

夜間光データを用いた地域生活圏レベルの 発生・集中貨物量の推計

生本 力丸¹・川崎 智也²・兵頭 知³・Agnivesh Pani⁴

¹ 非会員 東京大学 工学部システム創成学科 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: uramikir0617@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

² 正会員 東京大学講師 工学系研究科システム創成学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: kawasaki@sys.t.u-tokyo.ac.jp

³ 正会員 日本大学助教 理工学部交通システム工学科 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台 7-24-1)

E-mail: hyoudou.satoshi@nihon-u.ac.jp

⁴ Non-member of JSCE, Assistant Professor, Indian Institute of Technology, Varanasi

貨物の発生・集中量推計は、OD 表作成の第一段階であり重要な研究課題である。大規模な物流関連調査が行われている国は多くなく、人口や GDP などの社会経済指標を用いて発生・集中貨物量の推計が行われてきた。しかし、それらの指標による推計精度は必ずしも高くなく、開発途上国を中心として入手困難性の課題もある。一方、衛星画像データの一つである夜間光データは、ほぼ全ての国とそれらのゾーンにおいて入手可能であり、日本の都道府県単位では発生・集中貨物量の推計に有効であることが検証されている (Kawasaki et al., 2022)。本研究では Elastic Net とガウス過程回帰を用いて、207 生活圏ゾーンの発生貨物量推計における夜間光データの有効性を検証し、推計精度の向上を試みた。分析の結果、207 生活圏ゾーンにおいてもオルタナティブデータである夜間光データは発生・集中貨物量推計に有効であり、工業関連指標である工業専用地域面積を用いることで推計精度が向上することが分かった。また、可住地面積を考慮した夜間光データは、社会経済指標のうち最も高精度で推計可能な製造品出荷額に次ぐ推計精度が得られることが分かった。207 生活圏ゾーンを用いてゾーンを細分化することによって、貨物量の推計に地域の産業の特徴が強く表れるということが分かった。

Key Words: *Nighttime light intensity, freight production and attraction, Elastic Net, Gaussian process, Local living areas*

1. はじめに

貨物の発生・集中量推計は、OD 表作成における四段階推定法の第一段階であり重要な研究課題である。従来、貨物の発生・集中量の推計は人口や GDP などの社会経済指標 (e.g., Holguín-Veras et al., 2014)、事業所数 (e.g., Sahu and Pani, 2020; Alho and Silva, 2015) を用いて行われてきた。しかし開発途上国ではそれらは必ずしも入手可能ではない上、正確に貨物の発生集中量を推定するとは言えないという課題がある。

夜間光データは、人工衛星により観測される夜間の光量に関するデータであり、経済成長 (Dai et al., 2017) などの様々な社会経済的現象の推計に利用されている。夜間光データは衛星データであるため、ほぼ全ての国とそれらのゾーンにおいて比較的容易に入手することができるという特徴がある。日本の都道府県区分において夜間光データを用いて発生・貨物量推計を行った研究による

と、夜間光データは人口や GRP より高い推計精度で貨物の発生・集中量を推計可能であることが検証されている (Kawasaki et al., 2022)。また、夜間光データに対してゾーン面積を考慮することによって推計精度が向上することが述べられている。

先行研究の課題として、日本と異なる産業構造や地理的構造を持つ地域で検証を行うことがある。また、都道府県レベルでの推計では、ゾーンの範囲が大きくなり、ゾーン内の貨物の発生・集中の特徴を消してしまうという限界がある。

本研究では、全国輸出入コンテナ流動調査などで用いられている 207 生活圏ゾーンの地域区分を輸送分析ゾーン (TAZ) として、TAZ 別の貨物の発生・集中量の推計を行う。207 生活圏ゾーンとは、全国を 207 のゾーンに区分し、都道府県よりは細かく、市区町村よりは粗い地域区分である。本研究では、細分化されたゾーンにおい

でも、夜間光データは貨物の発生・集中量推計に適するかどうかを検証する。また、検証結果を踏まえて推計精度を向上させるための夜間光データの処理についても検討する。なお、市区町村レベルでは 1724 ゾーンとなり、夜間光量が非常に微量なゾーンが発生すると考えられるため本研究では 207 生活圏ゾーンの地域区分を用いる。

本論文では第 2 節でデータの処理と使用するデータの説明を行い、第 3 節で使用するモデルの説明を行う。第 4 節では Elastic Net を用いて重要な変数の特定を行い、ガウス過程回帰を用いてそれらの変数の発生・貨物量推計における有効性について考察する。第 4 節では推計精度向上のための夜間光データ処理の検討を行い、先行研究との比較によりゾーン細分化による推計結果の変化を考察する。最後に第 5 節で本研究の結論とさらなる課題について論じる。

2. 使用データ

(1) 発生・集中貨物量データ

本研究では、地域区分として「全国輸出入コンテナ流動調査」で用いられている、207 生活圏ゾーンを使用する。207 生活圏ゾーンは図 1 に示す地域区分である。都道府県レベルの区分より細分化されたゾーンを用いることで、より地域の貨物量の特徴を詳細に表すことが期待される。

発生・集中貨物量の実データとして、2015 年における「全国貨物流動調査」(物流センサス)と 2018 年におけるコンテナ貨物流動調査を用いる。物流センサスは 5 年に 1 度国土交通省によって実施され、国内貨物の移動に関するデータを提供するものである。物流センサスは日本国内を移動するあらゆる種類の貨物を対象としており、一般的にトラックやコンテナで輸送されるような貨物を対象とし、それ以外の品目は除外する。例えば、バルク貨物や液体貨物などを除外した。コンテナで輸送されるような貨物のみを対象としているため、輸出入貨物を対象としたコンテナ貨物流動調査については品目の選定は行っていない。発生・集中貨物量としては、これら 2 つのデータを合計したものとする。ただし、物流センサスの場合単位はトン (MT) であるのに対し、コンテナ流動調査については海上貨物で用いられるフレート・トン (FT) であり、単位が同一ではない。萩野ら (2006) によって提案されたコンバータを用いて、国際貨物のフレート・トン (FT) をトン (MT) に換算して TAZ 別の発生集中貨物量を算出する。

図 2, 3 は、このようにして得られた 207 生活圏ゾーン別の発生・集中貨物量のヒートマップである。このヒートマップから、発生・集中の両方において、豊田生活圏が非常に高い値を取っていることが分かる。豊田生活圏

には、トヨタ自動車をはじめとする輸送機械関連産業が集積している。このような輸送機械関連産業の集中が、発生・集中貨物量の多さの要因となっていると考えられる。豊田生活圏は他生活圏の結果と比較し 2 倍以上の貨物が発生・集中しており、貨物量推計の過程で外れ値となることが考えられる。よって今回の推計では、豊田生活圏を除外し 206 地域に限定して推計を行うことで推計精度の向上を図る。



図-1 207 生活圏ゾーン

(出典：全国幹線旅客純流動調査，集計ゾーンの区分 | 国土交通省)

(2) 夜間光データ指標

a) unit NLI

夜間光については、米国航空宇宙局 (NASA) と米国海洋大気庁が共同で打ち上げた衛星によって観測されたデータを用いる。データは Google Earth Engine で取得した。夜間の衛星画像は一か月に 0~5 回撮影され、月ごとに平均化される。207 生活圏ゾーン別の夜間光の生データとして unit NLI を用いる。unit NLI は夜間光量の 207 生活圏ゾーンの全体の画素面積による平均と定義し、0.00~63.00 nanoWatts/cm²/sr の間の範囲をとる。

unit NLI は、図 4 のヒートマップに示すように 5, 6, 7 月において 0 を示す地域が多いため、unit NLI の平均値計算から除外した。また、北海道、東北地方の複数の地域で冬季 (12, 1 月) において、他の月に対して高い値を示



図-2 207生活圏ゾーン発生貨物量

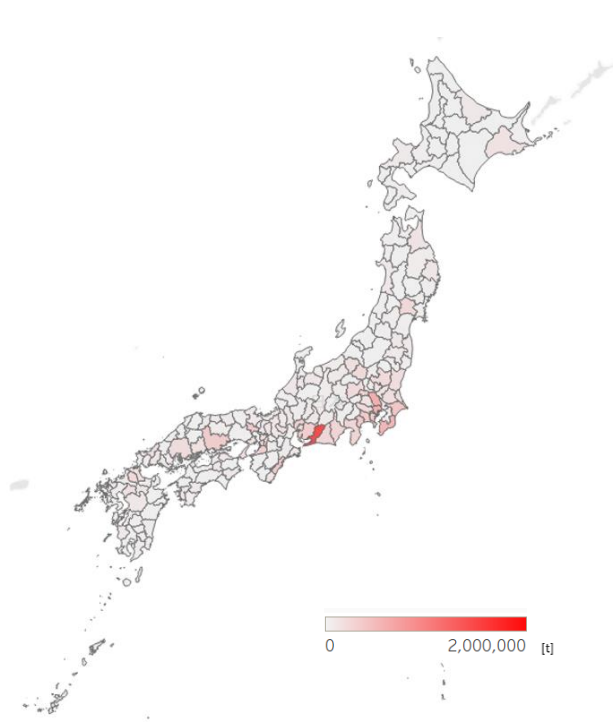


図-3 207生活圏ゾーン集中貨物量

している。これらの地域は冬季に降雪が多い地域であり、雪で反射光が夜間光に寄与している可能性があるためこれらの期間について unit NLI の平均値計算から除外した。

b) average NLI

夜間光指標として unit NLI に加えて、本研究では average NLI を提案する。average NLI は式(1)のように表される。

$$\text{average NLI}_k = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \text{unit NLI}_{j,k} \quad (1)$$

k : 生活圏

m : 生活圏 k における市区町村数

j : 生活圏 k 内の市区町村

average NLI は生活圏ゾーン内の各市区町村における unit NLI の算術平均である。この指標では、生活圏ゾーン内の市区町村の夜間光量の平均値を取るという方法で、生活圏ゾーン全体の夜間光の特徴を表現している。

c) total NLI/habitat NLI

次に total NLI として 3 種類、habitat NLI として 2 種類の夜間光指標を提案する。まず total NLI(u), total NLI(a)を式(2), 式(3)のように定義する。total NLI(u), total NLI(a)は、unit NLI, average NLI それぞれに対し、生活圏ゾーンの面積を乗じたものである。貨物の発生・集中は、同じ夜間光指標の水準であった場合、ゾーン面積が広いほど起こる確率は高くなると考えられる。よって、生活圏ゾーンの面積を乗ずることで発生・集中貨物量の推計精度が向

上することが期待される。

$$\text{total NLI}(u)_k = \text{unit NLI}_k \times A_k \quad (2)$$

$$\text{total NLI}(a)_k = \text{average NLI}_k \times A_k \quad (3)$$

A_k : 生活圏 k の全体の面積

一方、生活圏ゾーン全体の面積は、森林や湖沼などの比較的暗い地域の面積も含んでいる。よって、そのような面積を除外するために、各生活圏ゾーンの可住地面積を考慮した指標、habitat NLI (hat NLI) を導入する。hat NLI(u), hat NLI(a)は unit NLI, average NLI それぞれに対し生活圏ゾーンの可住地面積を乗じたものである。

$$\text{habitat NLI}(u)_k = \text{unit NLI}_k \times H_k \quad (4)$$

$$\text{habitat NLI}(a)_k = \text{average NLI}_k \times H_k \quad (5)$$

H_k : 生活圏 k における可住地面積

また、より細分化された地区町村ゾーン別の可住地面積を用いた指標として式(6)の total NLI(M)を導入する。

$$\text{total NLI}(M)_k = \sum_{j=1}^m \text{unit NLI}_{j,k} \times H_{j,k} \quad (6)$$

$H_{j,k}$: 生活圏 k における市区町村 j の可住地面積

total NLI(M)は市区町村別の unit NLI に対してそれぞれの市区町村内の可住地面積を乗じ、生活圏ゾーン内全体の和を取ったものである。この指標では、生活圏ゾーン内の市区町村ごとの可住地面積を考慮して夜間光を求めることで、より詳細な地域区分における可住地面積を考慮した夜間光指標となっている。



図4 生活圏(旭川～仙台)の2018年4月から2020年4月までの unitNLI [nanoWatts/cm2/sr]

(3) その他の社会経済指標

本研究では、夜間光指標の有用性を示すための比較対象の候補として生活圏レベルで収集可能な 112 個の社会経済指標を用いる。これらは生活圏ゾーン別に集計されたものであり、人口総数など基礎的な集計から、土地利用の目的や用途を表す用途地域ごとの面積、車両交通量の集計データなどを含んでいる。今回は Elastic Net を用いて、112 個の経済や社会生活に関する指標の中から有意な説明変数を抽出する。抽出された有意な説明変数との比較を通して、夜間光指標の相対的有効性を検証する。

3. 分析手法

(1) Elastic Net

本研究では、発生・集中貨物量推計において有効な説明変数を特定するため Elastic Net を用いる。Elastic Net は Lasso 回帰と Ridge 回帰の中間的手法であり、目的変数に対する説明力が高い変数はパラメータが 0 以外の値をとり、そうでない変数のパラメータは 0 と推定される。

$$\min_{(\beta_0, \beta) \in \mathbb{R}^{p+1}} \left[\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - x_i^T \beta)^2 + \lambda P_\alpha(\beta) \right] \quad (7)$$

where
$$P_\alpha(\beta) = \sum_{j=1}^p \left[\frac{1}{2} (1 - \alpha) \beta_j^2 + \alpha |\beta_j| \right] \quad (8)$$

ここで、 N, y_i, x_i はそれぞれサンプルサイズ (206 生活圏

m ゾーン)、発生・集中貨物量、説明変数を表す。 β_0, β は推定パラメータを表す。 λ は平均二乗誤差を最小化する際に得られる正則化パラメータであり、 α はモデルの特徴を表す調整パラメータである。Elastic Net となる時、 α は $-1 < \alpha < 1$ の範囲の値をとる。

(2) 発生・集中貨物量のガウス過程回帰

ガウス過程回帰とは、カーネル関数と呼ばれる非線形写像を用いて関数の入力と出力のデータセットから未知の関数を推定する非線形回帰の手法である(赤穂, 2018)。夜間光指標と発生・集中貨物量の間に非線形の関係があると仮定し、その関係をより正確にモデル化するために本研究ではガウス過程回帰の手法を用いる。Elastic Net で得られた説明力が高いと考えられる指標を入力データ、貨物の発生・集中量を出力データとしてガウス過程回帰を行う。ここでは以下の $g(x)$ を推定する場合を考える。

$$y^{(i)} = g(x^{(i)}) + \varepsilon^{(i)} \quad (9)$$

ここで $x^{(i)}$ は入力、 $y^{(i)}$ は出力、 $\varepsilon^{(i)}$ は $x^{(i)}$ に含まれる誤差であり平均 0、分散 σ^2 のガウス分布に従うとする。また n 個の入力データを $x = (x^{(1)}, \dots, x^{(n)})^T$ 、出力データを $y = (y^{(1)}, \dots, y^{(n)})^T$ とする。ここで関数 $g(x)$ はガウス分布に従うとする。したがって、入力 $x^{(1)}, \dots, x^{(n)}$ に対して $g(x^{(1)}), \dots, g(x^{(n)})$ が平均 0 分散共分散行列 V をもつガウス分布に従うとする。このとき、 $g(x)$ の平均 $m_g(x)$ と分散 $\sigma_g^2(x)$ は以下の関係式で表される(福永・柴崎, 2018)。

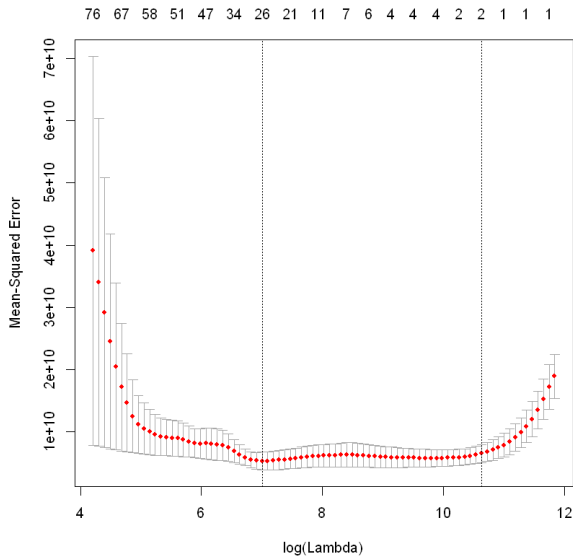


図5 発生貨物量のクロスバリデーションの結果

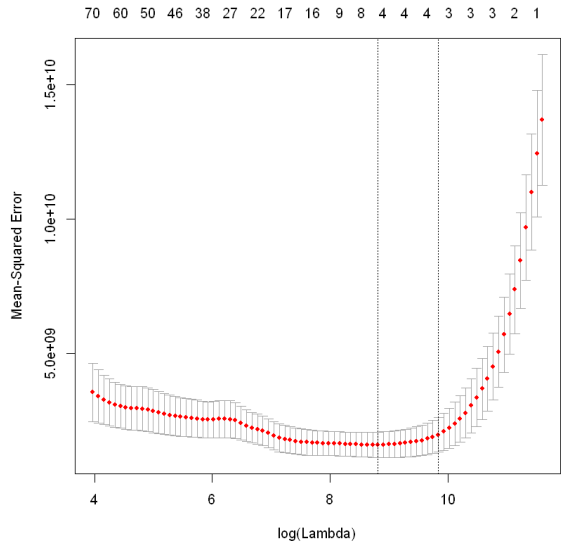


図6 集中貨物量のクロスバリデーションの結果

$$m_g(x) = k_*(x)^T (K + \lambda_g I_n)^{-1} - y \quad (10)$$

$$\sigma_g^2(x) = k(x, x) - k_*(x)^T (K + \lambda_g I_n)^{-1} k_*(x) \quad (11)$$

λ_g は、ハイパーパラメータである。 K , $k_*(x)$ は以下の式で表される。

$$K = \begin{pmatrix} k(x^{(1)}, x^{(1)}) & \dots & k(x^{(n)}, x^{(1)}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x^{(1)}, x^{(n)}) & \dots & k(x^{(n)}, x^{(n)}) \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$k_*(x) = (k(x^{(1)}, x), \dots, k(x^{(n)}, x))^T K \quad (13)$$

今回、カーネル関数は、以下の RBF カーネルを用いる。分散 σ^2 、長さスケール l はそれぞれ $\sigma^2 = 1, l = 1$ とする。

$$k(x, x') = \sigma^2 \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2l^2}\right) \quad (14)$$

4. 研究結果と考察

(1) Elastic Net の結果

地域生活圏レベルの夜間光データと 112 個の社会経済指標を入力値として Elastic Net を用いて発生集中貨物量の推定に重要な変数の特定を行う。図 5, 6 はクロスバリデーションの結果、表 1 は発生・集中貨物量の Elastic Net の結果を表している。

貨物の集中は主に製造業が関係する指標（製造品出荷額、工業専用地域面積など）が選択されている。一方、発生貨物量は集中貨物量に比較して製造業に関わらず数多くの説明変数が選択されている。特に、第一次産業、第二次産業に関連する指標が多く選択されている。また、負の値を示している説明変数も存在し、住居専用地域面積や教育、学習支援業従業者数、製造業従業者数などに関しては大きく負の値になっていることが分かる。製造業従業者数に関しては、製造業に関連する指標であるのも関わらず負の値となることが予想外な結果となった。

表-1 Elastic Net のパラメータ推定の結果

説明変数	係数	
	発生	集中
製造品出荷額等【百万円】	148826.09	60694.23
評価総地積（宅地）【m2】	50051.85	
hatNLI(u)	18347.67	53187.96
集団回収量	15798.73	
工業専用地域面積【h a】	14766.84	3474.31
hatNLI(m)	9055.01	3292.01
unitNLI	8341.00	
工業地域面積【h a】	5357.67	
従業者数（漁業）【人】	5162.26	
従業者数（建設業）【人】	4188.17	
面積	2589.27	
都市計画区域指定面積【h a】	2047.99	
評価総地積（課税対象土地）【m2】	1901.81	
農林漁業者【人】	1467.94	
事業所数（電気・ガス・熱供給・水道業）【所】	279.99	
近隣商業地域面積【h a】	-955.52	
農家数（販売農家）【戸】	-1064.18	
第1次産業事業所数（経済センサス）【所】	-1138.10	
耕地面積【h a】	-2902.14	
事業所数（農林漁業）【所】	-2967.18	
事業所数（鉱業、採石業、砂利採取業）【所】	-3168.92	
直接搬入量	-7771.38	
農林漁業雇用者【人】	-7958.85	
住居専用地域面積【h a】	-15515.29	
従業者数（教育、学習支援業）【人】	-30750.79	
製造業従業者数【人】	-82881.14	
サンプルサイズ	206	206
α	0.876	0.959
λ	1100.93	6710.13

(2) ガウス過程回帰の推定結果

図 7,8 は Elastic Net で正の大きな係数が得られた変数に関してガウス過程回帰を行い、横軸を実績値、縦軸をガウス過程回帰による推計値としてプロットしたものである。発生貨物量において、 $\hat{NLI}(u)$ の重相関係数 R^2 は 0.5260 であり、 R^2 が 0.8005 である製造品出荷額等と比較し推計精度が低く、 R^2 が 0.4857 である評価総地積と比較して推計精度は高い。一方、集中貨物量においては、 $\hat{NLI}(u)$ の R^2 は 0.7584 であり、 R^2 が 0.7638 である製造品出荷額等と同等の推計精度であり R^2 が 0.5151 である工業専用地域面積より推計精度は高い。また、発生貨物量と

比較して、集中貨物量は推計精度が高くなっている。Elastic Netの結果から分かるように、貨物の発生には多くの説明変数が影響しているが、貨物の集中には、製造業に関連する比較的少ない説明変数が影響しているということが分かる。このことが、発生貨物量に比較して推計精度が高くなっている要因であると考えられる。

貨物の発生・集中両方において、実績値よりも小さく推計されている地域が多く見られ、特に発生でこの傾向は顕著である。過大に推計されている地域については、発生貨物量だと多摩や南部(沖縄)、集中貨物量だと成田や多摩など一部地域で見られるが、過小に推計されてい

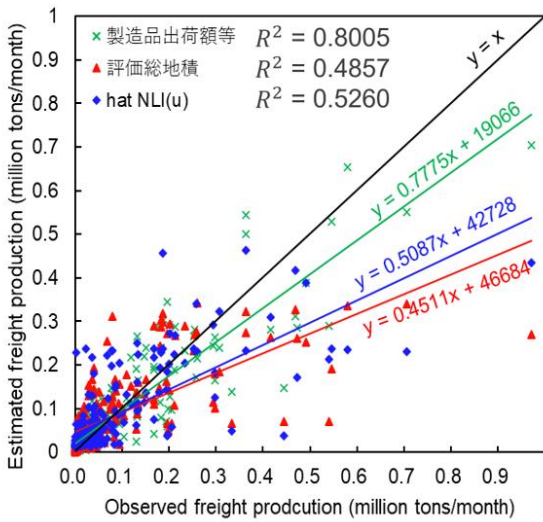


図-7 発生貨物量の実績値と推定値の比較

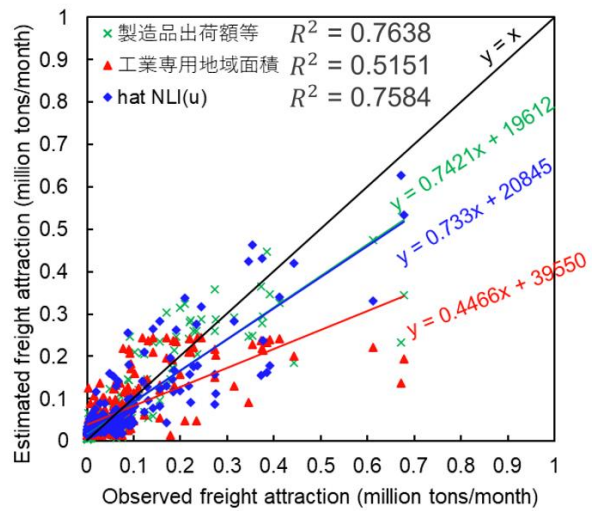


図-8 集中貨物量の実績値と推定値の比較

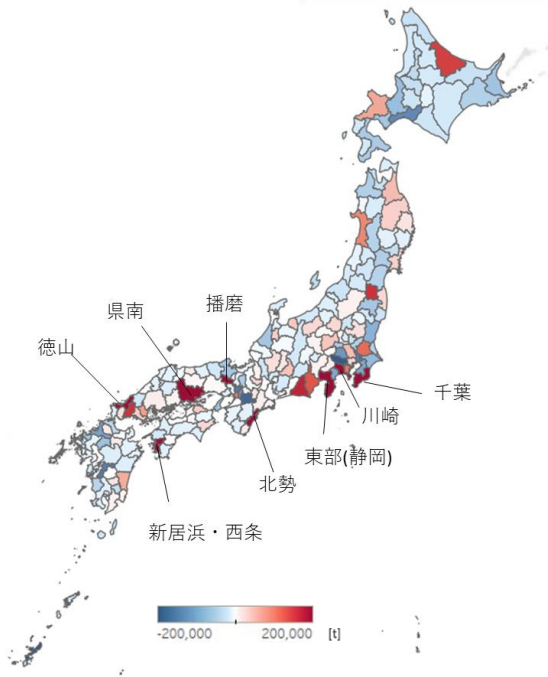


図-9 発生貨物量の $\hat{NLI}(u)$ の実績値と推定値の差 (実績値 - 推定値)

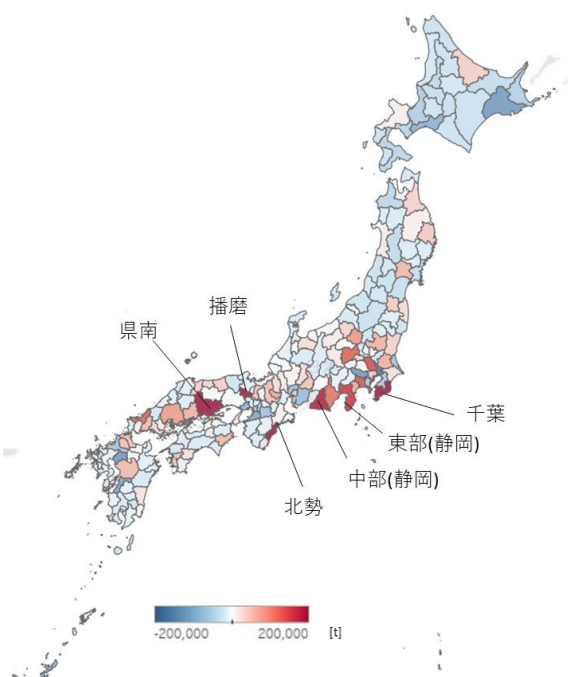


図-10 集中貨物量の $\hat{NLI}(u)$ の実績値と推定値の差 (実績値 - 推定値)

る地域に比べ数は少ない。実績値よりも過小に推定されている部分の地域の特徴を分析するために、実績値から推計値を引いた値のヒートマップを図 9, 10 に示す。

図 9 は発生貨物量についてのヒートマップである。発生貨物量の過小推計が起きている地域の特徴として、臨海部の特に工業地域であることがあげられる。過小推計の幅が 200,000[t] を超える地域としては、千葉や県南、播磨、北勢、川崎などの大規模な工業地域や、新居浜・西条や徳山といった人口規模と比較して工業が盛んな地域があげられる。これら 8 地域の平均誤差は 372,842[t] であるのに対し、その他地域の平均誤差は 37,738[t] であることから、これらの地域の誤差が大きいことが分かる。

図 10 は集中貨物量についてのヒートマップである。集中貨物量においても、工業地域での過小推計という発生貨物量と同様の傾向が見られる。過小推計の幅が 150,000[t] を超える地域としては、千葉、播磨、県南、北勢、中部(静岡)、東部(静岡)があげられる。これら 7 地域の平均誤差は 214,631[t] であるのに対し、その他の地域は 31,996[t] であることから、これら地域の誤差が大きいことが分かる。

(3) 夜間光データの補正

臨海部の工業地域の発生・集中貨物量の過小推計を改善するために、夜間光データの補正を行う。発生・貨物量が過小に推計されている地域の特徴として、臨海部の工業地域などが見られ、そのような地域は実際の発生・集中貨物量も多い。夜間光量は生活光などの影響で人口が集中している地域で多くなると考えられるため、工場の占める面積が大きい工業地域における過小推計は、発生・集中貨物量に対して夜間光量が少なくなることが要因であるという仮説が考えられる。

工業規模の大きい地域の夜間光量が多く、工業規模が小さい地域の夜間光量が少なくなるように、夜間光データに対して工業専用地域面積を乗じて、式(15)のような補正を行う。

$$\hat{NLI}(u)_k^{industrial} = \hat{NLI}(u)_k \times I_k \quad (15)$$

I_k : 生活圏 k における工業専用地域面積

補正前の $\hat{NLI}(u)$ と、補正後の $\hat{NLI}(u)_{industrial}$ を用いてガウス過程回帰による推定を行った結果は図 11, 12 のようになる。発生貨物量においては、千葉、県南、播磨、北勢、川崎など、発生貨物量の実績値が 500,000[t] を超えるような大規模な工業地域は過小推計が修正されている。一方、徳山、新居浜・西条といった人口規模が小さい地域においては、修正の幅は小さい。集中貨物量においては、千葉、北勢、播磨、県南といった工業地域において過小推計が修正されている。また、発生・集中貨物量両方で推計精度の向上が見られる。また図 11, 12 か

ら、今回の補正が非工業地域の推計精度に悪影響を与えていることもないことが分かる。

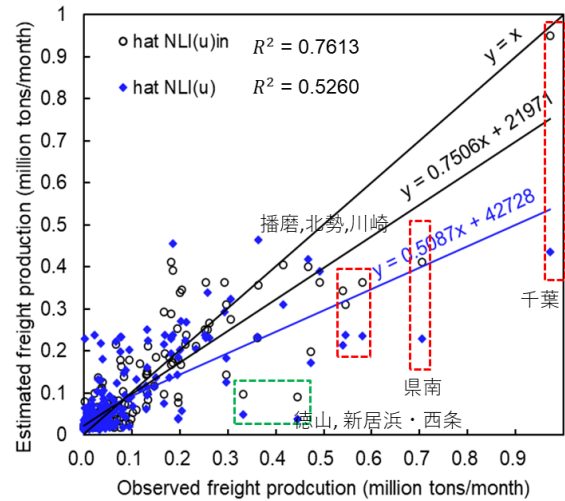


図-11 発生貨物量の実績値と夜間光による推定値の比較

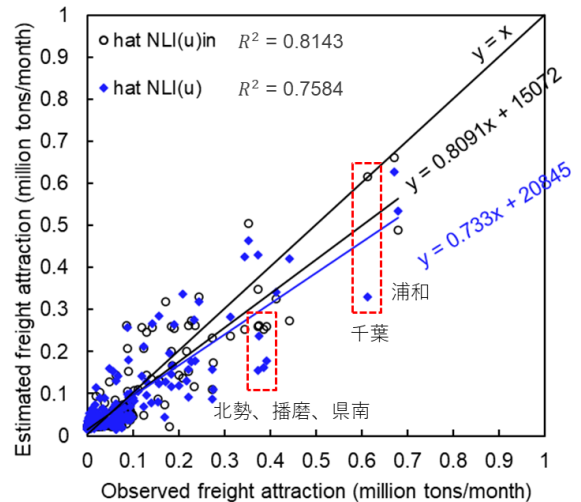


図-12 集中貨物量の実績値と夜間光による推定値の比較

5. おわりに

本研究では、207 生活圏ゾーンにおいて夜間光が発生・集中貨物量推定に有効であるかどうかを検討した。その結果、207 生活圏ゾーンというエリア区分においても、夜間光指標は有効な指標の一つであるということが分かった。Elastic Netによる分析の結果、発生・集中両方において可住面積を考慮した夜間光指標は、高い説明力があるということが分かった。また、集中貨物量に比べ発生貨物量の方が夜間光による推定精度が低いことが分かった。Elastic Netにおいて多くの変数が残ったことから、貨物の発生量には複数の説明変数が影響していると考えられる。

ガウス過程回帰による推計値のプロットの結果、夜間光指標の特徴として発生・集中ともに工業地域において

貨物量の過小推計が発生することが分かった。工業地域では貨物の発生・集中度に対して、生活光などを含む夜間光量が少なく観測されることが過小推計の要因であると考えられる。可住地域面積を考慮した夜間光指標に対して、工業専用地域面積を乗ずるなどして、工業地域における夜間光量を増大させる処理を行うことで、推計精度の向上が見られた。

Kawasaki et al. (2022) の 47 都道府県レベルでの推計との比較を行うと、ゾーンの細分化により重相関係数の値は減少している。47 都道府県レベルの発生・集中貨物量の unit NLI による推計の重相関係数の値が 0.711, 0.732 であるのに対し、207 生活圏レベルでは 0.4005, 0.6402 であった。推計精度の低下の背景としては、207 生活圏ゾーンでは都道府県レベルと比較して、各ゾーンの製造業などの産業の特徴が強く表れたことによってばらつきが生じたことが考えられる。

最後に、今後の課題として、推計精度をより向上させていく必要性が挙げられる。特に発生貨物量は、集中貨物量に比較して推計精度が低い。発生貨物量は ElasticNet で多くの変数が残っていることから、それらの指標などを考慮して、発生貨物量の推計精度を向上させていく工夫が考えられる。もう一つの課題は、モデルの適用可能性である。このモデルは、日本という限定的な地域にしか適用していない。日本とは産業構造や地理的構造が異なる開発途上国などにおいても同様な結果が得られるのか検証していく必要がある。

参考文献

- 1) Kawasaki, T., Nakanishi, W., Hyodo, S., Namba, Y., Mori, H., & Kishi, H. (2022). Estimating freight production/attraction using nighttime satellite imagery. *Communications in Transportation Research*, 2, 100067.
- 2) Holguín-Veras, J., Jaller, M., Sánchez-Díaz, I., Campbell, S., & Lawson, C. T. (2014). Freight generation and freight trip generation models. In *Modelling freight transport* (pp. 43-63). Elsevier.
- 3) Sahu, P. K., & Pani, A. (2020). Freight generation and geographical effects: modelling freight needs of establishments in developing economies and analyzing their geographical disparities. *Transportation*, 47(6), 2873-2902.
- 4) Alho, A. R., & de Abreu e Silva, J. (2015). Modeling retail establishments' freight trip generation: a comparison of methodologies to predict total weekly deliveries. *Transportation*, 1-18.
- 5) Dai, Z., Hu, Y., & Zhao, G. (2017). The suitability of different nighttime light data for GDP estimation at different spatial scales and regional levels. *Sustainability*, 9(2), 305.
- 6) 全国幹線旅客純流動調査, 集計ゾーンの区分 | 国土交通省
<https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/soukou/content/001340155.pdf>
- 7) 萩野保克, 塚田幸広, 皆川武士. 道路上の貨物流動状況の推計に関する研究. 土木計画学研究・講演集, 33.
- 8) 赤穂昭太郎. (2018). ガウス過程回帰の基礎. システム/制御/情報, 62(10), 390-395.
- 9) 福永修一, 柴崎祐一. (2018). ガウス過程回帰に基づく拡張リスク鋭敏型フィルタ. 計測自動制御学会論文集, 54(2), 253-260.

Estimation of the freight generation/attraction in local living areas using nighttime light data

Rikimaru IKUMOTO, Tomoya KAWASAKI, Satoshi HYODO and Agnivesh PANI

The estimation of cargo generation and concentration is the first step in the creation of OD tables and is an important research issue. Not many countries have conducted large-scale logistics-related surveys, and socioeconomic indicators such as population and GDP have been used to estimate the volume of cargo generated and concentrated. However, the accuracy of estimates based on these indicators is not necessarily high, and there is also the issue of difficulty in obtaining such data, especially in developing countries. On the other hand, nighttime light data, a type of satellite image data, is available for almost all countries and zones, and has been verified to be effective in estimating the volume of cargo generated and concentrated in each prefecture in Japan (Kawasaki et al., 2022). In this study, we used Elastic Net and Gaussian process regression to verify the validity of nighttime light data in estimating the volume of freight generated in the 207 Living Area Zone and attempted to improve the accuracy of the estimation. The analysis results showed that nighttime light data, which is alternative data, is effective in estimating the volume of freight generated and concentrated in the 207 Living Area Zone, and that the accuracy of the estimation is improved by using the area of industrial zones. In addition, it was found that the estimation accuracy of nighttime light data considering the area of inhabitable land was second only to that of manufactured goods shipments, one of the socioeconomic indicators.