市街地空間の構成要素が気温に与える影響の動的変化

主查 浅見 泰司*1 委員 蛭田 有希*2

空間の構成が地域の熱環境に与える影響の把握を目的として、地点の気温と地点周囲の空間構成要素との関係の変動パターンを統計モデルにより示した。具体的には、1)空間構成の定量化方法、2)気温を説明しやすい空間情報指標の特定方法、3)空間情報を変数とした回帰モデルに生じる統計的バイアスの低減方法、を提示し、季節や時間帯ごとに、1)気温を空間構成によって説明できる程度、2)気温に影響を与える空間構成要素の種類、3)その影響の程度、を示した。結果、既存研究や物理現象と矛盾しない変動パターンが確認され、本研究手法は1年を通じて空間構成が地域の熱環境に与える影響を評価するうえで有用だと考えられた。

キーワード:1) 熱環境,2) 気温,3) 空間情報,4) 動的変化,5) 統計モデル,

6) Random forests, 7) CAR(conditional autoregressive models), 8) Hierarchical Bayesian models

MODELLING DYNAMIC CHANGE OF THE IMPACT OF SPATIAL ELEMENTS ON AIR TEMPERATURE IN URBANIZED AREAS

Ch. Yasushi Asami Mem. Yuki Hiruta

To develop an evaluation method for countermeasures against urban heat environmental problem throughout a year, we proposed a series of methods for modelling the dynamic change of the impact of spatial elements on air temperature. In concrete, we suggested 1) how to quantify spatial entities as spatial indicators, 2) how to select the spatial indicators that well explain air temperature, and 3) how to develop regression models avoiding the bias typically caused in the spatial analysis. We detected the dynamic pattern of the impact of spatial elements on air temperature that correspond to physical thermal effects.

1. はじめに

急速な都市化等による市街地高温化により, 熱中症被 害^{文1)}, 集中豪雨の増加^{文2)}, エネルギー需要の増加^{文3)} な どが懸念されている^{文4)}。このような背景から、市街地の 熱環境に関する研究は多く, 現在では熱環境シミュレー ションの構築が研究の主流となっている。例えば、放射 収支モデル、CFD (Computational Fluid Dynamics),都 市表面における熱収支シミュレーション、異なるシミュ レーションモデルを組み合わせた連成シミュレーション 等が構築され,日々,その精緻化が進んでいる^{文5)}。また, 都市計画の面からは, 対象地域を気候学的観点から分析 し,地域全体として,熱環境,大気環境,自然環境など を最適なものにするための地図集であるクリマアトラス を作成し、計画の指針とする取り組みがみられる*60。建 築分野では、建築環境総合性能評価システム CASBEE の サブシステム CASBEE-HI が提供され、建築物の敷地外環 境や室外環境が、熱環境の観点から詳細に評価されてい る 文 7)。

市街地高温化問題への対策には、人工排熱の低減、地表面被覆の改善、都市形態の改善、ライフスタイルの改善、等がある。中でも、地表面被覆の改善は、その効果が大きく、対策が効果に直結しやすいという特徴をもつ。そのため、地域の地表面被覆ひいては3次元的構成をも考慮した空間構成の在り方を、科学的な根拠に基づいて検討するための方法が求められる。その実現には、個別の条件ごとの熱環境の理解だけでなく、1年間や1日を周期として繰り返される気候条件の変化の中で、どの程度の距離範囲にある、どのような空間の構成要素が、気温に影響を及ぼしているのかについて、全体像を理解することが重要である。つまり、地点の気温と、その周囲の空間を構成する地物(以降、空間構成要素と呼ぶ)との関係が端的に示されることが理想的だといえる。

^{*1} 東京大学 教授・Ph.D. *2 国立環境研究所 特別研究員・博士 (工学)

数値計算に基づく熱環境シミュレーションは、特定の 条件における現象やメカニズムを理解するうえで不可欠 であり、その精緻化により複雑な気温形成メカニズムが 完全に解明されることは、将来的な到達点だといえる。 しかし、このような熱環境シミュレーションの結果は、 都市空間の再現方法、空間スケール、シミュレーション の目的(対象とする現象)、数値計算モデルの種類、物性 等に関するパラメータの与え方、などに強く依存する。 そのため、種類、生態学的立地環境、時々の気候条件ご とに蒸散特性が変化する植生の影響など、パラメータが 未解明な現象を考慮することは困難であり、季節や時間 帯によって繰り返される諸条件の周期的変化の中で、複 合的に生じる地物と熱環境との関係性の変化を包括的に 理解することも難しい。

本研究は、空間構成要素の分布パターンと気温との関係を理解するにあたり、「地点の気温とその周囲の空間構成要素との関係は常に同じではなく、季節、時間帯により動的に変化している^{文 11)}」という観点に注目する。空間構成要素と気温との関係は、気温や太陽放射、時々の風環境や人工排熱等に左右され、一定ではない。しかし、そういった現象の多くは、ある程度の幅を持ちながらも、季節、時間帯による周期によって繰り返されており、個々の地物と気温との関連性の強弱にも一定のパターンがあるものと考えられる。本研究では、この点に着目し、パターンの動的な変化をとらえることを目的とする。具体的には、1)影響の大きい空間構成要素の種類、2)計量方法、3)影響が生じる空間範囲、4)空間情報によって気温が説明される程度、の季節・時間帯による変化を示す。

このようなパターンの理解は、特定の時間帯の現象を再現するアプローチでは把握しきれない複合的な現象の全体像や、正確な入力パラメータが得られにくい自然的要素の影響の理解につながり、計画やデザインの拠り所になる実用的な知見を提供し得るものと考えられる。具体的には、空間構成の改変による影響の一年を通じたシナジー・トレードオフ関係の把握、気候変動によりもたらされる影響等を回避・軽減するための適応策の検討、熱環境改善施策の評価等を行ううえで有用だと考えられる

しかし,気温は,空間構成要素だけでなく,風環境,人工排熱等,複合的要因によって形成される。そのため,空間構成だけで気温を説明するには,多くの課題がある。主な課題として,以下の3点が挙げられる。1)空間構成を定量化する方法,2)定量化された多くの指標の中から特に気温を説明しやすい空間情報指標(以降,空間変数と呼ぶ)やその測定範囲を特定する方法,3)統計的なバイアスを避け,適切なパラメータを得るためのモデル構築方法,である。

本研究では、気温を被説明変数、空間情報指標を説明

変数とした回帰モデルを構築し、推定されたパラメータに基づき、気温と空間構成の関係の変動パターンを把握する。まず、実際の気温観測データと観測地点周囲の GIS データを用いて、1)空間構成要素を定量化する方法、2) 気温を説明しやすい空間変数の特定方法、を示したうえで、3)空間構成要素以外の要因が存在することによる統計的バイアスを回避しながら空間変数により気温を回帰する方法について検討し、その回帰モデルを実際のデータに適用して得られたパラメータに基づき、4) 気温と空間構成要素との関係の動的変化を示す。最後に、本研究の成果、並びに今後の展望と課題をまとめる。

2. 空間構成の定量化方法

空間の構成を定量化するため、市街地の様々な地物の領域 (Class) を、様々な測定法 (metric) により指標化する。Class の指標化にあたっては、各領域 (Class) を複数の測定法 (metric) によって、気温観測地点から20段階の距離範囲内において計量し、空間情報指標として整備した。

2.1 対象地

本研究の対象地は東京都葛飾区水元地区の図 2-1 に示す範囲である。住宅地、商業地、まとまった緑地等、多くの空間構成要素を含むため、本対象地を選定した。

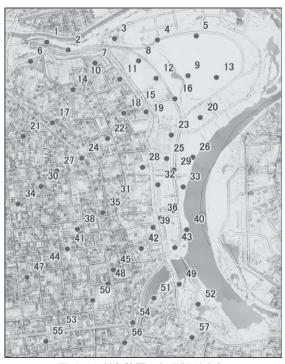


図 2-1 対象範囲・気温観測地点

2.2 空間情報の整備

対象地において,**表 2-1** および**図 2-2** に示す 11 Class について空間情報を整備した。本研究における Class と

は、さまざまな地物や土地被覆の領域を表す。例えば、樹木、建物、道路などの地物を空中から見た際に把握される境界線で括られる範囲が Class である。Class の中には建物のように境界が明瞭なものもあれば、自然的な要素のように境界の定義が難しいものもある。なお、本

研究では、樹木、草地、土などの領域区分だけでなく、植生(樹木+草地)、自然値被(樹木+草地+土)などの複数の領域を合わせたものも含めた。これは、より気温に影響を与えやすい Class の括りは明らかではないため、可能な限り多くを検討するためである。

略号	Class 名称	説 明
Tre	樹木	蛭田 & 浅見, (2017) *12)による樹木領域
Gre	草地	緑被分布図首都圏(国土交通省都市局 まちづくり推進課)による「緑被地」の領域のうち、上述の樹木以外の領域(高さ 120cm未満)
Nat	土	緑被分布図首都圏(国土交通省都市局 まちづくり推進課)による「農地」の領域
GT2	植生(樹木+草地)	樹木と草地を合わせた領域
NGT	自然値被(樹木+草地+土)	樹木、草地、土を合わせた領域
Bu1	不燃建物	東京都市計画地理情報システム平成 18 年建物現況 (東京都都市整備局) による不燃建物の領域
Bu2	木造建物	東京都市計画地理情報システム平成 18 年建物現況 (東京都都市整備局) による木造建物の領域
Rod	道路	東京都市計画地理情報システム平成 18 年 土地利用現況(東京都都市整備局)による道路の領域
Oth	人工被覆	緑被分布図首都圏(国土交通省都市局 まちづくり推進課)による樹木,草地, 土,および,東京都市計画地理情報システム平成18年 土地利用現況(東京都都市 整備局)建物,道路以外の領域
Pav	舗装(道路+人工被覆)	道路とその他の人口的被覆を合わせた領域
Wat	水域	水域ポリゴン (2009 年, 国土交通省関東地方整備局が整備, 国土地理院応用地理 部管理) による水域

表 2-1 地物の領域を表す空間情報 (Class) の種類

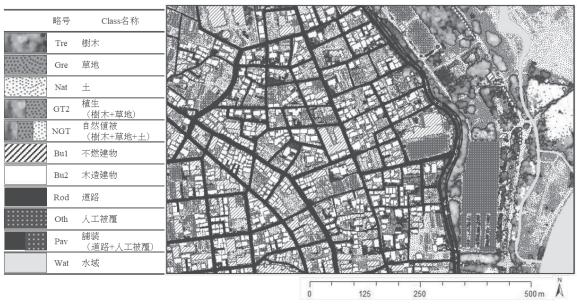


図 2-2 Class の可視化 *分かりやすさのため一部を拡大、*樹木 (Tre) は薄いグリッドほど高さが高いことを表す

2.3 測定法 (Metric)

Class を様々な測定法 (Metric) によって定量化する。定量化にあたっては、ベクターデータとして整備した Class を 1 m グリッドのラスタデータへ変換して用いる。また、空間情報を定量化する範囲 (対象範囲と呼ぶ) は、図 2-1 に示す各気温観測地点から半径 10m の範囲から 200m の範囲まで、10m ごとに段階的に区切った 20 段階の距離範囲である。Metric として、1) 対象範囲の面積に対する Class の面積の割合 (AR)、2) 高さのある Class については対象範囲の面積に対する Class の体積の割合

(VR) を採用し、さらに、景観生態学分野で用いられる 景観パターン定量化のための測定法(Metric) $^{x_{13}}$ の中から、気温観測点から異なる距離範囲で算出した際に比較可能なこと、気温との関連が想定されることといった 観点から、3)集塊性の指標 (AI)、4)連結性の指標 (PC)、5)ばらつきの指標 (PD) を採用した。各指標の説明を表 2-2 に、指標算出例を図 2-3 に示す。なお、表 2-2 内の説明にある「リージョン」とは、同一の Class に属したセルが連続している領域のことである。

表 2-2 測定法 (Metric) の種類

1.AR

Area ratio

$$AR_i = P_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} \cdot 100$$

i: 対象とする Class の種類を表す番号

j: Class iのリージョンごとの番号 a_{ij} : Class i, リージョン jの面積

 $0 \le AR_i \le 100$

A: 対象範囲全体の面積

Pi:対象範囲に対するClass iの割合

Area ratio(AR_i) は、あるClassic について、対象範囲内におけるすべて のリージョンの合計面積の対象範囲に対する割合であり、対象とす る Class の面的な量を表す指標である。本研究では、面積の異なる 多段階の対象範囲において算出された指標を比較するため、面積の 合計ではなく割合を採用した

Volume Ratio

$$VR_i = \frac{a\sum_{l=1}^o h_{il}}{A} \cdot 100$$

i: 対象とする Class の種類を表す番号 1: Class iに属するセルのセルごとの番号 h_{il} : Class iのセルlの高さ

a: 各セルの面積 (本分析では a=1)

A: 対象範囲全体の面積

Volume Ratio (VR_i) は、ある Class iについて、対象範囲内における全 てのセルの高さを合計し、1セルあたりの面積をかけた値(体積) を合計し、対象範囲全体の面積で除したものであり、対象とする Class の 3 次元的な量を表す指標である。本研究では、面積の異な る多段階の対象範囲において算出された指標を比較するため、体積 の合計ではなく割合を採用した。

3.PD

Patch density

 $PD_i = \frac{n_i}{A} \cdot 100$ $0 \le PD_i \le 100$

i: Class の種類を表す番号

 n_i : Class iにおけるリージョンの数

A: 対象範囲全体の面積

Patch density (PD_i) は、あるClassiについて、対象範囲内における リージョンの数を,対象範囲全体の面積で除した値である。patch density (PD_i) は、集塊性に関する指標の中でも、まばらさ (subdivision) を表す最もシンプルな指標とされるが、1) 指標値 が入力するラスタデータのセルのサイズに大きく依存する,2)対象 Class の値が他のClassの PD_i の値の増加にともなって増加する、な ど,議論の余地がある指標である。本研究では,気温観測点から多 段階の距離範囲を対象範囲としており、面積の異なる対象範囲にお いて算出された指標を比較することがあるため、対象範囲内におけ るリージョンの数ではなく密度を採用した

4.AI

 $0 \le AI_i \le 100$

Aggregation Index

i: Class の種類を表す番号 m: そのランドスケープ内の Class の数

 P_i : 全領域に対する領域 iの割合 gu : Class iのセル同士の隣接数 (single-count

法による) maxgii: Classi にありえる最大の隣接数

 \max_{s_i} は下式により算出する ここで、 $d=A_i-n^2$ であり、 A_i は Class i のセル 数に基づく合計面積、nは Class i に含まれる 最大の正方形の辺である。

 $max_{g_{ii}}=2n(n-1), \ \ when \ d=0$

 $max_{g_{ii}} = 2n(n-1) + 2m - 1$, when $d \le n$

 $\max_{g_{ii}} = 2n(n-1) + 2m - 2$, when d > n

Aggregation Index (AI_i) は、Classi にありえる最大の隣接数に対 する Classiのセル同士の (single-count 法による) 隣接数の割合 である。全てのセルが隣接しない場合に0となり、対象の領域が集 塊するほど大きな値となり、ひとつのコンパクトなリージョンとな ったとき 100 となる。しかし、P > 0.5 のとき AI_i の最小値は P_i とと もに変化するなど、 AI_i は、 P_i と交絡しやすく、解釈が困難となる。

5.PC

Patch cohesion index

$$\begin{aligned} & \mathbf{PC}_i = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_{ij} \sqrt{a_{ij}}}\right] \cdot \left[1 - \frac{1}{\sqrt{Z}}\right]^{-1} \cdot \\ & 100 \end{aligned}$$

 $0 \le PC_i \le 100$

i: Class の種類を表す番号 j: Classiのリージョン*1ごと の番号

 a_{ij} : Class i, リージョンjの面積 をセルの数によって示した

 p_{ij} : Class i, リージョン jの周長 をセルの数によって示した 値

Z: 対象範囲内のすべてのセル数

Patch cohesion index (PCi)は, Schumaker (1996) によって提案さ れた連結性の指標であり, 面積で重みづけをした周長と面積の比率 の平均と、Shape Index の平均で重みづけした面積の比率である。 周長と面積との比率である Shape Index など,他の指標と混同され やすいが、セルサイズや二値の地図であることに影響を受けにくい 安定した指標である。対象範囲全体に対する対象 Class の割合が少 なく,連結性が失われバラバラになるほど0に近づき,殆ど均一に 対象 Class で埋め尽くされると 100 に近づく。しかし、景観内にお けるこの指標のふるまいは明らかになっていない。

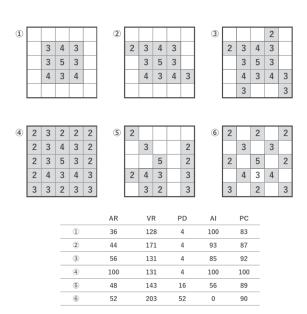


図 2-3 指標の算出例

(図中の網掛:ある Class の分布,数値:高さ)

2.4 空間情報指標

11 の Class を, 5 種類の Metrics によって計量して得 られる空間情報指標の種類は,表 2-3 に示す 47 種類で ある。これら 47 指標を 10m から 200mまでの 20 段階の 距離範囲で算出する。

表 2-3 空間情報指標

class		Gre	Nat	GT2	NGT	Bu1	Bu2	Rod	Oth	Pav	Wat
1 AR Area ratio	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
2 VR Volume ratio	•	-	_	-	-	•	•	-	-	-	-
3 PD Patch density	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
4 Al Aggregation index	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
5 PC Patch cohesion index	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

3. 気温を説明しやすい空間変数の特定方法

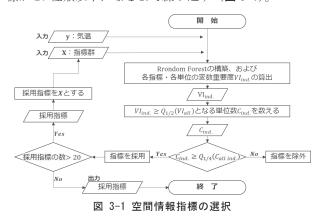
47 の空間情報指標(11Class×5 Metrics - 高さ情報 のない 8 指標) が, 20 段階の距離範囲で算出され, 計 940 種類の空間情報指標がある。この中から気温を説明しや すい空間情報指標を絞り込み,回帰モデルの説明変数と したい。本研究では Random Forest * 14) による変数重要 度を用いた以下の方法により、より気温を説明しやすい 変数を選択する。

3.1 気温データ

2014年に東京都葛飾区水元地区 57地点 (図 2-1) で観 測した気温を、1時間ごとの平均値に整理した。欠損値 については, 欠損値の観測された地点以外の地点におけ る観測データの中央値によって補った。

3.2 空間変数の選択

空間情報指標は互いに相関関係にあり、気温を説明し やすい空間変数を選択するためには, 丁寧な分析が必要 となる。本研究では、以下の方法により空間変数の選択 を行った。まず、観測地点(57地点)ごとに、各時間帯 の気温を各月の1日から月末まで平均することにより, 288 時間単位 (12 ヶ月×24 時間) の気温データを整備す る。次に,これら気温を被説明変数 (n=57), 940 (47 指 標×20 距離範囲) の空間情報指標を説明変数 (n=57) と する Random Forest を 288 の時間単位それぞれに対して 構築し、Random Forest により各説明変数の変数重要度 を得る。これにより、各距離 (20)、指標 (47)、時間帯 (288) ごとに合計 270,720 の変数重要度が算出される。 得られた変数重要度に以下のアルゴリズムを適用するこ とで、より気温を説明しやすい指標を特定する。1)個々 の指標に関する, 5, 760 単位 (20 距離範囲×288 時間帯) の変数重要度のうち、全変数重要度(270,720単位)の 中央値以上となる変数重要度がいくつかをカウントする。 2) カウント数が全指標のそれの第一四分位点以下となる 指標を除外する。3) 残った指標により, 再び Random Forest を 288 種類構築する。1)から 3)の操作を, 残る指 標が 20 種類以下になるまで繰り返す (図 3-1)。



選択された空間情報指標は表 3-1 に示す 20 指標である。木造建物 (Bu2), その他 (Oth) のように, 多様な要素から構成されその熱的効果が不明瞭な基質的な Class, 水域 (Wat) のように含まれる地点数が少ない Class の指標は一つも選択されず,選択結果は妥当だと考えられる。

表 3-1 選択された空間情報指標(●:選択,○:除外)

class		Gre	Nat	GT2	NGT	Bu1	Bu2	Rod	Oth	Pav	Wat
1 AR Area ratio	0	0	0	•	•	•	0	•	0	•	0
2 VR Volume ratio	•	-	-	-	-	0	0	-	_	-	_
3 PD Patch density	•	•	•	•	•	0	0	•	0	0	0
4 Al Aggregation index	0	0	0	0	0	•	0	0	0	0	0
5 PC Patch cohesion index	•	•	•	•	•	0	0	•	•	•	0

4. 回帰モデルの構築

第3節で選択された空間情報指標を説明変数,気温を被説明変数とする回帰モデルを構築する。本節では,回帰モデル構築にあたって1)解決すべき課題と,2)その解決方策を述べたうえで,3)最終的に採用したモデル(CAR事前分布を組み込んだ階層ベイズモデル)について説明する

4.1 解決すべき課題

空間情報を用いた回帰分析では正確な回帰係数等の推定が難しい^{文15)}。これは、距離、面積、形状など、空間情報に基づく説明変数(以降、空間変数と呼ぶ)を複数用いると、各空間変数は互いに相関しやすく、多重共線性の影響が生じるためである。多重共線性の影響が生じると、回帰係数の過大推定や過小推定が生じ、時には回帰係数の符号が逆転するなど、信頼できる回帰係数を推定することができない^{文16)・文17)}。特に、本研究のように気温と空間パターンとの関係を知りたい場合には、有効な説明変数をあらかじめ想定しにくいため、多くの変数が候補となるうえ、殆どの空間変数は互いに相関関係にあるため、多重共線性の影響は大きくなる。

そこで、もし各説明変数の効果のみに興味があるので あれば, 多重共線性の影響が生じやすい重回帰分析では なく, それぞれの説明変数による単回帰分析を行うこと も検討可能である。ところが、本来含まれるべき変数(以 降, 欠落変数) が含まれていない回帰モデルでは「欠落 変数バイアス」と呼ばれる問題が生じる。1)用いた説明 変数と欠落変数が相関しており、2)欠落変数が被説明変 数に影響を与えているとき、つまり、誤差項と用いた説 明変数とが相関するとき,推定回帰係数は信頼できない ものとなり^{文 18)},誤差項と説明変数との相関が強いほど 欠落変数バイアスの影響も大きくなる。空間変数を用い た単回帰分析では, 本来含まれるべき欠落変数は実際に 用いた説明変数と相関しやすく,1)誤差項の分散が均一, 2) 説明変数と誤差項の独立, という仮定が崩れてしまう。 これに加えて、空間変数を用いた単回帰分析では、各変 数が系列相関(空間的自己相関)を生じやすいことから, 3)変数の共分散がゼロ、という仮定も崩れてしまう。そ のため, 回帰係数など説明変数の効果を表す値の正確な 推定は困難である。

したがって、空間変数を用いる場合、多くの変数を用いれば多重共線性の影響が、各変数による単回帰分析を行えば欠落変数の影響が生じ、正確な回帰係数の推定を行うことは容易でない。そのため、気温を空間情報指標によって説明する回帰モデルを構築する本研究では、如何にしてこれらの統計的バイアスを低減するかが、重要課題となる。

4.2 解決方策

本研究では、空間的自己相関を考慮できる空間統計モデルを用いて、個々の説明変数による単回帰分析を行う。これは、事前に様々な統計モデルによって回帰分析を試行したところ、重回帰モデルでは解釈と明らかに合致しないバイアスが顕著であったのに対して、空間統計モデルを使った単回帰モデルでは、推定される回帰パラメータが妥当であったためである。これは、ランダムな誤差項の推定により欠落変数バイアスの低減が図られるためだと考えられる。本研究では、数多く提案されている空間統計モデルのうち、CAR事前分布を組み込んだ階層ベイズモデル(CABと呼ぶ)を採用する。

採用理由は以下の通りである。固定された領域を扱う 場合,空間統計モデルは,大きく Point-referenced data model と Area-referenced data model に分けられる^{文19)}。 前者は,地球統計学等において領域内における任意地点 の値の予測(内挿)に用いられることが多い。これに対 して、後者では予測が目的とされることは少なく、重み 行列による空間過程のモデル化によりモデルの特定化が 目指される^{文 20)}。本研究では、多重共線性を避けて単回 帰分析を行った際の欠落変数バイアスを低減したい。そ のため, 任意地点の値の予測よりもモデルの特定化が重 要となることから、Area-referenced data model に着目 する。空間的自己相関を考慮できる Area-referenced data model は多数提案されており、どの手法が最も良い かについての結論は出ていないが^{文 21)}, 主なものとして CAR (conditional autoregressive model) を用いるマル コフ確率場・条件付き分布に基づく方法と、SAR (simultaneous autoregressive regression) を用いる 非マルコフ確率場・同時分布に基づく方法の2種類が挙 げられる $^{(\pm 22)}$, $^{(\pm 23)}$ 。 F. Dormann et al. (2007) $^{(\pm 24)}$ が生 態学分野で空間的自己相関を考慮する多数のモデルをシ ミュレーションによって比較した結果の中で, CARと SAR との違いは大きくなかったとしているが、予測や解釈の 観点から CAR の方が望ましいとの見解もみられ^{文19)},本 研究では CAR を採用する。CAR は、特に生態学や疫学の 分野において階層ベイズモデルの枠組みで広く用いられ ている^{文 25) , 文 26)}。また, 与える CAR 事前分布の種類の 違いにより、いくつかのバラエティがある。最もシンプ ルなモデルは Besag, York, & Mollié(1991) **27) による ものである。Lee (2011) * ²⁶⁾ は、CAR 事前分布に関連す る詳細な論文レビューとシミュレーションによるモデル の比較を行い,技術的観点,実用的観点の両面において, Besag, York, & Mollié(1991) **27) によるものを発展さ せた Leroux, Lei, & Breslow, (2000) * 28) の CAR 事前分 布を最良と位置づけた^{文 29)}。以上より,本研究では, Leroux, Lei, & Breslow, (2000) * 28) による CAR 事前分 布を組み込んだ階層ベイズモデル (CAB) を採用する。

4.3 CAR 事前分布を組み込んだ階層ベイズモデル (CAB) 4.3.1 基本的なモデルの構造

特定した 20 の空間情報指標を 20 段階の距離範囲で算出して得られた各空間変数を説明変数とし, 288 の月・時間帯(12 か月×24 時間)におけるそれぞれの気温を被説明変数とした CAB による単回帰モデルを構築する。

CAB の基本となるモデルは,(1)式,(2)式によって示される一般化線形モデルである。ここで, $i=(1,\cdots,n)$ は,対象地域に分布する観測地点に振られた番号である。説明変数 x_i は観測地点iの周囲で計量したある空間情報指標の値である。被説明変数 y_i はある月・時間帯に観測地点iにおいて測定された気温の平均値である。なお,本研究では各空間情報指標の影響程度を比較するため,各説明変数はすべて平均0で分散1に標準化して用いる。

被説明変数 y_i は、確率分布 $f(y_i|u_i,v^2)$ に従う((1)式)。本研究では $f(\cdot)$ は正規分布とする。 u_i は正規分布の平均パラメータ、 v^2 は正規分布の分散パラメータであり、期待値 $E(y_i)=u_i$ となる。期待値 $E(y_i)=u_i$ は線形予測子とリンク関数 $g(\cdot)$ ((2)式)によって関連づけられるが、本研究では $g(\cdot)$ を identity(線形予測子そのまま)とする。 ϕ_i は空間的な自己相関を考慮して推定されるランダムな誤差である。

$$y_i|u_i \sim f(y_i|u_i, v^2) \tag{1}$$

$$g(u_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i + \phi_i \tag{2}$$

4.3.2 事前分布について

回帰パラメータ β_p ; p=(0,1,)の事前分布は,正規分布 $\beta_p \sim N(m_p, v_p)$, $m_p=0$, $v_p=1,000$,として与える。ガウス尤度のスケールパラータ v^2 の事前分布は,一様分布 $v^2 \sim U(0, M_\tau)$, $M_\tau=1,000$ として与える。ランダムな誤差項 ϕ_k の推定にあたっては,空間的な自己相関を考慮したCAR による事前分布を与える。CAR 事前分布は一変量の条件付き分布 $f(\phi_i|\phi_{-i})$; $i=(1,\cdots,n)$, $\phi_{-i}=(\phi_1,\cdots,\phi_{i-1},\phi_{i+1},\cdots,\phi_n)$ と表せる。

最も基本的な CAR 事前分布は, intrinsic model と呼ばれるモデル Besag, York, & Mollié (1991) $^{\stackrel{\star}{27}}$ である ((3)式)。本研究では, 空間的な自己相関の強さに応じて CAR 事前分布の信頼度を調節できる Leroux et al (2000) $^{\stackrel{\star}{28}}$ のモデル ((4)式) を採用する。

$$\phi_i|\phi_{-i} \sim N\left(\frac{\sum_{j=0}^J w_{ij}\phi_j}{\sum_{j=0}^J w_{ij}}, \frac{\tau^2}{\sum_{j=0}^J w_{ij}}\right) \tag{3}$$

$$\phi_i | \phi_{-i} \sim N \left(\frac{\rho \sum_{j=0}^J w_{ij} \phi_j}{\rho \sum_{j=0}^J w_{ij} + 1 - \rho}, \ \frac{\tau^2}{\rho \sum_{j=0}^J w_{ij} + 1 - \rho} \right) \ (4)$$

CAR 事前分布は、いずれも正規マルコフ確率場(GMRF) を発展させたものであり、端的には $\phi \sim N(0, \tau^2 Q^{-1})$ と 書け、Qは共分散行列の逆行列(精度行列)であり、ラン ダムな誤差項の空間的な構造を決める。Qは、非負の $n \times n$ の対称行列であり、隣接行列Wに基づいている。隣接行 列Wでは空間的な隣接関係が0と1の二値で示され、例 えば、地点iと地点jとの隣接を表す要素 w_{ii} について、 $w_{ij} = 1$ は隣接していることを, $w_{ij} = 0$ は隣接していない ことを示す。隣接している場合 $(w_{ij} = 1)$ には $\phi_i \triangleright \phi_j$ は 相関をもつとみなされ、隣接していない場合 $(w_{ij} = 0)$ には,他の地点のランダム効果から独立しているとみな される。隣接する地点がある場合 $(w_{ij} = 1)$ には、ある 地点iにおける事前分布は地点iと隣接関係が定義された 地点の**φ**の平均値を期待値とする正規分布となる。そし て、地点iに隣接する地点数が多いほど正規分布の分散パ ラメータが小さくなり, 信頼度の高い情報として事前分 布が与えられ, 逆に, 地点iに隣接する地点数が少ないほ ど正規分布の分散パラメータが大きくなり、信頼度の低 い情報として事前分布が与えられる。 なお, 正規分布の 分散パラメータの分子にあたるτ²の事前分布は一様分 $\tau^2 \sim U(0, M_{\tau}), M_{\tau} = 1,000$ として与える。

今回採用した CAR 事前分布 28) では,基本的な CAR 事前分布ぶん 27)に空間的自己相関の強さを示すパラメータ ρ が加わる。 ρ =0は空間的自己相関がないことを示し,独立事前分布が適用される。そして, ρ =1は空間的自己相関が最も強いことを示し,基本的な CAR 事前分布 27)が適用される。 ρ には,範囲 0 から 1 の一様分布を事前分布として与える。なお,独立事前分布とは,単純に 0 を期待値とする正規分布であり,独立事前分布における分散パラメータについても, τ^2 と同様に,一様分布 $\tau^2 \sim U(0, M_{\tau})$, $M_{\tau} = 1,000$ を与える。

各パラメータは、Gibbs sampling と Metropolis steps との組み合わせによるマルコフ連鎖モンテカルロ法(McMC: Markov chain Monte Carlo methods)を使ったベイズ推定により事後分布として推定する。なお、McMCのサンプリングの繰り返し回数は 50,000 とし、最初のサンプリング 5,000 は、初期値依存(burnin period)として用いず、50 サンプルおきに記録した。 従って、記録されたサンプル $b=1,\cdots,B$ のサンプルサイズはB=900となる。

CAB では、説明変数の影響程度を表す回帰パラメータ $\hat{\beta}_p$ は事後分布として推定される。そのため、推定される $\hat{\beta}_p$ を回帰係数と呼ぶことは、厳密には正しくない。本研究では、分かりやすさのため、事後分布として推定された回帰パラメータ $(\hat{\beta}_1)$, および、切片 $(\hat{\beta}_0)$ の中央値を、それぞれ、回帰係数 $(\hat{\beta}_1^{*m})$ 、切片 $(\hat{\beta}_0^{*m})$ と呼ぶ。なお、本モデルでは各説明変数はすべて平均 0 で分散 1 に標準化して用いるため、回帰係数 $(\hat{\beta}_1^{*m})$ は、標準化回

帰係数 ($\hat{\beta}_1^{*m}$) である。

5. 空間構成要素が気温に与える影響の動的変化

季節・時間帯ごとに構築した CAB 単回帰モデルのパラ メータにより,空間構成要素が気温に与える影響の季節・ 時間帯による変化を示す。まず、1)標準化回帰係数 $\hat{\beta}_{*}^{*m}$ に よって,季節・時間帯,距離範囲ごとに最も影響力の大 きい空間情報指標が切り替わる様子を示し,次に,2)そ の値 $(\hat{\beta}_{1}^{*m})$ の変化を把握する。そして、3)決定係数 R^{2} を 指標として、それぞれの季節・時間帯、距離範囲で、モ デルがどの程度気温を説明するかを把握する。気温形成 には空間構成以外の要因が存在することは明らかであり, 季節・時間帯の条件によっては、空間構成が気温を殆ど 説明しないということもあり得る。本研究では CAB の適 用によりバイアスが適切に除かれたとの仮定のもと,「あ る空間情報指標により気温がどの程度説明されたか」を 理解するための指標として決定係数R²を用いる。最後に、 各季節・時間帯において 1)影響の大きい指標, 1)影響の 程度, 3) 指標(空間構成)が気温を説明する程度, から, 4) 空間構成要素が気温に与える影響の動的な変化につい て把握された点をまとめる。

5.1 影響の大きい空間情報指標

モデル構築に用いた説明変数は平均0分散1に標準化して用いるため、回帰係数 $\hat{\beta}_1^{*m}$ は標準化回帰係数であり、その大小は各指標が一単位増加した時にどの程度気温が変化するか、という影響力の大きさを表す。本研究では、各季節・時間帯、距離範囲ごとに20指標の $\hat{\beta}_1^{*m}$ の大小を比較することで、各季節・時間帯の気温に影響する空間構成要素の種類と、その影響程度の移り変わりを把握する。

ここでは、まず、各季節・時間帯において気温に対する影響が最も強い指標を概観し、「地点の気温とその周囲の空間構成要素との関係は、常に同じでなく、季節、時間帯により、動的に変化している $^{(1)}$ 」ということを検証する。図 5-1 は、季節・時間帯により、影響の大きい指標が移り変わる様子を示したものである。左図は、回帰係数 $\hat{\beta}_1^{*m}$ が正となる指標のうち、 $\hat{\beta}_1^{*m}$ が最も大きい指標の種類を示しており、右図は、回帰係数 $\hat{\beta}_1^{*m}$ が負となる指標のうち、 $\hat{\beta}_1^{*m}$ の絶対値 $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が最も大きい指標の種類を示している。極座標の一周は 24 時間の時間帯を表し、中心から外側へ向かう軸は、指標を算出した距離範囲を表す。

図 5-1 より, 気温を説明しやすい指標は季節や時間帯, 距離範囲によって切り替わっているということが, 改め て確認できる。

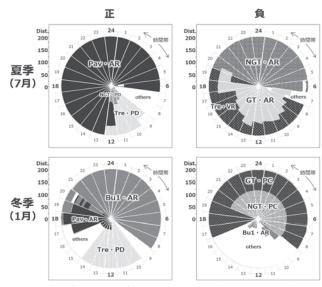


図 5-1 影響の大きい指標の季節・時間帯による切り替わり *極座標の一周は24時間の時間帯を、内から外への軸は0m~200mまでの距離範囲を表す。

左図:標準化回帰係数 $\hat{\mathbf{g}}_{1}^{m}$ が正となる指標のうち、 $\hat{\mathbf{g}}_{1}^{m}$ が最も大きい指標右図:標準化回帰係数 $\hat{\mathbf{g}}_{1}^{m}$ が負となる指標のうち、 $\hat{\mathbf{g}}_{1}^{m}$ の絶対値が最も大きい指標

また,検討した全 20 指標のうち, $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が最大となる指標の種類は,主として(表出する距離・時間帯が少ないもの, $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が小さいものは除く)表 5-1 に示す 8 種類であり,5,760 単位(288 時間帯×20 距離範囲)の各単位で指標が頻繁に変化することはなく,日の出,日の入り等のタイミングで切り替わっていることが分かる。そして, $\hat{\beta}_1^{*m}$ が正で影響が最大となる指標は,舗装面の面積割合(Pav_AR),不燃建物の面積割合(Bu1_AR)など,人工的な地物を表す指標であり, $\hat{\beta}_1^{*m}$ が負で影響が最大となる指標は,樹木の体積割合(Tre_VR),自然地被の面積割合(NGT_AR),植生や自然地被の連結の指標(GT_PC,NGT_PC)など,自然的な地物を表す指標であることも把握される。このことから, $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ は気温に対する影響を適切に表していると推察できる。

表 5-1 影響の大きい空間情報指標(8指標)

Class		Metrics	正	負		
1 Tre		PD (patch density)	冬の日中 夏の午前中	9		
2	iie	VR (volume ratio)	-	夏の日中		
3	NCT	AR (area ratio)	(1-1)	夏の夜間		
4	NGT	PC (patch cohesion)	12	冬の夜間		
5	CTO	AR (area ratio)	949	夏の日中		
6	GT2	PC (patch cohesion)	12	冬の夜間		
7	Bu1	AR (area ratio)	冬の夜間	冬の日中 (直近)		
8	Pav	AR (area ratio)	夏の午後~夜間 冬の夕方 冬の日中(直近)	20		

5.2 影響程度の動的変化

図 5-2 は, 表 5-1 に示す 8 指標について, 各指標の $\hat{\beta}_1^{*m}$ が時間とともに変化する様子を季節ごとに示したもので

ある。図 5-2 より,複数の指標が同様の傾向を示しながらも,時間帯によって, $\hat{\beta}_1^{*m}$ の順位が入れ替わる様子が把握される。これは,互いに相関関係にある空間情報指標であっても,それぞれの季節・時間帯における気候条件等によって,その熱的効果は異なっており,そのとき生じる熱的効果をより的確表現する空間情報指標が,より大きな $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ を示すためだと考えられる。

例えば、10mの距離範囲、夏(7月)において、気温に 対して負の効果を示す指標に着目すると,1)樹木,草地, 土面を含む自然的地被の面積割合 (NGT_AR), 2) 樹木, 草 地を含む植生の面積割合 (GT_AR), 3)樹木の体積割合 (Tre_VR) の3種類の $|\hat{g}_{1}^{*m}|$ が、極座標上にリング状のグラ フを描き,このリングの形状は類似しながらも異なって いる。3) 樹木の体積割合(Tre_VR)が、日の出後正午にか けて一気に広がり、日没後に急速に小さくなるのに対し て、1) 自然的地被の面積割合 (NGT_AR) は、3) 樹木の体 積割合(Tre_VR)よりもやや遅れて広がり、日没後、ゆっ くりと翌日の明け方にかけて小さくなる。そして,2)樹 木,草地を含む植生の面積 (GT_AR) は,1)と3)との中間 的な変化を示す。このような1)~3)の違いは、1)~3)が 互いに相関する指標でありながら,表現しやすい熱的効 果が異なるために生じるものと考えられる。この1)~3) の変化は, 異なる対象地, 空間範囲で行われた既存研究 ^{文11)} の分析結果と矛盾しない。

さらに、同じ時間帯に正の $\hat{\beta}_1^{*m}$ を示す 4)舗装面の面積 割合(Bu1 AR)は,極座標上に1)自然的地被の面積(NGT_AR) と殆ど同じ形状のリングを示す。このことは、単に4)舗 装面の面積(Bu1 AR)と1)自然的地被の面積(NGT_AR)の 指標値が負の相関関係にあることを示すだけでなく, 逆 の熱的効果を表現しやすいことを表しており, 両者の $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ を重ね合わせて比較することで、その差から、完全 に同じ(真逆)ではない2つ種類の熱的効果とその表出 条件とを同時に把握することが可能である。例えば、14 時には、1)舗装面の面積割合(Bul AR)の $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が、日没後 には 1) 自然的地被の面積割合 (NGT_AR) の $|\hat{g}_1^{*m}|$ が, より 大きな広がりを示す。これは、夏の日中における舗装面 の加熱の影響, 夜間における自然的地被の急激な冷却と いう,より直接的な熱的効果と関連する指標の $|\hat{oldsymbol{eta}}_1^{*m}|$ がよ り大きくなる一方で、日中に自然的地被が加熱されにく いこと, 夜間に舗装面が冷却されににくいことという, 間接的な(弱い)熱的効果に対してはより小さな $|\hat{\beta}_{i}^{*m}|$ が 推定されるためだと考えられる。

200m の距離範囲における同様の分析では、各指標の $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が示すリングの形状は類似してくる。これは、距離 範囲が大きくなるほど、体積と面積等、指標値相互の相 関関係がより強くなるためだと考えられる。このように、指標値間の相関が強い場合でも、 $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が最大となる指標 は季節・時間帯、距離範囲に応じて切り替わっている。

また,季節時間帯,指標によって,直近で算出した指標 $O[\hat{\beta}_1^{*m}]$ が大きい場合、より広い距離範囲で算出した指標 の $|\hat{g}^{*m}|$ が大きい場合があるなど、指標算出範囲の違いに よる影響の大小から, どの程度の距離範囲のどのような 空間構成要素が地点の気温により影響しやすいかを把握 することができる。

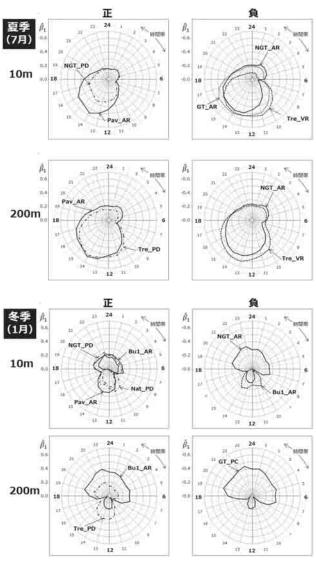


図 5-2 季節・時間帯による影響程度 $(|\hat{eta}_1^{*m}|)$ の変化

このように,季節・時間帯,距離範囲ごとに移り変わ る $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ を比較することで、指標が示す熱的効果の解釈が 可能であり、同時に、それぞれの熱的効果が1年や1日 という周期で繰り返し生じやすい条件(季節・時間帯, 距離範囲) の特定が可能になるものと考えられる。

5.3 空間構成の気温説明力

気温形成には空間構成以外の要因が存在することは 明らかであり、季節・時間帯の条件によっては、空間構 成が気温を殆ど説明しないということもあり得る。その ため、「ある空間情報指標により気温がどの程度説明され たか」を明確にすることは重要である。本研究では、CAB の適用によりバイアスが適切に除かれたとの仮定のもと, 説明力を示す指標として決定係数R²を用いる。

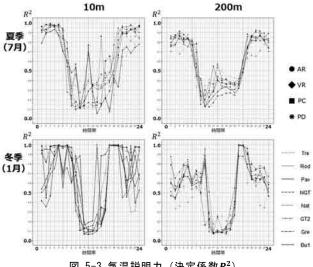


図 5-3 気温説明力 (決定係数R²)

図 5-3 は,表 5-1 に示した8指標について,夏(7月) と冬 (1月), 距離範囲 10m および 200m の, 決定係数R² を示したものである。8指標の決定係数R²時間的変化は 概ね類似している。決定係数R²は全体として夜間に大き く,日中小さい傾向がある。冬の夜間の決定係数R2は1.0 近くに達しており, 気温は殆ど空間構成によって説明さ れると考えることができる。(ただし、地点間の気温差が 生じない場合でも決定係数 R^2 は1.0となりえるため、回 帰係数と合わせた解釈が不可欠である。) 対して, 冬の日 中には約0.1であり、空間構成以外の要因が支配的であ る。夏においても夜間には決定係数R²は 0.95 程度と高 く、空間構成以外の要因の影響は少ないものと考えられ る。夏の日中の決定係数 R^2 は、0.4 前後であり、冬の日 中の0.1と比較して大きく、冬の日中にはない空間構成 の影響が示唆される。

また, 距離範囲については, 夜間において 200m よりも 10m の方が、決定係数 R^2 が大きい傾向があり、夜間にお いて、直近の空間構成が気温に与える影響が、より大き いものと考えられる。

5.4 解釈

5.4.1 夏季

図5-4は、夏(7月)に最も影響の大きい指標の時間 的変化 (10m, 200m の距離範囲, $\hat{\beta}_1^{*m}$ が正, 負の両方につ いて、 $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ が最大となる $|\hat{\beta}_1^{*m}|$)を示したものである。各 時間帯において一番外側に描かれる指標が、最も影響が 大きい指標である。図 5-4 に基づき、夏季の気温への影 響の大きい空間構成要素の移りかわりを次のように解釈 できる。

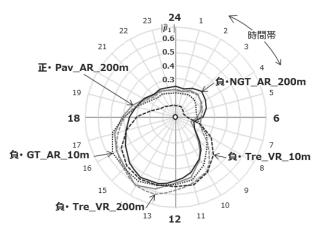


図 5-4 最も影響の大きい指標の時間的変化 (夏季)

1) 日の出後、地点の直近に樹木がある場所では日陰と なるため、他の地点より午前中の気温上昇が抑えられる (Tre_VR_10m), 2) 正午から日の16:00ごろまでは、地 点からある程度の範囲に樹木などの植生が多い場所では 蒸散と地面の温まりにくさにより、他の地点より気温が 低く抑えられる (Tre_VR_200m, GT_AR_10m)。これは、樹 木体積 (Tre_VR_200m) の $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ のピークが植物の蒸発散が 最も盛んとなる時間帯と一致している点, ほぼ同じ時間 帯で自然地被面積(NGT_AR_200m)や舗装面の面積 (Pav_AR_200m) の $|\hat{\beta}_1^{*m}|$ も大きいことを根拠とする。3) 日 の入り後しばらくは、舗装面の多い場所ではアスファル ト等に蓄熱された熱により気温が高くなる (Pav_AR_200m)。そして、4)22 時前後から明け方にかけ て, 土面等自然的な土地被覆が多い場所では, 熱の残る 舗装面と比較して放射冷却が顕著となるため、より気温 が低くなる (NAT_AR_200m)。そして, 日の出前後には地 点間の気温差は殆どなくなり、全ての指標の $|\hat{oldsymbol{eta}}_1^{*m}|$ は小さ くなる。日の出とともに、再び、地点の直近に樹木があ る場所の気温がより低くなる。

夏の日中には、空間構成以外にも様々な影響が気温に影響を与えており、空間構成によって気温を説明できる程度(R^2)は 40%程度である。しかし、空間構成要素の違いが気温に与える影響の程度($|\beta_1^{*m}|$)は大きく、それは主として樹木等の植生である。植生の気温低減効果は古くから、実測等によりその存在が示されているものの、植生以外の要因の影響程度と植生の影響程度の按分や、効果の程度、距離範囲について示すことは困難であった。本研究手法により、夏の日中における植生の気温低減効果はあり、その効果は同時に生じている他の熱的効果と比較して小さくないことが確認できる。

また、夏の夜間には、空間構成によって気温を説明できる程度 (R²) は 95%程度であり、気温差の殆どを空間構成によって説明することができる。しかし、その空間構成よる気温差は、植生の有無、舗装面の多さなどの空間構成の違いにより、日中に蓄えた熱量の違いによるも

のだと考えられる。

5.4.2 冬季

図5-5は、冬(1月)に最も影響の大きい指標の時間 的変化を示したものであり、夏季(7月)と同様に各時 間帯において一番外側に描かれる指標が、最も影響が大 きい指標である。図5-5に基づき、冬季の気温への影響 の大きい空間構成要素の移り変わりを次のように解釈で きる。

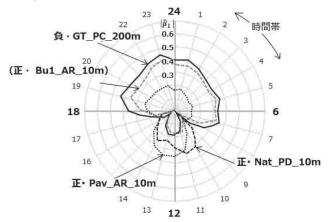


図 5-5 最も影響の大きい指標の時間的変化(冬季)

冬の日中については、空間構成によって気温を説明できる程度 (R²) は 10%程度であり、空間構成以外の要因が支配的である。この 10%程度に影響する空間情報指標は、午前中は直近の自然地被のばらつきの程度を表す指標 (Nat_PD_10m) である。これは、公園や大きな構造物ではなく、住宅地など細分化された土地利用、混合した土地被覆を表しており、菜園等の多い木造住宅地などが想定される。このことから、冬の日中、気温が低く風など空間構成以外の影響が支配的な中、気密性の低い木造住宅地などが周囲と比較して高温となっている可能性がある。また、午後になると直近の舗装面 (Pav_AR_10m) の影響がある。舗装された道路や駐車場等の直近では、人の活動が盛んだと考えられることから、人工排熱により周囲よりやや高温になっている可能性がある。

夏の夜間は、舗装面の割合 (Pav_AR_10m) が気温に与える影響が大きいのに対して、冬の夜間は、不燃建物面積の割合 (Bu1_AR_10m) の影響が、舗装面の割合 (Pav_AR_10m) の影響をやや上回る。また、夏の夜間の舗装面の割合 (Pav_AR_10m) の影響は午後に強くなり明け方にかけて徐々に小さくなったが、冬の夜間の不燃建物面積の割合 (Bu1_AR_10m) の影響は、日没とともに生じ、日の出まで概ね一定である。これは、気温の低い冬にあって、日中は風等の影響でかき消される市街地の建物等の排熱の影響が、夜間には明瞭となるためだと考えれる。また、これに増して、植生の連結性 (GT_PC_200m) の影響が大きいのは、植生がまとまっている大規模公園においては、夜間、排熱等の気温への影響要因がないため、他の地点

と比較すると際立って低温であるためだと考えられる。 以上のように、今回構築した CAB 単回帰モデルが示す パラメータは妥当であり、特定の条件下の熱環境だけで なく、季節・時間帯を通して周期的に生じる、気温と空 間構成との関係の動的な変化を捉えるために有効だと考 えられる。

6. おわりに

本研究では、地点の気温とその周囲の空間構成要素との関係は、常に同じではなく、季節・時間帯により動的に変化しているという点に着目し、その関係の変動パターンを把握するための手法を示した。

具体的には、まず、1)空間の構成を定量化する方法、2)多くの空間情報指標の中から気温を説明しやすい指標を特定する方法、3)多重共線性や欠落変数バイアスを低減して空間情報により気温を回帰する方法、について検討した。1)空間構成の定量化については、景観生態学的統計量等を採用し、可能な限り多様な指標を、多段階の距離範囲において算出した。2)気温を説明しやすい空間変数の特定に際しては Random Forests を段階的に適用することで、互いに相関のある変数の中からより気温を説明しやすいものを選択した。3)空間情報を変数とすることで生じやすい多重共線性や欠落変数バイアスに対しては、CAR を利用した階層ベイズモデルによりランダムな誤差項を推定しながら単回帰分析を行うことで、バイアスの低減を図った。

結果,示された空間構成と気温との関係性の動的変化は,物理現象と照らし合わせて妥当なものであった。また,異なる対象地,スケールによって行われた既存研究ともおおむね一致することから,この変化のパターンは,本研究固有のものではない可能性が高い。しかし,知見を一般化するには,さらなる検証が必要である。

また、本研究では、標準化回帰係数の値による影響程度、決定係数による説明力の移り変わりを分析しており、これを気温に反映させた分析は行っていない。しかし、今後、知見が一般化されれば、この方法で実際の気温変化について議論することも十分に可能だと考えられる。

例えば、夏季の日中の気温の 40%程度は空間の構成によって説明されることから、約 60%は(風など)他の要因の影響があるという前提を示したうえで、ある地域のGIS データが得られたとき、地域全体に配置したグリッド点の各点に夏の日中における推定気温を示すことは十分に可能である。また、これに基づき植栽を増やした場合(GIS データを変化させた場合)にどの程度の気温低減が見込めるかを面的に示すこともできる。さらに、同じGIS データを様々な季節・時間帯のモデルに適用することで、空間構成の改変が冬季等、他の季節・時間帯にどの程度の気温低下をもたらすのかについても検討可能

である。このように、ある地域の GIS データから、空間 構成の改変が異なる季節においてどの程度の気温変化を もたらすかを示すことができれば、エネルギー消費など の観点で、空間改変による影響の一年を通じたシナジー・ トレードオフ関係を把握することにつながるものと考え られる。

具体的な気温推定方法としては、各季節・時間帯において $\hat{\beta}_1^{*m}$ 最大の指標を説明変数とした単回帰モデルに基づいて、季節・時間帯によって用いる変数が切り替わるモデルを構築することも可能であるし、気温の推定だけが目的であれば、候補となる全ての指標を重回帰モデルに適用する方がより正確な推定が可能である。

今後は、複数の対象地、対象スケールにおける同様の分析により、得られるパターン(パラメータ)の一般化を行うこと、そして、具体的な対象地における空間構成の改変が、1年を通して、地域の熱環境にどのような影響を与えるか、ひいては、エネルギー消費や快適性などにどのような影響が生じるのか等、実用的な知見を提供することが課題である。

また, 本研究手法を実用可能なものに発展させるため には, 空間情報指標を変数として用いる際に生じる 1)多 重共線性の影響,2)欠落変数バイアスの影響,3)誤差項 の自己相関の影響、をいかに低減するかがカギである。 本研究では,採用した手法 (CAB) に至る過程で複数の統 計モデルを適用した。試行錯誤の過程から指摘できる点 を以下に記す。まず, OLS をはじめ, 適用した殆どのモ デルでは, 複数の空間変数を用いることによる多重共線 性の影響は大きく, 避けがたい。これに対して, 単回帰 分析における欠落変数の影響は、空間的自己相関を考慮 することで一定程度低減できる可能性が高い。しかし, 空間情報を用いた単回帰分析では,欠落変数バイアスと, 誤差項の空間的自己相関の影響が同時に生じやすく,1) 採用した変数と欠落変数との相関関係、2)誤差項の空間 的自己相関の程度の組み合わせにより, 適用する空間統 計モデルの有効性 (どの程度バイアスを回避できるか) は異なるものと考えられる。したがって、今後、数値実 験等により,空間統計モデルの適用が有効な条件に関す る知見が提供されることが期待される。また,空間的自 己相関と同様に、時間的な自己相関もバイアスの低減に 活用できる可能性があり、試行した。しかし、気温を説 明しやすい指標が、季節・時間帯により「切り替り替わ る」という点を重視した本研究では、時間的な連続性の 断絶こそが注目されるため, 時間的連続性を推定に活用 する時間的自己相関を活用したモデルの適用は、かえっ てバイアスを増し,適切でないと考えられた。

近年,利用可能な回帰手法が増え,予測性能(あてはまり,汎化性)において優れたモデルを構築することのハードルは下がっている。しかしながら,空間情報指標

を変数として正確な回帰係数を推定することは未だに困難である。空間情報指標を変数として用いる際に生じる 1)多重共線性の影響,2)欠落変数バイアスの影響,3)誤差項の自己相関の影響,を低減する手法を確立することは,統計モデルによる熱環境評価手法を発展させるうえで不可欠である。

地表面被覆など空間構成の改変は、個人宅の庭から大 規模な公共事業まで、様々なスケール、様々なステーク ホルダーによって実行可能な対策である。また、行われ た暑熱環境対策等に対してエビデンスに基づき効果の程 度、季節・時間帯を通じたシナジー・トレードオフ関係 の有無を示すことは、今後ますます重要となるものと考 えられる。熱環境シミュレーションによる現象の再現や メカニズムの解明と並行し、周期的に生じる複合的な影 響を実際のデータに基づいてシンプルに示すことのでき る統計的な熱環境評価手法の発展が期待される。

<謝辞>

本研究で用いた気温の観測には、文部科学省気候変動適応研究推進プログラム、日本学術振興会科学研究費補助金(特別研究員奨励費)よりご支援をいただきました。分析にあたっては、住総研 2017 年度研究助成よりご支援いただきました。関係者の方々からのご助言ならびにご支援に感謝申し上げます。

<参考文献>

- 1) 常松展充:都市のヒートアイランド現象と猛暑,安全工学 Vol.56, 430-438,2017.
- Shepherd, J. M. & Burian, S. J. : Detection of urban-induced rainfall anomalies in a major coastal city, Earth Interactions, Vol.7, 1–17 , 2003.
- Wong, N. H. et al. : Evaluation of the impact of the surrounding urban morphology on building energy consumption, Solar Energy, Vol.85, 57-71, 2011.
- 4) ヒートアイランド対策推進会議: ヒートアイランド対策大綱,2013.
- 5) 浅輪貴史: 都市のリモートセンシングと熱環境シミュレーション(<特集>センシング技術と気象研究), ながれ: 日本流体力学会誌, Vol.32, 285-292, 2013.
- 6) 田中貴宏, 森山正和 & 佐土原聡: 419 堺市・横浜市を対象 としたクリマアトラスの作成:都市環境計画の支援を目的 として(環境工学),日本建築学会中国支部研究報告集, Vol.32,1-4,2009.
- 7)財団法人 建築環境・省エネルギー機構: CASBEE-HI (ヒートアイランド) の概要, 2009. Available at: http://www.ibec.or.jp/CASBEE/cas_hi.htm.
- Eliasson, I.: The use of climate knowledge in urban planning, Landscape and Urban Planning, Vol.48, 31–44, 2000.
- Norton, B. A. et al. : Planning for cooler cities: A framework to prioritise green infrastructure to mitigate high temperatures in urban landscapes, Landscape and Urban Planning, Vol.134, 127–138 , 2015.
- 10) Matthews, T., Lo, A. Y. & Byrne, J. A. : Reconceptualizing green

- infrastructure for climate change adaptation: Barriers to adoption and drivers for uptake by spatial planners, Landscape and Urban Planning, Vol.138, 155-163, 2015.
- 11) 蛭田有希 & 石川幹子:緑地が持つ気温低減効果の評価に 向けた緑地指標に関する研究, 都市計画論文集, Vol.47, 259-264, 2012.
- 12) 蛭田有希 & 浅見泰司:航空レーザ測量データを用いた樹木分布域の特定による市街地の樹木量データの整備,都市計画論文集, Vol.52,84-92, 2017.
- McGarigal, K.: FRAGSTATS Help, 2015. Available at: http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/documents/frag stats.help.4.2.pdf.
- 14) Breiman, L.: Random forests, Machine Learning Vol.45, 5– 32, 2001.
- 15) Panduro, T. E. & Thorsen, B. J. : Evaluating two model reduction approaches for large scale hedonic models sensitive to omitted variables and multicollinearity, Letters in Spatial and Resource Sciences, Vol.7, 85–102, 2014.
- Alin, A.: Multicollinearity. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, Vol.2, 370–374, 2010.
- Kutner, M., Nachtsheim, C., Neter, J. & Li, W. : Applied Linear Statistical Models, McGraw-Hill Irwin, 2005.
- Greene, W. H. : Econometric analysis, Macmillan, Collier Macmillan, 1990.
- 19) Cressie, N. A. C. : Statistics for Spatial Data, John Wiley & Sons, Inc., 1993. doi:10.1002/9781119115151
- 20) 堤盛人 & 瀬谷創:応用空間統計学の二つの潮流:空間統計学と空間計量経済学 (特集 時空間統計解析:新たなる分野横断的展開,統計数理, Vol.60,3-25, 2012.
- 21) 深澤圭太 et al.: 条件付自己回帰モデルによる空間自己相 関を考慮した生物の分布データ解析(<特集 2>始めよう!ベ イズ推定によるデータ解析,日本生態学会誌,Vol.59,171-186,2009.
- 22) Ver Hoef, J. M., Hanks, E. M. & Hooten, M. B.: On the relationship between conditional (CAR) and simultaneous (SAR) autoregressive models, Spatial Statistics, Vol.25, 68–85, 2018.
- 23) 瀬谷創 & 堤盛人:空間統計学:自然科学から人文・社会科学まで、朝倉書店,2014.
- 24) F. Dormann, C. et al.: Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: a review, Ecography, Vol.30, 609–628, 2007.
- Brewer, M. J. & Nolan, A. J. : Variable smoothing in Bayesian intrinsic autoregressions, Environmetrics, Vol.18, 841–857 , 2007.
- 26) Lee, D.: A comparison of conditional autoregressive models used in Bayesian disease mapping, Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology, Vol.2, 79–89, 2011.
- 27) Besag, J., York, J. & Mollié, A. : Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics, Annals of the Institute of Statistical Mathematics, Vol.43, 1–20 , 1991.
- 28) Leroux, B., Lei, X. & Breslow, N. : Estimation of Disease Rates in Small Areas: A new Mixed Model for Spatial Dependence, Statistical Models in Epidemiology, the Environment, and Clinical Trials, Vol.SE - 4 116, 179–191, 2000.
- 29) Lee, D. : CARBayes: An R package for bayesian spatial modeling with conditional autoregressive priors, Journal of Statistical Software, Vol.55, 1–24, 2013.