

# 深層学習を活用した超解像シミュレーションシステムの開発 ～建物解像・街区微気象のリアルタイム予測の実現～

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<sup>\*1</sup>、松田 景吾<sup>\*1</sup>、杉山 大佑<sup>\*1</sup>、後藤 浩二<sup>\*2</sup>、松本 圭太<sup>\*3</sup>、佐々木 亘<sup>\*4</sup>

<sup>\*1</sup> 海洋研究開発機構 地球情報基盤センター

<sup>\*2</sup> 日本電気株式会社

<sup>\*3</sup> NEC ソリューションイノベータ株式会社

<sup>\*4</sup> (株) 風力エネルギー研究所

海洋研究開発機構で開発されてきたマルチスケール大気・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。特に、都市街区スケールに対する超解像度シミュレーションでは、建物だけでなく街路樹の樹冠が熱・風環境に与える影響までを考慮することが可能である。近年は、この機能により、植樹の熱環境改善効果を定量評価できることに注目が集まっており、その社会応用が期待されている。一方で、計算コストが甚大であり、大型スーパーコンピュータを用いても、現業予測には適用できない。本研究では、街区微気象シミュレーションによる高解像度予測情報をリアルタイムに取得することを目指し、深層学習を活用した新たな予測シミュレーション法を開発する。

キーワード：MSSG モデル，都市街区，微気象，Large-Eddy Simulation，樹冠モデル

## 1. はじめに

現実とデータが高度に連動したデータ駆動型の未来都市では、様々な自律システムがサイバー空間内に再現された過去・現在・未来の気象と社会ネットワークの統合情報（気象情報インフラ）に常時アクセスしながら、人々が意識せずとも、各システムが時々刻々と複雑に変化する気象と社会に応じて、様々な社会サービスを提供する（図1）。一方で、自律システムが取得するリアルタイムセンシングデータの一部は気象予測シミュレーションに同化され、気象情報インフラの構築に利用される。このような双方向性の通信に立脚した未来社会のサービスはヒト・モノが集中する都市部から開始されると考えられ、都市街区「微気象」に関する気象情報インフラの構築が早急に望まれる。微気象とは、建物や人間活動などの影響を強く受ける地表から高度100m程度までの気象現象のことである。

海洋研究開発機構・地球情報基盤センターの研究グループでは、数m解像度で建物や樹冠を解像した上で、それらが熱・風環境に与える影響を詳細に考慮できる建物解像・街区微気象シミュレーション法を開発してきた[1-3]。こ

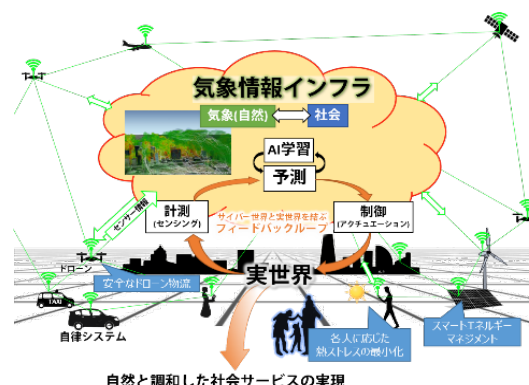


図1：データ駆動型の未来都市で活用される、微気象情報を包含した気象情報インフラ

の街区微気象シミュレーションは暑熱対策に活用され始めている[4]。一方で、計算コストが甚大でありため、大型スーパーコンピュータを用いても、現業予測には適用できない。

本研究では、街区微気象シミュレーションによる高解像度予測情報をリアルタイムに取得することを目指し、

深層学習を活用した新たな予測シミュレーション法“超解像シミュレーション法”を開発する。

## 2. 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2) 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[1-3, 5]。MSSGは全球、領域さらには都市街区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。

都市街区スケールを対象としたシミュレーションの際には、境界層モデルを用いずに LES モデルとして使用する。MSSG の大気コンポーネントの力学過程は非静力学方程式系に基づいており、支配方程式は密度の輸送方程式、運動量の輸送方程式 (Navier-Stokes 方程式)、圧力の輸送方程式および水物質の輸送方程式である。時間積分には 3 次精度ルンゲ・クッタ法を用いる。数値解法には fractional step 法を用い、移流項の空間微分には 2 次精度中心差分を使用し、サブグリッドスケールの乱流拡散には 1 方程式乱流モデルを用いる。

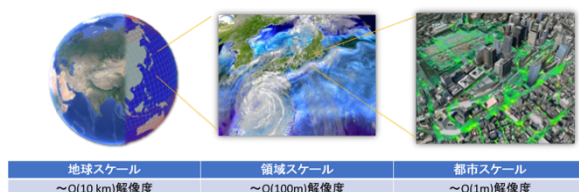


図2：マルチスケール大気海洋結合モデル MSSG (Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment)

## 3. 超解像シミュレーション法

超高速に高解像度シミュレーション予測結果を得るために、深層学習を用いた超解像 (Super Resolution, SR) 技術[6]を活用した、超解像シミュレーション法を提案した[7] (図3)。予め大量の高解像度 (high resolution, HR) 結果と低解像度 (low resolution, LR) 結果から成る学習データセットを作成し、そのデータセットを用いて超解像器を学習させる。超解像器を学習させるには時間がかかるが、学習済み超解像器を用いて LR 結果を HR 情報に補間するには時間を要しない。そのため、運用時に HR 予測情報を得るために要する時間は低解像度 (low

resolution, LR) 予測シミュレーションを実施するための時間だけで済む。

本研究では、都市街区内の気温分布を予測することを想定し、街区微気象シミュレーションから得られた高さ 2m における 1 分平均気温分布に対する超解像器の生成と信頼性評価を行った。

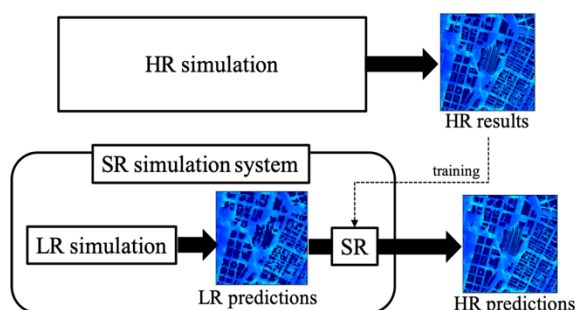


図3：超解像シミュレーション法によるリアルタイム予測の実現。高解像度 (HR; high-resolution) の予測情報をリアルタイムに得るために、低解像度 (LR; low-resolution) の予測シミュレーションをリアルタイムに行い、得られた LR 予測情報を深層学習・超解像器を通じて HR 予測情報にマッピングする。超解像器は事前に HR 予測情報結果を使って学習させておく必要がある。

## 4. 東京駅周辺を対象とした超解像シミュレーション

本研究では、大手町観測所における気温が 35 度を越えた猛暑の時間帯に対して、東京駅を中心とした 2km 四方の領域に対して 5m 解像度で街区微気象シミュレーションを多数実施した。一例として、図4に街区微気象シミュレーションから得られて気温の 3次元分布を示す。

これら多数のシミュレーションから、高さ 2m における 1 分平均気温の水平分布を 4,300 枚得た。これを教師データとして、CNN に基づいた超解像器を学習させた。

図5に高さ 2m 気温の 1 分平均値の水平分布を示す。上段の高解像度 (5m 解像度) 結果と低解像度 (20m 解像度) を比べると、20m 解像度では細街路を再現できないことがわかる (図中の右下の円囲み部)。下段は、20m から 5m への 4 倍超解像器を通して、低解像度結果を高解像度化したものである。細街区が再現されていることが確認される。深層学習を活用した超解像器を用いた場合 (下段右図) は、従来の内挿法を用いた場合に比べて精度が高いこともわかった。具体的には、従来の補間法 (Nearest neighbor,

Bicubic, Lanczos) を用いた場合と深層学習を用いた超解像器 (SRCNN) を用いた場合の補間精度を比較すると、4 倍超解像する場合の RMSE で見ると、従来方に比べて約 3 割も補間精度が高かった。

4 倍超解像は、256 (=4<sup>4</sup>) 倍高速に高解像度予測情報を取得できることを意味し、街区微気象のリアルタイム予測の実現 (例えば、30 分先までの予測を 1 分ごとに更新) が可能になる。

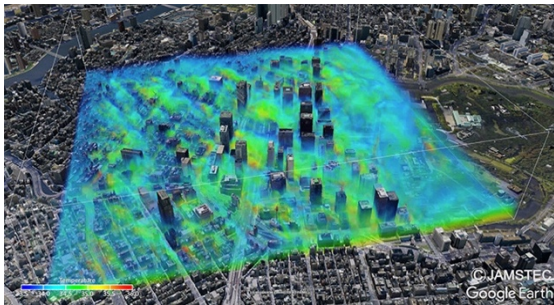


図 4 : 2013 年 8 月 11 日 13:30 における気温の 3 次元分布。東京駅を中心とした 2km 四方の領域に対して 5m 解像度で微気象シミュレーションを実施した結果。結果の可視化には VDVGE [8] を用いた。

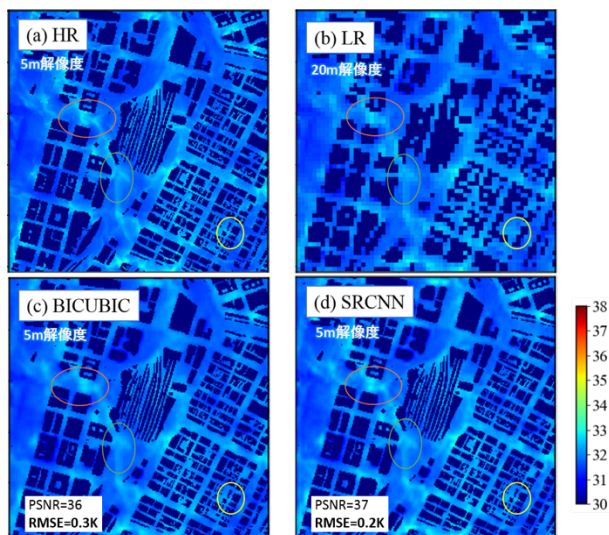


図 5 : 東京駅周辺の街区微気象シミュレーションにより得られた 2m 高さの 1 分平均気温に対する超解像の結果。対象時刻は 2017 年 7 月 25 日 15:30 であった。(a) 5m 解像度 (HR) の結果。(b) 20m 解像度 (LR) の結果。(c) bicubic 補間法を用いて LR 結果を補間することにより得られた HR 結果。(d) 深層学習を用いた超解像器により LR 結果を補間することにより得られた HR 結果。

## 5. まとめ

本近未来の社会サービスはヒト・モノが集中する都市部から開始されると考えられ、都市街区微気象に関する気象情報インフラの構築が早急に望まれる。そのためには、都市街区微気象を超高速に予測する必要がある。それを実現するために、本研究では、可視化研究分野で培われた超解像技術を予測シミュレーションと融合活用する、超解像シミュレーション法を開発した。

実際に、東京都中心部を対象として、低解像度 (20m 解像度) の微気象シミュレーションと深層学習を活用した超解像器を統合利用することで、5m 解像度の予測情報を超高速に創出することに成功した。このシステムを活用することにより、従来活用されてこなかった IoT センサーデータまでも取り込んだ [9]、街区微気象の現業予測が可能になると期待される。

## 謝辞

本研究の一部は JST 未来社会創造事業の支援を受けた (課題番号 : JPMJMI18B6)。

## 参考文献

- [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] K. Matsuda, R. Onishi and K. Takahashi, “Tree-crown-resolving large-eddy simulation coupled with three-dimensional radiative transfer model”, Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics, Vol. 173, pp. 53-66 (2018)
- [4] プレスリリース : 最新スパコン技術を駆使して暑さから人々を守る! 熊谷スポーツ文化公園のヒートアイランド対策にスーパーコンピュータによる予測結果を活用, 2018/6/21, <https://www.pref.saitama.lg.jp/a0001/news/page/2018/0621-01.html>
- [5] Sasaki, W., Onishi, R., Fuchigami, H., Goto, K., Nishikawa, S., Ishikawa, Y., and Takahashi, K.: MJO simulation in a cloud-system-resolving global ocean-atmosphere coupled model, Geophysical Research Letters, 43 (2016) 9352-9360.
- [6] Dong, C., Loy, C.C, He, K., and Tang, X.: Learning a deep convolutional network for image super-resolution, In European Conference on Computer Vision, (2014) 184-199.

- [7] Onishi, R., Sugiyama, D. and Matsuda, K. : Super-Resolution Simulation for Real-Time Prediction of Urban Micrometeorology” , SOLA, 15 (2019) 178-182.
- [8] Kawahara, S., Onishi, R., Goto, K., Takahashi, K. : Realistic representation of clouds in Google Earth, Proceedings of SIGGRAPH ASIA (2015).
- [9] Onishi, R., Sugiyama, D. and Matsuda, K. : Deep Convolutional Neural Network for Cloud Coverage Estimation from Snapshot Camera Images, SOLA, 13 (2017) 235-239.



# Super-Resolution Simulation for Real-Time Prediction of Urban Micrometeorology - Integrated Technology of High-Performance Computing and AI -

Project Representative

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

Authors

Ryo Onishi<sup>\*1</sup>, Keigo Matsuda<sup>\*1</sup>, Daisuke Sugiyama<sup>\*1</sup>, Koji Goto<sup>\*2</sup>, Keita Matsumoto<sup>\*3</sup>, Wataru Sasaki<sup>\*4</sup>

<sup>\*1</sup> Center for Earth Information Science and Technology, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology,

<sup>\*2</sup> NEC corporation, <sup>\*3</sup> NEC Solution Innovators, Ltd., <sup>\*4</sup> Wind Energy Institute of Tokyo Inc.

We propose a super-resolution (SR) simulation system that consists of a physics-based meteorological simulation and an SR method based on a deep convolutional neural network (CNN). The CNN is trained using pairs of high-resolution (HR) and low-resolution (LR) images created from meteorological simulation results for different resolutions so that it can map LR simulation images to HR ones. The proposed SR simulation system, which performs LR simulations, can provide HR prediction results in much shorter operating cycles than those required for corresponding HR simulation prediction system. We apply the SR simulation system to urban micrometeorology, which is strongly affected by buildings and human activity. Urban micrometeorology simulations that need to resolve urban buildings are computationally costly and thus cannot be used for operational real-time predictions even when run on supercomputers. We performed HR micrometeorology simulations on a supercomputer to obtain datasets for training the CNN in the SR method. It is shown that the proposed SR method can be used with a spatial scaling factor of 4 and that it outperforms conventional interpolation methods by a large margin.

Keywords : super-resolution, deep learning, building-resolving urban micrometeorology, multi-scale data assimilation, IoT

## 1. Introduction

Heat stress is a serious social problem that will become increasingly serious due to the combination of the heat island effect, global warming and society aging. We have developed a building-resolving computational fluid dynamics model that can simulate the urban micro-meteorology with meter-level spatial resolutions. The simulation model can be used for the assessment and mitigation of the heat environment in urban streets with considering the influence of urban buildings and tree crowns on flows and radiations. For example, our model has been actually used for heat mitigation planning by city governments. For further applications, the extensive simulation cost is a serious bottle neck. It takes long elapsed times to run the urban micro-meteorology simulations even on supercomputers. Thus, such micro-meteorology simulation cannot be run for real-time operation purpose.

This study develops an integrated technology of the HPC and artificial intelligence (AI) for real-time operational urban micrometeorology simulations with meter-level spatial resolution. Such simulations would facilitate real-time heat mitigation for individuals and urban drone logistics.

## 2. Super-Resolution Simulation

Figure 1 shows the proposed SR (super-resolution) simulation system [1]. HR (high-resolution) numerical

simulations provide better predictions than those obtained using LR (low-resolution) simulations but are more computationally expensive. The SR simulation system consists of an LR simulation and an SR method that maps the resultant LR prediction images to HR ones. This combination provides predictions that are as good as those obtained using the corresponding HR simulation with a much lower computational cost.

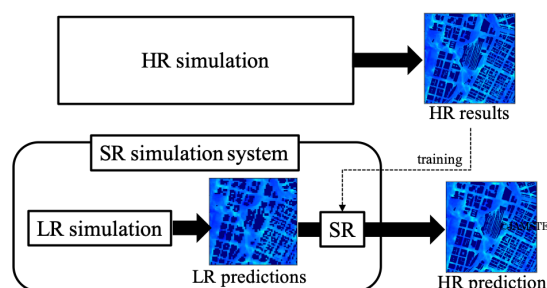


Fig.1 : Concept of super-resolution (SR) simulation system for operational real-time prediction. Instead of performing high-resolution (HR) simulations to obtain HR results, low-resolution (LR) simulations are performed. The obtained LR results are converted into HR ones via SR mapping with a deep convolutional neural network (CNN), SRCNN [2], trained using the dataset obtained from HR simulations.

### 3. Results and Discussion

We use a multiscale atmosphere-ocean coupled model named the Multi-Scale Simulator for the Geoenvironment (MSSG)[ 3-6]. The MSSG covers global, meso-, and urban scales. For urban scales, the atmospheric component of MSSG (i.e., MSSG-A) can be used as a building-resolving large-eddy simulation (LES) model coupled with a three-dimensional radiative transfer model [5].

We performed LESs for a Tokyo metropolitan built-up area. The Tokyo domain was centered at 35.680882°N and 139.767019°E and covered a 2 km × 2 km horizontal area with a 5-m horizontal resolution. The domain height was set to 1,500 m and 151 vertical grid points was used. The vertical grid spacing below the height of 500 m was set to 5 m uniformly, while the spacing above was extended continuously.

To focus on heat mitigation, the LESs were performed for hot summer hours in which the maximum hourly temperature exceeds 35°C in the years 2013–2017. Each LES was run for each targeted hour. The results from first 10min time integrations were discarded and the rest 50min results were analyzed and used to obtain 1-min-average values. We obtained 4,300 sets of spatial distributions of 1min-average temperature at 2m height.

Figure 2 shows an example of SR mapping. The HR (5-m-resolution) images are recovered from the LR (20-m-resolution) image. The SRCNN-derived HR image successfully shows small structures (see circled areas in the figure) that are blurred in the LR image. It is confirmed that the SRCNN recovers contrasts in those small structure clearer than the bicubic interpolation, leading to better agreement with the ground-truth.

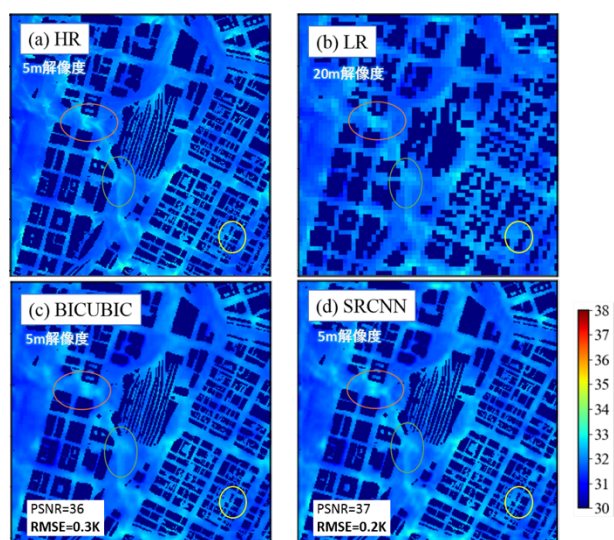


Fig.2 : Example of the super-resolution downscaling for the Tokyo domain. (a) high-resolution (5-m resolution) result of

2-m height temperature (ground truth) for 15:30 JST on 25 July, 2017, (b) low-resolution (20-m resolution) result, (c) high-resolution result derived with bicubic interpolation and (d) SR-derived high-resolution mapping result.

### 4. Conclusions

We proposed the SR simulation system, that consists of a physics-based prediction simulation and SR downscaling with a deep CNN. In this study, we performed building-resolving LESs using MSSG with a 5-m spatial resolution for the center of Tokyo, Japan. The training dataset for the CNN for the SR method was created from the simulation results. We showed that the proposed SR downscaling outperforms conventional interpolation methods. A spatial scaling factor of 4 is feasible for 2m-height atmospheric temperature. This scaling factor shortens the simulation time by 256 (= 4<sup>4</sup>) times.

The results show that the integration of LR prediction simulations and SR downscaling can produce HR prediction results with a small computational cost and thus has the potential to realize building-resolving urban micrometeorological prediction with a real-time operating cycle.

### Acknowledgement

This work was supported by the JST-Mirai Program (grant number JPMJMI18B6), Japan.

### References

- [1] Onishi, R., Sugiyama, D. and Matsuda, K.: Super-Resolution Simulation for Real-Time Prediction of Urban Micrometeorology”, SOLA, 15 (2019) 178-182.
- [2] Dong, C., Loy, C.C, He, K., and Tang, X.: Learning a deep convolutional network for image super-resolution, In European Conference on Computer Vision, (2014) 184-199.
- [3] K. Takahashi et al., “Challenge toward the prediction of typhoon behaviour and down pour”, J. Phys.: Conf. Ser., 454, 012072 (2013)
- [4] R. Onishi and K. Takahashi, “A Warm-Bin-Cold-Bulk Hybrid Cloud Microphysical Model”, J. Atmos. Sci., 69, 1474-1497 (2012)
- [5] K. Matsuda, R. Onishi and K. Takahashi, “Tree-crown-resolving large-eddy simulation coupled with three-dimensional radiative transfer model”, Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics, Vol. 173, pp. 53-66 (2018)
- [6] Sasaki, W., Onishi, R., Fuchigami, H., Goto, K., Nishikawa, S., Ishikawa, Y., and Takahashi, K.: MJO simulation in a cloud-system-resolving global ocean-atmosphere coupled model, Geophysical Research Letters, 43 (2016) 9352–9360.