

GDP と人口によるグローバル都市成長モデルの改良

学籍番号: 15B03536

氏名: HE ZUO

指導教官: 神田 学

1. はじめに

20 世紀後半、人間社会は高度成長の時代を迎えた。急速な都市化によって、人間社会は地球温暖化、生物多様性の減少、ヒートアイランドなど、様々な環境問題に直面している。現に、環境省による気候変動の緩和策と適応策の統合的戦略研究などの対策プロジェクトは全球範囲に推進されている。

グローバルな都市成長予測は、全球人工排熱量などメソスケールの推定に用いられる重要なパラメータであり、環境ミティゲーションに貢献することが期待される。

2. 既存研究と本研究の目的

都市成長の空間分布予測モデル SLEUTH(K.Clark et al. [1])は、傾斜、土地利用、除外地域、都市地域、交通網、山岳、六つのローカル空間的情報を通じて、各空間格子の都市化確率を予測する。さらに Zhou et al.[2]は、全球に SLEUTH を応用する手法 GUSPS を提案し、2050 までの予測データセットを公開している。GUSPS データセットの欠点は、将来の経済社会発展方向を反映できないことである。

本研究は GDP と人口が都市成長に与える影響を探究し、SLEUTH の空間分布予測を、共通社会経済経路(SSP)から抽出する人口と GDP 予測によって修正して、それから空間分布を再調整することを目的にしている。(図 1)

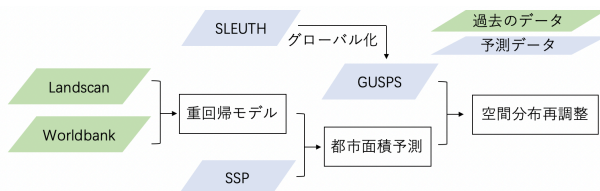


図 1 本研究のフロー

3. GDP と人口が都市成長に与える影響

3.1 過去のタイムシリーズデータ

データセット LandScan は 30 秒の空間解像度(約 1km²)で空間的人口分布を提供している。本研究は、LandScan で人口が 1000 を上回る格子を都市格子と定義し、過去の都市面積を算出する。

World Bank Open Data は世界銀行より公開されており、国レベルの GDP、人口データを提供している。

上述のデータを抽出する際、都市面積のばらつきを抑えるため、 i 年の都市面積 U_i について式 1 で平滑化を行なう。従って 2001 年から 2016 年まで、16 年分のデータを用意した。なお、国レベルの GDP、人口が小さい都市の成長に与える影響は限

られていると考え、分析対象を全球から抽出した合計 114 個大都市圏や首都にする。

$$\text{Smoothing}(U_i) = U_{i-1} \times 0.25 + U_i \times 0.5 + U_{i+1} \times 0.25 \quad \text{式 1}$$

3.2 回帰モデルの作成

以下の仮定や規則に従い、114 個都市それぞれを対象に重回帰分析を行なう。

- 都市成長率を従属変数にする
- GDP 成長率、人口成長率を独立変数にする
- GDP 成長率と都市成長率は正の相関がある
- 人口成長率と都市成長率は正の相関がある
- GDP が増加しない、かつ人口が増加しない場合、都市面積は一定値を保つ

次に、時間スケールが変数の相関に影響する可能性を考慮し、timestep を設置する。

任意の X が $(i - \text{timestep})$ 年から i 年までの成長率 $d(X_i)$ を式 2 で定義する。

$$d(X_i) = \frac{X_i - X_{i-\text{timestep}}}{X_{i-\text{timestep}}} \quad \text{式 2}$$

従って、任意の timestep に対して、回帰式は以下となる。

$$d(\text{Urban}_i) = \text{Coef}_{\text{GDP}} \times d(\text{GDP}_i) + \text{Coef}_{\text{POP}} \times d(\text{POP}_i) \quad \text{式 3}$$

(ただし $\text{Coef}_1 \geq 0$, $\text{Coef}_2 \geq 0$)

また、変数の成長率が負にならないように、都市面積、GDP、人口データを正規化線形関数(ReLU)で処理しておく。Li et al. [3]、Mertes et al. [4]などの研究でも負の成長の解消を勧めた。

3.3 重回帰分析の結果

一つの対象都市に対して、timestep が 1 から 12 まで、12 重回帰分析を繰り返し、最も決定係数が高い式をその都市に対する最適解とする。一部の結果を表 1 で示す。114 個対象都市の中、28 個は負の決定係数を示している。

係数 Coef が 0 の場合、その都市において該当の変数が都市成長に与える影響が微小だと思われる。

都市名	timestep	決定係数	Coef_{GDP}	Coef_{POP}
北京	9	0.32	0.11	0
東京	8	0.63	0.21	3.32
ロサンゼルス	4	0.38	0.33	0

表 1 重回帰分析の結果

4. GDP、人口による修正

本研究は SLEUTH が示す都市化確率が 50%以上の格子を将来の都市格子と定義する。2016 年の GUSPS データセットを基準に、SSP データによる重回帰予測結果は図 2、3 で示す。

次に 2050 年 GUSPS データセットの予測結果を再分布する。縮小修正、拡張修正による SLEUTH の再分布の例は図 4、5 で示す。

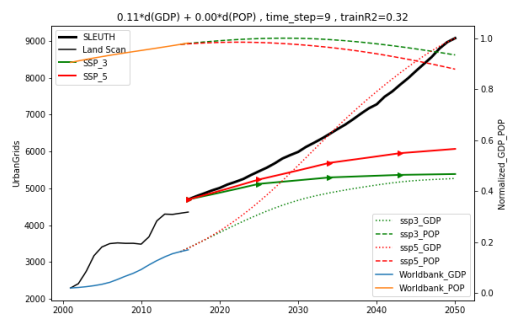


図 2 北京の重回帰予測結果

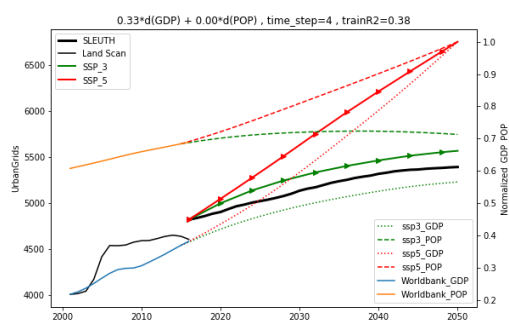


図 3 ロサンゼルの重回帰予測結果

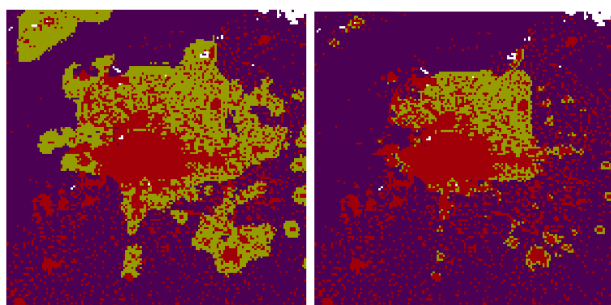


図 4. 北京(a) GUSPS (b) SSP5 の GDP、人口による縮小

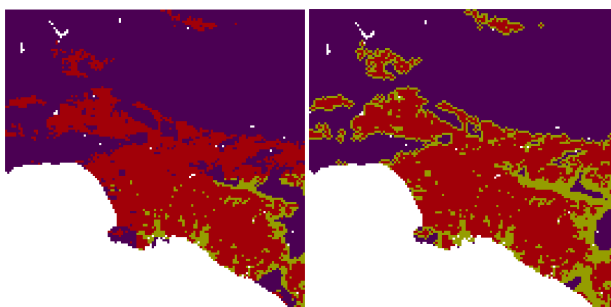


図 5. ロサンゼルス(a)GUSPS (b) SSP5 の GDP 人口による拡張

5. 結果と検証

全対象都市の面積を足し合わせた、2012 年から 2050 年までの統合都市面積成長率について、GUSPS は 53%の成長率を示した。SSP1~5 を利用した重回帰モデルはそれぞれ 57%、48%、46%、42%、74%の成長を示した。

対象都市中の 16 個が中国、5 個がインドに位置している。中国の 16 都市について、GUSPS は 2050 年まで 77%の成長を示したものの、SSP を利

用した重回帰モデルは 30%~40%の成長を予測した。詳細は図 6 で示す。

重回帰モデルは北京、上海などの大都会で縮小修正、逆に拡張効果を発揮している。これは大都会に移住する現象が抑えさられたと思われる保守的な予測である。

また、Li et al.[3]は国レベルの都市成長を予測した。本研究との比較は図 7 で示す。

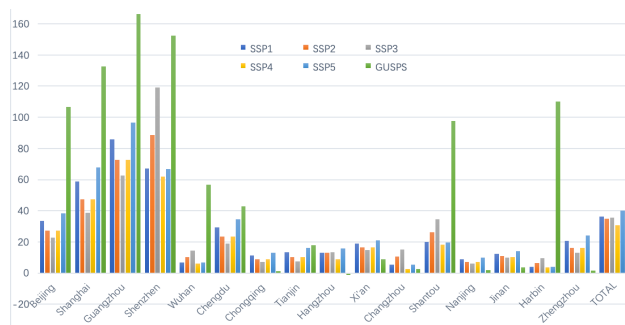


図 6. 2012-2050 年中国の都市成長率[%]予測

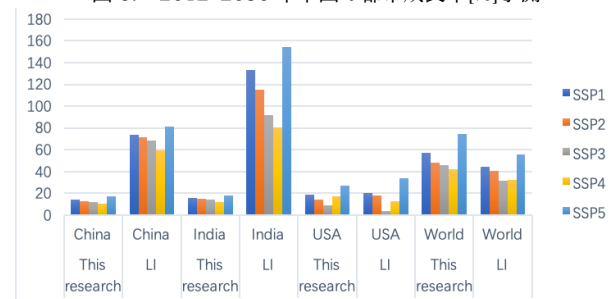


図 7. 2020-2050 年都市成長率[%]、Li et al.[3]と比較

6. 結論

本研究はトップダウンの手法で、全球主要な都市それぞれを対象に、GDP、人口が都市成長に与える影響を重回帰分析で求めた。標本数が少ないことにより、過学習や低い決定係数のモデルを得たが、国レベルの代わりに都市レベルの GDP、人口データを得れば、高性能なモデルが作れるであろう。

重回帰モデルでグローバル都市成長予測モデル GUSPS を修正する試しは、全球において適切であるものの、各国において修正の効果が異なる。例えば中国では主に縮小、アメリカやインドは主に拡張である。各 SSP シナリオによる予測の間に差が少ないため、保守的な方法だと考えられる。

7. 参考文献

- [1] K C Clark et al. "A Self-Modifying Cellular Automaton Model of Historical Urbanization in the San Francisco Bay Area"
- [2] Zhou Yuerong et al. "High-resolution global urban growth projection based on multiple applications of the SLEUTH urban growth model"
- [3] Li Yuecao et al. "Projecting Global Urban Area Growth Through 2100 Based on Historical Time Series Data and Future Shared Socioeconomic Pathways"
- [4] Mertes et al. "Detecting change in urban areas at continental scales with MODIS data"