

時間帯別CO2マッピングに向けた 携帯GPSデータの活用と交通シミュレーション

村上大輔¹・山形与志樹²

¹正会員 博(工学) 国立環境研究所 地球環境研究センター(〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2)

²正会員 博(学術) 国立環境研究所 地球環境研究センター(〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2)

本研究では、リアルタイムな CO2 マッピングに向けた第一歩として、自動車交通量の推計に対する携帯 GPS データの有用性を検証する。そのために、まずはパーソントリップ (PT) 調査データと携帯 GPS データを活用することで、PT 調査の実施日以外の任意の日の交通量を推計することのできる手法を開発する。次に、同手法を応用することで、横浜市内の日別・時間帯別の自動車交通量を 250m メッシュ毎に推計する。それにより、祝日と平日の交通量の差異や金曜日とそれ以外の差異といった、各日の交通流の違いを捉えるうえでの携帯 GPS データが有用である可能性を示す。

Key Words: CO2 mapping, GPS, People flow, Interpolation, Transportation

1. はじめに

気候変動が進展する中、都市・地域単位での炭素管理への関心が高まっている。2014年の時点で全球の228の都市が2020年までに合計454ギガトン/年のCO2を削減することを誓約済みである(go.nature.com.sci-hub.cc/inaxr4 参照)。

CO2 マッピングは、都市・地域のステークホルダー(例: 市長)による炭素管理政策の立案・維持・管理をサポートするための有効な手段の一つである。実際に、実測と連携したCO2 マッピングは次の4つを可能とする(Gurney et al., 2015):

- 各排出源の相対的な影響力の把握
- 効果的な政策の立案
- 政策の効果検証
- 想定外の排出の早期発見(例えば事故渋滞に伴う異常な排出)

建築物(住宅・業務・産業)や自動車からのCO2排出量をマッピングした我が国の研究には、例えば中道ら(2013; 2015)がある。本研究では、自動車

からのCO2排出(自動車排出)に着目する。

自動車排出を精度よく推計するためには、自動車の一日の自動車の流れを把握する必要がある。空間詳細な交通流を捉えることのできる複数のデータがこれまでに整備されてきた。例えば東京大学空間情報科学センター(CSIS; <http://www.csis.u-tokyo.ac.jp/japanese/index.html>)は、2008年度パーソントリップ(PT)調査の個票を元に人々の1分おきの位置座標を補間することで、人の流れデータ(以後PTフローデータ; Sekimoto et al., 2011 参照)を整理している。しかしながら、PTフローデータはPT調査実施日についてのものであり、交通流の曜日毎・季節毎の変容を捉えることはできない。

幸い、GPSの発達に伴い、任意の時点・曜日・季節の交通流動データも収集・整備されてきている。例えば、NTTドコモのモバイル空間統計は、携帯電話の所有者の位置情報を元に各日のメッシュ別・時間帯別の人口を推計・整備したデータである。Ge and Fukuda (2016)はモバイル空間統計デ

ータと PT データを組み合わせることで、PT 調査実施日以外の人の一日の Origin-Destination (OD) 行列を推計している。また Agoop 社 (<https://www.agoop.co.jp/>) はスマートフォンの特定アプリ (複数) のユーザーの位置情報を 30 分おきに収集・整備したデータを提供している。以上のような携帯 GPS データを、プローブデータとも組み合わせながら活用することで、時間帯だけでなく、曜日や季節の違いも考慮した、高精度な交通流の推定が可能となる可能性がある。

一般に、携帯 GPS データは次の特性を有する。まず GPS データの位置精度は周辺環境に依存して変化する。またプライバシー保護のために通常は秘匿化されている。例えば上述の NTT ドコモ社のデータはメッシュ毎に集計することで個人の識別を困難としている (k-匿名化)。Agoop 社のデータもまた、時間間隔を 30 分と長くすることで、また非商業地については 100m メッシュ毎に集計することで個人の識別を困難としている。以上のような秘匿処理の結果として GPS データの時間・空間解像度は低くなり、移動経路等の把握が困難となる (図 1 参照)。以上の問題に対処するためには、より高精度なデータと組み合わせながら携帯 GPS データを活用することが望ましい。

以上を踏まえ、本研究では、携帯 GPS の自動車排出推計への応用に向けた第一歩として、PT フローデータと携帯 GPS データ (Agoop 社提供) を統合的に活用して交通量を推計するための手法を開

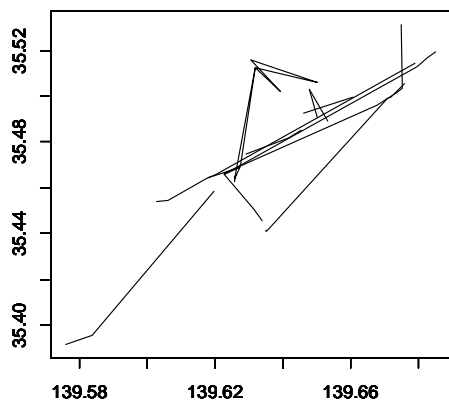


図1:Agoop 社の GPS データ(横浜市)の最初の10トリップの空間分布(30分間隔の位置座標データを線でつないだもの)

発する。また、以上の結果を PT 調査実施日以外の日の交通量の推計に応用する。具体的には PT フローデータ(時点:2008年10月の平日1日)とGPS データ(時点:2015年10月12-16日)を用いて、10月12-16日の交通量を推定する。なお10月12日は祝日(体育の日)、13-16日は平日である。対象地域は横浜市とする。

2. データ

PTフローデータには交通モードがタグづけられており、本研究では自動車(乗用車)を分析対象とする。分析対象のPTフローデータの空間分布を図2に示す。この図より、同データが空間詳細な自動車の分布を捉えていることが確認できる。

一方で、GPSデータには交通モードのタグ付けられていない。また30分間隔のデータであるため、経路から交通モードを判定することも困難である(図1参照)。従って、ここでは以下を満たす2点間の移動を自動車による移動と判別することとした:

- (i) 時速10km/h以上の移動
- (ii) 鉄道路線から50m以内のポイントを2回連続で通過しない移動

無論、自動車フローの判別方法にはまだまだ改善の余地があるが、ここでは今後の課題としたい。

図3に2015年10月12日のGPSデータをプロットした。この図より、上記手順によって鉄道移動のフローが取り除かれた結果、主要道路に沿って多くの標本が分布する概ね直観に整合した自動車フローが抽出されたことが確認できる。

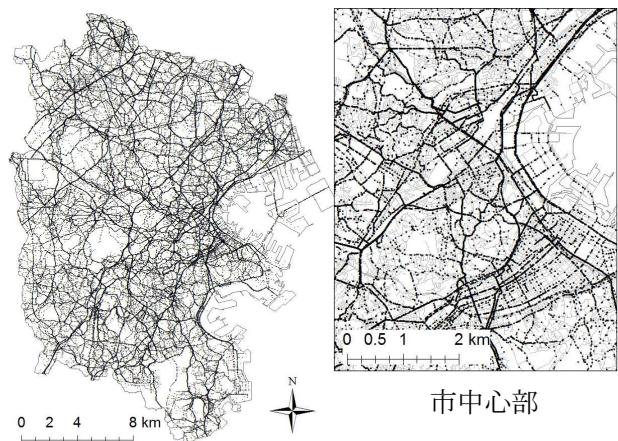


図2:PT flow データ(8時台;自動車)の空間分布

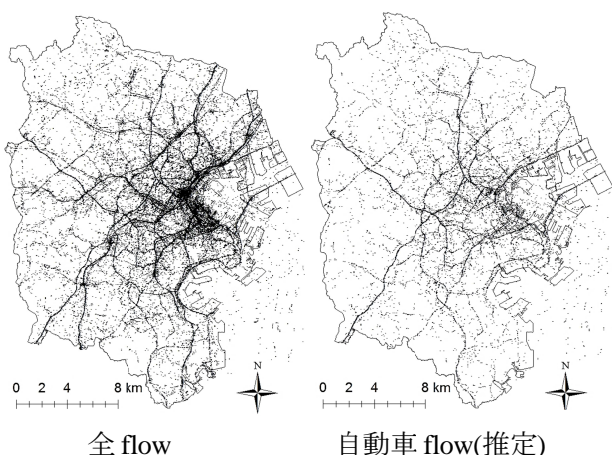


図3:GPS データの空間分布(2015年10月12日)

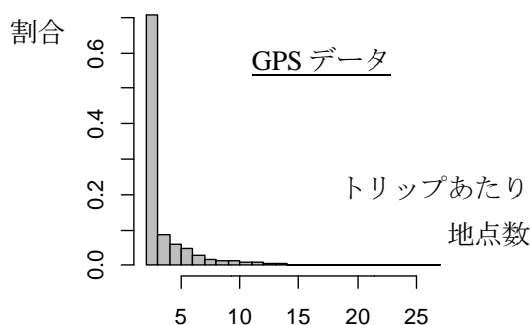
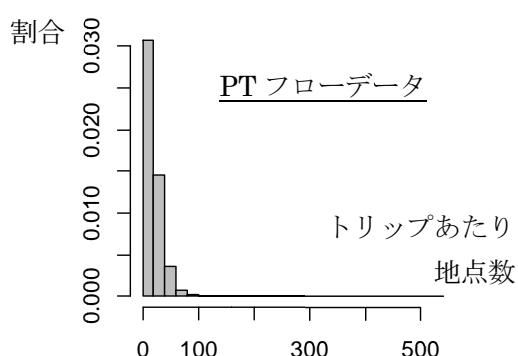


図4:PT フローデータとGPSデータのトリップあたり地点数のヒストグラム

しかしながら、30分間隔のGPSデータはPTフローデータに比べて疎である。また、図4に示したように、横浜市内の移動の大半は1時間以内で完結するため、GPSデータのトリップ毎の標本数は多くの場合2であった。以上より、GPSデータを活用するうえで、1分間隔であり、各トリップが多数の標本からなるPTフローデータと組み合わせるといふ方法は有効といえよう。

3. 自動車交通流の推計手法

(1) モデル

本節では、PT フローデータを補助情報として活用しながら、GPSデータの取得されている別の日の交通流を推計する方法を検討する。具体的にはGPSデータの時空間分布をもとにPTフローデータをリサンプリングすることで、GPSデータ観測日の空間詳細な自動車の流れを推計する(以降では、各トリップ内の2地点間の各移動をフローと呼称する)。

そのために、まず*i*番目のGPSフロー g_i と、*j*番目のPTフロー p_j の近接性を下式で評価する。

$$c(g_i, p_j) =$$

$$\sqrt{w_S^O(g_i, p_j)w_S^D(g_i, p_j)w_T^D(g_i, p_j)w_T^O(g_i, p_j)} \quad (1)$$

ここで $w_S^O(g_i, p_j)$ とフロー g_i と p_j の発地の空間的な近接性、 $w_S^D(g_i, p_j)$ は両フローの着地の同近接性を表し、それぞれ下式で与える:

$$w_S^O(g_i, p_j) = \exp\left(-\frac{d^O(g_i, p_j)}{h}\right) \quad (2)$$

$$w_S^D(g_i, p_j) = \exp\left(-\frac{d^D(g_i, p_j)}{h}\right) \quad (3)$$

$d^O(g_i, p_j)$ は g_i と p_j の発地間の直線距離、 $d^D(g_i, p_j)$ は両フローの着地間の直線距離である。 h はバンド幅を表し、この値が小さい場合は近隣のGPSデータを重視してフローが推定されることとなる。 h はcross-validationによって推定する(後述)。また $w_T^O(g_i, p_j)$ は発地間の時間近接性、 $w_T^D(g_i, p_j)$ は着地間の時間近接性を表し、それぞれ下式で与える:

$$w_T^O(g_i, p_j) = \exp\left(-\frac{t^O(g_i, p_j)}{h_t}\right) \quad (4)$$

$$w_T^D(g_i, p_j) = \exp\left(-\frac{t^D(g_i, p_j)}{h_t}\right) \quad (5)$$

$t^O(g_i, p_j)$ は g_i と p_j の発地における時刻の差、 $t^D(g_i, p_j)$ は両フローの着地における時刻の差である。本研究では $h_t = 3$ とした。近接性 $c(g_i, p_j)$ は、発地と着地が近接しているほど、また類似の時間帯のフローであるほ

ど、高い値を示す。

本研究では、GPSデータ g_i が与えられた下での、各PTフローの尤もらしさを下式で評価する。

$$\hat{g}_j = \frac{\sum_i c(g_i, p_j)}{\sum_j c(g_i, p_j)} \quad (6)$$

\hat{g}_j は p_j と発地・着地・時点が類似するGPSフローが多数存在する場合に大きくなる。なお、 \hat{g}_j の総和

$\sum_j \hat{g}_j$ が元のGPSデータの標本点数に一致すること

が直ちに確認できる。従って、(6)式はGPSフロー(疎;図3参照)をPTフロー(密;図2参照)の各点に再配分する式とみなすことができる。

また h と h_t はGPSデータの重みを調整するパラメータと解釈できる。例えば h と h_t がともに ∞ の場合、 \hat{g}_j は一様となる。即ちGPSフローの分布は \hat{g}_j に反映されない。反対に h と h_t が0に近づくほど、GPSデータの局所的な分布傾向を捉えるように各 \hat{g}_j が重みづけられることとなる。従って、 h と h_t は適切に推定する必要がある。次節では h を推定する方法を説明する。

(2) バンド幅の推定方法

空間のバンド幅 h はPTフローデータに対するモデルの汎化誤差を最小化することで推定する。本来であれば、本研究の目的である別の日のフローの量を推定することで精度を検証することが望ましいがPTデータは1日だけのデータであるため、ここでは「12時台のPTフローデータ(1分間隔)と t 時台のGPSデータ(30分間隔)を用いて t 時間帯のフロー量(1分間隔)の推定する」という方法で、推定したい時間帯の30分間隔のGPSデータをどの程度重視すべきか(前節末尾参照)、を評価することとした。具体的には以下の手順で h を推定した:

(i) PT flowデータから以下3つを抽出

- \mathbf{p}_{12} : 12時台のPTフローデータ(1分間隔)
- \mathbf{g}_t : t 時台のPTフローデータを30分間隔でリサンプリングした疑似GPSデータ

- $\mathbf{p}_{t(\text{true})}$: t 時台のPTフローデータ(1分間隔;真値とみなす)

(ii) 以下の計算を h を変えながら繰り返すことで、Root Mean Squared Error (RMSE)を最小にする h を探索

(iii-1) \mathbf{p}_{12} と \mathbf{g}_t を用いて、前節の方法で t 時台のフロー(1分間隔)を推計(推計データ: $\hat{\mathbf{p}}_t$)

(iii-2) (iii-1)で推定されたフローを集計することで250mメッシュ毎の推計フロー数を推計

(iii-3) $\mathbf{p}_{t(\text{true})}$ も集計することで、250mメッシュ毎の真のフロー数を算出

(iii-4) (iii-2)と(iii-3)で得られた推計フロー数と真のフロー数の差をRMSEで評価

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i (p_{i,t(\text{true})} - \hat{p}_{i,t})^2}{N_t}} \quad (7)$$

$p_{i,t(\text{true})}$ と $\hat{p}_{i,t}$ はそれぞれの $\mathbf{p}_{t(\text{true})}$ と $\hat{\mathbf{p}}_t$ の第 i 要素で

ある。ここでは、時間軸は考慮せずに、即ち $w_T^0(g_i, p_j) = w_T^D(g_i, p_j) = 1$ として、フローの空間パターンのみを考慮して計算を実施した。本来であれば h_t もまたデータから推定することが望ましい。 h と h_t の同時推定については今後の課題としたい。

4. 実証分析

(1) 概要

本節では、前節で導入した手法を用いて、PT flowデータを補助情報として活用しながら、GPSデータの取得されている2015年10月12日(月)-16日(金)の交通流を分析する。対象地域は神奈川県横浜市とする。なお、12日は祝日(体育の日)、13-16日は平日である。

以下では推計した交通量を250mグリッド毎に集計することで交通量のマッピングやモデルの精度検証を行う。

(2) 結果

まず、空間バンド幅の推定結果を図5に整理した。データサイズが大きいため、ここでは精度検証の時間帯を $t \in \{9, 12, 15, 18, 21\}$ として、 $h \in \{0.5, 1.0, 2.0, 3.0\}$ (単位: km) の場合の各 RMSE を評

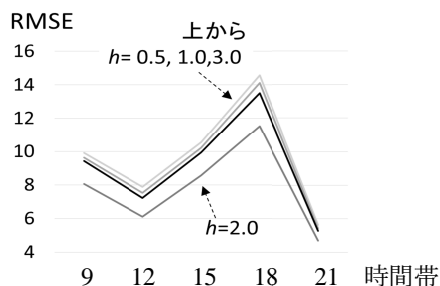


図5：バンド幅 h と RMSE

備した。図5より、 $h = 2.0\text{km}$ の時に RMSE が最小であり、GPS データの局所的な空間分布を考慮することで、フローの推定精度が向上することが確認された。以降では $h = 2.0$ として分析を進める。

次に、250m 毎の交通量（30 分以内に各グリッドを通過した乗用車の台数）を図6（p7 参照）にプロットした。この図より主要道路に沿って交通量が増える点や、通勤時間帯や帰宅時間帯に交通量が増える点など、直観と整合した推定結果となっていることが確認できる。

次に、日間の時間帯別の交通量の変化率を図7（p.7 参照）にプロットした。同図上段からは、13日(平日)8:00の交通量が12日(祝日)8:00に比べて大きいことが確認できる。この傾向は横浜市中心部とその北東(即ち東京方向)で特に顕著である。この傾向は通勤が反映された結果と解釈できる。一方、対象地域中心部の広い範囲(住宅地)では、13日(平日)の日中の交通量が12日(祝日)よりも小さくなる傾向がみられたが、これは、住宅地における平日の私事トリップが祝日に比べて少ないため解釈できる。PT フローデータ(平日1日についてのデータ)とGPS データから平日と休日の差異が捉えられた点は興味深い。

また図7下段からは、金曜日の夕方以降の交通量が木曜日に比べて大きいことが確認できる(特に市郊外部)。この傾向は週末であることが夜間交通を増加させた結果と解釈できる。なお、金曜日以外にはこのような傾向はみられなかった。

以上のように、GPS データを活用することで、交通流の日変動が捉えられることを確認した。

(3) 精度検証

3 (2) 節の計算において RMSE に加えて R^2

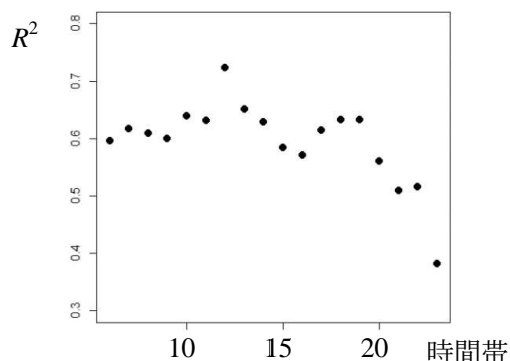


図8：時間帯別の R^2 の評価結果

を評価することで前節で用いた交通量の推計手法の精度を検証した。ここでは3 (2) 節と同様に12時台のPT データを用いて t 時台 ($t \in \{6, \dots, 23\}$) のPT を推計することで R^2 を時間帯別に評価した。計算結果を図8にプロットした。この図より、 R^2 は各時点で 0.6 程度と相当程度の推定精度であることが確認できた。

4. まとめと今後の展望

本研究ではCO2 排出(交通部門) 推計への応用を念頭に、GPS データを交通量の推計に応用した。それにより、例え30分間隔のような秘匿処理のされたデータであっても、日毎の交通量の変化を捉える上で有用であることを確認した。

本研究は多くの課題を抱えている。まず、渋滞や車種も推定である。CO2 排出を精度よく推計するためには、交通量のみならずそれらの情報も重要である。また交通シミュレーションとの連携もまた、次の分析を行う上で重要である：道路網上の移動やそれに伴う渋滞などを考慮した、より実態に即した交通流の推計；都市・交通政策による交通流の変化の分析。以上は今後の課題としたい。

謝辞:本研究は「環境省環境研究総合推進費 戦略的研究開発プロジェクトS-10」の成果の一部である。

参考文献

- 1) 松橋啓介, 工藤祐揮, 上岡直見, & 森口祐一.
(2004). 市区町村の運輸部門 CO2 排出量の推計手法に関する比較研究. 環境システム研究論文集, 32, 235-242..
- 2) 中道久美子・山形与志樹・瀬谷創 (2013) 東京都市圏の気候変動緩和・適応策の相互作用に関する土地利用シナリオの CO2 排出量評価. 「土木学会論文集 D3 (土木計画学)」, 69(5), I_381-I_389.
- 3) 中道久美子・山形与志樹・花岡伸也・王旭陽 (2015) 家計消費に基づく市区町村別間接排出量の推計とその直接排出量との比較. 「土木学会論文集 D3 (土木計画学)」, 71(5), I_191-I_200.
- 4) Ge, Q. and Fukuda, D. (2016) Updating origin-destination matrices with aggregated data of GPS traces. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 69, 291-312.
- 5) Gurney, K.R., Romero-Lankao, P., Seto, K.C., Hutyra, L.R., Duren, R., et al. (2015) Climate change: Track urban emissions on a human scale. *Nature*, 525 (7568), 179-181.
- 6) Sekimoto, Y., Shibasaki, R., Kanasugi, H., Usui, T., and Shimazaki, Y. (2011) Pflow: Reconstructing people flow recycling large-scale social survey data. *IEEE Pervasive Computing*, 4 (10), 27-35.

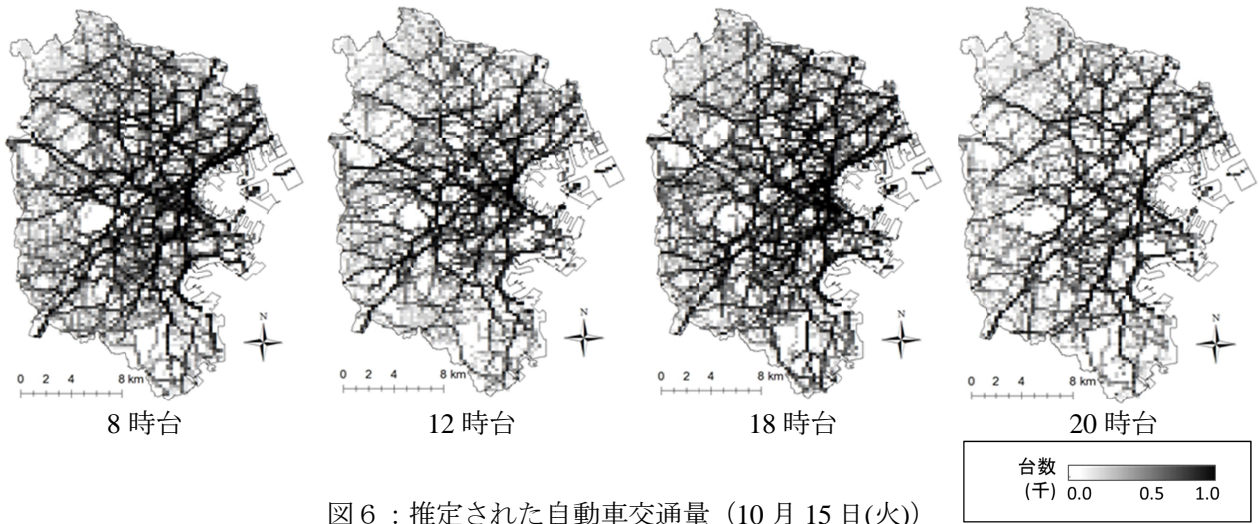


図6：推定された自動車交通量（10月15日(火)）

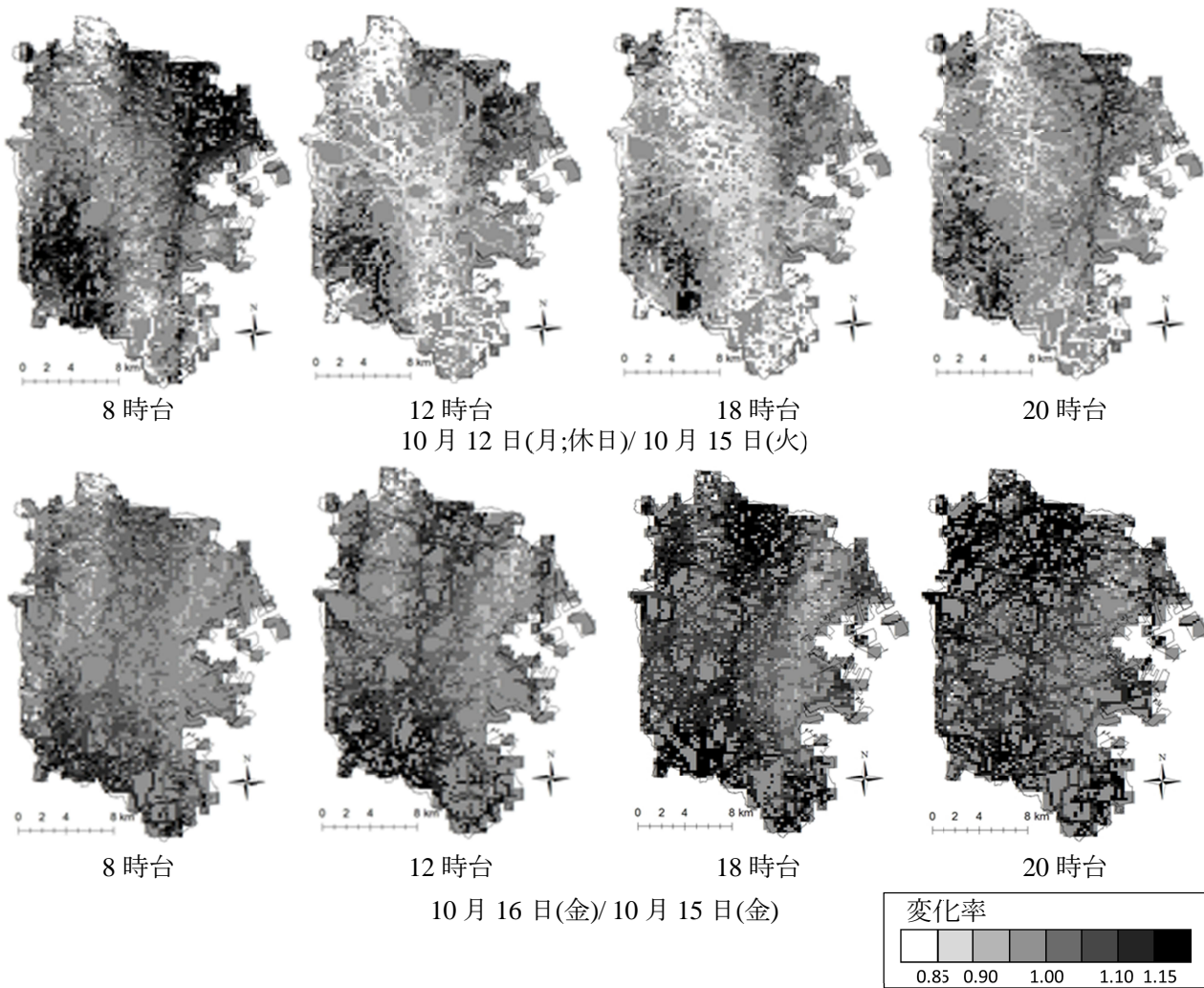


図7：推定された自動車交通量の日間変化率（時間帯別）