
Rによる東京23区の 住宅地の地価分析 ー鑑定評価を補完する 簡易検証ツールの提案ー

和歌山県紀中県税事務所 納税課
(元和歌山県税事務所不動産取得税課長)
上野山 清久 氏

1 はじめに（執筆の動機）

- Rで地価分析ができるようになりたい。



- Rは、誰でも利用可能な無償の統計ソフトウェア
- 最近、Rによるデータ分析の解説本もそれなりに充実
- 統計学・数学の独学も、やる気さえあれば十分可能
- 地価分析に必要なオープンデータもあるといえはる。
- ただ、実務家が自力で地価分析をするノウハウを教えてくれる教材はある？



- 私が書いてみよう！

2 回帰分析

(1) 最小2乗法による通常の回帰モデル

OLS (Ordinary Least Squares Regression model)

●単回帰分析の例

$$y_i(\text{地価}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i(\text{最寄り駅距離}) + \varepsilon_i(\text{誤差項})$$

●重回帰分析の例

$$y_i(\text{地価}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{i1}(\text{地積}) + \beta_2 \cdot x_{i2}(\text{前面道路幅員}) + \beta_3 \cdot x_{i3}(\text{最寄り駅距離}) \\ + \beta_4 \cdot x_{i4}(\text{主要駅距離}) + \beta_5 \cdot x_{i5}(\text{建ぺい率} \cdot \text{容積率}) + \beta_6 \cdot x_{i6}(\text{人口密度}) \\ + \beta_7 \cdot x_{i7}(\text{標高}) + \varepsilon_i(\text{誤差項})$$

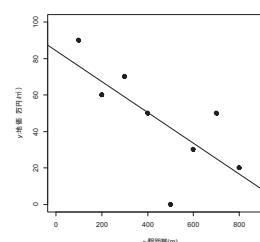
$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \cdots + \beta_m x_{1m} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \cdots + \beta_m x_{2m} + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \cdots + \beta_m x_{nm} + \varepsilon_n \end{cases}$$

(2) 地理的加重回帰モデル

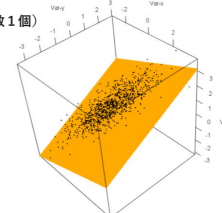
GWR (Geographically Weighted Regression model)

(3) 多尺度地理的加重回帰モデル

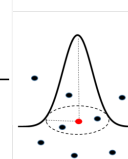
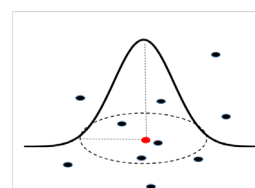
MGWR (Multiscale Geographically Weighted Regression model)



単回帰モデル（説明変数1個）



重回帰モデル（説明変数2個のケース）



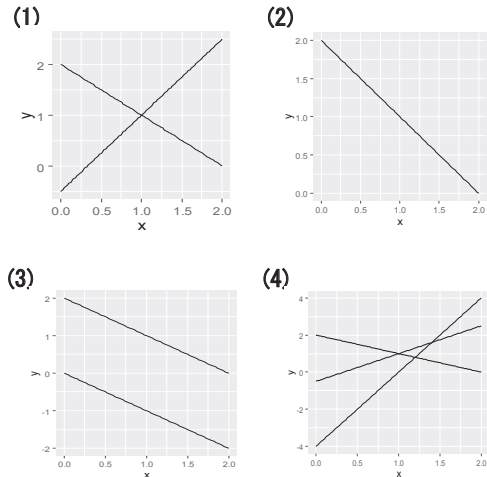
(参 考)

いま、 $y_i = ax_i + b$ (y_i : 地価、 x_i : 最寄り駅距離) を例にして考えてみる。

- ・ 中学・高校で習った連立方程式は、 a と b の値は分かっている、その場合の x と y の値を求める問題
- ・ 一方、回帰分析は、 x (最寄り駅距離) と y (地価) との関係についてのデータが複数あって、その場合の a (傾き) と b (切片) の値を求める問題

●連立方程式の解

- (1)
$$\begin{cases} x + y = 2 \\ 3x - 2y = 1 \end{cases}$$
 解は、 $x = 1, y = 1$
- (2)
$$\begin{cases} x + y = 2 \\ 2x + 2y = 4 \end{cases}$$
 解は無数に存在 (式は実質 1 つ)
- (3)
$$\begin{cases} x + y = 2 \\ 2x + 2y = 0 \end{cases}$$
 解なし
- (4)
$$\begin{cases} x + y = 2 \\ 3x - 2y = 1 \\ 4x - y = 4 \end{cases}$$
 解なし



3 データの入手方法

- (1) 地価公示データ・・・国土交通省／地価公示

https://www.mlit.go.jp/totikensangyo/totikensangyo_fr4_000043.html

- (2) 人口密度・・・政府統計の総合窓口 (e-Stat) ／地図で見る統計 (j STAT MAP)

<https://jstatmap.e-stat.go.jp/trialstart.html>

※ 各地点を中心とする半径0.5kmの円内の人口の取得方法
地図で見る統計 (j STAT MAP) サイトでアカウントを作成してログイン→「統計地図作成」→「レポート作成」→「リッチレポート」→「全解除」→「年齢別人口」にチェック→「次へ」→地図上の任意の地点で左クリック→「エリア半径1」にチェック→「リッチレポートを作成」→「ダウンロード」

- (3) 標高・・・国土地理院／地理院地図 (電子国土Web)

<https://maps.gsi.go.jp/#17/35.683659/139.754089/&base=std&ls=std&disp=1&vs=c1g1j0h0k0l0u0t0z0r0s0m0f1>

- (4) 緯度・経度

上記 (3) (電子国土Web) で、ある地点の標高を調べるためにその地点の所在地を入力すると、アドレスバーにその地点の緯度・経度が表示される。

(参考) CSVデータの作成例

	標準地番号	所在、地番	住居表示	x	y	chika	lnchika	chiseki	hukuin	moyorieki	shuyoeki	kenpeiyoseki	jinko	hyoko
1	千代田-1	三番町6番25		139.7453	35.69126	3340000	15.02148	969	11	500	17	24000	9038	26.4
2	千代田-2	紀尾井町3番27外	紀尾井町3-32	139.7382	35.68201	2110000	14.5622	535	5.4	300	15	24000	4933	29.8
3	千代田-3	六番町6番1外		139.7328	35.68761	4280000	15.26946	2266	15	330	12	24000	9150	31.8
4	千代田-4	富士見1丁目8番6	富士見1-4-12	139.7452	35.69778	1620000	14.29794	142	8	360	14	24000	8054	11.8
5	千代田-5	九段北2丁目6番26	九段北2-3-25	139.7464	35.69526	3110000	14.95013	1511	12.5	450	15	24000	7621	24.6
6	千代田-6	平河町2丁目21番1	平河町2-12-8	139.7401	35.68037	1900000	14.45736	590	5.4	240	15	24000	4549	22.9
7	千代田-7	一番町16番3		139.7414	35.68865	3180000	14.97239	792	8	220	17	24000	13941	29.7
8	中央-1	月島2丁目1618番	月島2-16-9	139.7848	35.66242	1030000	13.84507	82	10.9	300	23	32000	23648	1.6
9	中央-2	明石町528番2	明石町5-19	139.7777	35.667	1790000	14.39773	435	13	430	24	24000	20007	2.2
10	中央-3	勝どき3丁目419番1	勝どき3-4-18	139.774	35.65946	1410000	14.1591	799	10.9	200	26	32000	26619	1.6

4 Rによる地価分析

※ 自作のデータをRにリンクさせる方法

(1) パソコンのデスクトップに新しいフォルダー (📁) を作成し、そこに、①作成したCSVファイルと、②ダウンロードしたRアプリ (R) を格納する。

(2) Rを起動し、「ファイル」→「ディレクトリの変更」→作成したフォルダー (📁) を選択して「OK」

(1) OLS

```
data<-read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
tokyo<-lm(data$chika~data$chiseki+data$hukuin+data$moyorieki+data$shuyoeki+data$kenpeiyoseki+data$jinko+data$hyoko)
summary(tokyo)
```

(2) GWR

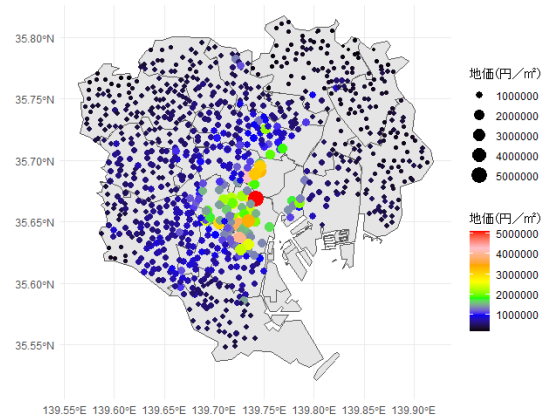
```
install.packages("Gwmodel")
install.packages("sf")
library(Gwmodel)
library(sf)
data<-read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf<-SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data) #dataの1~2列目をspdf化
formula<-chika~chiseki+hukuin+moyorieki+shuyoeki+kenpeiyoseki+jinko+hyoko
data_sf<-st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates") #data.spdfの座標をsf形式に変換
st_crs(data_sf)<-4326 #data_sfのCRS (座標参照系) コードを地理座標系 (緯度経度) に指定
data_tr<-st_transform(data_sf,crs=6677) #data_sfのCRSコードを投影座標系 (距離) に変換
data_sp<-as_spatial(data_tr) #data_trをsp形式に変換
bwE<-bw.gwr(formula,approach="CV",data=data_sp,kernel="gaussian")
gwr.res<-gwr.basic(formula,data=data_sp,bw=bwE,kernel="gaussian")
gwr.res
```

(3) MGWR

```
install.packages("Gwmodel")
install.packages("sf")
library(Gwmodel)
library(sf)
data<-read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf<-SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
formula<-chika~chiseki+hukuin+moyorieki+shuyoeki+kenpeiyoseki+jinko+hyoko
data_sf<-st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf)<-4326
data_tr<-st_transform(data_sf,crs=6677)
data_sp<-as_spatial(data_tr)
mgwr.res<- gwr.multiscale(formula = formula, data = data_sp, kernel = "gaussian",max.
iterations=500, bws0=c(1111,1111,1111,1111,1111,1111,1111,1111))
mgwr.res
```

5 地図の作成

```
install.packages("Gwmodel")
install.packages("sf")
install.packages("jpnndistrict")
install.packages("tidyverse")
library(Gwmodel)
library(sf)
library(jpnndistrict)
library(tidyverse)
remotes::install_github("uribo/jpnndistrict")
options(scipen=10) #凡例（地価）の指数表記を回避
df_tokyo_sf <- jpn_pref(13, district = TRUE) %>%
  dplyr::filter(str_detect(city, "区"))
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
data_sf <- st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf) <- 4326
ggplot(df_tokyo_sf)+geom_sf()+theme_minimal()+geom_sf(data=
data_sf,mapping=aes(color=chika,size=chika))+scale_color_gradientn(colors=c("black","blue",
"green","yellow","orange","pink","red"))+scale_size_area(max_size=6)+labs(color="地
価(円/㎡)",size="地価(円/㎡)")
```



東京23区の地価公示地点と地価分布（住宅地）

6 おわりに

(1) 私のブログ（「不動産鑑定、統計学、文系人間ののための数学など」）（<https://ameblo.jp/kiyokyu2001/>）の投稿記事のうち、今回の発表に関連するものを原文のまま引用させていただきます。

●R（アール）あるある

発売されて間もない『Rではじめる地理空間データの統計解析入門』村上大輔 著（講談社）を購入しました。

ワクワクしながら本の指示通りに、Rのコンソール画面で、**sf**パッケージをインストールし、「**library(sf)**」と入力しましたが、次のようなエラーメッセージが出てうまくいきません。

エラー: package or namespace load failed for 'sf': .onLoad は loadNamespace() ('units' に対する) の中で失敗しました、詳細は: call: ud_init(path) error: no database found!

んー、毎度のことながら気持ちが萎える。

ネット検索してみても、あまり話題になってないみたいですが、上記のエラーメッセージをそのままヤフーの検索欄にコピペして見て、ようやく手がかりを得ました。

どうやら「環境変数」（OSが提供するデータ共有機能のひとつ）というのを新たに設定する必要がありそうです（自信ないけど・・・）。

以下、私の備忘録も兼ねて、その後の作業手順を残しておこうと思います。

パソコンの「C:ユーザー\〇〇〇〇〇〇」というフォルダに、「R」フォルダを作る（〇〇〇〇〇〇は数字で、おそらく私のユーザー名）。

スタートメニューの検索欄で、「path」で検索 → 「環境変数 (N)」 → 「新規 (N)」 → 変数名 (N) に、「R_LIBS_USER」と入力、変数値 (V) に、「C:¥Users¥〇〇〇〇〇¥R」と入力 → 「OK」 → 「OK」

再び **sf** パッケージをインストール → 「**library(sf)**」 → おそろおそろ「**E n t e r**」 → あー、やっといけた。

何とか丸一日で解決することができた毎度毎度のR（アール）あるあるでした。

(2) 私のこれまでの成果

- ・「図と式展開で理解する収益還元法」地方税わかやま第60巻(2021)（和歌山県税務協議会）
- ・「数量化Ⅰ類で理解する取引事例比較法—土地価格比準表を作成しよう—」Evaluation No. 75(2022)（プログレス）
- ・「回帰分析で和歌山市の地価を分析してみよう」地方税わかやま第62巻(2023)（和歌山県税務協議会）
- ・「回帰分析で東京23区の地価を分析してみよう」

Rによる東京23区の住宅地の地価分析 —鑑定評価を補完する簡易検証ツールの提案—

上野山 清久

1 はじめに

本論文は、東京23区の住宅地の地価について重回帰分析を行い、その分析手順について解説するとともに、不動産鑑定士が行った土地の鑑定評価を補完する簡易検証ツールの提案を試みるものである。

本論文で使用する、(1) 最小2乗法による通常回帰モデル (Ordinary Least Squares Regression model) (以下「OLS」)、(2) 地理的加重回帰モデル (Geographically Weighted Regression model) (以下「GWR」)、(3) 多尺度地理的加重回帰モデル

(Multiscale Geographically Weighted Regression model) (以下「MGWR」) による分析に関する知識・ノウハウについては、現在も大学・大学院で修得するのが一番の近道であることに変わりはないと思われるが、今日の大学等によるオープンコースウェア、行政機関等によるオープンデータ等の充実に伴い、実務家 (不動産鑑定士、自治体職員等) がインターネットを利用して、①独学で回帰分析等の理論を修得すること、②地価に関するデータを入手・加工すること、③無償のソフトウェアを活用して統計分析や図表作成を行うことが可能な環境が整いつつある。

しかしながら、実務家が自作のデータを使用して、上記①～③を有機的に連携させ、自力で実際に地価分析を行えるようになるまでには、なお高いハードルがあるように思われる。本論文は、まずもって筆者自身がこれを乗り越えることを意図して執筆したものであるが、実務家がこれを克服する一助になればとの思いもその動機のひとつである。

分析・作図に当たっては、誰でも自由にダウンロードし、無償で利用できる統計ソフトウェアである R (アール) を使用している。読者はとりあえずパソコンでこのソフトをダウンロードし、本論文に掲載した [入力コード] をそのコンソール画面にコピー&ペーストし、その出力結果を確認されたい。

2 OLS と GWR

OLS は、各回帰係数が対象地域内のどの地点でも一定であると仮定するグローバル回帰モデルであるのに対し、GWR は、各回帰係数がその対象地域内の地理的位置によって異なると仮定するローカル回帰モデルである。

$$\begin{aligned} \text{・ OLS の回帰式} &: y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \\ &= \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{・ GWR の回帰式} &: y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i) x_{ip} + \varepsilon_i \\ &= \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \end{aligned}$$

(y_i : 被説明変数、 x_{ik} : 説明変数、 β_k : 回帰係数、 u_i : 経度、 v_i : 緯度、 ε_i : 誤差項)

このように、OLS の回帰式の各回帰係数 ($\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$) は、地点にかかわらず一定で、例えば β_1 は対象地域内のどの地点でもこの値をとることを意味するが、GWR の回帰式の各回帰係数 ($\beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots, \beta_p(u_i, v_i)$) は位置 (経度・緯度) によって異なる値を取り、例えば $\beta_1(u_i, v_i)$ の値も経度・緯度によって異なることを表している。

最小 2 乗法を適用することにより、それぞれの回帰係数の推定量を下記の式によって求めることができる。

・ OLS の回帰係数の推定量 : $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$

・ GWR の回帰係数の推定量 : $\hat{\beta}_i = (X^T W_i^2 X)^{-1} X^T W_i^2 y$

OLS の回帰係数の推定量を算定するために適用する通常の最小 2 乗法に対し、GWR の回帰係数の推定量を算定するための最小 2 乗法は、一般的には加重最小 2 乗法 (重み付き最小 2 乗法) と呼ばれるものである。

3 使用データの概要

全データの各変数 (ダミー変数を除く。) の各区別の平均値等を表 1 に示す。なお、分析に当たっては、2023 (令和 5) 年地価公示 (国土交通省) の東京 23 区の標準地 890 地点 (住宅地) のデータを使用した¹。

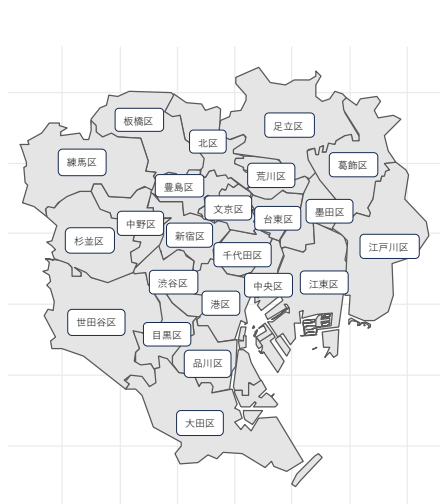


図 1 東京 23 区²

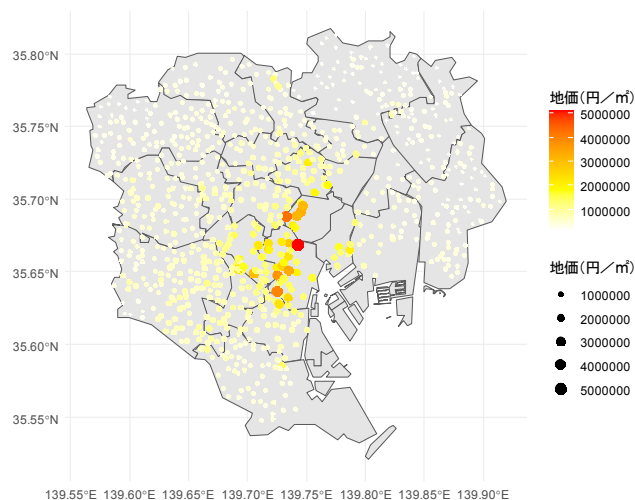


図 2 東京 23 区の地価公示地点と地価分布 (住宅地)

¹ 東京 23 区の地価公示価格関連の情報については、東京都財務局ホームページ上で公開されている令和 5 年地価公示価格 (東京都分) の「公示価格個別地点データ (東京都分抜粋) (CSV 形式)」を使用した。<https://www.zaimu.metro.tokyo.lg.jp/kijunchi/R5kouji/index.html> (最終閲覧 2024.2.25)

² 東京 23 区の地図作成にあたっては、拓殖大学政経学部 浅野正彦教授のホームページを参考にした。http://www.ner.takushoku-u.ac.jp/masano/class_material/waseda/keiryo/R07_mapping2.html (最終閲覧 2024.2.25)

表 1 東京 23 区の地価公示地点（住宅地）の変数の各区分別平均値等

	地点数	地価(円/㎡)	地積(㎡)	前面道路 幅員(m)	最寄り駅 距離(m)	主要駅平均時 間距離(分)	建ぺい率 × 容積率	人口密度(人/ 半径0.5km)	標高(m)
千代田区	7	2,791,429	972	9.3	343	15	24000	8,184	25.3
中央区	9	1,386,444	937	15.0	357	24	34667	21,495	2.0
港区	30	2,149,667	600	7.4	470	20	18933	11,919	20.4
新宿区	29	851,655	311	5.0	444	18	16655	16,969	28.3
文京区	24	1,057,083	306	6.8	459	20	16833	17,898	21.0
台東区	6	980,667	266	7.9	540	23	23000	12,798	11.7
墨田区	11	461,909	151	7.9	689	31	17818	18,326	-0.1
江東区	27	510,185	480	8.5	768	29	18444	18,557	-1.0
品川区	30	905,933	301	7.7	493	23	15767	18,569	16.8
目黒区	32	1,013,218	299	8.8	650	24	11969	15,982	27.4
大田区	56	546,804	304	6.3	567	34	11096	16,838	13.2
世田谷区	111	655,775	268	5.7	767	31	7834	13,744	37.0
渋谷区	26	1,386,654	478	5.3	559	17	14077	13,764	30.5
中野区	29	634,724	257	4.9	584	24	10197	17,904	36.8
杉並区	62	571,065	295	5.0	684	29	6755	14,465	44.9
豊島区	23	675,522	241	5.0	503	17	16565	17,815	28.3
北区	32	560,938	196	7.4	561	23	14906	15,039	10.5
荒川区	17	540,471	261	8.2	540	28	24824	18,415	2.0
板橋区	48	448,625	338	6.5	661	29	13025	15,975	22.5
練馬区	92	409,141	181	5.1	926	32	7353	13,017	41.0
足立区	73	332,397	337	6.6	898	40	14137	11,432	1.4
葛飾区	45	333,800	446	6.0	902	38	11967	12,210	0.3
江戸川区	71	377,268	188	7.2	1044	37	13465	12,962	0.0
平均値(全区)		665,302	311	6.4	716	29	12700	14,711	21.4
最大値(全区)		5,120,000	11,464	40.0	2,900	50	48000	34,120	54.6
最小値(全区)		200,000	47	2.0	0	10	3200	4,549	-3.3

4 OLS による地価の推定

地価公示資料から得られる各地点の地積、前面道路幅員、最寄り駅までの距離、建ぺい率×容積率、さらに主要駅（東京・品川・渋谷・新宿・池袋・上野駅）までの平均時間距離³、人口密度⁴、標高⁵を説明変数、地価を被説明変数として重回帰分析を行った。

建ぺい率と容積率との間には多重共線性が認められるのが通常であるが、どちらも重要な指標であると考え、両者の積を説明変数として採用することとした。

³ 最寄り駅から主要 6 駅までの時間距離（分）を、「YAHOO!路線情報」を利用して取得し、JR 東日本公表資料に基づく 2022 年度の各駅の年間乗車人員割合で加重平均した。<https://transit.yahoo.co.jp/>（最終閲覧 2024.2.25）

⁴ 平成 27 年及び令和 2 年国勢調査による各地点を中心とする半径 0.5km の円内の人口を、政府統計の総合窓口（e-Stat）の地図で見る統計（j STAT MAP）を利用して取得し、これらの数値から令和 5 年の人口を推計した。<https://jstatmap.e-stat.go.jp/trialstart.html>（最終閲覧 2024.2.25）

⁵ 各地点の標高を、国土地理院の地理院地図（電子国土 Web）を利用して取得した。<https://maps.gsi.go.jp/#17/35.683659/139.754089/&base=std&ls=std&disp=1&vs=c1g1j0h0k0l0u0t0z0r0s0m0f1>（最終閲覧 2024.2.25）

[入力コード]

```
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
tokyo <- lm(data$chika~data$chiseki+data$hukuin+data$moyorieki+
data$shuyoeki+data$kenpeiyoseki+data$jinko+data$hyoko)
summary(tokyo)
```

[出力結果]

call:

```
lm(formula = data$chika ~ data$chiseki + data$hukuin + data$moyorieki +
    data$shuyoeki + data$kenpeiyoseki + data$jinko + data$hyoko)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1182829	-167569	-28567	113203	3426217

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1644985.773	99751.362	16.491	< 2e-16 ***
data\$chiseki	102.648	18.362	5.590	0.0000000302039366 ***
data\$hukuin	13025.278	3503.130	3.718	0.000213 ***
data\$moyorieki	-239.033	31.045	-7.699	0.00000000000000366 ***
data\$shuyoeki	-26107.504	1707.896	-15.286	< 2e-16 ***
data\$kenpeiyoseki	20.955	2.687	7.800	0.00000000000000175 ***
data\$jinko	-35.232	3.205	-10.991	< 2e-16 ***
data\$hyoko	4311.469	856.503	5.034	0.0000005829263253 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 344300 on 882 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5182, Adjusted R-squared: 0.5144

F-statistic: 135.5 on 7 and 882 DF, p-value: < 2.2e-16

すべての変数が1%水準で統計的に有意という結果になったが、人口密度については係数がマイナスという予想外の結果となった。また、自由度修正済決定係数が0.5144という結果になった。

5 GWRによる地価の推定

OLSでは、地価に影響を及ぼす各説明変数の回帰係数(β_k)の推定値は、対象地域内の位置にかかわらず同じ値になる。例えば、前面道路幅員の係数は17250と推定されているが、これは東京23区内の住宅地のどの地点においても、前面道路幅員が1m広くなる

と地価は 17,250 円/㎡高くなると推定されていることを意味する。

しかしながら、不動産は、「その自然的条件及び人文的条件の全部又は一部を共通にすることによって、他の不動産とともにある地域を構成し、その地域の構成分子としてその地域との間に、依存、補完等の関係に及びその地域内の他の構成分子である不動産との間に協働、代替、競争等の関係にたち、これらの関係を通じてその社会的及び経済的な有用性を発揮するものである（不動産の地域性）。」[10]

「不動産の地域性とは、不動産は、他の不動産と隔絶されてそれらと無関係に、個々の不動産が独立して存在するというものではなくて、通常は、自然的条件（地質、地盤、地勢、気象等）及び人文的条件（都心との距離、交通施設の状態、住宅、生垣、街路修景等の街並みの状態、行政区域等）の全部又は一部を共通にすることによって、他の不動産とともにある地域を構成して、これに属するものであるということである。」[5]

したがって、例えば近隣地域（「対象不動産の属する用途的地域」[10]）に存する不動産は、対象不動産と最も価格牽連性の高い不動産として相互に影響を及ぼしあうのが通常であるが、同一需給圏（「一般に対象不動産と代替関係が成立して、その価格の形成について相互に影響を及ぼすような関係にある他の不動産の存する圏域」[10]）外に存する不動産とは価格牽連性が低いのが通常である。

GWR では、ある地点からの距離が近いほどその属性の影響を強く受け、そこから距離が離れるほどその影響力は減衰していくと考え、これを反映させるためにカーネル関数（距離減衰関数）を使用する。カーネルとしてガウスカーネル、指数カーネル、Bisquare カーネル、Tricube カーネル等があるが、本論文では Leave-One-Out Cross-Validation（LOOCV: 一個抜き交差検証）で CV 値（Cross Validation score）が最も小さかったガウスカーネル（(1)式）を使用する。

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{\theta} \right)^2 \right] \quad (1)$$

なお、LOOCV とは、1 個のデータのみをテスト用に利用し、残りをすべて学習データとして利用する交差検証で、全事例が 1 回ずつテスト事例となるように検証を繰り返す手法で、本論文のデータに即して説明すると、「地点 i の地価を i 以外の $n-1$ 個の地点の地価から予測するという操作を全 n パターンについて行うことによって CV 値を最小にする θ を探索する手法である（(2)式）。

$$CV(\theta) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(\theta)]^2 \quad (2)$$

(1) 式の d_{ij} は対象地点からの直線距離、 θ はバンド幅(bandwidth)で、対象地点の影響が及ぶ範囲（カーネルの半径）を規定する。なお、カーネルには固定型カーネル（fixed kernel）と適応型カーネル（adaptive kernel）があり、前者の場合はどの地点も同じ長さのバンド幅となるが、後者の場合は対象地点の周囲の他の観測地点数の多寡を考慮し、対象

地点の影響が及ぶ範囲のサンプル地点数が全対象地点で同数になるように各対象地点のバンド幅の長さを調整する。東京 23 区の住宅地の地価公示地点の散らばり具合に大きな偏りはないと判断されるため、本論文では固定型カーネルを使用する。

R で GWR を実行することができるパッケージとして、GWmodel パッケージ、spgwr パッケージ等があるが、本論文では未観測地点の地価予測を行うことができる gwr.predict 関数を実装している GWmodel パッケージを使用する。

[入力コード]

```
library(GWmodel)
library(sf)
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
formula <- chika~chiseki+hukuin+moyorieki+shuyoeki+kenpeiyoseki+
jinko+hyoko
data_sf <- st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf) <- 4326
data_tr <- st_transform(data_sf,crs=6677)
data_sp <- as_Spatial(data_tr)
bwE<- bw.gwr(formula,approach="CV",data=data_sp,kernel="gaussian")
gwr.res<- gwr.basic(formula,data=data_sp,bw=bwE,kernel="gaussian")
gwr.res
```

[出力結果]

```
*****
*                               Package   GWmodel                               *
*****

Program starts at: 2024-02-18 08:30:18.348989
Call:
gwr.basic(formula = formula, data = data_sp, bw = bwE, kernel = "gaussian")

Dependent (y) variable:  chika
Independent variables:  chiseki hukuin moyorieki shuyoeki kenpeiyoseki jinko
hyoko

Number of data points: 890
*****
*                               Results of Global Regression                               *
*****

Call:
lm(formula = formula, data = data)
```

```

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1182829 -167569  -28567   113203  3426217

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.645e+06  9.975e+04  16.491 < 2e-16 ***
chiseki       1.026e+02  1.836e+01   5.590 3.02e-08 ***
hukuin        1.303e+04  3.503e+03   3.718 0.000213 ***
moyorieki     -2.390e+02  3.105e+01  -7.699 3.66e-14 ***
shuyoeki      -2.611e+04  1.708e+03 -15.286 < 2e-16 ***
kenpeiyoseki  2.095e+01  2.687e+00   7.800 1.75e-14 ***
jinko         -3.523e+01  3.205e+00 -10.991 < 2e-16 ***
hyoko         4.311e+03  8.565e+02   5.034 5.83e-07 ***

```

---Significance stars

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 344300 on 882 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5182

Adjusted R-squared: 0.5144

F-statistic: 135.5 on 7 and 882 DF, p-value: < 2.2e-16

***Extra Diagnostic information

Residual sum of squares: 1.045576e+14

Sigma(hat): 343140.1

AIC: 25229.4

AICc: 25229.6

BIC: 24443.64

* Results of Geographically Weighted Regression *

*****Model calibration information*****

Kernel function: gaussian

Fixed bandwidth: 1111.366

Regression points: the same locations as observations are used.

Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
------	---------	--------	---------	------

```

Intercept    -5.2596e+06  4.0410e+05  6.7955e+05  1.0781e+06  5.1275e+06
chiseki      -2.0813e+02  1.1815e+01  4.8496e+01  1.7338e+02  1.0437e+03
hukuin       -2.2531e+04  5.0973e+03  1.0863e+04  2.1251e+04  2.1944e+05
moyorieki    -1.5351e+03 -1.7025e+02 -1.0620e+02 -6.8393e+01  6.5550e+02
shuyoeki     -1.4826e+05 -1.3022e+04 -7.8188e+03 -2.7732e+03  1.5380e+05
kenpeiyoseki -3.0999e+01 -1.4368e+00  3.3315e+00  8.3325e+00  1.2487e+02
jinko        -7.8392e+01 -8.6017e+00  2.0220e+00  6.2365e+00  6.6122e+01
hyoko        -4.8582e+04 -1.7793e+03  2.2019e+03  8.9917e+03  1.7629e+05
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 890
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 458.1136
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 431.8864
AICC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): 24316.47
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): 23477.95
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): 24649.68
Residual sum of squares: 9.994502e+12
R-square value: 0.9539453
Adjusted R-square value: 0.9049805

*****
Program stops at: 2024-02-18 08:30:19.156402

```

自由度修正済決定係数が 0.9049805 となり、OLS を適用した場合 (0.5144) と比べて数値が劇的に改善されたことが確認できる。

6 MGWR による地価の推定

GWR による分析では、説明変数の回帰係数の推定値を求める際のカーネルのバンド幅はすべての回帰係数で同じ距離 (1111.366m) であったが、MGWR では、バックフィッティングアルゴリズム (backfitting algorithm) と呼ばれる手順を踏むことにより、回帰係数ごとに異なるバンド幅が算定される (詳細は [6]、[19] 等を参照されたいが、理解の一助になると思われる簡単な例を (参考) として本節末に示す。)。

なお、今回はバックフィッティングの最大反復回数 (max.iterations) を 500 回に設定した (実際に実行された反復回数は 421 回)。

[入力コード]

```

library(Gwmodel)
library(sf)
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
formula <- chika~chiseki+hukuin+moyorieki+shuyoeki+kenpeiyoseki+

```

```
jinko+hyoko
data_sf <- st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf) <- 4326
data_tr <- st_transform(data_sf,crs=6677)
data_sp <- as_Spatial(data_tr)
mgwr.res <- gwr.multiscale(formula = formula, data = data_sp,
kernel = "gaussian",max.iterations=500,bws0=c(1111,1111,1111,1111,
1111,1111,1111,1111))
mgwr.res
```

[出力結果]

```
*****
*                               Package   GWmodel                               *
*****

Program starts at: 2024-02-25 16:53:36.963848
Call:
gwr.multiscale(formula = formula, data = data_sp, kernel = "gaussian",
  max.iterations = 500, bws0 = c(1111, 1111, 1111, 1111, 1111,
    1111, 1111, 1111))

Dependent (y) variable:  chika
Independent variables:  chiseki hukuin moyorieki shuyoeki kenpeiyoseki jinko
hyoko
Number of data points: 890
*****
*                               Multiscale (PSDM) GWR                               *
*****

*****Model calibration information*****
Kernel function: gaussian
Fixed bandwidths for each coefficient:
  (Intercept)  chiseki hukuin moyorieki shuyoeki kenpeiyoseki  jinko  hyoko
Bandwidth 1464.85 1186.29  946.29 31419.06 1447.25  657.35 1060.21 5050.9

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.    1st Qu.    Median    3rd Qu.    Max.
Intercept -1.7375e+06  5.5046e+05  7.0683e+05  9.4637e+05 2081369.138
chiseki    -4.1897e+01  1.8534e+01  5.5524e+01  1.4853e+02   761.197
hukuin     -2.6796e+04  5.7083e+03  1.2397e+04  2.5567e+04 203155.757
moyorieki  -1.1927e+02 -1.1876e+02 -1.1836e+02 -1.1793e+02  -117.274
```

```

shuyoeki      -3.1339e+04 -1.3676e+04 -9.1639e+03 -7.0382e+03   -982.929
kenpeiyoseki -3.7955e+01 -2.1071e+00  2.4772e+00  7.4675e+00    196.231
jinko         -4.7244e+01 -6.4933e+00 -4.5561e-01  4.0708e+00     58.507
hyoko         1.3457e+03  1.8223e+03  3.2999e+03  5.1943e+03    5760.252

```

*****Diagnostic information*****

```

Number of data points: 890
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 411.0843
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 478.9157
AICc value: 23812.54
AIC value: 23158.27
BIC value: 24073.62
Residual sum of squares: 7334445491119
R-square value: 0.9662029
Adjusted R-square value: 0.9371319

```

Program stops at: 2024-02-25 18:10:56.490944

自由度修正済決定係数が 0.9371319 となり、GWR を適用した場合（0.9049805）と比べてさらに数値が改善されたことが確認できる。

MGWR の適用による各説明変数の回帰係数の推定値の分布について以下で分析する。

（1）地積

都心に近くなるほど地積の大きい土地の単価が高い傾向にあるという予想通りの結果になった。都心に近いほどマンション等の中高層の集合住宅の割合が高くなるため、大規模敷地に対する需要が大きくなる。一方で、都心から離れるほど低層の戸建住宅の割合が高くなるため、大規模敷地は「単価と総額との関連」[10] 等から単価が安くなる傾向があるという事情を反映しているものと考ええる。

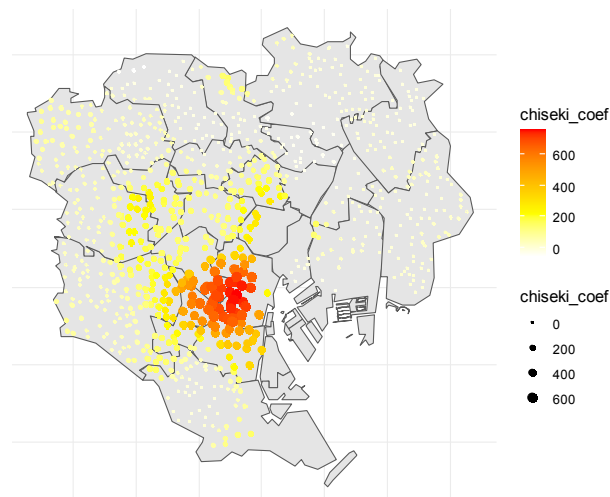


図 3-1 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（地積）

（２） 前面道路幅員

都心に近くなるほど前面道路幅員の広い土地の単価が高い傾向にあるという予想通りの結果になった。地積の場合と同様に、都心に近いほど集合住宅の割合が高く、都心から離れるほど戸建住宅の割合が高くなることが主な要因と思われる。前面道路幅員が広がると交通量も増える傾向にあるため、戸建住宅地の場合は広すぎる道路は安全面や騒音等の問題が生じるため好まれないという事情があるからである。

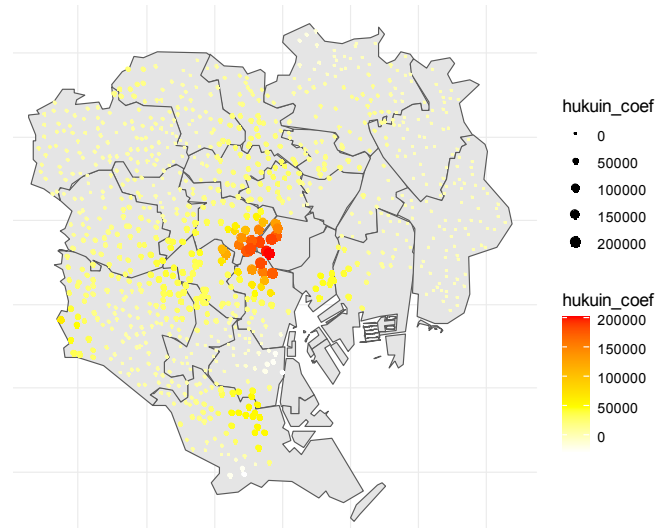


図 3-2 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（前面道路幅員）

（３） 最寄り駅までの距離

どの地域も最寄り駅から遠くなるほど地価が安くなるという予想通りの結果になった。北東部地域から南西部地域に向かってきれいなグラデーションを描いているのが興味深い。最大値と最小値との差が 100m 当たり 200 円程度の差しかないが、北東部は職住近接型の職種（自営業、工場労働者等）従事者の割合が高く、南西部に行くほど都心部等への鉄道通勤者の割合が高くなる傾向にあるという事情等を反映しているのではないかと考える。

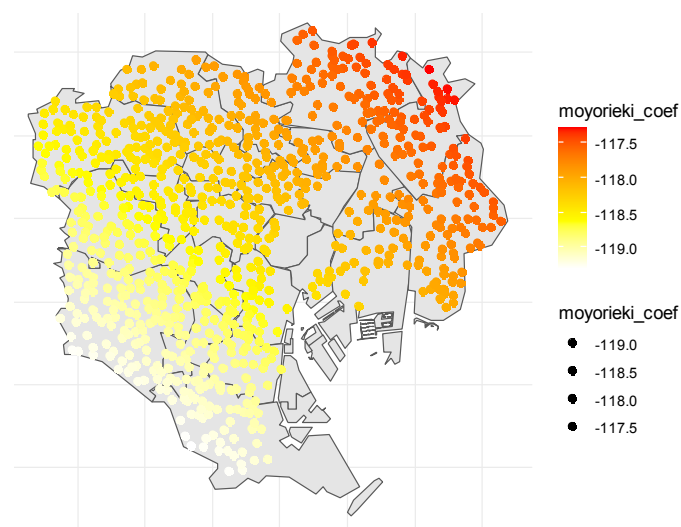


図 3-3 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（最寄り駅までの距離）

（４） 主要駅までの平均時間距離

最寄り駅までの距離と同様に、どの地域も主要駅までの平均時間距離が遠くなるほど地価が安くなるという予想通りの結果になった。都心に近くなるほどその傾向が強いが、都心に近いほど居住の快適性よりも日常生活の利便性がより重視される傾向があるためと考える。

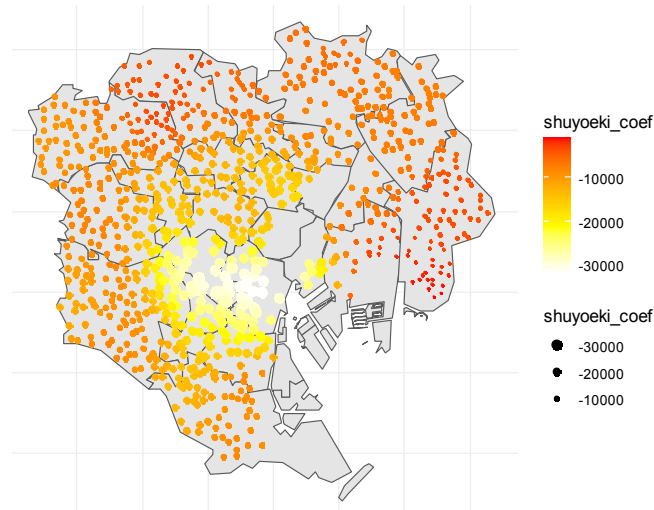


図 3-4 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（主要駅までの平均時間距離）

（５） 建ぺい率×容積率

都心部は、建ぺい率×容積率の数値が大きくなるほど地価が高くなる傾向があるという予想通りの結果になった。都心に近いほど中高層住宅を建築するメリットが大きく、郊外の低層住宅地の場合は、逆に中高層住宅を立地できないことが、居住環境保全の観点から価値が高いということを示していると考ええる。

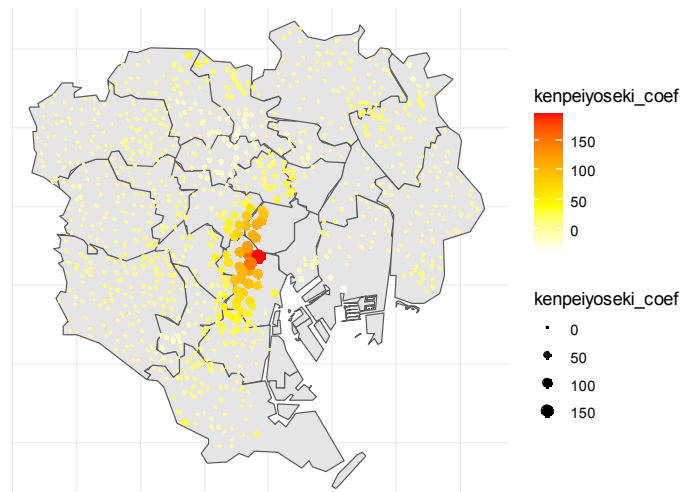


図 3-5 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（建ぺい率×容積率）

（6）人口密度

都心部では、人口密度が高くなるほど地価が高くなるという傾向がみられるものの、それ以外の地域では、人口密度が高くなるほど逆に地価が安くなるという地域も多い。生活の利便性が優先される都心部では、人口密度が高いほど地価は高くなる傾向にあるが、居住の快適性が優先される郊外の住宅地の場合は、人口密度が高いほど地価が高いとは一概に言えないことがその要因と思われる。

特に港区の西部とその隣接区（渋谷・目黒・品川区等）のエリアは人口密度が低いほど地価が高い傾向にあるという興味深い結果になった。このエリアは、いわゆる高級住宅地と呼ばれる閑静な住宅地が多いということを反映しているのではないかと考える。

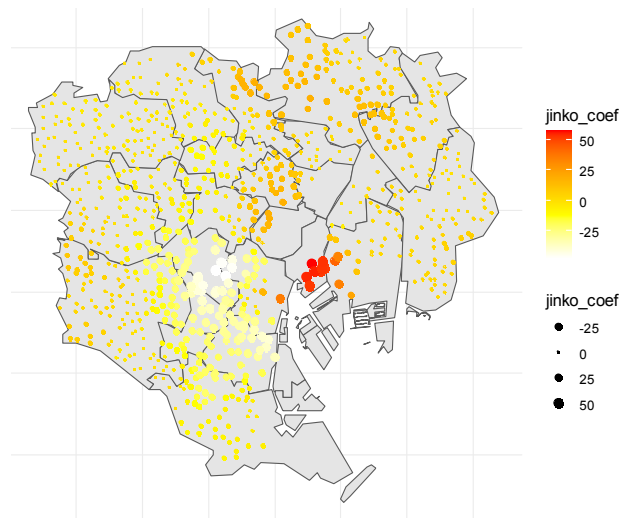


図 3-6 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（人口密度）

(7) 標高

すべての地域において、標高が高くなるほど地価が高くなるという結果になった。標高の低い東端に位置する区（足立・葛飾・江戸川区等）は、特に標高が高いほど地価が高くなる傾向が強く、そこから西側に位置する標高が高い地域へと移動するにつれて徐々にその傾向が弱まるというきれいなグラデーションを描いている。

東京 23 区は、「下町」と「山の手」という呼称に象徴されるように、特に標高が地価に及ぼす影響が他都市と比較して大きいのではないかと推測する。

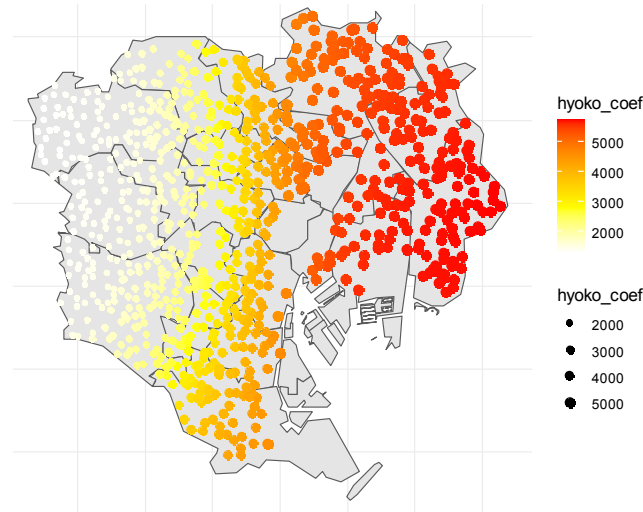


図 3-7 MGWR による回帰係数の推定値の分布図（標高）

なお、特に最寄り駅からの距離、主要駅からの距離、標高については、GWR と MGWR とでは回帰係数の推定値が大きく異なる結果となった。これは MGWR を適用することにより、各回帰係数をより適正に推定するバンド幅が選択されたことによるものと考えられる。

(参考)

●バックフィッティングの例（[8] を参照）

$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$ について、

- 被説明変数 Y と説明変数 X_1, X_2, X_3 の正規乱数を各 100 個生成する。
- $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$ の初期値（今回はいずれも 1）を与える。
- $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$ を固定したまま、モデル $Y - \hat{\beta}_1 X_1 - \hat{\beta}_2 X_2 = \beta_0 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$ の左辺を X_3 に回帰する。
- $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_3$ を固定したまま、モデル $Y - \hat{\beta}_1 X_1 - \hat{\beta}_3 X_3 = \beta_0 + \beta_2 X_2 + \varepsilon$ の左辺を X_2 に回帰する。
- $\hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3$ を固定したまま、モデル $Y - \hat{\beta}_2 X_2 - \hat{\beta}_3 X_3 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon$ の左辺を X_1 に回帰する。
- (c)～(e)を 10 回繰り返す。

[入力コード] : 出力結果の記載は省略

```
set.seed(1)
y <- rnorm(100)
x1 <- rnorm(100)
x2 <- rnorm(100)
x3 <- rnorm(100)
beta1 <- 1
beta2 <- 1
for(i in 1:10){
a <- y-beta1*x1-beta2*x2
beta3 <- lm(a~x3)$coef[2]
a <- y-beta1*x1-beta3*x3
beta2 <- lm(a~x2)$coef[2]
a <- y-beta2*x2-beta3*x3
beta1 <- lm(a~x1)$coef[2]
beta0 <- lm(a~x1)$coef[1]
print(beta0)
print(beta1)
print(beta2)
print(beta3)
}
```

●図の作成方法

[入力コード] : 出力結果は図 2 のとおり

```
library(GWmodel)
library(sf)
library(jpndistrict)
library(tidyverse)
remotes::install_github("uribo/jpndistrict")
options(scipen=10)
df_tokyo_sf <- jpnpref(13, district = TRUE) %>%
dplyr::filter(str_detect(city, "区"))
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
data_sf <- st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf) <- 4326
ggplot(df_tokyo_sf)+geom_sf()+theme_minimal()+geom_sf(data=
data_sf,mapping=aes(color=chika, size=chika))+scale_color_gradient
n(colors=c("white","yellow","orange","red"))+scale_size_area(max_s
ize=3.5)+labs(color="地価 (円／㎡)",size="地価 (円／㎡)")
```

7 未観測地点の地価予測

GWmodel パッケージの `gwr.predict` 関数を使用して、未観測地点（地価公示地点以外の地点）の GWR による地価予測を行った。

地価予測を行うサンプル地点データを表 2 のとおり設定し、下記 [出力結果] のとおり 702,994 円/㎡という予測結果を得た。

表 2 地価予測を行うサンプル地点データ

●東京都世田谷区世田谷1丁目1-1	
・ 東経	139.6517度
・ 北緯	35.6400度
・ 地積	200㎡
・ 前面道路幅員	11m
・ 最寄り駅までの距離	690m
・ 主要駅までの平均時間距離	38分
・ 建ぺい率×容積率	9000 (60%×150%)
・ 人口密度	15,959人／半径0.5kmの円
・ 標高	37.6m

[計算式] $885665.0983(\text{Intercept}) + 114.0939 \times 200 \text{ m}^2 (\text{地積}) + 11789.427 \times 11 \text{ m} (\text{前面道路幅員}) - 51.2643 \times 690 \text{ m} (\text{最寄り駅までの距離}) - 7551.0063 \times 38 \text{ 分} (\text{主要駅までの平均時間距離}) + 3.4947 \times 9000 (\text{建ぺい率} \times \text{容積率}) + 4.7475 \times 15,959 \text{ 人} (\text{人口密度}) - 3193.631 \times 37.6 \text{ m} (\text{標高}) \div 702,994 \text{ 円}$

[入力コード]

```
library(GWmodel)
library(sf)
data <- read.csv("R5kouji_chiten_data.csv")
data2 <- read.csv("R5kouji_chiten_data2.csv")
data.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data[,1:2],data)
data2.spdf <- SpatialPointsDataFrame(data2[,1:2],data2)
formula <- chika~chiseki+hukuin+moyorieki+shuyoeki+kenpeiyoseki+jinko+hyoko
data_sf <- st_as_sf(data.spdf,coords="coordinates")
data2_sf <- st_as_sf(data2.spdf,coords="coordinates")
st_crs(data_sf) <- 4326
st_crs(data2_sf) <- 4326
data_tr <- st_transform(data_sf,crs=6677)
```

```
data2_tr <- st_transform(data2_sf,crs=6677)
data_sp <- as_spatial(data_tr)
data2_sp <- as_spatial(data2_tr)
gwr.pred <- gwr.predict(formula,data=data_sp,predictdata=data2_sp,
bw=1111.366,kernel="gaussian")
gwr.pred
```

[出力結果]

```
*****
*                               Package    GWmodel                               *
*****

Program starts at: 2024-02-26 00:29:34.019317
Call:
gwr.predict(formula = formula, data = data_sp, predictdata = data2_sp,
  bw = 1111.366, kernel = "gaussian")
Dependent (y) variable for prediction:  chika
Independent variables:  chiseki hukuin moyorieki shuyoeki kenpeiyoseki jinko hyoko
Number of data points: 890
*****
*               Results of Geographically Weighted Regression for prediction               *
*****
*****Model calibration information*****

Kernel function: gaussian
Fixed bandwidth: 1111.366
Distance metric: Euclidean distance metric is used.
```

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max
Intercept_coef	885665.0983	885665.0983	885665.0983	885665.0983	885665.0983
chiseki_coef	114.0939	114.0939	114.0939	114.0939	114.0939
hukuin_coef	11789.4270	11789.4270	11789.4270	11789.4270	11789.4270
moyorieki_coef	-51.2643	-51.2643	-51.2643	-51.2643	-51.2643
shuyoeki_coef	-7551.0063	-7551.0063	-7551.0063	-7551.0063	-7551.0063
kenpeiyoseki_coef	3.4947	3.4947	3.4947	3.4947	3.4947
jinko_coef	4.7475	4.7475	4.7475	4.7475	4.7475
hyoko_coef	-3193.6310	-3193.6310	-3193.6310	-3193.6310	-3193.6310

*****Results of GW prediction*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
prediction	702994	702994	702994	702994	702994

```
prediction_var 28815262669 28815262669 28815262669 28815262669 28815262669
```

```
*****
```

```
Program stops at: 2024-02-26 00:29:34.712954
```

なお、`gwr.predict` 関数は MGWR には対応していないと思われる⁶ため、この関数を使用した MGWR による地価予測はできなかったが、サンプル地点の最寄りの標準地（標準地番号：世田谷-55）の MGWR による回帰係数の推定値（下記〔出力結果〕）を使用し、サンプル地点の地価を下記〔計算式〕のとおり **683,630 円/㎡** と予測した。

MGWR を適用することにより、GWR を適用した場合と比べてさらに信頼性の高い回帰係数の推定値を得ることができたと考えるため、本論文ではこれを同地点の予測地価とすることとする。

〔計算式〕 $1057919(\text{Intercept}) + 104.1727 \times 200 \text{ m}^2 (\text{地積}) + 9664.351 \times 11 \text{ m} (\text{前面道路幅員}) - 118.9531 \times 690 \text{ m} (\text{最寄り駅までの距離}) - 11144.93 \times 38 \text{ 分} (\text{主要駅までの平均時間距離}) + 2.427129 \times 9000 (\text{建ぺい率} \times \text{容積率}) - 5.770472 \times 15,959 \text{ 人} (\text{人口密度}) + 1978.744 \times 37.6 \text{ m} (\text{標高}) \div 683,630 \text{ 円}$

〔入力コード〕

```
mgwr.res$SDF@data[316:316,]
```

〔出力結果〕

```
Intercept chiseki hukuin moyorieki shuyoeki kenpeiyoseki jinko hyoko
yhat residual
316 1057919 104.1727 9664.351 -118.9531 -11144.93 2.427129 -5.770472 1978.744
642036 45963.98
Intercept_SE chiseki_SE hukuin_SE moyorieki_SE shuyoeki_SE kenpeiyoseki_SE
jinko_SE hyoko_SE
316 21000.34 22.54903 622.8583 1.549608 563.6326 11.57339
0.5577048 330.8674
Intercept_TV chiseki_TV hukuin_TV moyorieki_TV shuyoeki_TV kenpeiyoseki_TV
jinko_TV hyoko_TV
316 34.72669 4.619831 15.51613 -76.76334 -19.77339 0.2097164
-10.34682 5.980474
```

⁶ `gwr.predict` 関数で、例えばバンド幅を `bw=c(1465,1186,946,31419,1447,657,1060,5051)` と指定・実行するとセッションが強制終了されてしまう。

8 おわりに

以上のとおり、東京 23 区の住宅地について OLS、GWR、MGWR を適用して地価分析を行い、特に MGWR による分析が有効であるという結果を得た。

また、本論文では既往研究では適用例のない説明変数として人口密度と標高を採用したが、この点についても非常に有意義な結果を得ることができた。

今回は、未観測地点の地価予測に MGWR を適用することができなかったが、この点については今後の課題として引き続き研究していきたい。また、例えば各地点の属する町丁別の所得水準が推計できれば、新たな説明変数として有効なのではないかと考えるが、この点についても今後取り組んでいきたい。（[15] を参照）

さらに、東京 23 区の商業地や、全国の主要都市の住宅地・商業地についても同様の地価分析を行い、各都市間の異同点を分析・抽出し、各都市の地価形成要因の特徴を明らかにするとともに、最終的には不動産鑑定士が行った土地の鑑定評価を検証・補完し、不動産鑑定士が鑑定評価の対象とする土地に関するデータを入力すれば、その参考価格が算定されるような簡易ツールを提案できないか、引き続き検討していきたい。

なお、筆者あてにメールを送信していただければ、今回使用した東京 23 区の地価公示データ（CSV ファイル）を送信させていただきますので、興味を持たれた方がおられましたら、ぜひご連絡ください（uenoyama_k0005@pref.wakayama.lg.jp）。

【 参考・引用文献 】

- [1] ウィンストン・チャン(2019)『R グラフィックスブック第 2 版—ggplot2 によるグラフ作成のレシピ集』石井弓美子・河内崇・瀬戸山雅人訳，オライリージャパン.
- [2] 植杉大(2012)「小地域別地価水準のローカル回帰モデル推定～埼玉県さいたま市を例として～」撰南経済研究第 2 巻第 1・2 号，p1-20.
<https://core.ac.uk/download/pdf/230296894.pdf>
- [3] 鎌田健司・岩澤美帆(2009)「出生力の地域格差の要因分析－非定常性を考慮した地理的加重回帰による検証－」人口学研究 45，p1-20.
https://www.jstage.jst.go.jp/article/jps/45/0/45_KJ00009389023/_pdf/-char/ja
- [4] 河端瑞貴(2022)『事例で学ぶ経済・政策分析のための GIS 入門－QGIS,R,GeoDa 対応』古今書院.
- [5] 鑑定評価基準委員会(2015)『要説不動産鑑定評価基準と価格等調査ガイドライン』公益法人日本不動産鑑定士協会連合会監修，住宅新報社.
- [6] 菅野雄太・塩濱敬之(2021)「地理的加重回帰モデルによる東京都公示地価の分析とその推定値の経年変化について」統計研究彙報第 78 号，p55-74.
<https://www.stat.go.jp/training/2kenkyu/ihou/78/pdf/2-2-784.pdf>
- [7] キーラン・ヒーリー(2021)『データ分析のためのデータ可視化入門』（実践 Data Science シリーズ）瓜生真也・江口哲史・三村喬生訳，講談社.

- [8] ギャレス・ジェイムズ、ダニエラ・ウィッテン、トレバー・ヘイスティ、ロバート・ティブシラーニ(2018)『Rによる統計的学習入門』落海浩・首藤信通訳，朝倉書店.
- [9] クリス・ブランズドン、レックス・コーマー(2018)『Rによる地理空間データ解析入門』湯谷啓明・工藤和奏訳，共立出版.
- [10] 国土交通省(2002)「不動産鑑定評価基準」.
<https://www.mlit.go.jp/common/001204083.pdf>
- [11] 清水千弘・唐戸広志(2007)『不動産市場の計量経済分析』（応用サイエンス講座 4）朝倉書店.
- [12] 瀬谷創・堤盛人(2014)『空間統計学ー自然科学から人文・社会科学までー』（統計ライブラリー）朝倉書店.
- [13] 谷村晋(2010)『地理空間データ分析』（Rで学ぶデータサイエンス 7）共立出版.
- [14] 堤田成政・吉田崇紘・村上大輔・中谷友樹(2021)「地理的加重法の研究動向と今後の展望」GIS-理論と応用 29(1), p11-21.
https://www.jstage.jst.go.jp/article/thagis/29/1/29_11/_pdf/-char/en
- [15] 橋本謙二(2021)『東京 23 区×格差と階級』（中公新書ラクレ 741）中央公論新社.
- [16] 古谷知之(2011)『Rによる空間データの統計分析』（シリーズ統計科学のプラクティス）朝倉書店.
- [17] 村上大輔(2022)『Rではじめる地理空間データの統計解析入門』（実践 Data Science シリーズ）講談社.
- [18] Gollini,I.,Lu,B.,Charlton,M.,Brunsdon,C., Harris,P.(2015) “GWmodel:An R package for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models”, *Journal of Statistical Software*,63(17),p1-50. <https://arxiv.org/pdf/1306.0413.pdf>
- [19] Lu,B., Brunsdon,C., Charlton,M., Harris,P.(2017) “Geographically weighted regression with parameter-specific distance metrics”, *International Journal of Geographical Information Science*,Vol. 31,No.5,p982-998. <https://mural.maynoothuniversity.ie/10976/1/document.pdf>
- [20] Lu,B., Harris,P., Charlton,M.,Brunsdon,C.,Nakaya,T.,Murakami,D.,Gollini,I.,Hu,Y.,Evans, F.H. (2024) CRAN – ‘Package GWmodel’ .
<https://cran.r-project.org/web/packages/GWmodel/GWmodel.pdf>