グラフ畳み込みニューラルネットワークを用いたインフラ整備効果の予測に関する研究

草山　蒼波[1]・中尾　聡史[2]・孫　文哲[3]・
Jan-Dirk Schmöcker[4]・山田　忠史[5]

[1]非会員　京都大学大学院工学研究科（〒615-8540 京都府京都市西京区京都大学桂）
E-mail: kusayama.aoba.75s@st.kyoto-u.ac.jp

[2]正会員　京都大学大学院工学研究科（同上）
E-mail: nakao@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

[3]正会員　京都大学大学院工学研究科（同上）
E-mail: wz.sun@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

[4]正会員　京都大学大学院工学研究科（同上）
E-mail: schmoecker@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

[5]正会員　京都大学経営管理大学院（工学研究科併任）（〒606-8317 京都府京都市左京区吉田本町）
E-mail: yamada.tadashi.2x@kyoto-u.ac.jp

多くの交通インフラ整備は公共事業として行わるものであり，事業の実行には多大な費用と時間，労働力を要するため，事業によってもたらされる便益を適切に評価しなければならない．そこで，本研究では，空間的な相互関係を捉えてノード特徴量の変化を予測できるグラフ畳み込みニューラルネットワークを用いて，インフラ整備が地域の経済に与える影響の予測を試みた．その結果，構築したモデルは時系列交差検証により，十分な予測精度をもつことが確認された．また，構築されたモデルを用いてリニア中央新幹線の整備効果の予測を行った．

Key Words: *Gragh* Convolutional Neural network (GCN), Transportation network, Infrastructure planning, Economic impact, Long-term forecast

1. はじめに

日本の社会発展において交通インフラの整備は大きな役割を果たしてきた．交通インフラが整備されることで，地域の人口増加・経済発展，生活圏の拡大，他地域へのアクセシビリティの向上などのストック効果が生み出される[1)]．しかし，多くの交通インフラ整備は公共事業として行わるものであり，事業の実行には多大な費用と時間，労働力を要するため，事業によってもたらされる便益を適切に評価しなければならない．

地域の経済成長を予測するモデルとして，近年，空間的応用一般均衡(Spatial Computable General Equilibrium : SCGE)モデルが注目されている．しかし，SCGE モデルは対象地域間の産業連関データが必要であるため，各地域が都道府県単位の規模でないと産業連関データの整備が難しいことや地域全体が長期均衡状態を仮定しているために，各地域に人口増減・企業数増減が起こるケースを考慮できないことが課題とされている[2)]．

そこで，本研究では，グラフ畳み込みニューラルネットワーク(Graph Convolutional Neural network : GCN)を用いて，インフラ整備が地域の経済に与える影響の予測を試みた．GCN は，深層学習に用いられている畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network ：CNN)をグラフ構造に適用したモデルであり[3)]，ネットワークの影響を考慮して各ノード特徴量の予測を行えることから[4)]．本研究では，交通ネットワークをグラフ構造とみなして，GCN を適用した．

GCN のようなニューラルネットワークを用いた分析手法では，予測までの過程や各変数間の因果関係を重視せず，予測を行うこと自体を重視することから，分析における制約を必要としない．加えて，GCN ではリンクの接続関係を変更することで様々なケースについて予測

を行えることから，本研究では，交通インフラ整備による所要時間などの接続関係の変化が，地域の経済に与える影響を GCN を用いて予測することとした．

2. 分析方法

(1) GCN モデルの概要

本研究では各地域を交通ネットワークによって結ばれているグラフ構造とみなす．2015 年度の全国幹線旅客純流動調査に使用された 207 の地域区分のうち離島地域を除いた 199 の地域を対象ノードとし，各ノードについて 12 種のノード特徴量を設定した．鉄道や高速道路のような交通インフラを利用した場合の所要時間といった地域間の関係をエッジと定義し，隣接行列により表現する．本研究で用いる GCN モデルは，入力されたノードデータとエッジデータをもとに 10 年後の各地域の GRP を予測するモデルである．モデルは時系列データを用いて教師付き学習を行った．データセットとして，1976 年から 2011 年までの 5 年間隔のデータを用いて 8 セットを作成した．このデータセットは 3 種類の用途に応じて区別されている．モデルの精度を計測するために，学習用データとして 1976 年~2001 年のデータセット，検証用データとして 2006 年のデータセット，テスト用データとして 2011 年のデータセットを用いる．学習用データセットはモデルに時系列データを学習させるためのデータであり，入力したデータに対する出力を教師データと比較し，重みを更新・最適化するためのデータセットである．検証用データセットはモデルに対して事前に設定するハイパーパラメータ(学習回数(エポック数)，学習率，学習率減衰．重み減衰，中間層のニューロン数，ドロップアウト率など)を最適化するためのデータセットである．検証用データセットは学習には用いずに予測値と実測値の比較のみに用いる．テストデータセットはモデルの重みとハイパーパラメータが最適化された後，モデルの汎化性能を確かめるために入力するデータである．

(2) 入力データと出力データ

本モデルに入力するデータはノード特徴量とノード間の関係を表すエッジである．各時間帯 t について N 個のノードを $v_{i\in\{1,2,\dots,N\}} \in \mathcal{V}$ と表し，R 種類のエッジを $(v_i, v_j)_t^{(r)}|_{r\in\{1,2,\dots R\}} \in \mathcal{E}_t$ と表す．そして，畳み込むグラフを無向グラフ $\mathcal{G}_t = (\mathcal{V}, \mathcal{E}_t)$ として表す．

各ノード特徴量を F 個とするとき，ノード特徴行列を $\mathbf{X}_t \in \mathbb{R}^{N\times F}$ と表す．また，エッジを R 個の重み付き隣接行列 $\mathbf{A}_t^{(r)}|_{r\in\{1,2,\dots,R\}} \in \mathbb{R}^{N\times N}$ と表す．次章で詳述するが，本研究では{N=199, F=12, R=5}である．入力データの時間帯を t とするとき，出力データの時間帯は t+1 で表されるので，出力されるノード特徴行列は $\mathbf{X}_{t+1} \in \mathbb{R}^{N\times 1}$ と表すことができる．

(3) GCN モデルの出力過程

GCN ではグラフ上で対象ノードと接続するノードの特徴量を畳み込むことで，特徴量を更新する．次の畳み込み層では前層で畳み込んだ周辺ノードと接続しているノードの特徴量の畳み込みを行う．次に Gao ら [3]によって提案されたグラフ U-net 層にノード特徴量を入力することで，膨大な情報を持つノードからグラフ構造を維持しながら重要な特徴を抜き出すことができる．続いて，Xu ら [4]によって提案されたジャンピングナレッジ(Jumping Knowledge)層に取り込む．最後に線形層で出力結果を線形結合し，最終的な出力とする．本研究の GCN モデルの構造 [5]は以下の**図-1** の通りである．

(4) モデルの学習

モデルに出力された予測値と実測値を比較して，モデルの適合度を評価する．評価は損失によって行う．損失は予測値と実測値の差(誤差)の二乗をノードごとに計算

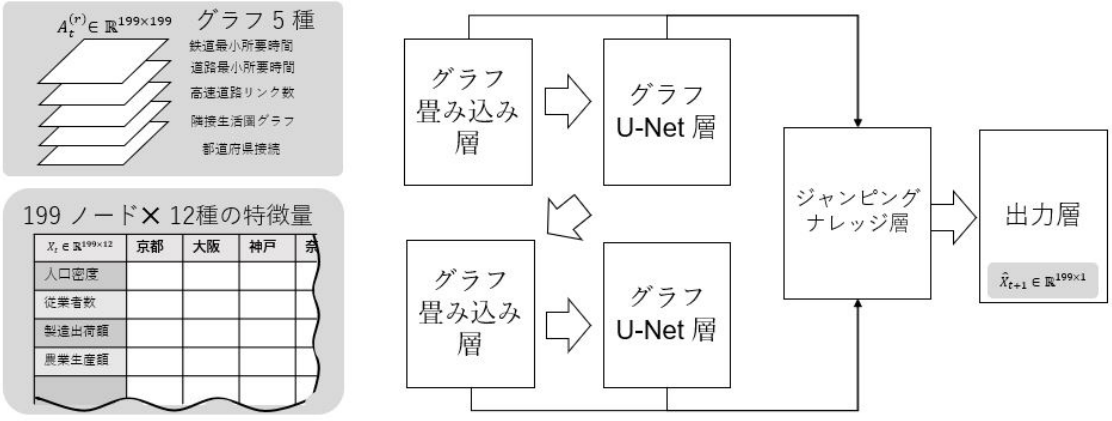


図-1 GCN のモデル構造

表-1　ノード特徴量一覧と各データ出典

ノード特徴量	調査名	調査主体
人口密度	国勢調査，住民基本台帳に基づく人口，人口動態及び世帯数調査	総務省
事業所数	事務所・企業統計調査	総務省
従業者数	経済センサス－活動調査	経済産業省
農業産出額	生産農業所得統計	経済産業省
製造品出荷額	工業統計調査，経済センサス－活動調査	経済産業省
課税対象所得	市町村課税状況等の調	総務省
卸売販売額，小売販売額	商業統計	経済産業省
住宅用地地価, 商業用地地価	国土数値情報 地価公示データ	国土交通省
新幹線駅数	国土数値情報 鉄道時系列	国土交通省
高速道路 IC 数	国土数値情報 高速道路時系列	国土交通省

し，それを平均した値である平均二乗誤差 (Mean Squared Error : MSE)によって定義される．損失を踏まえて，最適化アルゴリズム”Adam”[7]によって，グラフ畳み込みの際に用いた重み行列の各要素を更新する．予測値の出力と重みの更新を繰り返すことで，モデルの学習が進行する．次第に損失が小さくなり，一定値に収束するとこれ以上重みを更新しても予測精度が向上しない収束状態になる．この状態になれば重みが最適化されたと判断でき，学習を終了する．

3. ノードデータとエッジデータ

(1) ノードデータ

本研究では，2015 年に国土交通省が実施した全国幹線旅客純流動調査[注 1)]の集計区分として利用された 207 生活圏ゾーンに基づいてグラフを作成する．207 生活圏ゾーンのうち，8 の生活圏ゾーンは陸上移動のみで他の生活圏に移動できず，ネットワークに含めることができないため，それらの生活圏を除外した 199 の生活圏をノードとした．

各ノードはそれぞれ 12 種類の特徴量をもつ．これらを 12 次元の特徴ベクトルからなるノード特徴行列として表現し，GCN に入力する．ノード特徴量は経済効果やストック効果を評価するのに適したデータを用いる．つまり，生活圏の人口や経済を表す指標，交通手段の発展に関する値を用いている．表-1 に本研究で用いるノード特徴量の一覧とその出典を示す．一部欠損している年度のデータは前後の年のデータから線形補間によって充足した．なお，予測対象とする各生活圏の GRP は内閣府の GDP 統計より計算した値を用いている．

(2) エッジデータ

本研究では，各ノード間の接続関係を交通ネットワークに応じて重み付けしたエッジとして表現するため，各ノード（生活圏の中心都市）間を交通ネットワークによって接続したグラフを作成した．陸上の移動手段として新幹線，在来線，道路(有料道路・一般道路)を考慮して，それぞれの移動手段で到達可能な生活圏間にリンクがあるとみなし，それらのリンクをグラフのノード間のエッジとして表現した．本研究では，鉄道最小所要時間，道路最小所要時間，高速道路接続リンク数，隣接関係，都道府県（同じ都道府県に属しているかどうか）の 5 種類のエッジを用いた．エッジに用いるノード間の所要時間は国土交通省の総合交通システム(National Integrated Transport Analysis System : NITAS)[注 2)]を用いて算出した．新幹線と道路の最小所要時間は新規路線の開通などにより時系列で変化していくので，時系列データとして 1976 年から 5 年ごとにエッジを作成している．また，同様に時系列で変化する高速道路接続リンク数は国土交通省の国土数値情報　高速道路時系列をもとに各年のエッジを作成している．

4. 結果と考察

(1) ハイパーパラメータの調整

検証データによってモデルの評価を行うことで，モデル構築に用いるハイパーパラメータを次のように設定した．

学習回数(エポック数)：1500 回,
学習率：0.05,
学習率減衰：学習 500 回ごとに 1/2,
重み減衰：0.05,
中間層の数：32(全層について一定),
ドロップアウト率：0.5,

設定したハイパーパラメータによって，十分に学習が進行することを確認するために，検証データセットを用いた．教師データセットによるモデルの学習を行いながら，学習に用いない検証データセットをモデルに順次入

力する．出力された予測値と実測値を比較して，損失を計算し，損失が収束しているか，過学習が起きていないかを損失曲線を用いて確認を行った．

図-2 は本研究で得られた損失曲線を示しており，損失を縦軸にとり，横軸にエポック数をとって，学習の進行に伴った損失の変化をプロットしている．オレンジの線が検証データ，青の線が学習データの平均である．モデルに教師データを入力することにより得られた損失をすべての教師データについて平均をとったものをモデルの損失としており，検証データセットの損失とともにプロットしている．検証データセットの損失を見ると，学習の進行とともに損失が収束しており，過学習の傾向も見られないことが確認できた．

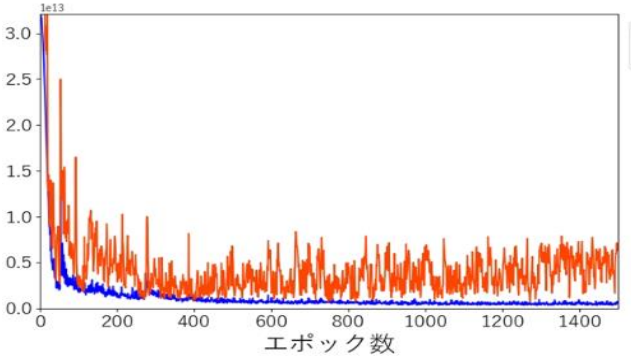


図-2　予測モデルの損失曲線

(2)　モデル精度

テスト用データセットによるモデルの評価では自由度調整済み決定係数(R^2)と二乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error : RMSE)を用いた．インフラ整備効果を測定するモデルは予測対象である 2011 年のデータセットを学習用データセットに含めず，1976 年~2006 年までのデータセットを用いて学習を行った．構築したモデルにテストデータである 2011 年のデータセットを入力することで，10 年後の各ノード特徴量の予測値を出力し，出力された予測値と実測値をノードごとにプロットした(図-3)．予測値と実測値の誤差が小さいほど図中の点線上に近づく．図-4 では両軸の自然対数をとったものを示している．これらをみると大きな予測値では過小評価傾向にあり，小さな値では過大評価傾向にあるといえる．

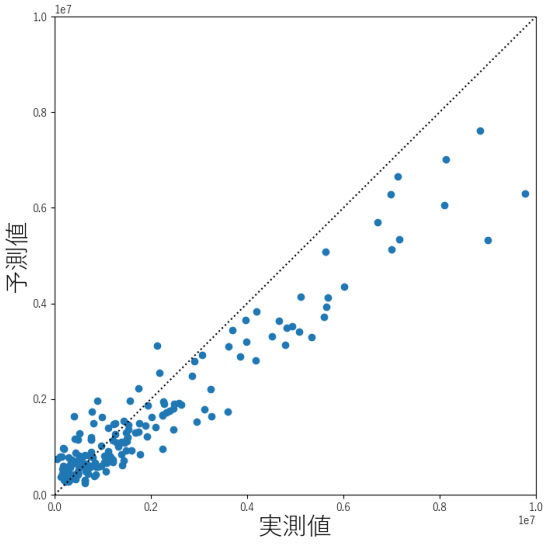


図-3　予測モデルの予測値と実測値の比較（線形軸）

以上のように，構築したモデルは高い予測精度と汎化性能を有していると評価できるが，テストデータが 1 セットしかないため，たまたまテストデータのあてはまりがよく予測精度が高いという可能性を排除しきれない．そこで，テストデータを変えてテストを行うことで，偶然性を排除する交差検証を取り入れる．テスト回数を増やすことで，テストデータの予測が容易であるためにモデルの予測精度を過大評価してしまうことを避けられる．以上のような交差検証を時系列データに対して行うのが時系列交差検証である．時系列交差検証ではデータセットを学習用データとテストデータに分割するが，学習用データはテストデータより過去のデータのみを用いる．本研究では教師データとテストデータの組み合わせをモデル 1~5 の 5 種類に設定し，時系列交差検証を行う.時系列交差検証の構造を図-5 に示す

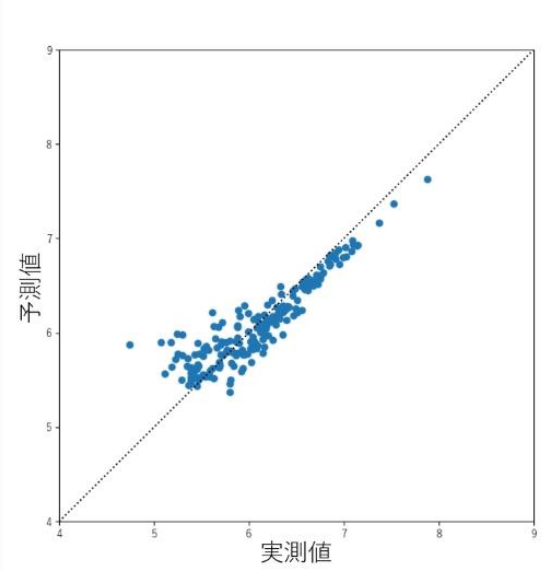


図-4　予測モデルの予測値と実測値の比較（対数軸）

モデル 1~5 にテストデータを入力したときの，予測モデルのR^2と RMSE をそれぞれプロットしたものが図-6，図-7 である．図-6 より，モデル 2 以外のモデルはR^2が 1 に近い値をとっていることがわかる．モデル 2 では学習用のデータが経済成長が著しい時期のデータであり，

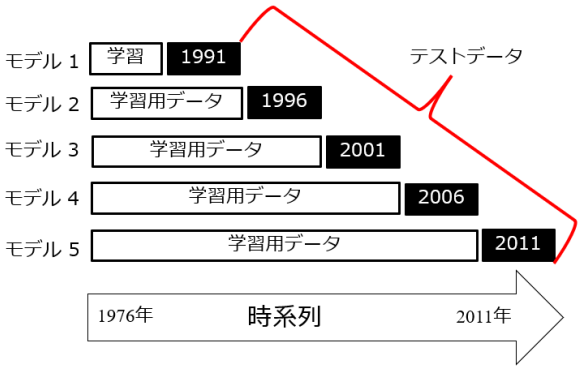


図-5　時系列交差検証でのデータセット分割

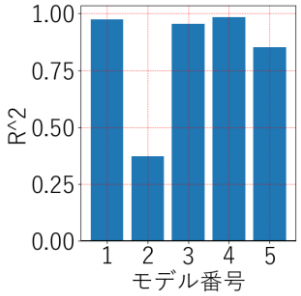


図-6　時系列交差検証の結果 R^2

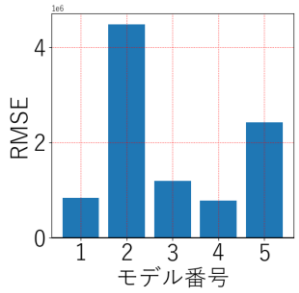


図-7　時系列交差検証の結果 RMSE

テストデータがバブル経済が崩壊したあとのデータであるため，予測精度が落ちていると考えられる．しかし，それ以外のモデルでは精度と汎化性能を十分に有するモデルが構築できることを示しているといえる．また図-7 より RMSE は，モデル 2 以外は安定した値をとっており，大きくばらついていないことから，データセットを変更しても安定した学習が行えているといえる．

以上より，本研究で用いているデータセットを用いて学習を行うことで十分な予測性能を有するモデルを構築できていることが示された．そして，学習に用いるデータセットを増減させても，安定した学習が行えることが確認できた．

(3)　インフラ整備効果の予測

本節では構築した GCN モデルを用いてリニア中央新幹線の整備効果について検証を行った．リニア中央新幹線の有無に応じて入力データに変化を加え，整備をした場合と整備をしていない場合のそれぞれのケースについて各ノード特徴量の予測を出力し，それらの予測結果の差分を整備効果とする．本研究ではリニア中央新幹線が品川・名古屋間で 2011 年に開通していた場合に 2021 年においてどれだけの GRP の変化をもたらすかを予測した．

その結果を図-9，表-2 に示す．インフラを整備することにより予測結果が増加する場合は赤色に，減少する場合は青色になっている． リニア中央新幹線の整備によって日本全体の GRP が 10 年後に 1053 億 6000 万円増加すると予測された．リニア中央新幹線が整備される神奈川県，長野県，岐阜県の一部地域や東京都の中心部などで GRP が増加すると予測されている．一方で名古屋周辺など東海地域では GRP が減少すると予測された．

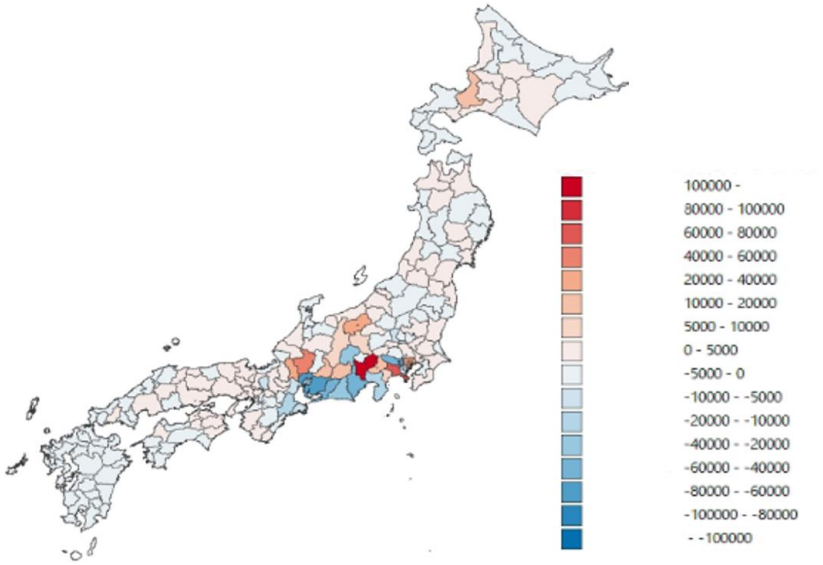


図-8　リニア中央新幹線整備による GRP 変化の予測結果（単位：百万円）

表-2 GRP 変化の大きい地域

正の効果が大きい地域			負の効果が大きい地域		
地域	効果（百万円）	変動率	地域	効果（百万円）	変動率
甲府(山口)	145610	8.70%	豊田(愛知)	-71610	-0.50%
相模原(神奈川)	79140	0.96%	静岡	-45020	-1.30%
岐阜	49650	1.69%	豊橋(愛知)	-43360	-1.25%
新宿(東京)	32910	0.08%	八王子(東京)	-42000	-0.18%
長野	30940	2.34%	浜松(静岡)	-30450	-0.78%
大垣(岐阜)	22290	2.23%	伊那(長野)	-24510	-2.38%
多治見(岐阜)	19600	1.35%	名古屋(愛知)	-21760	-0.31%
飯田(長野)	11240	1.89%	富士(静岡)	-18060	-0.45%

建設費は初期段階で 5 兆円と試算されており，整備効果はその 50 分の 1 程度であるが，整備から 10 年後における単年度の値であることから，継続的に運用していくことで，大きな経済効果が生み出されると考えられる

6. まとめ

本研究では日本全体をグラフ構造のネットワークとみなすことで，GCN を用いたインフラ整備効果の予測を行った，その結果，構築したモデルは時系列交差検証により，十分な予測精度をもつことが確認された．また，構築されたモデルを用いて実際にリニア中央新幹線についての整備効果の検証を行った．その結果，インフラ整備によって，全体的には正の影響をもたらすことが確認できたが，負の影響が出る地域も見られた．

本研究の課題として，学習に用いるデータセットの数がすくないことが挙げられる．本研究では 10 年後の GRP を予測対象としたが，インフラ整備によるストック効果のなかには 10 年よりもさらに時間が経過することで発現するものがある可能性があるため，今後は予測期間を複数設定して予測を行う必要がある．ノード特徴量やエッジデータについてもより増やしていくことで予測精度が高まることが考えられる．例えば，ノードの特徴量として生活圏の地理的条件を示す指標を加えることなどが考えられる．GCN は学習データが増えることで，より高度な学習ができるため，様々な時系列データをノード特徴量やエッジデータとして活用できないか検討を続ける必要がある．

NOTES

注1) 国土交通省．全国幹線旅客純流動調査, Vol6, 2015 <https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/soukou/content/001340149.pdf>(2023 年 1 月現在)

注2) 国土交通省．総合交通分析システム：NITAS．<https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/soukou/sogoseisaku_soukou_fr_000021.html>(2023 年 1 月現在)

注3) 田村剛『現代都市の公園計畫』内務省衛生局，1921.4.

注4) 『大名田町々勢要覧』（大名田町，1936）に掲載される《大名田町市街部之圖》．

注5) 庭園協会『庭園』4（3），p. 31，1922.3.

注6) 直井佐兵衛「山都高山」（『都市問題』東京市政調査会，第二十四巻，第一号，pp. 63-65，1937.1）．

REFERENCES

1) 藤井聡．幹線道路網整備の社会的メリットとデメリット．運輸政策研究，Vol. 8, No. 4, pp. 19-24, 2006.
2) 国土交通省．社会資本整備審議会・交通政策審議会交通体系分科会計画部会専門小委員会．”ストック効果の最大化に向けて：その具体的戦略の提言”.p16.
＜ https://www.mlit.go.jp/common/001170260.pdf ＞(2023 年 1 月現在)
3) Gao, H., Ji, S.“Graph U-Nets”.“Proceeding of the 36th International Conference on Machine Learning”. PMLR, pp.2083‐2092, 2019.
4) Xu, K., Li, C., Tian, Y., Sonobe, T., Kawarabayashi, K., and Jegelka, S.“Representation Learning on Graphs with Jumping Knowledge Networks”, 2018.
5) Lai, Y. Sun, W.Z., Schmöcker, J.-D., Fukuda, K., and Axhausen, K.W. “Explaining a century of Swiss regional development by deep learning and SHAP values”. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2022.
6) Kingma, D. P., and Ba, J.“Adam: A Method for Stochastic Optimization”. 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015.

QUANTIFYING LONG-TERM ECONOMIC IMPACTS FOR INFRASTRUCTURE PLANNING BASED ON A GRAPH CONVOLUTIONAL NETWORK

Aoba KUSAYAMA, Satoshi NAKAO, Wenzhe SUN,
Jan-Dirk Schmöcker, and Tadashi YAMADA