

空間ビッグデータとデータ同化手法を用いた
空間的詳細な都市炭素マッピング
吉田崇紘・山形与志樹・村上大輔

Spatially Detail Urban Carbon Mapping

Using Spatial Big Data and Data Assimilation Approaches

Yoshiki YAMAGATA, Takahiro YOSHIDA, and Daisuke MURAKAMI

Abstract: The objective of this study is estimating carbon emissions in the building and transportation sectors in the Sumida ward, Tokyo. We combine top-down and bottom-up approaches, which use spatial big data, for the estimating. The estimated emissions from individual buildings and road links are visualized by a three-dimensional (3D) mapping. The results suggest the usefulness of our approach for visualizing urban carbon emissions for supporting community-level carbon monitoring and management.

Keywords: Urban carbon mapping (都市炭素マッピング), Spatial BigData (空間ビッグデータ), Tower-monitoring (高所観測), データ同化 (data assimilation)

1. はじめに

低炭素型の都市・地域づくりは、2015年12月に採択されたパリ協定以降、都市政策関係者から一層の注目を集めている。既に世界228都市が2020年までに計454ギガトン/年の二酸化炭素(CO₂)排出量の削減を公約するなど、CO₂の削減に向けた動きが加速してきている。

CO₂マッピングは、都市政策関係者によるCO₂排出量削減に向けた立案・管理・維持を支援するための有効な手段のひとつである(Gurney et al., 2015)。CO₂マッピングにより、住居や事務所、車といった各排出源からの相対的な影響を把握し、効果的な政策の立案と効果検証、ホットスポットや想定外の排出(事故渋滞に伴う排出など)の早期発見などが可能となる。

近年のセンサー観測技術の向上により、建物の状態や人々の行動、車の軌跡などの都市活動をモニタリングすることが可能となっており、そこから得られるビッグデータを解析することで個々の建物や道路、個人の単位で都市を分析することが可能となってきた(Batty, 2013)。しかし、これらのビッグデータをCO₂排出量の管理に応用されることはまれである(Yamagata et al., 2017, 2018; Sharifi et al., 2018)。

本研究では、各種ビッグデータによるボトムアップ手法と、高所観測によるトップダウン手法を組み合わせ(図1)、個々の建物と道路リンクからのCO₂排出量を推定し、3次元地理情報システムを用いて可視化することを試みる。対象地域は高所観測センサー(Terada et al., 2017)を設置している東京スカイツリーを含む東京都墨田区とする。

著者氏名 吉田崇紘

所属 国立環境研究所地球環境研究センター

E-mail yoshida.takahiro@nies.go.jp

2. マルチスケールな時空間変動を考慮した CO₂ 排出量の推計

ローカルな環境影響を捉えるための補助データと、グローバルな影響を捉えるためのタワー観測値を組み合わせた空間統計学的手法を開発することで、CO₂ 排出量のマルチスケールな時空間変動を考慮した CO₂ 排出量の推計手法を構築した。

2.1 マルチスケールの環境影響の評価

ローカルな環境影響の評価

建物排出のローカルな環境影響を捉えるために個別建物毎の活動状況を表す、Google Maps API からスクレーピングによって取得した Google Popular times データを用いる。これにより、正午前後に CO₂ 排出量が飲食街で増加するというような局所的な時間・空間変動を把握した。また、交通排出のローカルな環境影響を捉えるために、Agoop 社から取得した携帯 GPS データから推計された道路リンク別・時間帯別の自動車交通量データを用いる。これにより、例えば通勤時間帯で特定の道路上で交通量が増加し CO₂ 排出量が増加するといった、交通排出のローカルな時間・空間変動を把握した。

グローバルな環境影響の評価

ローカルな環境影響だけでなく、東京 23 区全域での CO₂ 排出量の変化も考慮するために、次の 2 つのデータを用いる：(a) スカイツリー上で観測された 30 分間隔の CO₂ 濃度データ；(b) 月別・時間別の排出原単位（建物・交通）を用いたボトムアップ計算（Yamagata et al., 2018）から得られる墨田区全体の総排出量（建物部門・交通部門）。ここで (b) の総建物排出量は建物毎の排出量を墨田区全体で足し合わせることで、総交通排出量は道路リンク毎の排出量を同様に足し合わせることで、それぞれ評価した。

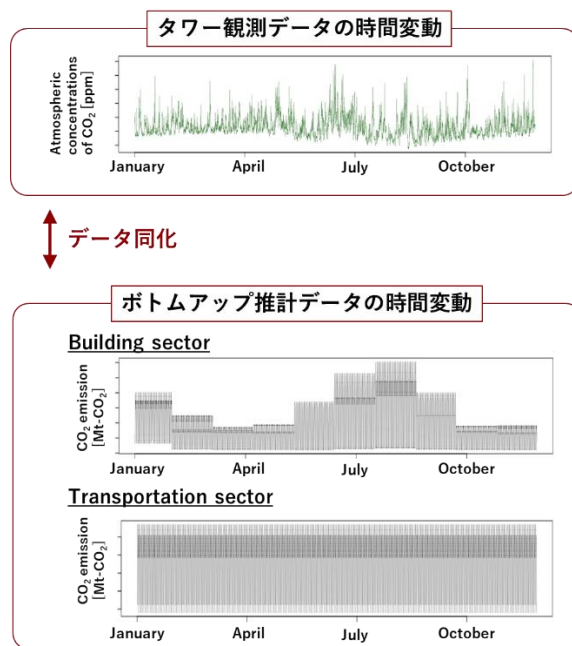


図-1 タワー観測データとボトムアップ推計データの時空間変動

2.2 タワー観測 (a) とボトムアップ推計 (b) の相関分析

図 1 (上) にタワー観測 (a) により得られた 30 分おきの CO₂ 濃度 (ppm) をプロットした。この図より、タワー観測値は日別の変化に鋭敏に反応していることが確認できる。また、例えば「6月から7月にかけて CO₂ 濃度が高まる」というような月別・季節別の効果もタワー観測値によって捉えられていることが確認できる。しかしながら、タワー観測値だけからでは、CO₂ 濃度が高まったことが墨田区内での事象に起因数するのか、それともより広域的な事象（例えば降雨）に起因するのかは識別できない。従って、同データを直接墨田区の推計に用いることができず、他のデータとの時間的・空間的な相関関係を踏まえた上での推計が必要となる。

図 1 (下) に Yamagata et al. (2018) によるボトムアップ推計 (b) から得られた墨田区全体の 30 分おきの CO₂ 排出量 (100 万トン) をプロットした。この図から月別原単位を用いた結果として、CO₂ 排出パターンは同じ月であれば全ての日で

同一という直感に整合しない傾向が表れていることがわかる。このことより排出原単位のみを用いる方法にも限界があり、他のデータとの時空間相関関係を活用した推計が必要であることがわかる。

以上のように (a) タワー観測と (b) ボトムアップ推計データはそれぞれ異なる長所・短所を持つため、それら単独での CO₂ 排出の推計には限界がある。なおデータ (a) と (b) の相関係数は建物部門については -0.03、交通部門については -0.02 とほぼ無相関であった。このことからデータ (a) と (b) は非常に異なる分布傾向を持ち、両者の背後に潜む時空間相関関係をモデル化したうえで、各データの説明力をアンサンブルする（例えば (a) は 80%、(b) は 20% の寄与率で CO₂ 排出量を説明する）ような推計手法の確立が必要となる。

2.3 時空間相関情報を活用した CO₂ 排出量推計手法の開発

以上の議論を踏まえ、CO₂ 排出推計モデルを開発した。同モデル以下の 2 つのサブモデルで構成される：

グローバルモデル

墨田区全体についての不完全な観測情報、具体的には (a) タワー観測 (y_t^o ; CO₂ 濃度) と (b) 排出原単位 (y_t^u ; CO₂ 排出量) から墨田区全体の真の排出量 x_t を推計するモデル、

ローカルモデル

Google Popular Times データや携帯 GPS データを入力としたボトムアップの推計式 (Yamagata et al., 2018) を用いて墨田区全体の排出量 x_t を推計するモデル。

ここで、 t は 30 分おきの時点の添え字である。グローバルモデルはタワー観測値と排出原単位の背後に潜む時空間相関構造をモデル化し、各時点の墨田区の総 CO₂ 排出量 (建物・交通) を推計するものであり、ローカルモデルはその結果として

得られた総排出推計値 (グローバルモデル) と、Google Popular Times データや携帯 GPS データから推計される同排出推計値 (ローカルモデル) を紐づけることで個別建物毎・個別道路毎の排出量を推計しようというものである。

具体的なモデルは下式の通りである：

$$\begin{bmatrix} y_t^o \\ y_t^u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k \\ 1 \end{bmatrix} x_t + \begin{bmatrix} e_t^o \\ e_t^u \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} e_t^o \\ e_t^u \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_o^2 & 0 \\ 0 & \sigma_u^2 \end{bmatrix} \right) \quad (1)$$

$$y_t^u = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^i w_{i(C)} z_{i,t} \quad (2)$$

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_x^2) \quad (3)$$

ここで k はタワー観測値 (y_t^o) の説明力を 1 とした場合のボトムアップ推計値 (y_t^u) の説明力である。また σ_o^2 は原単位データのノイズの大きさ、 σ_u^2 はタワー観測値のノイズの大きさを表す。式

(1) はグローバルモデルであり、観測データ $\{y_t^o, y_t^u\}$ の背後に潜む墨田区全体の真の排出量 x_t を推計しようというものである。一方で、式 (2) はローカルモデルであり、ボトムアップの推計式 $\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^i w_{i(C)} z_{i,t-1}$ から原単位データ y_t^u を与えるものである。 $w_{i(C)}$ は個体 i (個別建物または個別道路リンク) の単位あたりの原単位排出量であり、個体 i の属性 $i(C)$ (例えば住宅か事業所かどうか) に基づいて与えられる。 $z_{i,t-1}$ は同個体上の時点 $t-1$ の活動量である。この活動量は、建物については Google Popular Times データ、交通については携帯 GPS データを用いている。式

(2) の CO₂ 排出量の空間分布はこれらデータに基づいた推計値に比例 (相関) することを仮定している。この仮定の妥当性はパラメータ k を推定することで間接的に評価される。最後に式 (3) は各データの背後に潜む CO₂ 排出量の時間変化パターンを捉えるものである。式 (1), (2), (3) は、状態空間モデルと呼ばれる時系列モデルを本研究の問題設定に適した形に拡張したものである。

3. 結果

タワー観測値 y_t^O とボトムアップ推定値 y_t^U の比較結果を図2に示す。建築部門と交通部門の結果をまとめると、状態空間モデルから得られた日別のCO₂排出量の推移は両値の変動を反映しており、特にボトムアップ推定では捉えられなかった季節変化をタワー観測と組み合わせることで補正できており、その有用性が確認された。

分析結果から得られたCO₂排出量のマッピングの例として、10月11日と8月15日の例を図2に示す。図より、10月11日の結果はデータ同化前後でほぼ同じ結果であるが、都市活動のパターンが特殊な盆の期間である8月15日の結果は、タワー観測を組み合わせることでデータ同化後補正されたことがわかる。

謝辞

本研究は、東京大学空間情報科学研究センター共同研究No. 698, No. 827の成果の一部である。

参考文献

Batty, M. 2013. Big data, smart cities and city planning. *Dialogues Hum. Geogr.*, 3, 274–279.

Gurney, K.R., Romero-Lankao, P., Seto, K.C., ..., Feddema, J., Sperling J. 2015. Climate change: Track urban emissions on a human scale. *Nature*, 525, 179–181.

Sharifi, A., Wu, Y., Khamchiangta, D., Yoshida, T., Yamagata, Y. 2018. Urban carbon mapping: Towards a standardized framework. *Energy Procedia*, 152, 799–808.

Terao, Y., Machida, T., Katsumata, K., Tohjima, Y., Hoshina, Y., Ouchi, M., Osonoi, Y., Mukai, H., Imasu, R., Tsuboi, K., & Murayama, S. 2017. Start of greenhouse gases and related tracer measurements at Tokyo Megacity. *Proceedings of 19th WMO/IAEA Meeting on Carbon Dioxide, Other Greenhouse Gases, and Related Measurement Techniques*.

Yamagata, Y., Murakami, D., Yoshida, T. 2017. Dynamic urban carbon mapping with spatial big data. *Energy Procedia*, 142, 2461–2466.

Yamagata, Y., Yoshida, T., Murakami, D., Matsui, T., Akiyama, Y. 2018. Seasonal Urban Carbon Emission Estimation Using Spatial Micro Big Data. *Sustainability*, 10(12), 4472.

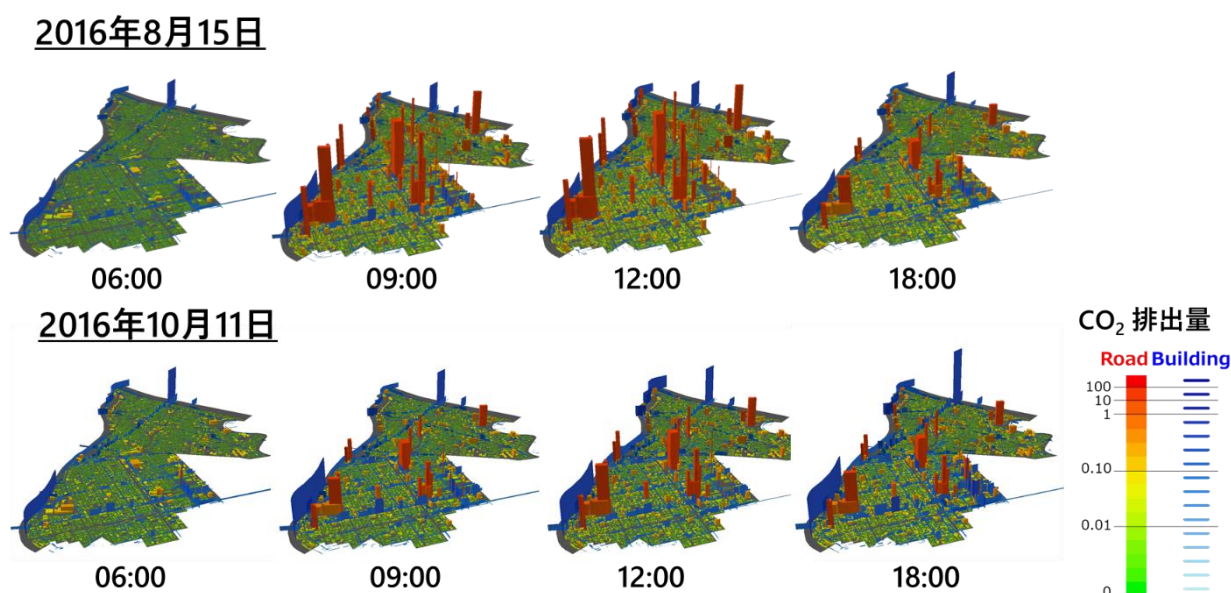


図-2 CO₂排出量の推計結果