東京都市圏を対象とした空間相互作用を考慮した土地利用・交通行動モデルの構築

宮地　航輝[1]・柳沼　秀樹[2]・寺部　慎太郎[3]・鈴木　雄[4]・海野　遥香[5]

[1]学生非会員 東京理科大学大学院　創域理工学研究科　社会基盤工学専攻　（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: 7622535@ed.tus.ac.jp
[2]正会員　東京理科大学准教授　創域理工学部　社会基盤工学科　（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp
[3]正会員　東京理科大学教授　創域理工学部　社会基盤工学科　（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp
[4]正会員　東京理科大学助教　創域理工学部　社会基盤工学科　（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp
[5]正会員　茨城大学大学院助教　理工学研究科　（〒 316-0033 茨城県日立市中成沢町 4-12-1）
E-mail: haruka.uno.uj38@vc.ibaraki.ac.jp

近年，都市部を中心に沿線や駅前，駅ナカなどの再開発が活発化しており，生活圏レベルでの交通行動に影響を与えている．また，デジタル化や時差出勤，テレワークなどの急速な普及により，人々のライフスタイルや価値観の多様化が進んでいる．そのため，従来の分析手法では，複雑な都市構造の土地利用変化と多様な個人の生活・交通行動の変化を捉えることは困難である．本研究では、平成３０年東京都市圏パーソントリップ調査データ（東京 PT データ）を用いて，個人および世帯属性に着目した土地利用・交通モデルを構築する．また，立地選択に空間相互作用を導入することで，複雑かつ密接する都市構造の表現を試みた．本研究で開発した土地利用と交通行動を融合したモデルを活用したシミュレーション分析より，ミクロな都市交通施策の評価および最適な施策の提案に資することが期待される．

Key Words: *CUE Model,Spatial Correlation, Lnad Use, Traffic Behavior, TokyoPTdata*

1. はじめに

我が国ではこれまで，鉄道路線や高速道路の新線整備といった都市圏レベルの大規模（マクロ）な整備・政策が行われてきた．しかし近年では，交通網等が成熟化したことにより，都心部を中心に駅ナカや沿線開発，都市再開発が活発化しており，生活圏レベルでの交通行動に影響を与えている．また，デジタル化や時差出勤，テレワークなどの急速な普及により，人々のライフスタイルや価値観の多様化が進んでいる．そのため従来のモデルでは近年の政策や動向の評価に限界があり，新たな需要予測手法の開発が必要である．また，施策の評価・分析に関して，交通市場と土地市場を考慮したモデルである応用都市経済モデル（CUE モデル）を用いた研究は多く蓄積されているが，個人レベルの交通行動を考慮した研究は少ない．

以上を踏まえて，本研究では，個人レベルの交通行動や居住地選択行動に着目したモデルを構築する．具体的には，ミクロ経済学を基礎とした多市場均衡モデルである CUE モデルに離散選択モデルを活用し，個人レベルの交通行動や土地利用の相互関係を加味したモデリングを行う．また，土地利用モデルにおいて，隣接する居住ゾーンの空間相関を考慮することで，より精緻なモデル構築を目指す．構築したモデルを用いることで東京都市圏を対象としたシミュレーション分析を行い，さらに新たな技術である強化学習を援用した施策の新規立案へのモデルの適用可能性についても言及する．

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

(1) 既往研究のレビュー

これまで CUE モデルを用いた施策評価・分析は数多く行われており研究が蓄積されている．特に，山形ら[1)]は，東京都市圏を対象とした土地利用シナリオ分析を行っている．この研究では，都市圏全域の町丁目を構成単位としており，従来扱うことの難しかった地域レベルの都市施策の評価を可能とした．くわえて，世帯を 7 タイプに分類することで，従来の CUE モデルの「代表的個人」の仮定を緩和したモデルを構築し，より詳細な土地利用シナリオのシミュレーションを可能とした．

Zheng $et.al.$[2)] は政策立案者と生活者の 2 主体の利潤最大化，効用最大化を仮定したマルチエージェント強化学習モデルを構築した．都市の中で，生活者は効用

最大化・利潤最大化する方法を学習し，政策立案者は生産性と生活者の平等性が最大化される税制や配分方法を学習するモデルフレームワークである．強化学習によってエージェント同士の行動やエージェントの行動と環境の相互作用を表現し，モデルシミュレーションによって最適な税制施策立案を可能にした．

(2) 本研究の位置付け

本研究では，従来施策の評価・分析に用いられてきた CUE モデルを基礎として，交通行動モデルおよび居住地選択モデルに離散選択モデルを採用する．東京パーソントリップ調査の個人の活動データを基にパラメータ推定を行うことで個人レベルの交通行動や居住地選択行動を考慮する．さらに居住地選択モデルには Generalized Nested Logit Model（GNL モデル）を用いることで，これまで考慮されていなかった立地選択における空間相関を考慮し，よりミクロな施策の分析が可能なモデルを構築する．

また構築したモデルを用いて，東京地下鉄 8 号線延伸計画をケーススタディとしたシミュレーションを行う．さらに，構築したモデルに強化学習を援用した施策の新規立案ついても言及し，既存の施策の評価・分析に留まらないモデルの新たな適用可能性についても考える．

3. 土地利用・交通行動モデルの構築

(1) 土地利用・交通行動モデルの概略

本研究では，CUE モデルをベースとした土地利用・交通行動モデルを構築する．CUE モデルとは，土地利用・交通相互作用モデルに，ミクロ経済学的な基礎を導入したモデルであり．土地市場および交通市場が同時に均衡する多市場同時均衡モデルである．構築するモデルのフレームワークを**図–1** に示す．

本研究では，居住地選択者と地主の 2 主体を扱うモデルを構築する．居住地選択者および地主はそれぞれ効用最大化，利潤最大化を目指し行動すると仮定する．対象地域は墨田区，江東区，荒川区， 台東区，墨田区を跨ぐ**図–2** のように設定する．また，閉鎖都市として総人口は外生的に与えるものとする．

(2) 交通行動モデル

交通行動モデルは，効用最大化を仮定し，MNL を用いて目的地選択モデルおよび交通手段選択モデルを構築する．選択肢 m の選択確率 P_m は選択肢 m の効用 V_m を用いて (1) で表される．

$$Pm = \frac{\exp(V_m)}{\sum \exp(V_m)} \tag{1}$$

(3) 土地利用モデル

a) 居住地選択モデル

居住地選択モデルは，居住地選択者の効用最大化を仮定する．立地選択モデルでは，隣接するゾーン間で空間相関が生じることが考えられる，そこで，各選択肢が複数のネストに所属することを許容したモデル構造である GNL を用いることで選択肢間の相関を表現し，モデルの精度向上を図る．ゾーン i の選択確率式は式 (2) で表される．式 (3) はネスト j を選択した時にゾーン i を選択する条件付き確率，式 (4) はネスト j を選択する周辺確率である．GNL モデルでは各ネストに影響の度合いの重みとしてアロケーションパラメータが割り当てられる．空間的な相関を扱う場合，隣接ゾーンの効用が所定のゾーンの効用に与える影響の度合いは，ゾーン間の距離やゾーン間ネットワーク，ゾーン境界の地形などに依存することが考えられる．本研究では，東京 PT 調査における計画基本ゾーンを分析単位としており，このような政策区域の境界は，川や山，海といった地形的な境界を持つことも少なくない．そこで，ゾーン境界が隣接ゾーンとの相関に影響を及ぼすと仮定し，ゾーン境界線長比をアロケーションパラメータとして設定する．アロケーションパラメータは式 (5a) より与えられる．ここで l_{ij} はゾーン i とゾーン j の境界線距離である．**図–4** は 3 つの隣接するゾーンのイメージである．例えばゾーン 2 の効用がゾーン 1 の効用に与える影響の重み α_{12} は以下の式 (5b) のようになる．

$$P(i) = \sum\nolimits_j P(i|j)P(j) \tag{2}$$

$$P(i|j) = \frac{(\alpha_{ji}\exp(V_i))^{\frac{1}{\mu_j}}}{\sum_i(\alpha_{ji}\exp(V_i))^{\frac{1}{\mu_j}}} \tag{3}$$

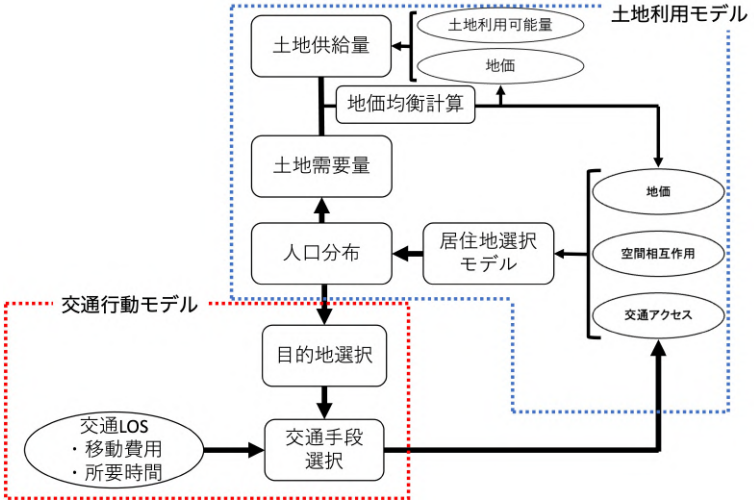
$$P(j) = \frac{\sum i((\alpha_{ji}\exp(V_i))^{\frac{1}{\mu_j}})^{\mu}_j}{\sum_j(\sum_i(\alpha_{ji}\exp(V_i))^{\frac{1}{\mu_j}})^{\mu}_j} \tag{4}$$

$$\alpha_{ij} = \frac{l_{ij}}{\sum_j l_{ij}} \tag{5a}$$

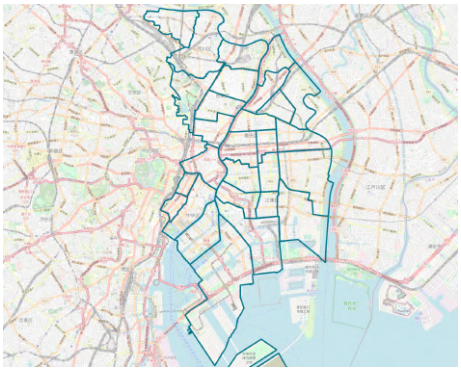
$$\begin{aligned}\alpha_{12} &= \frac{l_{12}}{l_{12}+l_{13}} \\ &= \frac{c}{c+d}\end{aligned} \tag{5b}$$

$$v*_{od} = \frac{1}{\theta}\ln\sum\nolimits_m \exp(\theta V_m) \tag{6}$$

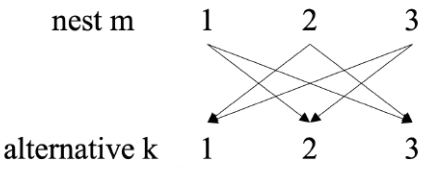
居住地選択モデルの変数に，個人の各居住地から目的地までのアクセシビリティとして，交通行動モデルのログサム変数を導入した．ログサム変数は式 (6) より算出した．V_m はある OD 間の交通行動モデルの効用関数，V^*_{od} は交通行動モデルで計算されるログサム変数，θ はスケールパラメータである．



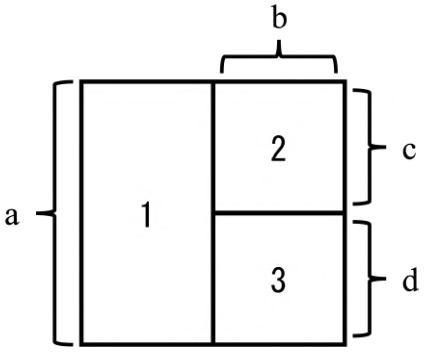
図–1 モデルフレームワーク



図–2 対象地域



図–3 GNL のネスト構造



図–4 境界線比

b)　ゾーン人口および需要面積の算出

各ゾーンの人口 N_i および需要面積 D_i は式 (7)，式 (8) より算出する．

$$N_i = \sum{}_i N \cdot P_{ni} \cdot M_i \tag{7}$$

$$\begin{aligned} D_i &= \beta_i \cdot N_i \\ &= \beta_i \sum{}_i N \cdot P_{ni} \cdot M_i \end{aligned} \tag{8}$$

ここで，β_i は需要パラメータ（一人当たりの居住面積），N_i はゾーン i の人口，N は対象地域総人口，P_{ni} は個人 n のゾーン i の選択確率，M_i は個人 i の拡大係数である．

c)　土地供給モデル

土地供給モデルは，地主の利潤最大化を仮定して導かれる式 (9) を用いて算出する．

$$y_i = (1 - \frac{\sigma_i}{r_i}) Y_i \tag{9}$$

y_i，Y_i，r_i，σ_i はそれぞれゾーン i の利用面積，利用可能面積，地価，土地供給パラメータである．

d)　均衡条件と地価均衡

土地供給と土地需要の均衡条件は式 (10) で定義する．

$$y_i = D_i \tag{10}$$

また地価更新量は，ワルラス的調整過程を考え式 (11) より算出する．

$$r_{i(p+1)} = r_{i(p)} + k \cdot \frac{y_i - D_i}{y_i + D_i} \tag{11}$$

p はステップ数，k はステップサイズである．

(4)　使用データ

交通行動および居住地のデータは東京 PT 調査データの行動実績を用いる．土地利用可能面積および土地利用面積は，都市計画図および ESRI 詳細地図から算出する．

表–1 使用データ

使用データ	用途
東京 PT 調査データ	行動実績，居住地，属性の取得
都市計画図	利用可能面積の算出
ESRI 詳細地図	利用面積の算出
国土交通省地価公示	ゾーン平均地価の算出
国土数値情報推計人口データ	総人口およびゾーン人口の算出

4. パラメータ推定結果とシミュレーション分析

(1) 居住地選択モデルパラメータ推定結果

居住地選択モデルのパラメータ推定結果を**表–2** に示す．ただし各ゾーンの定数項は省略する．**表–2** を見ると，尤度比は比較的低い結果となった．一方パラメータの値は統計的に優位な結果となったこと．

(2) 現況再現

構築したモデルを用いて人口分布の現況再現を行う．**図–5** は横軸を人口の実測値，縦軸をモデルで推定した人口の予測値として各ゾーンの人口をプロットした図である．表-3 が精度検証結果である．決定係数は 0.92 となっており，モデルによって比較的高精度な現況再現を可能とした．

(3) シミュレーション

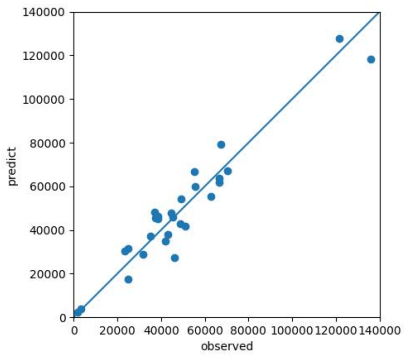
構築した土地利用・交通行動モデルを用いてシミュレーションを行う．モデルによるケーススタディ分析を行うとともに，強化学習を援用した政策立案についても考える．

a) 東京地下鉄 8 号線延伸計画

まず，東京地下鉄 8 号線の延伸計画について分析を行う．**図–6** に示すように，豊洲駅から住吉駅までの延伸が計画されており，豊洲から押上間の南北アクセスが向上することが見込まれている．そこで 8 号線沿線ゾーンのアクセスが最大 15 分程度短縮することを想定し，分析を行なった．

表–2 推定結果

variable	parameters	t-value	
交通ログサム	0.175	-4.14	**
地価 (円/m^2)	-1.74e-7	10.8	**
MU	0.855	10.4	**
number of samples	1000		
Initial likelihood	-3312		
Final likelihood	-3096		
rho-square	0.0652		
rho-square-bar	0.0561		
*: 5 %有意, **: 1 %有意			



図–5 現況再現

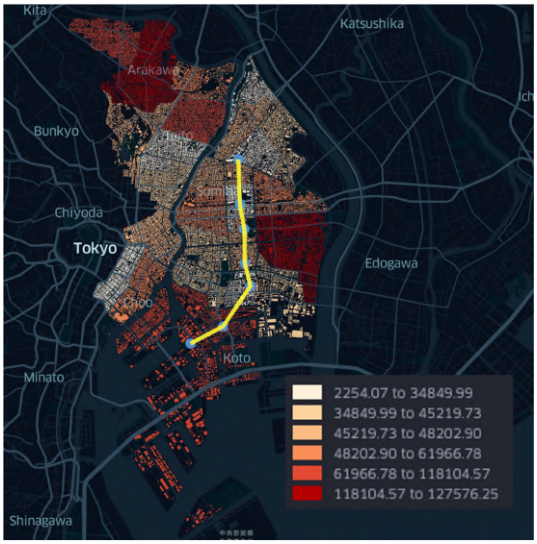
表–3 精度検証

r^2	0.92
MAE	6726
RMSE	8076
RMSE/MAE	1.20

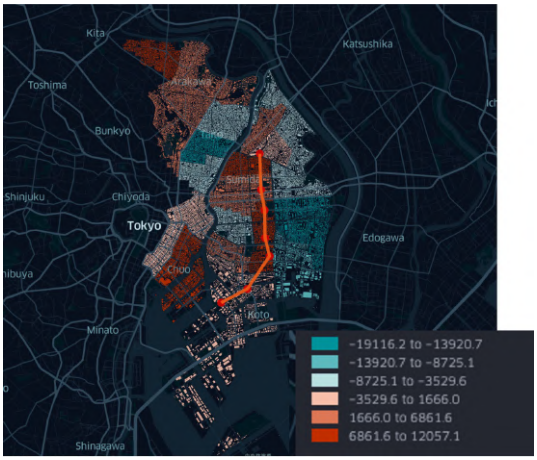


図–6 8 号線延伸計画

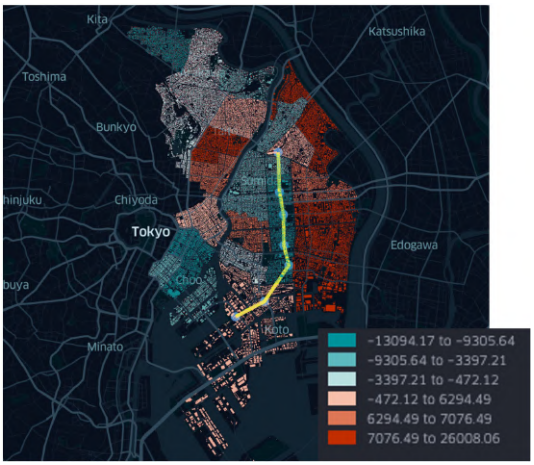
図–7，**図–8**，**図–9** はそれぞれ延伸後の人口分布，延伸後の人口増減，延伸後の地価増減を示す．また**図–10**，**図–11** は延伸前後の土地利用面積の変化を示す．**図–8** より，延伸によるアクセス向上によって，8 号線沿線ゾーンの人口が増えていることがわかる．しかし沿線地域でも人口が減少するゾーンが見られるが，これはアクセス向上に対して地価が高騰しすぎたことが原因と考えられる．一方で，沿線以外の地域も人口が増えているゾーンが見られる．これは延伸によるアクセス向上



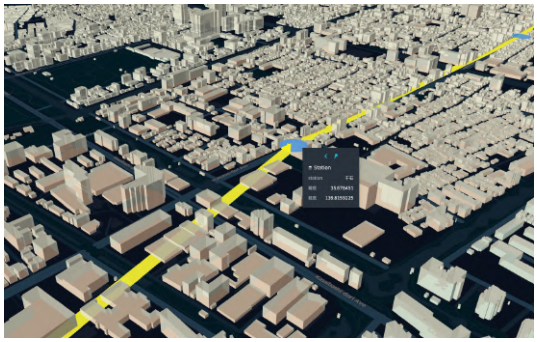
図–7 人口分布



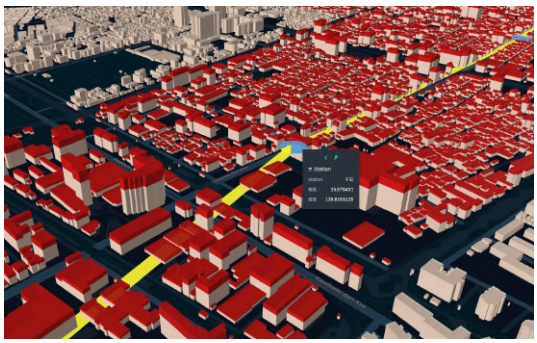
図–8 人口増減



図–9 地価増減



図–10 延伸前千石駅付近

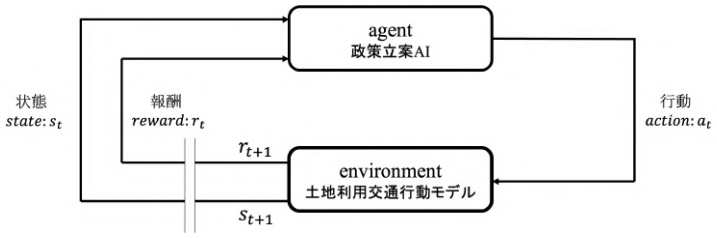


図–11 延伸後千石駅付近

により，地価均衡の結果，沿線地価が高騰し，沿線以外の地域の地価が減少したことが原因として考えられる．地価高騰と人口減少が予測されるゾーンがあることから，現住民の立ち退きや都市の富裕層化が懸念される．そのため，地価高騰抑制のための施策や，住宅補助等の制限施策が必要であることが示唆される．

b) 強化学習による政策立案

これまで CUE モデルを用いた施策の評価，分析は数多く行われてきた．一方でモデルを用いた施策立案シミュレーションは例が少ない．本研究では，強化学習を援用することで，構築した土地利用・交通行動モデルの，政策立案への適用可能性を考える．強化学習を援用したモデルフレームワークを**図–12** に示す．強化学習のエージェントは政策立案 AI である．CUE モデルの環境のもと，政策立案 AI は課税や施策といった行動により介入を行う．その結果，生活者（居住立地者と地主）の行動が CUE モデルによって定まる．政策立案 AI は，生活者の効用や居住者や土地からの税収を報酬とすることで，それらが最大化されるような方策を学習する．これにより最適な施策の立案を可能にし，従来のような施策の評価・分析にとらわれない新たなモデルの適用可能性が期待される．



図–12 強化学習イメージ

5. おわりに

本研究では，土地利用および交通行動について，個人レベルの選択行動を加味するとともに，立地選択における空間相関を考慮したモデルを構築した．現況再現では非常に高い精度の予測結果を得ることができ，空間相関の考慮が都心部の複雑かつ密接する都市構造に寄与することが示唆された．東京地下鉄 8 号線延伸計画をケーススタディとしたシミュレーションでは，個人レベルの活動変化を反映したシミュレーションを可能にした．なお，本研究ではさらなるモデルの適用可能性として，強化学習を援用した政策立案についても言及したが，モデルの実装には至っていない．今後は対象範囲を拡大したより汎用性の高いモデル構築を目指すとともに，モデルシミュレーションにおける強化学習の実装を展望として期待したい．

参考文献

1) 山形 与志樹, 瀬谷 創, 中道 久美子: 土地利用モデルを用いた東京都市圏の土地利用シナリオ分析 環境科学会誌, 24 巻，3 号，p169 179，2011
2) Stephan Zheng,Alexander Trott,Sunil Srinivasa, David C. Parkes,Richard Socher:The AI Economist: Taxation policy design via two-level deep multiagent reinforcement learning Science Advances,VOL.8,No.18,4 May 2022
3) 堤 盛人，瀬谷　創: 土木計画における応用空間統計学の可能性　土木学会論文集 D3，Vol.l68，No.5，I1-I20，2012
4) 兵藤 哲朗，坂井 孝典，河村 和哉：東京都市圏物資流動調査による空間相関を考慮した物流施設立地選択モデルの検討　土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol.71，No.4，156 － 167，2015
5) 冨岡秀虎，森本章倫：CUE モデルを用いた LRT 導入による人口誘導効果に関する研究　公益社団法人日本都市計画学会，都市計画論文集，Vol.53，No.3，1348-1354，2018.10
6) Shlomo Bekhor , Joseph N. Prashker：GEV-based destination choice models that account for unobserved similarities among alternatives　Transportation Research Part B 42，243–262，2008
7) 山崎 清, 武藤 慎一: 開発・誘発交通を考慮した道路整備効果の分析　運輸政策研究，Vol.11，No.2，2008，Summer

(2023. 10. 13 受付)

DEVELOPMENT OF A LAND USE AND TRANSPORTATION MODEL CONSIDERING SPATIAL INTERACTION IN THE TOKYO METROPOLITAN AREA

Koki MIYAJI,Hideki YAGINUMA,Shintaro TERABE,Yu SUZUKI,Haruka UNO

In recent years, Japan has seen an upsurge in the development of station areas, railway lines, and urban redevelopment, especially in urban centers, which has affected transportation behavior at the living area level. In addition, the rapid spread of digitalization, staggered working hours, and teleworking has diversified people's lifestyles and values. In this study, we constructed a model that enables micro analysis of land use and transportation behavior, taking into account individual-level choice behavior as well as spatial correlation in location choice. The model enables highly accurate reproduction of current conditions, and a case study of the planned extension of the Tokyo Subway Line 8 was used in the analysis. Furthermore, new policy making using reinforcement learning was discussed, and new applicability of the model was mentioned.