バリオグラムを用いたAMeDAS気温データの空間代表性に関する解析

波多野和儀・泉 岳樹・中山大地・松山 洋

The Spatial Representativity of Temperature Data of AMeDAS as Revealed by the Variogram

Kazuyoshi HADANO, Takeki IZUMI, Daichi NAKAYAMA and Hiroshi MATSUYAMA

Abstract: The spatial representativity of the annual mean temperature of AMeDAS is investigated using the variogram. In the variogram, the value called as "range" is regarded as the measure of the spatial representativity. It is found that the annual mean temperature have at least the spatial representativity of 50-100km. Also, the objective methods for estimating the spatial representativity are proposed; (1) the distance to adapt the variogram model can be determined by the Lepage test, and (2) "ranges" of a variogram with the nested structure can be detected by applying the nested variogram models. These methods are well functioned although the forms of the variograms are different one another. In addition, the following important findings are obtained; (1) "ranges" of variograms are not affected by the station densities, and (2) the nested structure appears when the study area is enlarged.

Keywords: 地球統計学(geostatistics), バリオグラム(variogram), ラページ検定(Lepage test), 空間代表性(spatial representativity), AMeDAS(Automated Meteorological Data Acquisition System)

1. はじめに

現在、数値モデルを用いて、地球温暖化やヒートアイランドといった様々なスケールの大気現象の再現が試みられている。そして、数値モデルによるシミュレーションの妥当性の検証には様々な観測値が用いられる。

気象台や測候所が行う気象観測は、広い範囲の大気現象を代表させるために建造物などの影響を受けない露場で観測される。これは、きわめて局所的な観測値を代表値とさせないための措置であり、ある程度の空間を代表した値であると考えられる。しかし、観測値が代表する空間スケールに関する知見は三宅(1973)による雨量の分析以外にほとんど見

当たらない。

観測された気温と、数値モデルによる気温が代表する空間スケールが異なっているのは数値モデルの妥当性の検証やシミュレーション結果についての正しい議論はできない。しかしながらこれまでの研究では、観測された気温の空間代表性について十分な検討がなされないまま、数値シミュレーションの妥当性の検証が行われてきた。泉ほか(1999)では、AMeDASの観測気温と数値モデルによる計算値の誤差の要因の1つとして、AMeDASの観測値と計算値の持つ空間代表性の違いを挙げている。また、Sugawara(2001)では、この問題に対して従来の研究が採用した手法として、(1)複数の地点での測定値を平均することで空間代表値とすること、(2)比較的開けた場所において計測された値を代表値とすること、(3)センサ付近の熱的環境を観測地点間で統一すること、(4)測定値が代表するエリアを特定

波多野：〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1
東京都立大学理学部地理学科地理情報学研究室
Laboratory of GIS, Department of Geography,
Tokyo Metropolitan University.
1-1, Minami-Ohsawa, Hachioji, Tokyo 192-0397, Japan
E-mail: h-kadu@mercury.sannet.ne.jp

すること、の4つを挙げている。そして、(1)の問題点として、どの程度の数の観測点を平均すれば空間代表値として十分なのか不明である、と指摘している。

数値モデルの気温が代表するスケールは水平格子間隔で表される。数値モデルの水平格子間隔が、観測気温が代表する空間スケールより大きい場合、観測気温を数値モデルの格子間隔で集計したものと数値モデルの格子点値を比較する。逆に、数値モデルの水平格子間隔が、観測気温が代表する空間スケールより小さい場合、数値モデルの結果を観測気温が代表する空間スケールと同じになるように集計して比較する。このようにすることで、両者の気温が代表する空間スケールが等しくなり正確な議論の助けになると考えられる。

そこで、本研究では、地球温暖化やヒートアイランドなどで関心の高い気温を対象として、AMeDASデータの空間代表性を明らかにすることを目的として解析を行う。

2. 気温の空間代表性

2.1 気温の空間代表性の定義

気温の空間代表性はこれまで厳密な定義はなされていないが、幾つかの考え方がある。1つには、観測器が観測している空間の大きさ、つまり観測器の応答速度と観測値の平均時間間隔並びに観測器周辺の空気場の流れ(移流)により決定される空間の大きさである。また、周辺地形、土地利用、土地被覆、人工排熱量をはじめとする気温決定の支配要因の条件が似ていることに伴い、類似した気温やその日変化が観測される地域(一種の等質性空間)を空間の大きさと考えられることもできる。さらに、Sugawara (2001)では、空気塊のもつエネルギーから空間代表気温とそのスケールを推定している。

このように、気温の空間代表性を一意に定義することは現段階では困難な状況であるが、いろいろな視点からの研究が必要とされていることは間違いのないであろう。

気温とは異なるが、Liu et al. (2001)は、地球統計学でよく用いられるバリオグラムという手法を用い

ることにより、中国における土壌水分データの空間代表性について論じている。2.2節で詳説するが、バリオグラムにより決定されるレンジという値は、全データの分散を説明できる距離を表しており、この距離はある点の観測値が代表する空間の大きさを表していると考えることができる。

本研究では、データ解析にあたっての客観性なども考慮し、バリオグラムを用いて気温の空間代表性の問題へアプローチすることにする。

2.2 バリオグラム

バリオグラム $\gamma_s(h)$ は次の式で表わされる。

$$\gamma_s(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i,j} (S_i - S_j)^2 \quad \dots (1)$$

ここで、 $N(h)$ は地点間の距離が h である観測地点ペア数である。 S_i 、 S_j はそれぞれの地点 i 、 j における観測値である。

図1 典型的なバリオグラム
(間瀬・武田, 2001 を元に作成)

典型的なバリオグラムは図1のような形をとり(間瀬・武田, 2001), 以下のような特徴がある。距離 h が0のときのバリオグラムの値はナゲット効果(θ_0)と呼ばれる。この値は理論上は0となるが、観測データからは把握不可能な変動や測定誤差によって実際は0にならない。また、バリオグラムが距離に対して一定になる値のことをシル($\theta_0 + \theta_1$)と呼び、理論上は全データの分散と等しくなる。バリオグラムが一定になる距離のことをレンジ(θ_2)と呼ぶ。レン

ジとはそれまでの距離でデータの全分散を説明できることを意味しており、変動性はレンジを越えると距離に依存しなくなる。シルやレンジが存在することは、空間で関係付けられる変動性が存在することを表している(Liu et al., 2001)。

実際にレンジ、ナゲット効果、シルなどを定量的に求めるためには、バリオグラムにモデルを当てはめる必要がある。ここでは、最も一般的に用いられる球型モデル(Chiles and Delfiner, 1999)を、観測値から得られたバリオグラムに当てはめることで、空間代表性を客観的に求めることができると考えられる。

球型モデルは、以下の式で表される。

$$\gamma_i(h) = \begin{cases} \theta_0 + \theta_1 \times \left\{ \frac{3h}{2\theta_2} - \frac{1}{2} \times \left(\frac{h}{\theta_2} \right)^3 \right\}, & (0 \leq h \leq \theta_2) \\ \theta_0 + \theta_1, & (h \geq \theta_2) \end{cases} \quad \dots (2)$$

ここで、球型モデルのパラメータ($\theta_0, \theta_1, \theta_2$)を決定するために次の最小二乗基準

$$\sum (\gamma_i(h) - \gamma_j(h))^2 \longrightarrow \min \quad \dots (3)$$

を用いる。

3. 使用データと研究対象領域

3. 1 AMeDASデータ

本研究では気温データとしてAMeDASを用いる。その理由として、入手が容易であり、均質なデータが日本全国に均等に分布し、かつ長期間存在することが挙げられる。

AMeDASで4要素(降水量, 気温, 風向・風速, 日照時間)を観測している地点の全国平均間隔は約21km(日本気象学会, 1998)である。本研究では、AMeDASデータから、1990年から1999年までの気温データを用いて年平均気温の準平年値(8年以上23年以下の資料に基づく平均値)を作成して、解析に用いた。ここでは、1990年から1999年までのうち、8年以上データのそろっている811地点を日本全土から抽出し、対象地点とした。欠測の扱いは気象庁(1990)に準じた。また、気温データは特定日の影響を受けていることが考えられるため、集計して準平年値データとすることにより、その影響を除去した。

3. 2 研究対象領域

本研究では、解析の目的別に、以下に示す3つの研究対象領域を設定した。

3. 2. 1 領域1

領域1(図2)の範囲は、北緯34.0度~38.5度、東経136.0度~142.0度で、277の観測点が含まれる。領域1では、バリオグラムにより空間代表性を求めるための方法を確認する。4.3節でバリオグラムにモデルを客観的に当てはめる方法を提案し、5.1節で観測密度の影響を検討する。この範囲が設定されたひとつの理由として、首都圏の熱環境の数値シミュレーションでは、この程度の範囲が解析対象となるため、本研究が数値モデル検証時の助けになることを期待するためである。

3. 2. 2 領域2

領域2(図2)は、5.2節で、領域の大きさによるバリオグラムの変化を調べるために用いる。領域2は領域1の中心(北緯36.25度、東経139.00度)をバッファリングの中心とし、半径を変えた円として切り出したものである。図2の円はそれぞれ直径500km, 700km, 1000kmである。

図2 領域1, 領域2とAMeDAS観測地点
太矩形は領域1, 円の直径は500km, 700km, 1000km.

3. 2. 3 領域3

領域3(図3)は、5.3節において、5.2節で示されることが他の領域でも成り立つかどうかを調べるために、バッファリングの中心が異なる4つの地域を設定したものである。

中心になる地点は、それぞれ1)北緯43.0度、東経142.0度(北海道)、2)北緯38.5度、東経140.0度(東北地方)、3)北緯34.5度、東経133.5度(瀬戸内地域)、4)北緯32.5度、東経131.5度(九州)である。それらを中心に、領域2と同様に、直径500km、700km、1000kmの領域を切り出して領域3とした。

図3 領域3とAMeDAS観測地点
円の直径はそれぞれ1000km.

4. 解析方法

4. 1 傾向変動の除去

本研究ではバリオグラムは距離のみの関数でなくてはならない。しかし、気温データには緯度、経度、標高に依存する成分が多く含まれている。事前の解析より、領域1の277地点の気温データは正規分布で近似でき、外れ値もないことがわかっているが、これらを用いてバリオグラムを描くと(分割間隔10km、4.2節参照)、図4のようになる。このバリオグラムは図1の典型的なバリオグラムとは異なり、レンジも現れない。その原因は、領域1の気温デー

タには図5のように緯度が高くなると気温が低くなる傾向があるからである。つまり、図4では、2地点間の緯度の差と気温が強く関係しているために、本研究で求めようとしているローカルな気温分布の特徴を表現できなかったことになる。また、このデータセットには経度方向に傾向変動は存在しなかったが、例えば、領域3の北海道のように経度方向に傾向変動が存在する場合もある。さらに、AMeDAS気温データは現地気温であるために標高による影響も受けている。もし、標高の影響を受けたままバリ

図4 領域1における気温データのバリオグラム

図5 領域1における気温データの緯度-経度散布図

オグラムを計算すると、単に山地と平野の大きさを表わすものになってしまう可能性がある。そこで、本研究では、次に述べる方法で、位置の情報に依存する成分を取り除くこととした。

取り除くべき位置の情報に依存する成分が1つの時は、図6のようにデータ x_i からの距離 d_i の総和 $\sum d_i$ を最小とする直線 l を求める。そこで、直線 l を新たな座標軸 (Chiles and Delfiner, 1999) と考え、直線 l と直交する成分 d_i (以下、「気温補正值」) についてバリオグラムを計算することとする。位置の情報に依存する成分が2つ以上の時は、上述の方法を多次元空間に拡張して、位置に依存する成分を取り除くことができる。

また、式(1)より明らかなように、バリオグラムは変数の2乗という単位を持つ。しかし、上記のように座標軸の変換を行うために、本研究では、単位は意味を持たない。そこで本研究では、バリオグラムの縦軸には単位を付けないことにする。

5章では多くのデータセットを作成して様々な考察を行うことになる。但し、領域1のデータは緯度と標高の影響を除去した「気温補正值」について、5.2節以降ではすべてのデータセットについて緯度、経度、標高の影響を除去した「気温補正值」についてバリオグラムを作成する。このような例の等値線図を図7に示す。この特徴については、5.2節で詳しく議論する。

図6 $\sum d_i$ を最小とするような座標軸の変換に関する模式図

図7 領域2のバッファ距離が直径1000kmの範囲における気温補正值の分布イメージ
円の直径は500km, 1000km.

4. 2 分割間隔の決定

式(1)の h は分割間隔という幅を持った値である。ここで、分割間隔10kmといった場合には、地点ペア間の距離が $10 \pm 5\text{km}$, $20 \pm 5\text{km}$, $30 \pm 5\text{km}$...にあるものを、それぞれまとめて扱うことを意味する。例えば、分割間隔が10kmの時の $N(50)$ とは、地点ペア間の距離が45km以上55km未満の地点ペア数を表わす。領域1の傾向変動の除去済みデータを用い、AMeDAS地点の平均間隔を考慮し、分割間隔5, 10, 20kmでバリオグラムを描くと図8のようになる。これらのバリオグラムに球型モデルを当てはめた時のレンジはそれぞれ、294km, 261km, 282kmとなる。分割間隔が大きいと原点付近の挙動が表現できず、分割間隔が小さいとペア数が減少するためにバリオグラムの変動が大きくなる (Liu et al., 2001)。図8より、分割間隔の違いによるレンジの差はほとんどないので、本研究では分割間隔を10kmとして解析を行う。

4. 3 モデル当てはめ距離の決定

前節の方法で領域1の277地点のデータを処理し、バリオグラムを作成した(図9)。このバリオグラムにはナゲット効果、シル、レンジが現れている。そこで、球型モデルを当てはめてレンジの値を求める。しかし、図9のバリオグラムでは距離約500km以上で大きな変動が起きている。この原因として、距離500km以上でサンプル数が少なくなっており、その結果、バリオグラムの値が安定しないことが考えられる。このような場合、大きな変動が起こる手前の距離までにモデルを当てはめることが多い(Liu et al., 2001)。

これまでの研究では、モデルをあてはめる距離は主観的に決められてきた(間瀬・武田, 2001)。そこで本研究では、ラベージ検定を利用してモデルを当てはめる距離を客観的に決める方法を提案する。ラベージ検定とは、「2つのグループの標本に対してそれぞれの母集団の分布の位置のずれや散らばりぐあいを同時に検定する」ものである(例えば、石村, 1989)。ラベージ検定統計量は、標本数がそれぞれ10以上のときに自由度2の χ^2 分布に従うが、最適な標本数の決め方は確立されていない。そこでここでは、標本数は各グループそれぞれ10とする。

本研究では分割間隔を10kmとしている。このため、グループ1は、距離 $n \times 10\text{km}$ から $(n+9) \times 10\text{km}$ の10個の γ を指し、グループ2はグループ1につづく $(n+10) \times 10\text{km}$ から $(n+19) \times 10\text{km}$ の10個の γ のことを指す。もし、グループ1とグループ2の検定結果が「分布に差がある」となれば、グループ2に相当する $(n+10) \times 10\text{km}$ 以降のバリオグラムは地点ペア数が少ないために変動が大きくなっていると判断し、 $(n+9) \times 10\text{km}$ までにモデルを当てはめることになる。

領域1の277地点のデータには、10kmから690kmまで69個の γ が存在する。すなわち、 $49 (= 69 - 20)$ パターンについてラベージ検定をおこない、モデル当てはめ距離を決定する。その結果、「分布に差がある」となった距離は110kmから210kmまでと470kmであった。バリオグラムがシルに達するまでの距離(約250km)では、バリオグラムの値が変化しつづけるので、「分布に差がある」という結果になっている。また、470kmで「分布の差がある」となったのは、図9の約500km以上での大きな変動がラベージ検定によってとらえられたためである。そこで、ここでは470kmまでをモデル当てはめ距離とした。その結果、レンジの値は261kmになった。

この結果、客観的にレンジを決定することができるようになった。そこで、上記のようなバリオグラムを用いた空間代表性の決定方法の汎用性を確認するために、次章では(1)観測地点密度による影響、(2)領域の大きさによる影響、(3)領域の違いによる影響の3点について解析と考察を行う。

5. 結果・考察

5. 1 観測地点密度による影響

観測地点密度がバリオグラムに与える影響をみるために、領域1の277地点をもとに観測地点をランダムサンプリングしたデータセットを作成した。ここで、対象領域の面積は不変であるので観測密度と観測地点数は同義である。

観測地点のサンプリングの仕方によっては、分布パターンが集中分布になる可能性がある。一極集中になる場合、バリオグラムは観測地点が集中したその領域におけるものになる。これは、対象領域を小さくしたことと同義である。そこで、意図的に集中分布の作成を試みたところ、観測地点数を60地点にすると有意水準1%でランダム分布との差が認められた。つまり、観測地点数を60地点以下にすると集中分布になる可能性が生じる。そこで、ランダムサンプリングするデータセットの最小観測地点数を61地点とし、その他に120, 180, 240地点のものをそれぞれ10セットずつ、計40セット作成した。

ただし、観測地点が少なくなると、観測気温が代表する空間スケールより地点間距離が長くなると、バリオグラムにレンジが現れなくなることが容易に想像できる。領域1のAMeDAS観測地点の平均最近隣距離は約17.2kmである。観測地点数を $1/n$ 倍にすると、平均最近隣距離は地点間隔の理論値の $\sqrt{n}$ 倍になる(奥野, 1977)ので(但し、領域1では海域が存在するのでこれによらない)、観測地点数61でも、地点間距離は観測気温が代表する空間スケールより長くなることはないと考えられる。

図10は観測地点数とレンジの関係を示したものである。バーは標準偏差を表わしている。ラページ検定で母集団の差の検定を行ったところ、各データセット間で有意水準1%で差はなかった。つまり、

この解析から、観測気温が代表する空間スケールより観測地点間隔が十分小さい場合、空間代表性は観測地点密度の違いによらないことが明らかになった。

また、バリオグラムの示すレンジは、無視できない程度の標準偏差をもっていることが分かる(図10)。それゆえ、バリオグラムを用いた解析をする時には、レンジがこのような幅をもった値であることを考慮する必要がある。

本研究では、図10の標準偏差の平均は約60kmであった。そこで、277地点でのレンジ261kmは60km程度の標準偏差を持った値であると解釈する。

図10 領域1における観測地点数とレンジの関係
バーは標準偏差。

5. 2 領域の大きさによる影響

ここでは、領域2を対象として領域の大きさがバリオグラムに与える影響について調べる。図11は(a)直径500kmと(b)直径700kmのバリオグラムである。直径500kmのバリオグラムはレンジが114kmであり、直径700kmではレンジが272kmであった。5.1節で、領域1の場合、レンジは±60km程度の幅を持った値であることを示したが、直径500kmと直径700kmのバリオグラムのレンジの差は標準偏差では説明できない。そこで、直径700kmのバリオグラムの100km近辺に注目する。すると、微妙ではあるが100kmから150kmにかけてシルが確認でき、さらに、300kmから2つめのシルが存在しているように見える。Chiles and Delfiner(1999)では、複数の異なったスケールの現象が混在するとき、レンジが多重構造

(nested structure)をなすとしており、図11-(b)もこのような構造が現れていると考えられる。

図11 領域2におけるバリオグラム
(a)直径 500km (b)直径 700km

そこで、二重になったレンジを検出する方法として、次のような方法を提案する。まず、ある距離までに1つめのモデルを当てはめ、次に、その距離以降に2つめのモデルをあてはめる。そのとき、バリオグラムによる γ と、モデルによる γ の相関係数を求める。距離を次々に変化させ、最も相関係数のよい距離を最適分割距離とする。

図12 領域2で、バッファ距離が直径700kmの範囲におけるバリオグラムの二重構造を検出するための相関係数と分割距離の関係

直径700kmのバリオグラムについて上記の方法で最適分割距離を求め(図12)、図11-(b)に重ねた(図13)。1つめのレンジは98km、2つめのレンジは322kmであった。1つめのレンジは直径500kmのレンジ(114km)にかなり近い。さらに、領域を大きくして直径1000kmのバリオグラムを作成すると(図14)、距離約100kmにわずかに変曲点を確認でき、上記の方法で1つめのレンジを126km、2つめのレンジを196kmとして検出できた。しかし、領域を大きくすることで、バリオグラムは小さなスケールの現象が次第に表現できなくなり、より大きなスケールの現象が目立つようになることがわかる(図14)。

また、図14に示した直径1000kmのバリオグラムで特徴的なこととして、距離約350kmにピークが存在し、それ以降ではバリオグラムの値が減少し、距離約600kmから約900kmではバリオグラムの値がほぼ一定になることが挙げられる。このような形のバリオグラムは、図1に示した典型的なバリオグラムとは異なるし、また、これまでの研究には見られないものである。しかし、典型的なバリオグラムと同様に、バリオグラムが一定であるところはシルであり、それに達する距離はレンジであると考えられる。この場合、元データは近距離で近い値、中距離で遠い値、遠距離で近い値をとるという空間配置をしていると考えられる。

図13 領域2でバッファ距離が直径700kmの範囲におけるバリオグラムに当てはめた二重モデル

図14 領域2のバッファ距離が直径1000kmの範囲におけるバリオグラム

そこで、この仮説を検証するために人為的にデータ(以下このデータを実験データと呼ぶ)を作成して検討を行った。実験データは図15のようであり、左右のメッシュには1~6、中央のメッシュには7~12の整数が、それぞれランダムに100個ずつ格子状に入力されている。この実験データを元にバリオグラムを描いたところ(図16)、一度ピークが現れ(距離約10~12)、減少した後に安定する(距離約20以

降)という形が再現された。つまり、この実験データは図16のようなバリオグラムを与えるものの1つと考えられる。

図15 実験データのイメージ

図16 実験データにおけるバリオグラム

ある程度離れた地点ペアの方が気温差が小さいというのは一見イメージしづらいが、本研究では緯度、経度、標高の影響を取り除いた「気温補正值」について解析をしているため、このような現象が起きていると考えられる。気温補正值の等値線図(図7)から、地点間距離が600km以上では同色のものが多く、地点間距離が350km程度では異色のものが多い傾向が読みとれる。逆に、そのことを客観的に表わしているのが図14のバリオグラムであると言える。このことは直径1000kmの領域を対象とした場合、350kmと600km程度の空間代表性を持つ大気現象が多重構造をなして、気温の空間分布に影響を与えていることを意味している。

5. 3 領域の違いによる影響

この節では、前節で得られた知見が他地域でも成り立つかどうか、領域の違いによる影響について検討を行う。

1) 北海道(図17)

直径500kmではレンジは175kmだが、最適分割距離110kmで分割すると1つめのレンジは72km, 2つめのレンジは180kmである(図17-a)。また、直径700kmでは、距離500kmまでのバリオグラムはほとんど変化せず、レンジは約250kmである(図17-b)。そこで、最適分割距離110kmで分割すると1つめのレンジは約90km, 2つめのレンジは約250kmであった。直径1000kmでは、1つめのレンジは87km, 2つめのレンジは254kmであり、距離500kmでバリオグラムが減少し、その後安定するのが顕著である(図17-c)。

2) 東北地方(図18)

直径500kmではレンジは100kmである(図18-a)。直径700km, 直径1000kmでは約200kmになる(図18-b, c)。しかし直径700km, 直径1000kmでは、直径500kmのレンジに相当するようなレンジは検出できなかった。また、直径1000kmでは距離500km~600kmでバリオグラムが減少して安定する傾向がわかる(図18-c)。

3) 瀬戸内地域(図19)

直径500kmではレンジは170kmであるが(図19-a), 最適分割距離の検出はできなかった。直径700kmでは球型モデルを当てはめることはできなかった(図19-b)。また、この地域では領域を大きくしても図1で示した典型的なバリオグラムの形を保っている(図19-c)。直径1000kmではレンジは136kmである。

4) 九州(図20)

直径500kmではレンジは61kmである(図20-a)。ま

た、直径700kmでは最適分割距離140kmで分割すると1つめのレンジは58kmであり、2つめのレンジは150kmである(図20-b)。直径1000kmでは球型モデルを当てはめることはできなかった(図20-c)。

図 20 九州を対象とした
バリオグラム
(a) 直径 500 km
(b) 直径 700 km
(c) 直径 1000 km

上記の4領域で得られた結果をまとめると以下のようになる。

- ・ 領域によってバリオグラムの形は変化するが、ほとんどの場合、4章や5.2節の解析方法を適用することができる。
- ・ 多少の地域差があるものの、1つめのレンジは50kmから100kmであり、また、2つめのレンジは150kmから300kmである。
- ・ 対象とする領域を大きくすると、ほとんどの場合、多重構造が見られる。つまり、バリオグラムには様々なスケールの大気現象が現れている。

6. 結論

6. 1 本研究で明らかになったこと

AMeDASデータから年平均気温の準平年値データを作成し、それを元にバリオグラムを描き、気温の空間代表性を明らかにした。その結果、AMeDAS気温準平年値データは最小で50kmから100km程度の空間代表性があることが分かった。

このことを明らかにするにあたってバリオグラム

から気温の空間代表性を示すための手法を確立した。そして、以下の2つのことを本研究で提案した。

- 1) ラページ検定を利用することで球型モデルの当てはめ距離を客観的に決定できる。
- 2) 二重構造をなすバリオグラムは球型モデルを2段にすることで検出できる。

また、上記の方法の汎用性を検証したところ、次のことが明らかになった。

- ・ バリオグラムが示す空間代表性は観測地点密度の影響を受けない。
- ・ 対象領域を大きくするとバリオグラムは多重構造をなす。これは、様々なスケールの大気現象が存在するためであると考えられる。
- ・ バリオグラムの形は対象とする領域ごとに異なる。これは領域ごとに大気現象やそのスケールが異なることを意味していると考えられる。

6. 2 今後の課題と展望

本研究では気温の空間代表性を客観的に示すために、様々な基準や統計的指標を用いた。しかし、いくつか主観的判断で決定した基準もある。例えば、4.2節で分割間隔を10kmと決めたが、Liu et al. (2001)では、分割間隔の重要性が指摘されている。また、ラページ検定の際、標本数が10以上であればラページ検定統計量は自由度2の χ^2 分布に従うため、ここでもグループの標本数を10としたが、その根拠は弱く、今後標本数に関する検討が必要と考えられる。

バリオグラムの多重構造は領域を大きくすると検出が困難になる。しかし、見えそうで見えないものを客観的に表わすことが地理情報学を含む科学全般の命題である。このため、多重構造の客観的評価にはさらなる検討が必要と考えられる。

また、大気現象の時間スケールと空間スケールには密接な関係がある(例えば小倉, 1999)。したがって、気温の空間代表性は使用する気温データの平均期間に大きく依存する可能性がある。そのため、気温データの平均期間と気温の空間代表性の関係を検討することが必要だろう。

近年注目されている都市気候の解析に用いられる

気象データには大きな局所的影響が含まれている可能性がある。つまり、このようなデータの空間代表性は非常に小さいことが予想される。気象観測地点の間隔がその気象要素の代表する空間スケールより大きい場合、それは観測地点が不足していることを意味する。そのため、本研究の手法を都市気候スケールへ適用することで、都市気候の観測計画や解析の一助になることが期待できる。

謝辞

本研究を進めるにあたって、有益なご助言をいただいた東京工業大学工学研究科の間瀬 茂先生にお礼申し上げます。

なお、本稿は、第一筆者が2003年2月に、東京都立大学理学部地理学科に提出した卒業論文をまとめたものである。

参考文献

- 石村貞夫 (1989) 『統計解析のはなし』, 東京図書.
泉岳樹・岡部篤行・貞広幸雄・花木啓祐・一ノ瀬俊明
(1999) 首都機能移転による熱環境変化の予測. 「環

境システム研究」, 27, 171-178.

奥野隆史 (1977) 『計量地理学の基礎』, 大明堂.

小倉義光 (1999) 『一般気象学 第2版』, 東京大学出版会.

気象庁 (1990) 『地上気象観測統計指針』, 気象庁.

日本気象学会編 (1998) 『気象科学事典』, 東京書籍.

間瀬茂・武田純 (2001) 『空間データモデリング—空間統計学の応用』, 共立出版.

三宅賛 (1973) 雨量観測点の密度と面積雨量の観測精度, 「水利科学」, No.93, 57-71.

Chiles, J.P., and Delfiner, P. (1999) *Geostatistics*. New York: John Wiley & Sons.

Liu, S., Mo, X., Li, H., Peng, G., and Robock, A. (2001) Spatial variation of soil moisture in China - Geostatistical characterization, *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 79, 555-574.

Sugawara, H. (2001) *Heat exchange between urban structures and the atmospheric boundary layer*. Doctoral dissertation, Department of Geophysics, Tohoku University.

〔 原稿受付：2003年4月28日 〕
〔 採用決定：2004年5月25日 〕