

地域別の廃棄物の発生要因に関する研究 - 地理加重回帰分析(Geographically Weighted Analysis)を活用して -

全南大学 邊莊燮
全南大学 羅洲夢
全南大学 裴丁煥

1. 序論

産業の発展によって廃棄物の発生量も急速に増加している。廃棄物の増加は、環境の質の低下だけでなく、削減および制御に伴うコスト増大の問題を引き起こすのである。廃棄物の管理は、環境だけでなく、地域の経済成長の面でも非常に重要である。結局に経済成長を伴う廃棄物管理のために廃棄物の発生要因について研究が必要である。

一般的に廃棄物の発生量は、地域の所得に起因するもので、多くの研究によって証明された(Wang et al, 1998; Johnstone and Labonne, 2004; Mazzanti et al, 2008; Mazzanti, 2008; Song et al, 2008; Chen, 2010; Ichinose et al., 2011)。多く関連の研究をみると廃棄物の発生傾向は、消費パターンの変化に起因する。消費パターンは、社会経済的、環境的、人口統計的条件のような多くの要因によって影響を受ける。このため廃棄物を管理し、発生率を最小限に抑えるためには、これらの要因を確認する必要がある。

しかしKeser et al. (2012)によるとこれらの要因は、廃棄物の発生に影響を与えるが、他の地域で同じレベルではない。すなわち所得が一地域での廃棄物発生量との関係を持っていることが、それに反して他の地域では、マイナス関係や無意味な相関関係が表示されることもある。つまりFotheringham et al. (1996)が指摘したように空間データの多変量統計モデルでは、独立変数と従属変数の関係から空間的非固定性(non-stationarity)が存在することができる。

したがってこれらの空間的な発言力の問題を克服するためには、さまざまな分野での相対的な意味の変化、廃棄物の発生に影響を与える様々な潜在的要因を考慮して分析しなければならない。このため、Tanaka et al. (2007)とKeser et al. (2012)は、空間的自己相関のような空間利用を考慮した地理加重回帰モデル(GWR: geographically weighted regression、以下GWR)を用いた。GWRを用いる場合に空間的自己相関性を検討するため、従来のOLSモデルに比べて残差の空間的偏倚を削減しながらモデルの説明力を向上させることができる。

そこで本研究では、我が国の廃棄物の発生要因を分析するためにGWRモデルを用いた。しかし本研究は、次のような研究の差別性がある。まず、先行研究とは異なり、まず廃棄物の分類別に空間的自己相関性を推定し、これに統計的に有意な廃棄物をGWRモデルに発生要因を分析した。発生の仕組みが異なる廃棄物をそれぞれのカテゴリ別に分類するのは意味のある結果を導き出すことができるだろう。

第二に、空間的な範囲を基礎自治体としてより細かく分けて分析した。先行研究では、多くの研究が国のレベ

ルの空間データを利用するが、本研究では空間的な範囲をより細かく分類した。それによって得られる結果値は基礎自治体での政策的インプリケーションを提示することができる。

本研究の目的は、地域の廃棄物管理方策の導出のために、空間的な偏倚を考慮して、地域別廃棄物の発生要因について実証分析を行う。このために本研究では206基礎自治体の市郡区を対象に廃棄物の種類別に分類し、空間的自己相関性を示すMoran指数を測定する。その後、空間的自己相関が有意に表示される廃棄物を中心にOLSとGWRを用いて比較分析を行う。

2. 理論的考察

2.1. 空間的自己相関性

廃棄物の発生は、空間依存性が存在することができる。ここで空間依存性は、いずれかの領域の属性値が近い空間の属性値に左右されることを意味する(Fotheringham et al, 2002)。このときに地域的空間には、空間的自己相関性が存在することができる。Keser et al. (2012)によれば、空間的自己相関は、変数が空間的に体系的なパターンで分布されたときに存在する。地域の自己相関は、近い観測地が同じような変数の値がある場合に発生する。もし近くの観測単位は似ていない値を持っていれば、マイナスの自己相関が現れる。0の空間的自己相関は、空間的に近い値がそれぞれの他のものと関連していないことを意味し、これは空間的自己相関がないということである。

このような空間的自己相関性の研究は、Moran(1950)とGeary(1954)によって本格的に開始された。これらの研究では、空間の加重値を利用して、空間的自己相関性を測定する方法を統計的に発展させたが、特にMoran(1950)のI指数は、一般的に最も多く利用されている。その式は次のとおりである。

$$I = \frac{N \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij}) \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

ここでnは地域単位の数、 Y_i は地域の属性、 Y_j は、j地域の属性、 $\bar{Y}$ は平均値、 ω_{ij} は加重値を意味する。

上記した式(1)は、空間的自己相関性を全域的(global)に測定する方法として、全域的Moran指数として知られている。しかし全域的Moran指数は、調査対象地域全体の空間的自己相関性を一つの値で測定して示しているため、その地域内での空間的な関連性の局地的な構造を把握できない。つまり、特定の地域が、地域全体の空間的自己相関性にどれだけ影響を与えているかを把握することができない。これ

によりAnselin(1995)は、局地的な次元で空間的関連性を測定するためにLISA(Local Indicator of Spatial Association)の指標を開発しました(イフイオン、シムジェオン、2011)。

Anselin(1995)によると、局地的Moran指数は、特定の観測地の周辺で発生する空間的自己相関性の程度がどの程度なのかを知らせてくれて、同じ研究領域に対して局地的Moran指数の平均値は、全域的Moran指数と同じである。局地的Moran指数は、次のとおりである。

$$I_i = \left[\frac{n^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij}} \right] \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_{j=1}^n \omega_{ij} (y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

2.2. 地理加重回帰モデル

一般的にOLSのような伝統的な回帰分析は、空間的にその位置に応じた差がないことを前提として独立変数の効果が研究対象地域のすべての場所で同じように表示される(ジョンソン、2009)。しかし、上記のように廃棄物の発生は、空間的偏倚が発生し、空間の単位を細かく設定する場合には、その空間的な偏倚はさらに大きく表示されざるを得ない。

地理加重回帰モデル(GWR)は、このような空間的偏倚を分析する回帰の方法で、その他の場所に存在するデータのに対してさまざまな回帰モデルを適用し、空間的な非固定性を探ることができる。つまり特定のポイントを基準に一定の範囲内のデータを分析に活用することにより、空間の単位数ごとに回帰分析結果から地域的なパターンを見ることができるようになる(ジョンソンほか、2011)。イフイオン、シムジェオン(2011)によると、地理加重回帰モデルは、局地レベルでの回帰係数を推定するものである。つまり、変数間の関係を推定する回帰係数が地域間で異なることを前提して地域別に局地的な回帰モデル(locally regressed models)を推定するものである。この場合、地域ごとにどのように回帰モデルを推定しなければならないのかについての手がかりは、残差の空間的自己相関や残差の空間構造を通じて見つけることができる。

従来の最小二乗法(OLS)は、全域的モデル(global model)に該当する。それに比べてGWRは、局地的モデル(local model)である。ここでは、全域的モデルは、空間的位置に応じた差がないという仮定の下で分析するものであり、局地的モデルは、全域的モデルを分解して空間的位置による違いを考慮したモデルである。全域的モデルの場合、固定された単一の回帰係数が適用されるが、局地的モデルの場合、地域ごとに異なる回帰係数を適用することである。これに対してイフイオン、シムジェオン(2011)は、空間的異質性がある場合において、全域的モデルで推定する場合、1つの回帰式で表示されますが、実際の空間上の異なる地域間で示されている変数間の関係を正確に反映してくれない。しかし、局地的モデルで推定すると、変数間の関係が異なる表示される領域を区分し、それぞれの回帰式で推定される。

また、多くの実証研究ではデータが持つ空間の影響に注目していない。空間の影響を持っている空間データを、既存の線形解析手法で分析した場合に観測値とエラー項の“独立性仮定(independence assumption)”は違反せざるを得ない。したがって、これらのモデルは、間違った統計的推定(statistical inference)に達する危険性がある(Griffith、1996 ; Loftin and Ward、1983 ; Gaile and Willmott、1984 ;

LeSage、1997 ;ギムグエン、2003)。このため、空間上のデータを利用した実証分析では、これらの点を考慮すべきであり、GWRは、伝統的な全域的モデルよりもモデルの説明力をさらに高めることができる分析方法である。GWRの基本的なモデルは、次の式(3)の一般的な回帰モデルを式(4)に拡大する。

$$Y_i = \beta_0 + \sum_k \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (3)$$

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (4)$$

ここでは、 Y_i はi番目の従属変数、 X_{ik} はi番目の従属変数の構造的あるいは地域的特性、 ε_i は平均が0であり、分散が σ^2 である独立正規分布を持つ誤差項を意味する。

また、 (u_i, v_i) は、i番目の空間座標、 $\beta_k(u_i, v_i)$ はi番目の従属変数がある地点での第k番目の独立変数の回帰係数である。地理加重回帰法は、地域間の距離加重行列を利用して地理的な位置iに応じた変数kについて各地域別に個々の回帰係数($\hat{\beta}_{ki}$)を推定することで、回帰係数の推定値は次のとおりである。

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) y \quad (5)$$

ここでは、i地域の地理的加重回帰係数の推定値である $\hat{\beta}$ は、加重回帰最小二乗(weighted least square)により算出される。これは両地域間の距離で測定された空間行列と結合されるため、地域に近い地域の影響がより遠い地域の影響よりも大きく考慮される。 W は、観測値の距離に基づいた加重値 d_i ベクトルを含む $n \times n$ 対角行列である。

$$W_i = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & w_{i3} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{bmatrix} \quad (6)$$

イフイオン・シムジェオン(2011)によると、空間行列を構築する場合に両地域間の地理的な加重関数をどのように定義し、測定することが非常に重要である。一般的に使用される関数は、指数式加重値、ガウス関数(Gaussian function)、カーネル関数のbisquare関数がある。これらの関数は、帯域幅(bandwidth)と呼ばれる母数を用いて、その帯域幅の設定によって加重値はかなり違ってくる。帯域幅が大きいほど、同じ距離の加重値は大きくなる。一方、帯域幅が小さくなるほど、同じ距離の加重値は0に近づくことになる。帯域幅が大きくなり、加重値が1に近似すると、地理加重回帰モデルは、空間的異質性をほとんど考慮しなくなる。このような場合に地理加重回帰モデルはOLSモデルと同様になる。

加重関数を選択するとともに、加重値を作成する帯域幅を固定するか、または可変的に設定するかを決定しなければならない。これは、データが収集された位置の標本地点と母数の推定が行われる位置である回帰点の間に残差を通じてモデルの適合度を評価することになる。もし研究対象地域の標本地点が規則的に分布する場合には、固定されたカーネル(fixed kernel)を使用できますが、不規則に散在している場合には、固定された帯域幅で推定をすると、モデルの適合度が落ちることになる。このため、標本地点

が不規則に分布している場合には、適応的カーネル (adaptive kernel) 方式により可変的にカーネルを設定することがモデルの適合度を増加させることができる。

適正な帯域幅の設定に関する検定は、観測値と推定値の間に差である交差検定 (CV : cross validation) の値を最小化する方法を選ぶことができますが、一般的に AIC (Akaike Information Criterion) が最も多く利用されている。AIC は設定されている回帰地点からどの程度の帯域幅の標本地点を選択するかを判定し、OLS モデルに比べて地理加重回帰モデルがより適切な行を判定してくれる指標となる。本研究では、これらのことを考慮して適応的カーネル方式で帯域幅を設定し、AIC でモデルの適合度を判定した。

2.3. 先行研究の検討

空間的な非固定性を考慮した GWR モデルは Brunson et al. (1996) が本格的に使用した。この研究では Aitken (1996) の Random coefficients model と Goldstein (1987) の multilevel modeling を利用して、空間的な変化を推定し、GWR モデルを確立させた。

この研究には 1991 年に英国の Tyne と Wear 郡の世帯の所有者の社会的階級の空間パターンを実証分析した。また、この研究者は、Brunson et al. (2000) を通じて前記の確立された GWR モデルを局所ウード、AIC などを用いて検証し、その間に研究結果を結集して Fotheringham et al. (2002) を発刊した。

これらの研究の後に GWR モデルは、都市の空間構造、不動産、医療、環境など様々な分野で活用されている。Fotheringham et al. (2001) は、英国の小学校の空間分布を分析し、Tu and Xia (2008) は、米国マサチューセッツ州の土地利用と水質の空間的パターンを分析した。また、Gilbert and Chakraborty (2011) は、米国フロリダ州での大気有害物質によるがんの発生状況を分析した。Mennis and Jordan (2008) は、大気有害物質の空間的な非固定性を推定し、それによって環境的公平性の空間分布を分析した。

GWR モデルがこのように様々な分野の研究で利用されているが、廃棄物の発生要因の分析に GWR モデルを適用した事例は非常に少ない。Tanaka et al. (2007) は、中国の各性別で SO_2 、廃水、固形廃棄物の発生量について GRDP、人口密度、主要政策ダミー変数などを発生要因に設定し、OLS と GWR を比較して実証分析を行った。この研究では、廃棄物を大きく 3 つに分類して分析したが、Moran 指数のような空間的自己相関性を推定しなかった。

Keser et al. (2012) は、トルコの自治体固形廃棄物発生量についても様々な社会経済的要因、人口統計的要因、環境的要因で発生要因を区別して SAR (Simultaneous spatial autoregression) と GWR の間の比較分析を行った。

Tanaka et al. (2007) と Keser et al. (2012) は、廃棄物の総量を従属変数として用いて分析した。しかし、廃棄物は様々な排出構造を持っている。特に我が国では廃棄物が一般廃棄物、事業所の排出施設廃棄物、建設廃棄物に分類されているが、それぞれの廃棄物の統計集計基準も異なるので、これに伴う発生要因も異なっていると思われる。これに対して Ichinose et al. (2011) は、廃棄物を法定基準に分類し、発生要因をパネル回帰で分析し、それに伴う分類別発生要因も異なる結果値を示した。したがって、本研究では、我が国の廃棄物の発生要因を GWR モデル

に分析する上で、廃棄物の分類別に空間的自己相関を推定し、それに応じて空間的依存性が表示される廃棄物を GWR モデルによって発生要因を分析した。

これに伴い GWR モデルは、局地的モデルで各地域ごとに回帰係数が導出され、空間分析の単位に基づいて政策的意味を導出することができる長点を持っている。したがって、本研究では、廃棄物の発生要因を GWR モデルを用いて分析した先行研究よりも空間的範囲をさらに細かく分類して基礎自治体レベルの空間データを活用する。これらの分析は、廃棄物の発生要因の空間的なパターンだけでなく、各市町村ごとに、それぞれの廃棄物の分類に応じた政策的方向、示唆点を提示することができるものと期待している。

3. 実証分析

3.1. 変数の設定と分析モデル

本研究で使用された従属変数と説明変数は、次の〈Table 2〉のように設定した。本研究では、廃棄物の発生量は、従属変数として使用し、廃棄物の種類によってそれぞれ発生する要因が異なる構造を持っていると前提して廃棄物総量、生活廃棄物、事業所の排出施設廃棄物、建設廃棄物について 1 人当たりの年間発生量のデータを用いた。本研究では、この分類ごとに Moran 指数を測定し、空間的自己相関が有意に示された廃棄物が GWR モデルを適用して、発生要因を分析した。

分析に使用された説明変数は、経済的要因、社会的要因、気候的要因に区分される。経済的要因としては、1 人当たりの GRDP を利用した。前述したように廃棄物の発生は、地域の消費的なパターンに起因する。地域の消費は、最終的に所得と関連している。それで廃棄物の発生要因の多くの研究からの所得と関連した資料を使用する。Shafik (1994) と Cole M. et al. (1997)、Wang et al. (1998) などは、1 人当たりの所得指標を使用し、Mazzanti et al. (2008) は、付加価値を、Mazzanti (2008) は、1 人当たりの家計消費、Song et al. (2008) は GRDP、Chen (2010) は、個人可処分所得、Ichinose et al. (2011) は、所得税のデータを利用した所得指標を用いた。地域の所得を示す代表的な指標は GRDP である。特に廃棄物は、個人の消費だけでなく、産業の産出によって発生される。このために地域の所得指標で GRDP を使用することが妥当である。

社会的要因としては、人口密度や教育水準、失業率を使用しました。Mazzanti et al. (2009) によれば、廃棄物の発生量は、都市と密集している地域で発生している土地の機会費用と規模の経済などの要因で、定量的または静的な相関関係を示す。つまり、人口の密集度によって廃棄物の発生量が影響を受けることができる。そのため、多くの先行研究では人口密度を変数として使用した。また、教育レベルは、その程度に応じて、環境改善に対する認識の変化を引き起こし、最終的に廃棄物の発生量に影響を及ぼすと判断される。また、失業率は、個人や地域の所得に影響を与える。それで廃棄物の発生要因として表示されることができると。

気候的要因には、年間降水量を用いた。Gómez et al. (2009) と Afon (2007) は、季節により廃棄物の発生量が左右されると実証分析した。季節の農産物の収穫量に差が現れ、これは農産物の消費量を決定し、最終的に生ゴミ、廃棄物の発生量に影響を及ぼすと明らかにした。

特にOlgun and Erdogan(2009)は、気温や降水量、湿度などにより農産物の収穫量が決定され、これらの要因も廃棄物の発生量に影響を及ぼすと明らかにした。しかし、気候的要因は、国ごとに異なる。我が国の場合、気温と湿度は地域差が小さいため、廃棄物の発生量と関連付けが低いと判断される。それに比べて降水量は、気温や湿度に比べて、海や山の近くかどうかに応じてばらつきが大きく表示されます。そこで、本研究では、気候の報告書の中の降水量を変数として使用した。

＜表 1＞ 変数の設定

変数	先行研究	出所
廃棄物の発生量	-	環境部(2011)
GRDP	Song et al.(2008)	統計庁
人口密度	Mazzanti et al.(2008), Johnstone and Labonne(2004), Chen(2010), Ichinose et al.(2011)	統計庁
教育水準	Wang et al.(1998), Chen(2010)	統計庁
失業率	Chen(2010)	統計庁
年間降水量	Olgun and Erdogan(2009), Keser(2012)	気象庁(2011)

＜表 2＞ 基礎統計量

Variable	単位	Obs	Mean	Std.Dev.	Min	Max
廃棄物総量	年間ton/1人	206	4.055	6.112	0.646	55.567
生活廃棄物	年間ton/1人	206	0.302	0.095	0.128	0.711
事業所廃棄物	年間ton/1人	206	1.723	5.818	0	51.460
建設廃棄物	年間ton/1人	206	2.030	1.410	0.311	10.518
1当りGRDP	百万WON/1人	206	23.573	14.957	7.111	107.632
人口密度	人口/㎢	206	2441.454	4301.138	19.553	17982
6歳以上高等教育卒業生比率	%	206	0.197	0.072	0.074	0.439
失業率	%	206	2.611	1.213	0	6.2
年間降水量	mm	206	1471.938	300.457	738	2393.300

3. 2. 研究のモデル

本研究では、この項で設定した変数をもとに、以下の式(7)のような研究モデルを構築した。ここでYは1人当たりの年間廃棄物発生量を示す。またGRDPは地域の1人当たりのGRDP、POPDENSEは人口密度、HIGHEDUは6歳以上の人口のうち、高等教育卒業生の割合を示す。また、UNEMPは失業率を、RAINFALLは年間降水量を意味する。最後にεは残差を意味する。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 GRDP + \beta_2 POPDENSE + \beta_3 HIGHEDU + \beta_4 UNEMP + \beta_5 RAINFALL + \epsilon \quad (7)$$

4. 分析結果

4. 1. Moran' Iの推定結果

全域的Moran指数の分析結果は、以下の<Table3>のとおりである。総廃棄物発生量と事業所排出施設の廃棄物発生量に関する全域的Moran指数は無意味な結果を示している。しかし、生活廃棄物発生量の全域的

Moran指数は0.185で高く現れ、統計的に非常に有意な水準に表示され、空間的自己相関性が非常に高いことを示している。建設廃棄物の発生量の全体的な Moran 指数は、生活廃棄物ではなく、やや低い0.077で示したが、同様に有意な水準であった。

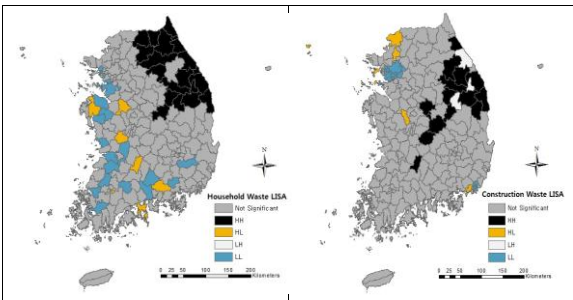
＜表 3＞ 全域的Moran指数の推定結果

	Moran' I Index	Expected Index	Variance	Z-Score	P-Value
Total Waste	0.015890	-0.004878	0.000174	1.573768	0.115544
Household Waste	0.184582	-0.004878	0.000220	12.780571	0.000000
Business Waste	0.015198	-0.004878	0.000169	1.545519	0.122221
Construction Waste	0.076575	-0.004878	0.000215	5.550067	0.000000

空間的自己相関性が示された一般廃棄物と建設廃棄物の局地的Moran指数も推定した。イフイヨン、シムジェホン(2011)によると、局地的Moran指数の場合に特定の値と隣接する周辺地域が持つ値の加重平均値が互いに類似して表示されると静的な自己相関であり、逆に特定の値と隣接する周辺地域の加重平均値の差が大きく表示されたら不適切な自己相関で表われる。そのためにLISAの分析は、その地域の周りに同じような値を持つ空間的なクラスターの有意性を判定することができ、局地的群集地域と異例地域を抽出することができる。つまり、原点を基準に高い値の周辺に高い値が存在するHHタイプ(high - high)、低い値の周りに低い値が存在するLLタイプ(low - low)、高い値の周りに低い値が存在しているHLタイプ(high - low)、低値の周辺に高い値が存在するLHタイプ(low - high)に区分することができる。このため、局地的な次元で空間的群集は、主にHHとLLタイプをいい、LHとHLは、空間的異常地域と見ることができる。

生活廃棄物の局地的なMoran指数の分析結果を見ると、生活廃棄物の発生量が多くHHクラスターは、江原地域に広がっている。このため、2010年度の一般廃棄物は、江原道の中で強い静的な空間関係を見せてクラスターを形成していることを見ることができる。一方、忠南、全北、全南、慶南、一部の地域では一般廃棄物の発生量が少ないクラスターのLL型の静的な関係を見せて混雑させたパターンを示している。

建設廃棄物について局地的なMoran指数の分析結果をみると、建設廃棄物の発生量が多くHHクラスターは、生活廃棄物と同様に江原地域に広がっている。このため、建設廃棄物は、江原道の中で強い静的な空間関係を見せてクラスターを形成している。建設廃棄物の発生量が少ないクラスターLL型は、一般廃棄物とは異なり、ソウルの近く コナーベーション都市の現象のような静的な関連性を示しながら群集したパターンを示している。



＜図 1＞ 局地的Moran指数の推定結果

4.2. 生活廃棄物の分析結果

生活廃棄物発生量のOLSモデルとGWRモデルの分析結果は次のとおりである。まずOLS分析結果を見ると、降水量を除くすべての変数で統計的に統計的有意水準に見当たらなかった。しかし、GWRの分析結果を見ると、局地的回帰式を算出する標本点で83個近隣の点を使用し、AICc方式を適用した。変更された値は0.3016でOLSモデルで推定された0.0023に比べるとかなり高くなったことを知ることができる。また、AICc値も-380.8174に-427.2031に減少した。また、GWR残差の全域的Moran指数はOLSに比べて低く現れ統計的有意性も低くなった。これはGWRの分析を通じて生活廃棄物発生量の地域間の差を見える影響を及ぼした要因を抽出する回帰モデルの仮定を遵守すること

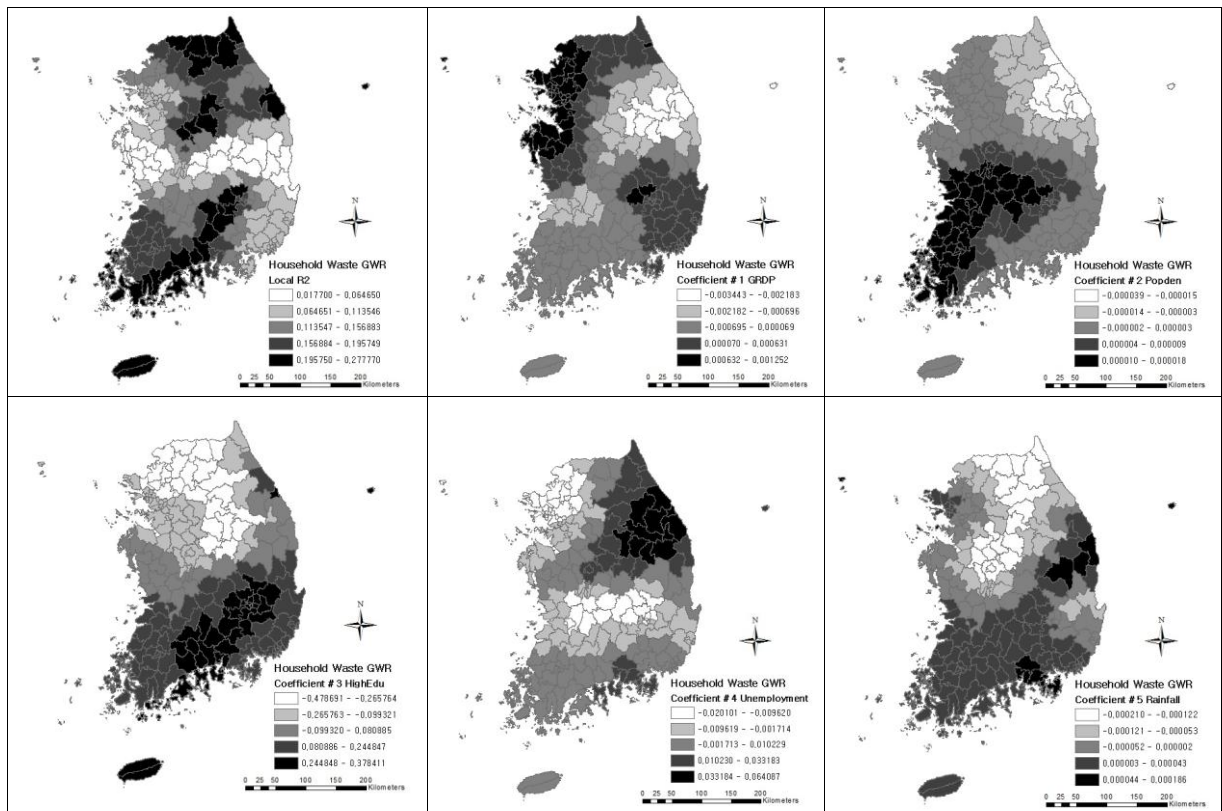
が分かった。

局地的な回帰モデルでの推定結果を、各地域別に比較すると、江原道北部および一部地域、忠北、慶北西南、慶尚南道西部、全南南部、済州島で局地的説明力が高いことが分かった。また、忠南と忠南、慶北北部で局地モデルの説明力が最も低いことが分かった。

局地モデルの回帰係数を各地方別に比較すると京畿地方はGRDPで生活廃棄物が増加することが明らかになり、江原地方は失業率が生活廃棄物が増加することが分かった。忠清地方は、北西部を中心にGRDPで生活廃棄物が増加し、全羅地方と済州地方は、人口密度、教育レベルによって生活廃棄物が増加した。慶尚地方はGRDPと教育レベルによって生活廃棄物が増加した。

<表 4> 生活廃棄物のOLS-GWR推定結果

	OLS	VIF	GWR			
	OLS	VIF	平均	最大	最小	標準偏差
Intercept	0.3479***	-	0.3087	0.6700	0.1042	0.1342
GRDP	0.0000	1.0628	0.0000	0.0013	-0.0034	0.0009
Population Density	-0.0000	1.5958	0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000
High Education	0.0899	1.7104	0.0302	0.3784	-0.4787	0.2289
Unemployment	0.0026	1.8357	0.0022	0.0641	-0.0201	0.0160
Rainfall	-0.0000**	1.0187	-0.0000	0.0002	-0.0002	0.0000
Local R-Squared	-	-	0.1350	0.2778	0.0177	0.0563
R-Squared	0.0266	-	0.4350			
Adjusted R-Squared	0.0023	-	0.3016			
AIC	-380.8174	-	-427.2031			
標準化された残差のMoran'I 指数	0.1549***	-	0.02940**			
Koenker Statistics	5.1928	-	Neighbors			83
Jarque-Bera Statistics	143.1962***	-	Bandwidth Methods			AICc
		-	Kernel Type			Adaptive



<図 2> 生活廃棄物のGWR推定結果

4.3. 建設廃棄物の分析結果

OLSモデルとGWRモデルに基づいて建設廃棄物の発生量に関する分析結果は次のとおりである。まずOLS分析結果を見ると、GRDPと人口密度、教育レベルが有意なレベルであった。GRDPは、建設廃棄物を多少増加させることが示されたが、人口密度は統計的には有意なレベルであったが、回帰係数の値は微々たる水準に減少した。特に教育レベルは、建設廃棄物を非常に減少させることが分かった。

GWRの分析結果を見ると、局地的回帰式を算出する標本点で206の近隣点を使用しAICc方式を適用した。変更された値は0.3356でOLSモデルとはほぼ同じ水準となった。一方、AICc値はやや増加した。しかし、GWR残差の全域的Moran指数は、OLSに比べて低く現れ、統計的に有意ではなくなった。これは、残差の空間的自己相関性がランダムなパターンを示すことを意味する。そ

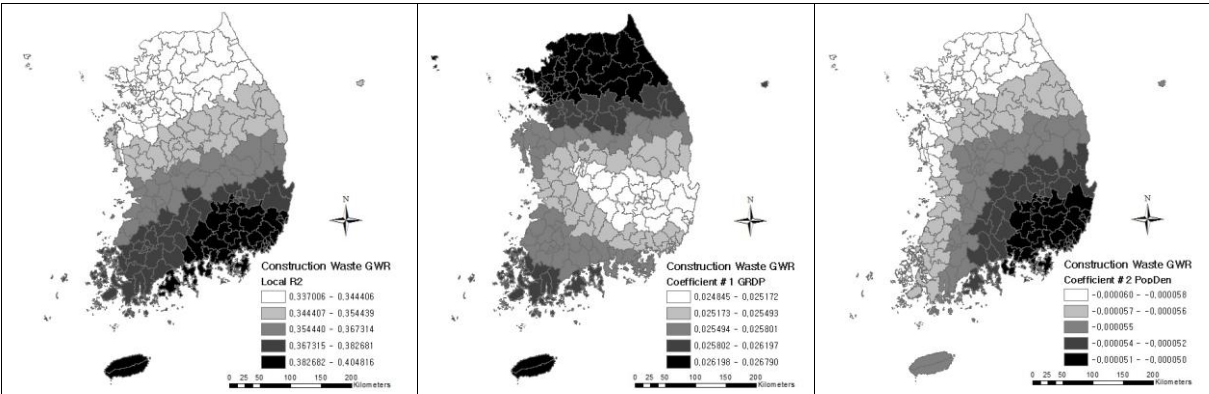
のため、GWRの分析を通じて、建設廃棄物発生量の地域間の差を見える影響を及ぼした要因を抽出する回帰モデルの仮定を遵守することが分かった。建設廃棄物の場合に空間的異質性の問題を解決するためにGWRモデルがより効率的であった。

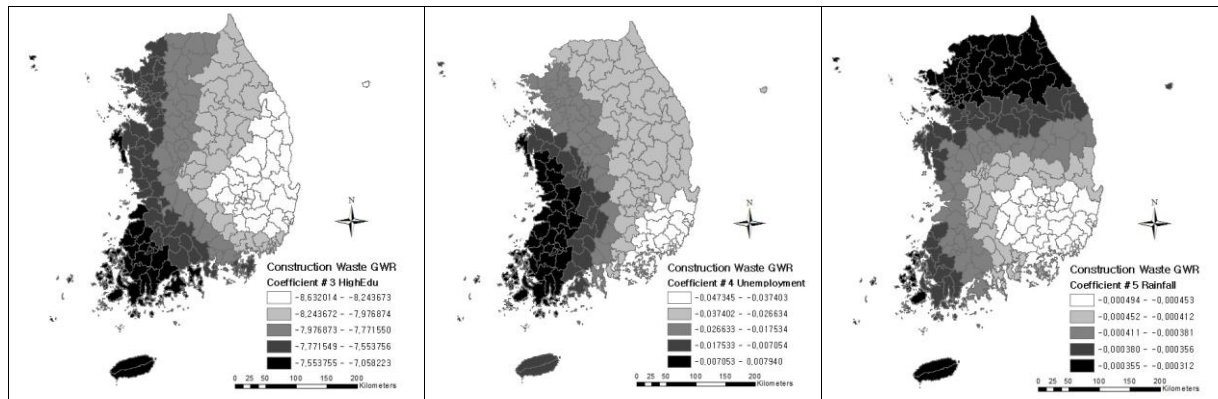
局地的な回帰モデルでの推定結果を、各地域別に比較すると、慶南で局地的説明力が高いことが分かった。京畿と江原北部地域で局地モデルの説明力が最も低いことが分かる。したがって北から南に行くほどモデルの説明力が高くなるパターンが明らかになった。

局地モデルの回帰係数を地方別に比較すると京畿地方はGRDPによって建設廃棄物が増加することが分かった。そして、他の変数は、すべてのマイナスの回帰係数の値が導出されたが、特に慶尚地方の教育水準と失業率、降水量が建設廃棄物をさらに減少させることが分かった。人口密度は忠清西部の京畿、江原北部で建設廃棄物をさらに減少させることが分かった。

<表 5> 建設廃棄物のOLS-GWR推定結果

	OLS	VIF	GWR			
	OLS	VIF	平均	最大	最小	標準偏差
Intercept	3.5393***	—	3.7656	4.0374	3.3463	0.1500
GRDP	0.0261***	1.0628	0.0257	0.0268	0.0248	0.0005
Population Density	-0.0000**	1.5958	-0.0001	-0.0001	-0.0001	0.0000
High Education	-7.4242***	1.7104	-7.8932	-7.0582	-8.6320	0.3274
Unemployment	-0.0051	1.8357	-0.0231	0.0079	-0.0473	0.0140
Rainfall	-0.0003	1.0187	-0.0004	-0.0003	-0.0005	0.0001
Local R-Squared		—	0.3635	0.4048	0.3370	0.0210
R-Squared	0.3520***	—				0.3693
Adjusted R-Squared	0.3357	—				0.3356
AIC	648.9148	—				653.2779
標準化された残差のMoran’I 指数	0.0234*	—				0.0053
Koenker Statistics	6.8535	—	Neighbors			206
Jarque-Bera Statistics	1657.5771***	—	Bandwidth Methods			AICc
		—	Kernel Type			Adaptive





〈図 3〉 建設廃棄物のGWR推定結果

4. 結論

本研究では、2010年度の我が国の廃棄物の発生要因のGWRの分析を試みた。これに先立ち、Moran指数の分析結果総廃棄物と事業所排出施設廃棄物は、空間的自己相関が表示されていないが、生活廃棄物と建設廃棄物は、空間的自己相関が統計的に有意になった。それでこの二廃棄物のGWRモデルを使用して、発生要因を分析した。

分析結果をみると、OLSモデルに比べてGWRモデルが空間的自己相関性を減らしたり、無意味になった。すなわち、GWRモデルが廃棄物の空間的な偏倚を少なくすることで解釈することができる。

局地モデルの回帰係数を各地方別に比較すると京畿地域はGRDPで生活廃棄物が増加することが明らかになり、江原地方は失業率が生活廃棄物が増加することが分かった。忠清地方は、北西部を中心にGRDPで生活廃棄物が増加し、全羅地方と済州地方は、人口密度、教育レベルによって生活廃棄物が増加した。慶尚地方はGRDPと教育レベルによって生活廃棄物が増加した。

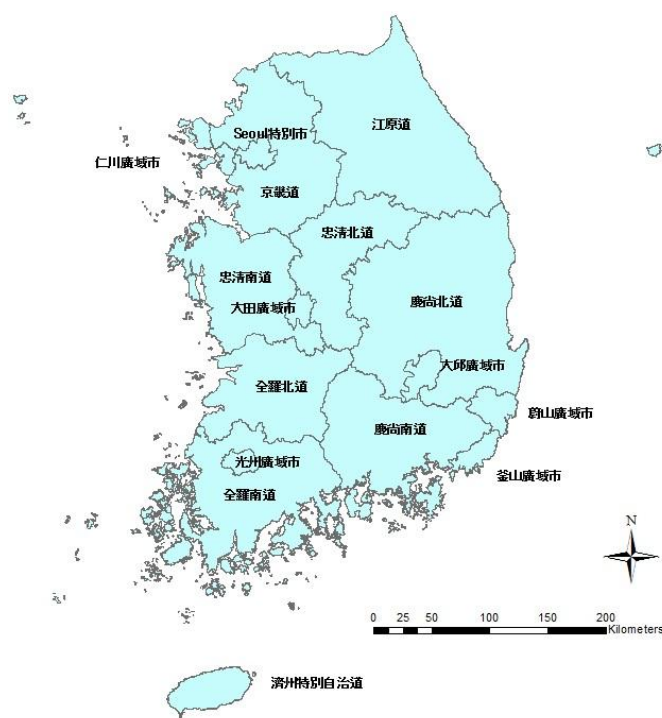
建設廃棄物を見ると、京畿地域はGRDPによって建設廃棄物が増加することが分かった。そして、他の変数は、すべてのマイナスの回帰係数の値が導出されたが、特に、慶尚地方で教育水準と失業率、降水量が建設廃棄物をさらに減少させることが分かった。人口密度は忠清西部の京畿、江原北部で建設廃棄物をさらに減少させることが分かった。これらの分析結果から推定すると、各地域での廃棄物の削減と管理方法の違いがあると考えられる。例えば、局地モデルの説明力が最も高い釜山では、建設廃棄物を削減させるためには教育レベルを高めることが政策的に最も有効であることが分かった。

本研究には、多くの限界があり、今後の研究の課題として次のとおりである。まず発生要因、すなわち、説明変数のより綿密な検討が必要である。廃棄物の分類別に発生する構造が異なるため、それぞれの変数を検討してモデルを設定することが必要である。特に、本研究ではGRDPの総産業の指標を使用したのが、発生の仕組みが異なるそれぞれの廃棄物を考慮すると、GRDPを主な産業別に区別する必要がある。第二に、本研究では1つの年の廃棄物の発生要因を分析したが、時系列データに拡張すると、廃棄物の発生要因の時系列的空間的变化を分析することができる。

参考文献

- 気象庁、2011、気象年報、気象庁。
- ギムグァン、2003年、"スペース自己相関(spatial autocorrelation)の移動と空間回帰分析(spatial regression)の活用"、政策分析評価ハクフェボ、13巻1号、273-294。
- イフイヨン、シムジェホン、2011、GIS地理情報、法門寺。
- ジョンゴンソプ、ギムソンオ、イサンヨプ、2011、"釜山住宅市場のダイナミクスのモデリング：通常の最小二乗法と地理的加重回帰分析の比較の観点から"、政策分析評価ハクフェボ、21巻4号、117-144。
- ジョドンギ、2009、"地域単位の調査研究と空間情報の活用：地理情報システムと地理的加重回帰分析を中心に"、調査研究、10巻3号、1-19。
- 統計庁(<http://www.kostat.go.kr/>)。
- 環境省、2011、2010、全国の廃棄物発生と処理状況、環境部。
- Afon, A.O., 2007, "An analysis of solid waste generation in a traditional African city: the example of Ogbomosho, Nigeria", *Environment and Urbanization*, 19(2), 527-537.
- Aitkin, M. 1996, "A General Maximum Likelihood Analysis of Overdispersion in Generalized Linear Models", *Statistics and Computing*, 6, 251-262.
- Anselin, L., 1995, "Local indicators of spatial association - LISA", *Geographical Analysis*, 27, 93-115.
- Brunsdon C., Fotheringham, S. Charlton, M., 1996, "Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity", *Geographical Analysis*, 28(4), 281-298.
- Brunsdon C., Fotheringham, S. Charlton, M., 2000, "Geographically Weighted Regression as a Statistical Model", Paper presented at AEA Meeting, Palm Springs, 2001.
- Chen, C.C., 2010, "Spatial inequality in municipal solid waste disposal across regions in developing countries", *International Journal of Environmental Science Technology*, 7(3), 447-456.
- Cole, M., Rayner, A., Bates, J., 1997, "The EKC: an empirical analysis", *Environmental and Development Economics*, 2, 401-416.
- Fotheringham, S.A., Charlton, M.E., and Brunsdon, C.F., 1996, "The geography of parameter space: An investigation into spatial nonstationarity", *International Journal of Geographical Information Systems* 10, 605-27.
- Fotheringham, S.A., Charlton, M.E., and Brunsdon, C.F., 2001,

- “Spatial variations in school performance: a local analysis using geographically weighted regression”, *Geographical and Environmental Modelling*, 5, 43–66.
- Fotheringham, S.A., Brunsdon, C.F. and Charlton, M.E., 2002, *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships*, John Wiley & Sons Ltd.:
- Gaile, G.L., Willmott, C.J., 1984, “Spatial autocorrelation in regression analysis: A beginner’s guide”, *Spatial Statistics and Models*, D. Reidel Publishing Company, 201–222.
- Geary, R.C., 1954, “The contiguity ratio and statistical mapping”, *The Incorporated Statistician* 5, 115–145.
- Goldstein, H., 1987, *Multilevel Models in Educational and Social Research*, London: Oxford University Press.
- Gilbert, A., Chakarabarty, J., 2011, “Using geographically weighted regression for environmental justice analysis: Cumulative cancer risks from air toxics in Florida”, *Social Science Research*, 40, 273–286.
- Gómez, G., Meneses, M., Ballinas, L. and Castells, F., 2009, “Seasonal characterization of municipal solid waste (MSW) in the city of Chihuahua, Mexico”, *Waste Management*, 29(7), 2018–2024.
- Griffith, D.A., 1996, “Introduction: The need for spatial statistics”, *Practical Handbook of Spatial Statistics*, Boca Raton, FL: CRS Press, 1–15.
- Ichinose, D., Yamamoto, M., Yoshida, Y., 2011, The Decoupling of Affluence and Waste Discharge under Spatial Correlation: Do Richer Communities Discharge More Waste?, GRIPS(National Graduate Institute For Policy Studies) Discussion Paper 11–07.
- Johnstone, N., Labonne, J., 2004, “Generation of Household solid waste in OECD countries. An empirical analysis using macroeconomic data”, *Land Economics*, 80(4), 529–538.
- Keser, S., Duzgun, S., Aksoy, A., 2012, “Application of spatial and non-spatial data analysis in determination of the factors that impact municipal solid waste generation rates in Turkey”, *Waste Management* 32, 359–371.
- LeSage, J.P., 1997, “Regression analysis of spatial data”, *Journal of Regional Analysis and Policy*, 27(2), 83–94.
- Mazzanti, M., 2008, “Is Waste generation de-linking from economic growth? Empirical evidence for Europe”, *Applied Economics Letters*, 15, 287–291.
- Mazzanti, M., Montini, A., Zoboli, R., 2008, “Municipal waste generation, socio-economic drivers and waste management instruments”, *The Journal of Environment & Development*, 17(1), 51–69.
- Mazzanti, M., Montini, A., Zoboli, R., 2009, “Municipal waste generation, socio-economic drivers and waste management instruments: regional and provincial panel data evidence from Italy”, *Waste and Environmental Policy*, Routledge.
- Mennis, J.L., Jordan, L., “The Distribution of Environmental Equity: Exploring Spatial Nonstationarity in Multivariate Models of Air Toxic Releases”, *Annals of the Association of American Geographers*, 95(2), 249–268.
- Moran, P.A.P., 1950, “Notes on continuous stochastic phenomena”, *Biometrika* 37, 17–23.
- Olgun, M. and Erdoğan, S., 2009, “Modelling crop yield potential of Eastern Anatolia by using geographically weighted regression”, *Archives of Agronomy and Soil Science*, 55(3), 255–263.
- Shafik N., 1994, “Economic development and environmental quality: an econometric analysis”, *Oxford Economic Papers*, 46, 757–773.
- Song, T., Zheng, T., Tong, L., 2008, “An empirical test of the environmental Kuznets curve in China: A panel cointegration approach”, *China Economic Review*, 19, 381–392.
- Tanaka, K. and Matsuoka, S., 2007, “Reconsidering the Environmental Kuznets Curve: Geographically weighted regression approach”, Hiroshima University The 21st Century COE Program ‘Social Capacity Development for Environmental Management and International Cooperation’ Discussion Paper Series 2007–8.
- Tu, J., Xia, Z.G., 2008, “Examining spatially varying relationships between land use and water quality using geographically weighted regression I: Model design and evaluation”, *Science of the Total Environment*, 407, 358–378.
- Wang, P., Bohara, A., Berrens, R., Gawande, K., 1998, “A risk based environmental Kuznets curve for US hazardous waste sites”, *Applied Economics Letters*, 5(12), 761–763.



＜付図＞ 大韓民國の行政區域(16の廣域市道)

