空間統計分析を用いた熱環境の地域特性の把握

大西　暁生[1]・一ノ瀬　俊明[2]・平野　勇二郎[3]・白木　洋平[4]

[1]正会員　横浜市立大学教授　データサイエンス学部（〒236-0027 横浜市金沢区瀬戸22-2）
E-mail: onishi@yokohama-cu.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　国立研究開発法人国立環境研究所 社会システム領域（〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2）
E-mail: toshiaki@nies.go.jp

[3]正会員　国立研究開発法人国立環境研究所 社会システム領域（〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2）
E-mail: yhirano@nies.go.jp

[4]正会員　立正大学　データサイエンス学部（〒360-0194 埼玉県熊谷市万吉1700）
E-mail: shiraki@ris.ac.jp

都市の熱環境を把握するため，衛星画像の情報が多く使われてきた．また，この情報を用いることで地表面温度を把握したり，土地被覆を抽出したりすることで，多くの既存研究において，これら両者の関係が統計的手法を用いて検討されてきた．

本研究では，衛星画像から複数の機械学習の手法を用いて，精度の高い土地被覆を抽出することを試みた．次に，地表面温度と得られた土地被覆との関係を相関分析や重回帰分析を用いて把握した．ここでは，Global とLocal の双方のMoran's I分析を行うことで，地表面温度が周辺を含めて高い地域（ホットスポット）と比較的低い地域（コールドスポット）を抽出し，その地表面温度と土地被覆との関係も分析した．最終的に，地理的加重回帰分析を用いることで，各地域において推定される土地被覆ごとの係数の違いを比較・検討することで，地域の特徴を明確にすることを試みた．

Key Words : *thermal environment, regional characteristics, hotspot & coldspot, geographically weighted regression*

1. はじめに

都市の温暖化と言われるヒートアイランド現象が問題とされて久しい．こうした局所的な熱環境の悪化が，地球温暖化と相まって，今後，ゲリラ豪雨の激化や熱中症の多発など，多くの問題を生ずる恐れがある．

こうした都市の熱環境については既に多くの研究がなされてきた．ここでは，特に統計的な手法を用いて分析した既存研究を紹介する．

近藤ら[1)]は，関東平野の諸都市を対象に，ランドサットから得られた観測輝度温度をもとに，ヒートアイランド強度 とDID人口やその面積等の関係を回帰式や相関係数をもとに示した．武市[2)]は，平野の中の都市として，高知県南国市の市街地を対象に，夜間の気温分布観測を実施し，主成分分析を用いて夜間の気温分布の形成要因を分析し，第1義的には人為的要因が関係している可能性があることを示した．他方，桑原は[3)]， ヒートアイランド現象と逆のクールアイランド現象が確認されるようになり，都市部の方がその近郊よりも気温が低い現象がみられることを指摘した．

ヒートアイランドや都市熱環境を統計的に扱う場合，対象地域全体を一般化してその特徴を示すことは重要である．ただし，地域によっては，その特徴が異なる場合が考えられる．このような観点から，例えば，大西ら[4)]，大西・前崎[5)]，大西・一ノ瀬[6)]では，空間的な要素を加味した統計手法を用いることで，緑地の熱環境緩和効果の空間的な特徴や，地理的加重回帰法を用いた地表面温度の再現性の高さの検証，また地表面温度が周辺を含めて高い地域（ホットスポット）と比較的低い地域（コールドスポット）の特徴を検討してきた．

本研究では，こうした既存研究を参考且つ応用することで，空間統計分析の手法を用いて，ホットスポットとコールドスポットの特徴を明らかにし，さらに空間的要素を加味した地理的加重回帰法を用いることで地域固有の特徴を明確にすることを試みる．

2. 対象地域と使用データ

(1) 対象地域

本研究の対象地域は，東京都西部や川崎市，横浜市（南部は一部対象外），相模原市（緑区は一部）など神奈川県の東部を含む地域である．

（2）使用データ

地表面温度の情報は，2022年9月26日10時16分28秒に撮影されたLandsat 8のバンド10（熱赤外：空間解像度は100m）を使用した．

土地被覆抽出のために使用したのは，2021年12月3日10時37分21秒に撮影されたSentinel-2のバンド2～4と8（BGR と近赤外：空間解像度は10m）を用いた．

上記の衛星画像は，それぞれ空間解像度が異なるため，データを抽出・集計する際には，300m×300mの格子を設けた．この合計は，15,490格子となる．

3. 分析方法

（1）土地被覆の抽出

本研究では，Sentinel-2から土地被覆を抽出するため，田中等[7]の書籍をもとに，機械学習（教師あり）の手法を用いる．ここでは，7手法を試みたが，精度の高かった3手法について以下に説明する．

まずは，ロジステック回帰の手法である．これは，目的変数の値域を0と1といった二値分類問題に使われるものである[7]（ただし，3種類以上の分類問題にも適用可能）．シグモイド関数で表される確率モデルで推定する手法であり，閾値を設定することで分類する．式(1)が推定式である．

$$P = \frac{1}{1 + \exp\left(-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_{2X_2} + \cdots + \beta_{nX_n}\right)} \tag{1}$$

SVM（Support Vector Machine）は，マージンと呼ばれる境界線の縁の最大化をする識別関数である．これは，関数にマージンを通過する2つの線を引き，この幅を最大化する．

k近傍法（kNN：k-Nearest Neighbor Algorithm）は，元となるデータやその分布について仮定することなく，他のデータポイントへの近接性に基づいて選択しクラスに分類する手法である．ポイント間の距離には，ユークリッド距離が使われることが多い．新しいデータポイントとそれ以外の学習データポイントとの距離を単純に計算し，データポイントの大部分が属するクラスに分類する[7]．

ここでは，土地被覆の項目を水域，人工構造物，水田・畑地，草地・裸地，樹木・竹林と設定した．また，本論文で使用したトレーディングデータは，JAXAの「日本域10m解像度土地利用土地被覆図【2018～2020年】（バージョン21.11）」[8]より提供を受けたデータから取得した．

（2）空間的自己相関分析

本研究では，Landsat 8の熱赤外データから摂氏度の地表面温度に変換し，これをもとにホットスポットとコールドスポットを抽出する．

GlobalのMoran's Iは，相関分析をもとに，空間的な重み付け行列の要素を加味したものである．
以下がその式(2)となる．

$$(Global)Moran's\ I = \frac{N}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_{ij}\,(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2} \tag{2}$$

対象地域には，*N*個の格子があるとすると，地区*i*の格子はx_iとなり，格子全体の平均値は$\bar{x}$，格子*ij*間の空間重み付け行列の要素はw_{ij}となる[6]．

Global Moran's Iは，-1～+1の値をとる．+1に近ければ，互いに近い値を持つ格子が隣接しており，正の空間的自己相関が強くなる[6]．他方，-1に近くなれば，近隣の格子の値が異なるか，もしくは近い値を持つ格子が分散しているため，負の空間的自己相関が強くなる[6]．

Local Moran's I は，格子ごとにMoran's I 値が計算される．以下がその式(3)となる．

$$Local\ Moran's\ I = \frac{(x_i - \bar{x})}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2} \sum_{j=1}^{N} w_{ij}\,(x_j - \bar{x}) \tag{3}$$

（3）地理的加重回帰法（GWR）

本研究では，地表面温度と土地被覆の関係を分析するため，既存研究でも多く使用されてきた最小二乗法（OLS：ordinary least squares）による重回帰分析をまずは行う．この分析では，対象地域全体として，地表面温度に対して，各土地被覆が与える影響の平均的な傾向を表す係数が得られる．

他方，地理的加重回帰法（GWR：Geographically Weighted Regression）は，回帰係数が場所ごとに異なる可能性を考慮したモデルであり，得られる係数は格子ごとに異なる．以下がその式(4)となる．

$$y_i = \beta_{01} + \sum_{k=1}^{K} x_{ik}\beta_{ki} + \varepsilon_i \tag{4}$$

y_i：目的変数，x_{ik}：説明変数，$\beta_{0i}, \beta_{1i}, \ldots, \beta_{Ki}$：偏回帰係数，$\varepsilon_i$：誤差項

カーネルと呼ばれる距離の減衰関数を用いて各格子のデータを重み付けする．ここではガウスカーネルを用いる．

4. 分析結果

(1) 土地被覆の抽出結果

表-1に，土地被覆分類の精度比較の結果を示す．この精度は，トレーニングデータの選択によって異なるため，分類精度は同じ手法であっても毎回，同じ結果が得られる訳ではない．ただし，何度か分類を実施した際の順位は概ね変わることがなかった．この結果，SVMとk近傍法は水域を過剰に抽出している可能性が示唆され，またロジステック回帰は樹木・竹林を過剰に抽出している可能性があることが分かった．ただし，ロジステック回帰の手法を用いた土地被覆の精度が最も高いことが分かった．以降の分析では，**図-1**のロジステック回帰の結果の土地被覆を利用する．

(2) 空間的自己相関分析の結果

GlobalのMoran's IのMoran インデックスは0.90であり，地表面温度の高い所や低い所が集塊していることを表している．また，Zスコア（162.43）のため，クラスタリングのパターンが，1%未満の確率でランダムな現象で発生したと推定される．

図-2に，Local Moran's I によって得られたホットスポットとコールドスポットの抽出結果を示す．この結果，東京都西部，川崎市，神奈川県の内陸を中心にホットスポットが発生していることが分かる．一方で，海域や山間部でコールドスポットが発生していると共に，画像の右下から左上にかけて比較的ホットスポットが少なく、また分散したコールドスポットがあることが分かる．また，この傾向を明確にするため，**表-2**に各行政区におけるホットスポットとコールドスポットの割合（トップ10）を示す．ただし，衛星画像が行政区域の一部だけ占めている場合があり，各市区町村のホットスポットとコールドスポットの特徴がこの一部地域の特徴だけを反映

表-1 土地被覆分類の精度比較の結果

順位	手法	精度
1	ロジステック回帰	0.82
2	SVM	0.79
3	k 近傍法	0.78
4	ニューラルネットワーク	0.77
5	ランダムフォレスト	0.75
6	決定木	0.75
7	ナイーブベイズ分類器	0.64

表-2 ホットスポットとコールドスポットの割合（トップ 10）

ホットスポット		コールドスポット	
市区町村	割合	市区町村	割合
中野区	86%	愛甲郡清川村	99%
世田谷区	66%	秦野市	85%
杉並区	64%	相模原市緑区	58%
川崎市中原区	60%	愛甲郡愛川町	51%
相模原市中央区	60%	伊勢原市	45%
大和市	60%	八王子市	30%
狛江市	59%	厚木市	30%
目黒区	56%	横浜市中区	19%
調布市	51%	横浜市鶴見区	14%
横浜市港南区	46%	町田市	8%

※各行政区域の格子数の合計に対するホットスポットとコールドスポットの各々の格子数の割合

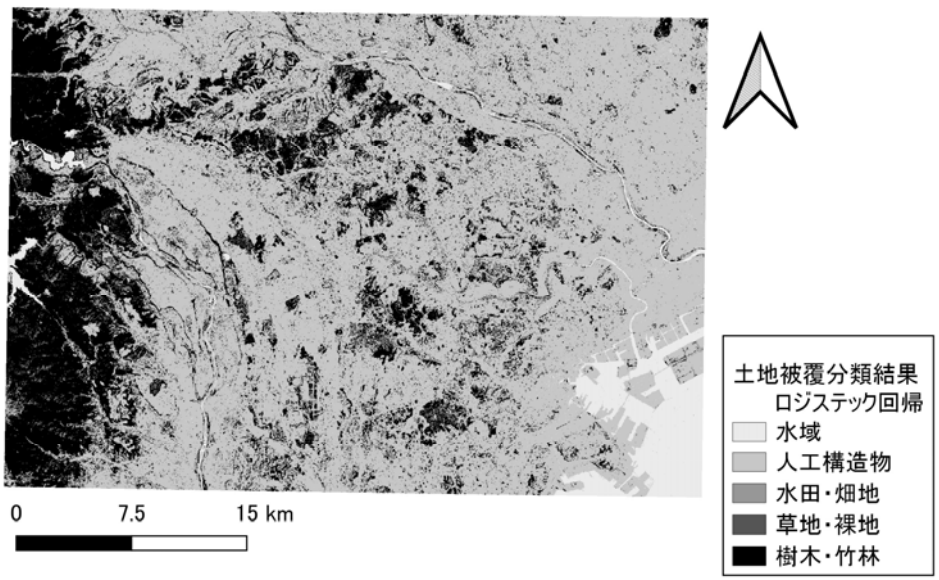


図-1 ロジステック回帰による土地被覆分類結果

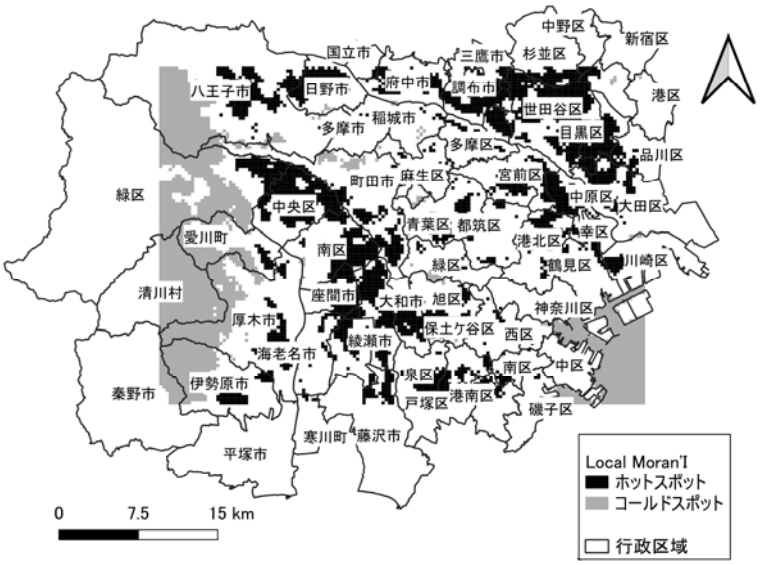


図-2　ホットスポットとコールドスポットの抽出結果

表-3　ホットスポットとコールドスポットの特徴

	全データ	ホットスポット	コールドスポット
LST（℃）	25.83	28.21	21.00
水域	4%	0%	21%
人工構造物	65%	92%	8%
水田・畑地	6%	3%	4%
草地・裸地	2%	1%	2%
樹木・竹林	22%	4%	65%

※LST：地表面温度

表-4　地表面温度と土地被覆の相関分析の結果

土地被覆	全データ	ホットスポット	コールドスポット
水域	-0.43	-0.16	-0.30
人工構造物	0.92	0.58	0.69
水田・畑地	-0.12	-0.43	0.45
草地・裸地	-0.09	-0.41	0.04
樹木・竹林	-0.74	-0.51	-0.04

していることになり，この点は注意が必要である．

ここで，**表-3**にホットスポットとコールドスポットにおける地表面温度と土地被覆の特徴を明らかにするため，その平均温度と面積割合を各々示す．この結果，地表面温度はホットスポットとコールドスポットの間で7℃近い差が生じており，その特徴の違いが明確である．また，土地被覆もホットスポットにおいて人工構造物が92%を占めており，対してコールドスポットでは樹木・竹林や水域の占める割合が高いことが分かる．ただし，面積割合は小さいものの，ホットスポット内に樹木・竹林といった自然的な土地被覆が混じっており，対してコールドス

表-5　地表面温度と土地被覆の推定結果（全データ）

土地被覆	偏回帰係数	標準偏回帰係数	t 値
水域	-5.33**	-0.37	-35.98
人工構造物	3.24**	0.41	22.17
草地・裸地	-3.87**	-0.03	-8.38
樹木・竹林	-3.89**	-0.44	-25.68
定数項	24.89**		175.34

R^2＝0.87　$Adj R^2$＝0.87　N＝15,490

**：P<0.01

表-6　地表面温度と土地被覆の推定結果（ホットスポット）

土地被覆	偏回帰係数	標準偏回帰係数	t 値
水域	-7.34**	-0.14	-10.49
人工構造物	3.82**	0.50	29.76
草地・裸地	-5.76**	-0.12	-7.26
定数項	24.80**		198.35

R^2＝0.36　$Adj R^2$＝0.36　N＝3,497

**：P<0.01

表-7　地表面温度と土地被覆の推定結果（コールドスポット）

土地被覆	偏回帰係数	標準偏回帰係数	t 値
水域	-0.63**	-0.18	-12.32
人工構造物	5.52**	0.61	42.09
水田・畑地	3.46**	0.16	10.19
定数項	20.52**		737.29

R^2＝0.54　$Adj R^2$＝0.54　N＝2,548

**：P<0.01

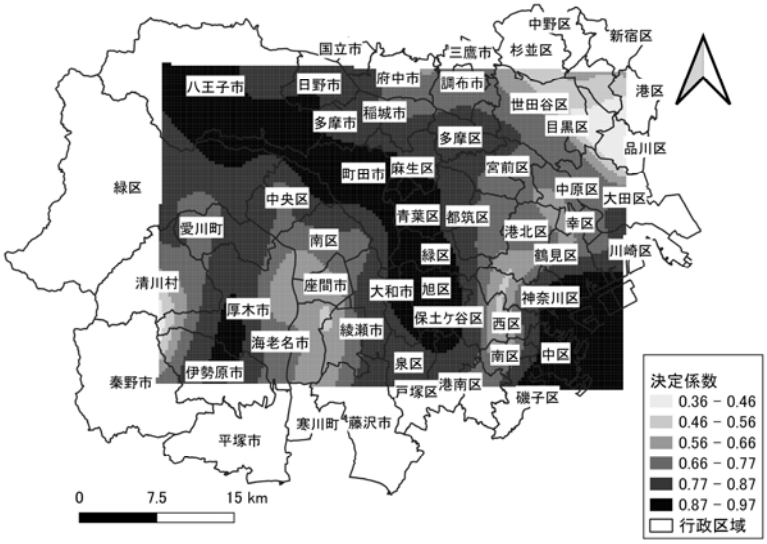


図-3　地理的加重回帰法による格子ごとの決定係数の推定結果

ポットにも人工構造物が一定割合混在しており，こうした微細な特徴が地域性につながっている可能性が考えられる．

(3) 重回帰分析の結果

ここでは，地表面温度を被説明変数とし，各土地被覆割合を説明変数とした重回帰分析の結果を示す．この際，全データ，ホットスポットとコールドスポットの各々を対象とした結果を示す．また，推定の際に多重共線性が発生する場合には，VIF（分散拡大係数：variance inflation factor）等をもとに変数選択を行った．重回帰分析の前提として，**表-4**に地表面温度と土地被覆の相関分析の結果を示しておく．

表-5に，全データを用いた地表面温度と土地被覆の推定結果を示す．この結果，自由度調整済み決定係数は0.87と高く，また推定された説明変数は1%有意を満たしている．正の係数は人工構造物であり，地表面温度の上昇に寄与していることが分かる．他方，それ以外の自然的な土地被覆は負の係数となっている．

表-6にホットスポットの格子を対象とした地表面温度と土地被覆の推定結果を，**表-7**にコールドスポットのそれを示す．この結果，自由度調整済み決定係数はさほど高くないが，推定された説明変数は1%有意を満たしていることが分かる．ホットスポットの特徴として，人工構造物が地表面温度上昇に寄与しており，水域や草地・裸地が温度緩和効果があることが分かる．他方，コールドスポットの特徴として，地表面温度上昇に人工構造物だけではなく，水田・畑地が関わっていることが判明した．地表面温度の緩和には水域が関係している．

(4) 地理的加重回帰法（GWR）の推定結果

ここでは，地表面温度と土地被覆の関係において，

表-8　地表面温度と土地被覆の推定結果
（地理的加重回帰法）

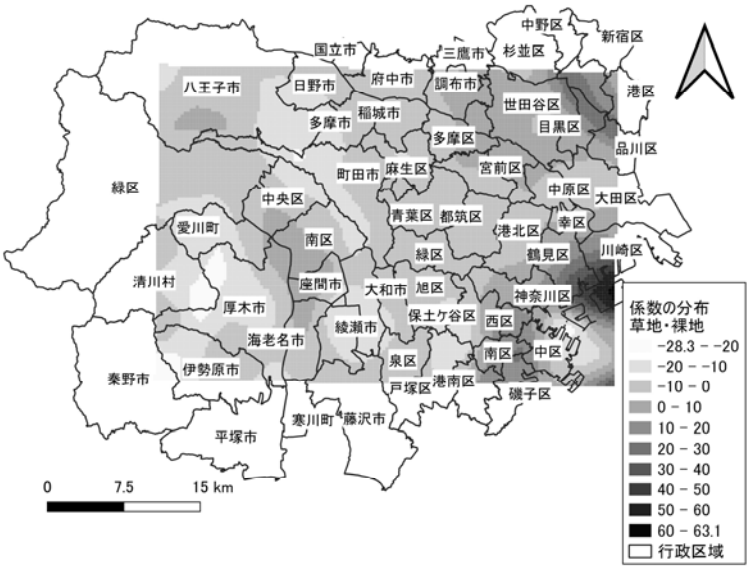
変数	人工構造物	草地・裸地	樹木・竹林
平　均	7.13	-3.26	1.92
標準偏差	3.85	10.57	4.69
中央値	6.93	-5.04	1.00
第 1 四分位数	4.30	-9.42	-1.65
第 3 四分位数	9.43	0.49	5.19
最小	-2.46	-28.30	-8.73
最大	26.12	63.07	21.84
四分位範囲	5.13	9.91	6.84

R^2=0.94　$AdjR^2$=0.94　N=15,490
Residual Squares: 3,118.51，Effective Number: 92.17
AICs: 12,566.37

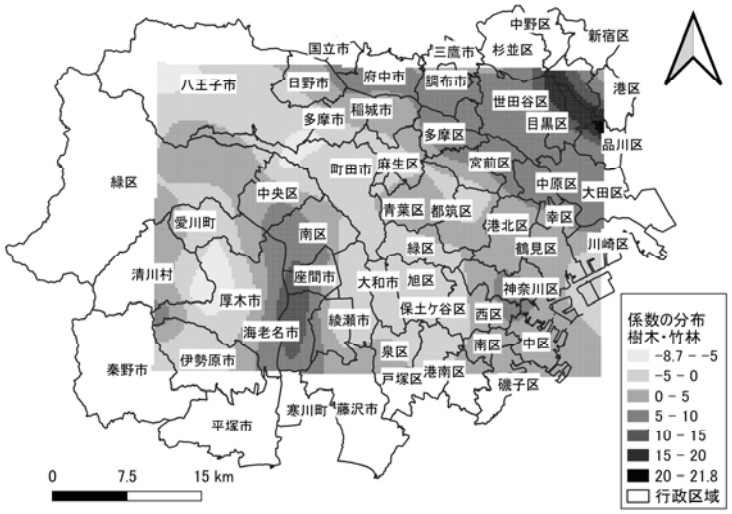
地域ごとの特徴が異なるかどうかを検証する．そのため，地域ごとにおいて異なる係数を推定できるGWRを用いる．

GWRは，前述の重回帰分析と同じく，多重共線性に注意する必要があるため，3変数を選択したモデルをここでは採用する．また，バンド幅は3,000mに固定している．

表-8に，GWRによる地表面温度と土地被覆の推定結果を示す．自由度調整済み決定係数は，**表-5**の重回帰分析の結果よりも向上しており，推定精度の高さが伺える（ただし変数の数は異なる）．また，**図-3**に格子ごとの決定係数の結果を示す．これをみると，地域差が伺え，図の右下から右上の斜めのラインと厚木市や伊勢原市の大半で比較的高く，右上や左下で低い傾向が伺える．また，**表-8**からは，人工構造物の係数はほとんどの格子で正の値を示していることが分かる．他方，**表-8**と**図-4**に示すように，草地・裸地の係数は平均・中央値共に負の値を示しており，比較的多くの格子で地表面温度低減効果が



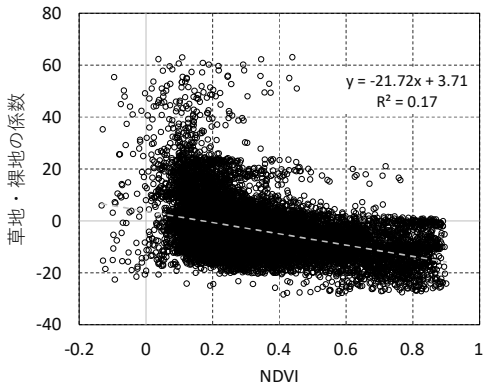
図−4　草地・裸地の係数の分布



図−5　樹木・竹林の係数の分布

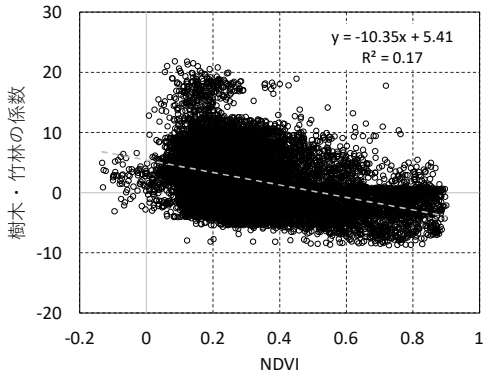
あることが分かる．意外であったのは，**表−8**と**図−5**に示すように，樹木・竹林が平均・中央値共に正の値となっており，多くの格子で地表面温度の緩和に寄与していない可能性が示された．ただし，これは樹木・竹林は草地・裸地と比較して，面積が大きく，都市内においては限定的な場所にのみ存在する可能性があり，樹木・竹林が存在する場所では局所的には地表面温度の緩和に寄与していることを示していると考えられる．ただし，得られた係数の値は草地・裸地が樹木・竹林よりも小さく，樹木・竹林の緩和効果は地域限定的であり，且つ効果が低い可能性が示唆された．ただし，これについては推定精度の問題や1時点のみの衛星画像を用いた結果となっており，今後更なる検証が必要である．

最後に，各格子において，土地被覆ごとの係数が異なる原因として，植生の活性具合と関係があるのではないかと仮定し，この検証を行う．植生の活性具合には，Sentinel-2から計算したNDVI（正規化植生指標：Normalized Difference Vegetation Index）の値を用いる．**図−6**に各格子の草地・裸地の係数とNDVIの関係を示し，樹木・竹林の同様のものを**図−7**に示す．ここでは水域面積が大きい格子の影響を除去するため，格子サイズの5割以上を占めるものを削除している．使用した格子は全体の96.21%である．この結果，どちらも決定係数はさほど高くないが傾きが負の値を示しており，地域ごとの係数の違いの要因の一つとして植生の活性具合が多少関係しているのではないかということが推測される．特に，植生の活性具合が高くなると係数の値も低くなっており，地表面温度の緩和効果が高まることが示



N=14,903

図-6 草地・裸地の係数と NDVI の関係



N=14,903

図-7 樹木・竹林の係数と NDVI の関係

唆される．ただし，決定係数がさほど高くないことから，今後，他の要因を含めて更なる検討が必要である．

5. おわりに

本研究では，Sentinel-2から機械学習の手法を用いて，精度の高い土地被覆を抽出することを試みた．次に，Landsat 8の地表面温度と得られた土地被覆との関係を相関分析や重回帰分析を用いて把握した．ここでは，Global とLocal の双方のMoran'Iの分析を行うことで，ホットスポットとコールドスポットを抽出し，その地表面温度と土地被覆との関係も分析した．最終的に，地理的加重回帰法を用いることで，各地域において推定された土地被覆ごとの係数の違いを比較・検討した．これによって，地域の特徴を明らかにすることを試みた．

今後の課題として，地理的加重回帰法によって推定された土地被覆ごとの係数の違いをNDVIを一つの要因と仮定して分析したが，今後，これ以外の要因についても検討する必要がある．例えば，地表面温度の緩和効果であれば，植生などの空間分布（集塊度）などが関係する可能性がある．また，地表面温度の上昇に関わる人工構造物の係数には人口密度やその土地利用等の用途も関係する可能性がある．こうした詳細な要因を特定することで，都市熱環境の改善に向けた対策が，より具体的になると考えられる．

謝辞：本研究は，基盤研究（B）（一般）「リモートセンシングとビッグデータにもとづく熱ストレス分析と都市計画への応用（代表：一ノ瀬俊明，課題番号：21H01468）」の助成を受けた．また，横浜市立大学戦略的研究推進事業から助成を受けたものである．記して謝意を表する．

REFERENCES

1) 近藤昭彦・栗原昭子・三上岳彦：ランドサットデータよる関東平野の諸都市のヒートアイランド強度の解析，日本リモートセンシング学会誌，Vol.13, No.2, pp120-130，1993. [Kondoh, A., Kurihara, A. and Mikami, T.: Analyses on the heat island intensities of the cities in the Kanto plain by LANDSAT data, Journal of The Remote Sensing Society of Japan, Vol.13, No.2, pp120-130，1993.]

2) 武市伸幸：高知県南国市のヒートアイランドと形成要因，天気，49(1), pp.47-56, 2002. [Takeuchi, N.: A Study of the heat island and its causal factors in Nankoku city, Tenki, 49(1), pp.47-56, 2002.]

3) 桑原優美：ヒートアイランド現象を分析するための統計手法 (Session 6A)，日本計算機統計学会シンポジウム論文集，26巻，pp.95-98，2012. [Kuwabara, M.: Heat Island Gensho wo Bunseki surutameno Toukei Shuhou (Session 6A), Proceedings of the symposium of Japanese Society of Computational Statistics, Vol. 26, pp.95-98，2012.]

4) 大西暁生・奥岡桂次郎・石峰・森杉雅史：地理的加重回帰法を用いた緑地の熱環境緩和効果の季節・空間特性の把握，都市計画報告集，No.9-3，pp. 93-97, 2010. [Onishi, A., Okuoka, K., Shi, F. and Morisugi, M.: Understanding of seasonal and spatial characteristics of heat mitigation effect of vegetation by applying geographically weighted regression model, Reports of the City Planning Institute of Japan, No.9-3，pp. 93-97，2010.]

5) 大西暁生・前崎隆一：オブジェクト分類手法による詳細土地被覆情報の取得と地表面温度の再現性に関する研究，土木学会論文集G（環境）Vol.70，No. 5，地球環境研究論文集第22巻，pp. I_59-I_69，2014. [Onishi, A. and Maezaki, R.: Acquiring of fine land covers information by using the object based classification method, and examination of reproducibility of land surface temperature, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. G (Environmental Research), Vol.70，No. 5，Global Environment Engineering Research, Vol.22, pp. I_59-I_69，2014.]

6) 大西暁生・一ノ瀬俊明：夏季の時系列データによる地表面温度のホットスポットとコールドスポットの抽出とその空間的な特徴－2020年8月を対象として

ー，都市計画報告集，No. 20，pp.248-251，2021. [Onishi, A. and Ichinose, T.: Extraction of hot spots and cold spots of land surface temperature by time series data in summer and their spatial characteristics: a case of August 2020, Reports of the City Planning Institute of Japan, No. 20，pp.248-251，2021.]

7） 田中康平・田村賢哉・玉置慎吾・宮﨑浩之（監修）：Pythonで学ぶ衛星データ解析基礎―環境変化を定量的に把握しよう，技術評論社，2022. [Tanaka, K, Tamura, K., Tamaki, S. and Miyazaki, H. (Supervision): Python de Manabu Eisei Data Kaiseki Kiso -Kankyo Henka wo Teiryouteki ni Haaku siyou, Gijyutu Hyouron Sha, 2022.]

8） 日本域10m解像度土地利用土地被覆図【2018～2020年】（バージョン21.11）：ALOS利用促進研究プロジェクト，https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/jp/dataset/lulc/lulc_v2111_j.htm [High-Resolution Land Use and Land Cover Map of Japan [2018 ~ 2020] (Released in November 2021 / Version 21.11): ALOS Research and Application Project, https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/dataset/lulc/lulc_v2111_e.htm]

(Received June 19, 2023)
(Accepted August 21, 2023)

UNDERSTANDING OF REGIONAL CHARACTERISTICS OF THERMAL ENVIRONMENT USING SPATIAL STATISTICAL ANALYSIS

Akio ONISHI, Toshiaki ICHINOSE, Yujiro HIRANO and Yohei SHIRAKI

Satellite imagery has been widely used to understand the thermal environment of urban areas. This acquired information from the satellite imagery can be used to determine land surface temperatures (LSTs) and extract land covers (LCs), and many existing studies have analysed the relationship between those two using statistical methods.

This study attempted to extract accurate land cover from a satellite image using different types of machine learning methods. Then, the relationship between LSTs and land LCs was determined using correlation analysis and multiple regression analysis. Here, by conducting both global and local Moran's I analysis, areas with high LSTs (hotspots) and areas with relatively low LSTs (coldspots) were extracted, and the relationship between the LSTs and LCs were also analyzed. Finally, geographically weighted regression analysis was used to compare and examine the differences in the estimated coefficients for each land cover in each region, thereby clarifying the characteristics of the regions.