. 多階層・分散型気象予測システム

1.1 Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment (MSSG)

海洋研究開発機構・地球情報基盤センターでは、MSSG (Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment; メッセージと呼ぶ、図1) というマルチスケール大気・海洋結合モデルを開発してきた。MSSG は全球、領域さらには都市街区域のいずれをも対象とすることが可能であるだけでなく、異なるスケールの現象をシームレスにつなげることが可能な、応用範囲の広いモデルである。近年では、豪雨予測シミュレーションだけでなく、都市街区の熱・風環境シミュレーションにも応用されている [1][2]。

1.2 Multiscale & Multilayer Data Assimilation (M2DA) system

図2に、開発した新たなマルチスケールデータ同化 (Multiscale & Multilayer Data Assimilation; M2DA) システムを示す。まず、不均質な (代表スケールの小さい) IoT センサーデータを狭域高解像度計算に直接同化する。そして、その計算結果を、他の観測データとともに、広域低解像度計算に同化する。階層化することにより、不均質な IoT センサーデータをシステムに取り込めるだけでなく、データ同化に要する計算コストを大きく削減できる。このシステムでは、気温や気圧などの標準的な気象データだけでなく、IoT カメラ画像に写り込む空模様から気象データを抽出し、気象予測に活用するようなことも

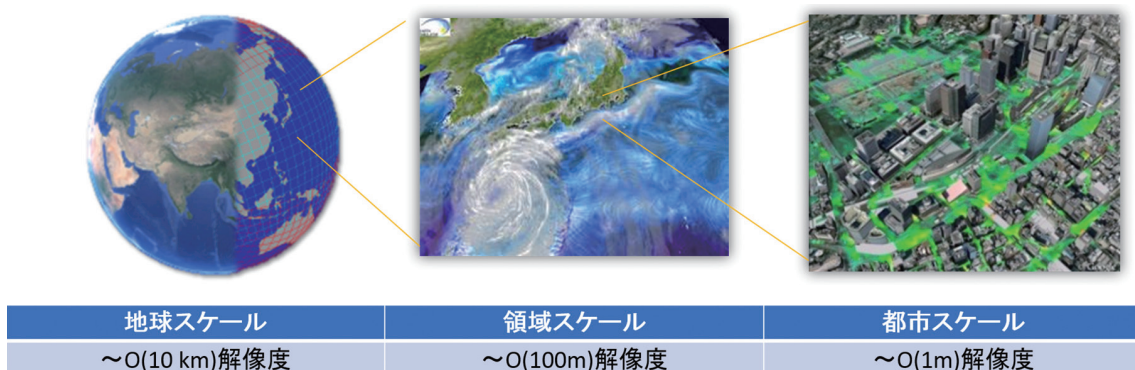


図1 マルチスケール大気海洋結合モデル MSSG (Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment)

可能である。実際に、深層学習により、IoT カメラ画像から雲量を推定し、それを気象予測に活用する技術を開発した [3]。

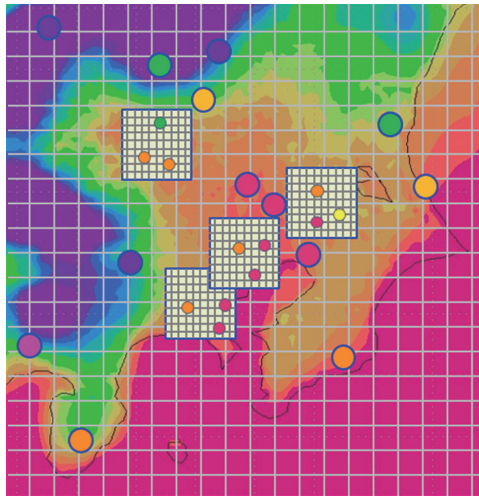


図2 階層型データ同化の概念図。アメダス（大きな丸で示す）などの高信頼性データは代表スケールが大きい。一方、IoT センサーデータ（小さな丸）は代表スケールが小さい。

2. 多階層・分散型システムによるリアルタイムシミュレーション

2.1 地球シミュレータとエッジコンピュータ（ワークステーション）の連携シミュレーション

地球シミュレータとエッジコンピュータ（ワークステーション）2 台を連携させたリアルタイム予測実験を行った。地球シミュレータ（ES）は全球 10km 解像度 - 領域 3km 解像度の 2 段ネストで 12 時間ごとに 3 日積分を実施し、エッジサーバー（エッジ）は領域 3km - 1km - 300m 解像度の 3 段ネストで 6 時間毎に 12 時間積分を実施した。

図 3 に連携システムの稼働例を図 3 に示す。ES による長期間・広域計算の結果からエッジコンピュータによる短期間・狭域計算用の境界データが作成される。そのデー

タの受け渡しが ES からエッジに向かう下向きの矢印で表現されている。また、IoT センサーデータを取り込むことにより信頼性を増したエッジ計算の結果が、一種の観測値として、ES に受け渡される様子が上向きの矢印で表現されている。予測実験開始直後には、エッジが ES の計算結果（エッジ計算用の境界値）の配信を待つ必要がある。しかし、開始半日後には、エッジではその時刻の IoT 観測データを取り込んだリアルタイム計算が実現されていた。

2.2 局所の気温予測に及ぼす大気中エアロゾル濃度の影響

MSSG モデルを用いた局所気象予測実験を重ねる中で、快晴時に都市気温が過大評価される傾向が見つかった。さらに調べたところ、快晴時の地表面への日射量が観測値よりも 5% 程度過大であることがわかった。これまで、MSSG モデルを用いた予測実験では大気中エアロゾルによる光の散乱効果を詳細に考慮していなかった。そこで、JAMSTEC 地球表層物質循環研究グループなどが開発した対流圏化学輸送モデル CHASER[4] のエアロゾル濃度データ（ブラックカーボン、土壌粒子、有機カーボン、海塩粒子、硫黄粒子）を放射過程の計算時に考慮するように修正した。入力データは 2005-2016 年を対象とした月平均値であり、時間方向、空間方向には線形内挿した。

図 4 に東京における地上気温と地表面への日射量を示す。エアロゾルによる散乱効果を考慮することにより、日射量の 5% 程度の過大評価がなくなり、最高気温の過大評価が大きく緩和された。

3. まとめ

超高解像度によるリアルタイム気象予測システムの開発を目指し、大型スパコンだけでなく、エッジコンピュータ（ここではワークステーションクラスを想定）も使った、多階層・分散型の予測システムを開発した。さらに、そこに組み込む新しいマルチスケールデータ同化システム

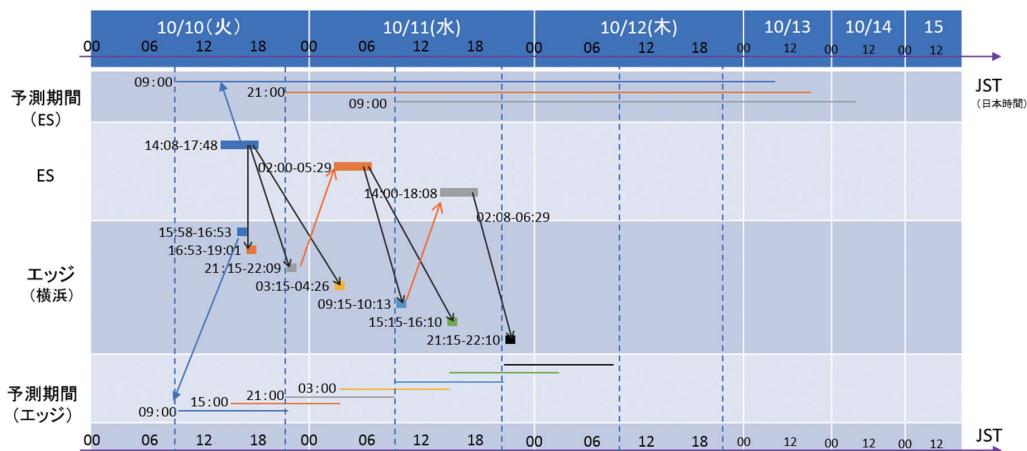


図3 実証システム稼働実績例。エッジコンピュータによる横浜計算では、初期時刻2017年10月10日21時の予測から、現地IoTセンサーのリアルタイムデータ（データ取得および同化のために、厳密には15分遅れでスタート）を活用した予測になっている。

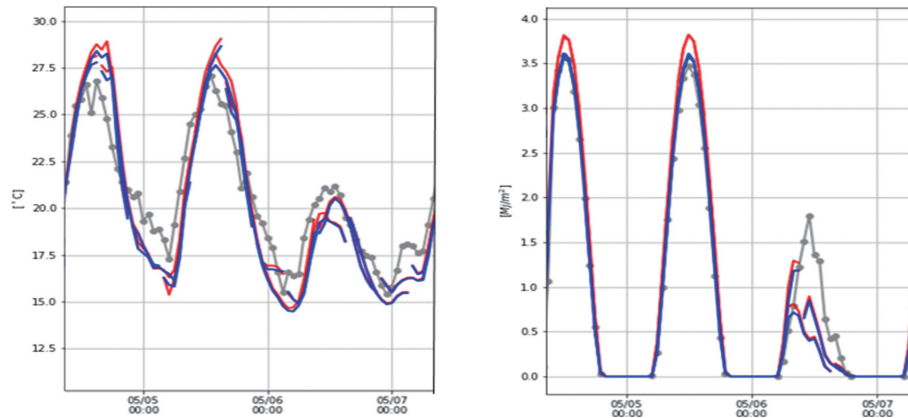


図4 東京における地上気温 [°C] (左) と地表における日射量 [MJ/m²] (右)。黒プロットがアメダス観測値、赤線が大気エアロゾルによる大気拡散効果を考慮しなかった場合の計算結果、青線が考慮した場合の計算結果。

のプロトタイプを開発した。その中では、深層学習を活用し、IoTカメラ画像から気象データを抽出し、気象予測精度を向上させる技術の研究開発も行った。また、対流圏エアロゾルデータを活用することにより、局所気象予測の信頼性を向上させることに成功した。

謝辞

2.2節で利用したエアロゾル分布データは北極環境変動総合研究センター滝川雅之博士、ビッグデータ活用予測プロジェクトチーム関谷高志博士に頂いた。記してここに謝意を表します。

文献

- [1] K. Takahashi et al., “Challenge toward the prediction of typhoon behaviour and down pour”, J. Phys.: Conf. Ser., 454, 012072 (2013).
- [2] R. Onishi and K. Takahashi, “A Warm-Bin-Cold-Bulk Hybrid Cloud Microphysical Model”, J. Atmos. Sci., 69, 1474-1497 (2012).
- [3] R. Onishi and D. Sugiyama, “Deep Convolutional Neural Network for Cloud Coverage Estimation from Snapshot Camera Images”, SOLA, 13, 235-239 (2017).
- [4] T. Sekiya, K. Miyazaki, K. Ogochi, K. Sudo, M. Takigawa, “Global high-resolution simulations of tropospheric nitrogen dioxide using CHASER V4.0”, Geosci. Model Dev., 11, 959-988 (2018).

Multi-Scale Environmental Simulations for Sustainable and Safe Living

Project Representative

Ryo Onishi Center for Earth Information Science and Technology, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology

Authors

Ryo Onishi Center for Earth Information Science and Technology, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology

Hiromitsu Fuchigami NEC Solution Innovators, Ltd.

Koji Goto NEC Corporation

Keigo Matsuda Center for Earth Information Science and Technology, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology

Keita Matsumoto NEC Solution Innovators, Ltd.

A multiscale and multilayer data assimilation (M2DA) technique has been developed for smart weather forecasting that can bring new information infrastructure for future smart society. The present M2DA integrates the forecasting simulations on different layers, i.e., different scales (or resolutions) and hardware platforms, via the optimal interpolation. The upper layer simulation is for wider domain that covers the narrower domains of the lower layers. The simulation resolutions are finer for the lower layers than those for upper layers. The fine resolution simulations, with typically O(10-100m) horizontal length, can handle the IoT sensor data, which do not usually represent km or larger areas. The fine resolution results of the lower layers are assimilated to the upper layer simulations. In such a way, the IoT sensor data are utilized in the M2DA system. We have started the trial operational forecast simulations applying M2DA technique to a heterogeneous computer system—a complex system comprised of the Earth Simulator and edge computers (workstations). During the test simulations we have investigated the impact of the atmospheric aerosols on the local weather simulations. It has confirmed that the aerosol scattering significantly decrease the maximum temperature in the clear sky condition reducing the solar radiation to the ground.

Keywords: multi-scale simulation, multiscale data assimilation system, deep learning, aerosols

1. Multiscale & Multilayer Data Assimilation (M2DA) system

Figure 1 shows the developed multiscale data assimilation system named the Multiscale & Multilayer Data Assimilation (M2DA). The present M2DA integrates the forecasting simulations on different layers, i.e., different scales (or resolutions) and hardware platforms, via the optimal interpolation. The upper layer simulation is for wider domain that covers the narrower domain of the lower layer. The simulation resolutions are finer for the lower layers than those for upper layers. The fine resolution simulations, with typically O(10-100m) horizontal length, can handle the IoT sensor data, which do not usually represent km or larger areas. The fine resolution results of the lower layers are assimilated to the upper layer simulations. In such a way, the IoT sensor data are utilized in the M2DA system. The multiscale weather simulation model MSSG (the Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment[1][2]) is adopted for the simulation components of the present M2DA system. One strong feature of the present M2DA system is that it can utilize the deep learning technology in the data

management components. We have developed a deep learning technology to estimate the cloud coverage ratio from snapshot images taken by IoT cameras. The estimated cloud coverage data is used for the data assimilation for better forecasting skills [3].

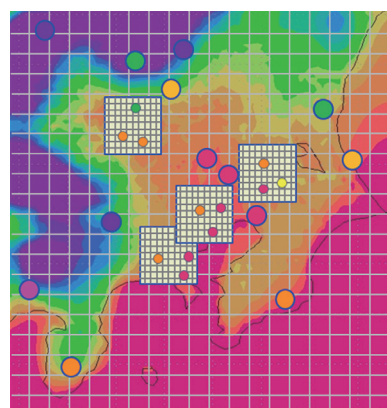


Fig. 1 Schematic diagram of the present multiscale data assimilation system. The IoT sensor data are firstly assimilated to the high resolution simulations whose forecast results are then assimilated to lower resolution simulations for wider domains.

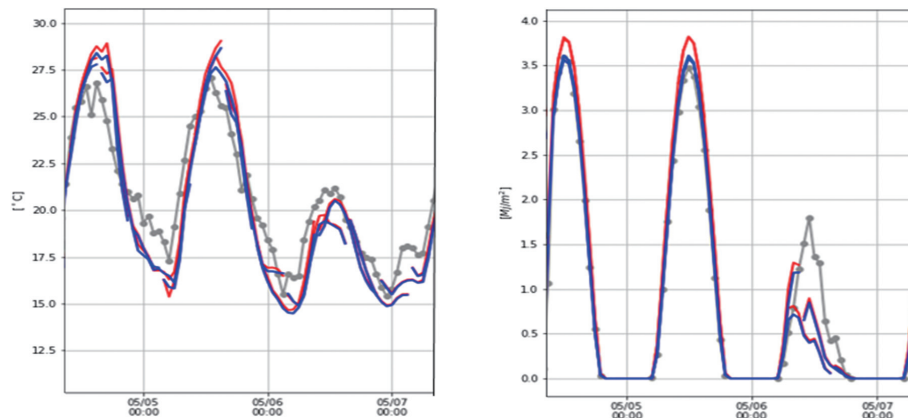


Fig. 2 Time series of the forecasted (right) temperature and (left) solar radiation at the surface. The AMeDAS observation is denoted by plots, the forecasts without considering the aerosols by red lines and those with considering them by blue.

2. Impact of aerosols on the local weather predictions

The high resolution local weather simulations using the atmosphere component of MSSG tended to overestimate the solar radiation at the surface leading to overestimate of maximum temperatures under clear sky. This year we have modified the radiation process in the MSSG so that it can consider the scattering by atmospheric aerosols. The aerosol concentration data were obtained by CHASER[4] developed by the Research and Development Center for Global Change in JAMSTEC. The monthly averaged data for the period 2005-2016 were used by linearly interpolating in time and space. Figure 2 shows the temperature and the downward shortwave radiation at the surface. It shows that the scattering by the aerosols resolves the overestimate in the solar radiation and relax the overestimate in the maximum temperature under clear sky.

Acknowledgement

The authors are grateful of Dr. Mayayuki Takigawa in the institute of arctic climate and Environment Research in JAMSTEC and Dr. Takashi Sekiya in the Project Team for HPC Advanced Predictions utilizing Big Data for providing the aerosol data.

References

- [1] K. Takahashi et al., “Challenge toward the prediction of typhoon behaviour and down pour”, *J. Phys.: Conf. Ser.*, 454, 012072 (2013).
- [2] R. Onishi and K. Takahashi, “A Warm-Bin-Cold-Bulk Hybrid Cloud Microphysical Model”, *J. Atmos. Sci.*, 69, 1474-1497 (2012).
- [3] R. Onishi and D. Sugiyama, “Deep Convolutional Neural Network for Cloud Coverage Estimation from Snapshot Camera Images”, *SOLA*, 13, 235-239 (2017).
- [4] T. Sekiya, K. Miyazaki, K. Ogochi, K. Sudo, M. Takigawa, “Global high-resolution simulations of tropospheric nitrogen dioxide using CHASER V4.0”, *Geosci. Model Dev.*, 11, 959-988 (2018).

