ナッシュ均衡下における複数軌跡同時戦略の敵対的生成と実証

小川　大智[1]・羽藤　英二[2]

[1]学生会員　東京大学　工学系研究科社会基盤学専攻（〒113–8656　東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: dogawa@bin.t.u-tokyo.ac.jp
[2]正会員　東京大学　工学系研究科社会基盤学専攻（〒113–8656　東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp (Corresponding Author)

交通拠点空間といった複数交通手段が錯綜する環境下では，2 次元平面内での各移動軌跡の定量的評価が挙げられる．既往研究の多くは，単一交通手段の行動原理を明らかにすることに主眼が置かれており，他の交通手段との異質性のある相互作用を扱った研究は少ない．ネットワーク上の複数の行動原理およびそれらの相互作用の推定は，尤度関数最大化の枠組みでは内生的な相互作用の存在により，計算負荷の高い繰り返し計算が必要になるという大きな課題がある．本研究では，価値関数と最適戦略を同時に学習する敵対的逆強化学習の枠組みを用いて，複数の交通手段間の均衡的行動を学習するとともに，2 次元的な相互作用の分析を行う．機械学習モデルによる定式化の変更により，推定効率が高まるとともに衛星画像の 2 次元的な情報の利用可能性が示された．

Key Words: 衛星画像，敵対的生成，ナッシュ均衡，相互作用の同時推定，均衡解の安定性

1. はじめに

近年，自動運転車の開発やデマンド交通，シェアリング等のサービスの展開といった交通手段の多様化に伴い，それらが互いに結節する交通拠点空間の重要性は高まっている．交通拠点空間の評価や最適化を行うにあたっては，複数の交通手段が錯綜するという性質から，各交通手段の動線の定量的な評価とそれらの相互作用の分析が必要不可欠であると考えられる．その観点から，複数の交通手段を対象とした，経路の同時選択のモデル化が必要であると考えられる．

経路の同時選択をモデル化するにあたり，相互作用の内生性を考慮する必要がある．代表的な経路選択モデルである GEV モデルや多項プロビットモデルは経路間の相関を扱うことができるが，複数交通手段が存在する場合には，同一選択肢に対する選好の異質性とそれらの選好の間に生じる相互作用を表現する必要がある．交通手段間の相互作用は，それぞれの持つ効用関数や行動特性に応じたものであると考えられるが，経路選択データを用いたモデルの推定においては，それらの効用関数や行動が推定対象となっている．したがって，複数交通手段の相互作用はモデル推定において内生変数であり，他の説明変数と同様に扱うことができない．汎用的な解法としては，繰り返し計算により，内生変数である相互作用とモデルパラメータを交互に更新するというものがあるが，一般にモデルパラメータの更新のための最適化計算は計算コストが高い．

一方で，近年の機械学習分野の発展に伴い，高次元で非線形な関数を近似することのできる機械学習モデルを用いて，各交通主体の効用関数と行動関数を敵対的逆強化学習（AIRL）の枠組みを用いて推定する方法が提案されている．このモデル化では，各モデルの入力はリンクの局所的な情報と経路のコンテキストの情報を合わせた特徴量であるため，効用関数と行動が依存関係にない．このモデルは複数交通手段に容易に拡張することができ，それぞれの効用関数と行動は交通手段間の均衡に達しているものとして推定が行われる．ここでも各モデルは目的関数を共有するのみであり，入出力としての依存関係は存在しない．

しかしながら，複数交通手段に拡張した AIRL モデルであっても，それらの交通手段間の相互作用の内容については明らかにすることができない．また，交通手段間の相互作用を捉えるためには，動線の錯

綜といった空間的な情報が必要となると考えられるが，一般的に扱われるリンクの情報は空間的な情報を縮約したものであり，ジオメトリ等の空間的な情報が欠落していることが多い．

また，複数の主体が参加するゲームにおいて，均衡解は一意に定まるとは限らない．モデルによって推定された均衡解が安定的であるかといった動学的な性質は，モデルを用いた種々のシミュレーションの結果の頑健性に関わると考えられることから，重要な問題である．

以上から，本研究は，以下の 2 点を目的とする．

- 衛星画像からの特徴量抽出と，再定式化した AIRL ベースの経路選択モデルの同時学習により，複数交通手段間の相互作用を空間的な情報と結びつけて推定する．
- 推定された複数交通手段のペイオフ行列から，均衡解の性質に基づく推定モデルの性能評価を行う．

2. 既往研究

(1) マルチモーダル学習と経路選択モデル

近年の画像処理や LiDAR といった新たな観測技術の普及に伴い，複数のセンサー情報を行動モデルと結びつける研究が盛んに行われている．代表的な例として自動運転における環境観測と車体制御の技術があり，大規模データセットなども利用可能となりつつある[1]．例えば，自動運転車両に取り付けられたカメラと LiDAR から視覚画像と対応する深度マップを作成し，それらを入力とする深層学習モデルで操作信号とセマンティックセグメンテーションのタスクを同時に解くなどの研究が行われている[2]．ここでは，入力データから両タスクに対して有用な共通の潜在表現を獲得することによって，頑健性の高い車体操作が可能となっている．加えて，センサーの一部の情報が利用不可の場合に画像データを用いて他センサーの情報を補完するといった研究も行われている[3]．マルチモーダル学習では，データからのドメインを跨いだ共通の特徴量の推論や，各ドメインへの生成をすることができるということがわかる．

一方，都市圏レベルでは，衛星画像や地図データを用いたマルチモーダル学習の適用が考えられる．CycleGAN[4] は，敵対的生成ネットワーク（GAN）[5] の一種であるが，GAN の生成器に対して，判別器による損失関数に加え，衛生画像のドメインと地図データのドメインの間を相互に変換し，その一貫性に対する損失関数を追加することで，生成の品質と頑健性を高めている．このような 2 次元的な空間特徴量は経路選択モデルを構築するにあたり有用であると考えられる．

(2) 交通手段間の相互作用

ここでは，ランダム効用最大化理論に基づく離散選択モデルによる，交通手段間の相互作用推定の課題を述べる．経路選択モデルにはおおまかに経路ベースのもの[7),8)] とリンクベースのもの[9),10)] があるが，経路ベースのモデルでは経路のサンプリングと複数交通手段での経路の重複を考える必要があることから，ここではリンクベースのモデルを考えるものとする．単純のため，ここでは歩行者と自動車の 2 者間の相互作用を考える．線形な相互作用項を考え，相互作用の定式化としては，相手の相互作用なしの場合の効用が相互作用項の説明変数となるとする．この相互作用の説明変数をそれぞれ m_{ped},m_{veh} とすると，リンク k からリンク a に移動するときの即時効用は式 (1), (2), (3), (4) のように表される．ただし，$\mathbf{x}^{\mathbf{ped}}$, $\mathbf{x}^{\mathbf{veh}}$ はリンクの説明変数，$\theta = (\theta^{\mathbf{ped}}, \theta^{ped}_{car}, \theta^{\mathbf{car}}, \theta^{car}_{ped})^T$ はパラメータである．

$$v^{ped}(a|k;\theta) = x^{ped} \cdot \theta^{ped} + m_{car}\theta^{ped}_{car} \tag{1}$$

$$v^{veh}(a|k;\theta) = x^{veh} \cdot \theta^{veh} + m_{ped}\theta^{veh}_{ped} \tag{2}$$

$$m_{ped} = x^{ped}_{a|k} \cdot \theta^{ped} \tag{3}$$

$$m_{car} = x^{veh}_{a|k} \cdot \theta^{veh} \tag{4}$$

Recursive Logit モデルでの推定では，v^{ped}, v^{car} を用いて Bellman 方程式が立式され，尤度関数最大化により，パラメータの推定が行われる．この定式化は一種の同時方程式とみなすことができるが，下流リンクの遷移確率を決めるという観点から，式 (1), (2) が測定方程式，相互作用項 m_{ped},m_{veh} の構造を規定しているという点で式 (3), (4) が構造方程式である．

このとき，θ の全要素を一度に推定しようとすると，相互作用項の内生性から推定結果がバイアスを含む可能性がある．そのため，歩行者と自動車でパラメータセットを分割し，一方のパラメータを固定して他方を更新するという繰り返し計算を交互に行う必要がある．しかし，パラメータの更新は尤度最大化計算を含むため，計算コストが高い．また，相互作用による効用関数の多峰性や繰り返し計算の収束性によっては精度の良い解が求まらない可能性がある．

(3) 敵対的生成モデルを用いた経路選択モデル

機械学習モデルの学習手法の一つである敵対的学

習[11),12)] を用いて，経路選択データから経路選択方策を学習させる方法が存在する．特に，AIRL を用いて効用関数，価値関数を推定することにより，頑健な経路選択モデルの推定を行う方法が提案されている[13)]．また，この方法では，価値関数の求解を行わないことや，機械学習のモデルは一般に微分計算が解析的に行えることから，数値微分を用いた尤度関数最大化よりも推定時間が短いことが知られている．

AIRL ベースの経路選択モデルでは，経路選択確率を出力する行動関数と，経路が与えられた際に，その経路での効用を計算し，経路が本物であるかどうか判別する判別関数が敵対的に学習を行う．ここでは，下流リンクの選択確率を返す行動関数を $\pi_G(a|s;c)$，経路が本物である確率を返す判別関数を $D_{\theta,\phi}(s,a,s';c)$ とする．ただし，s は状態，a は行動，c は経路のコンテキストであり，θ, ϕ は判別関数のパラメータである．さらに，判別関数は式 (5),(6) のように構造化されており，$f_{\theta,\phi}$, g_θ, h_ϕ はそれぞれ時間割引率 γ のマルコフゲームにおける，advantage function，即時効用，状態価値関数の推定器となる．

$$D_{\theta,\phi}(s,a,s';c) = \frac{f_{\theta,\phi}(s,a,s';c)}{f_{\theta,\phi}(s,a,s';c) + \pi_G(a|s;c)} \tag{5}$$

$$f_{\theta,\phi}(s,a,s';c) = g_\theta(a,s;c) + \gamma h_\phi(s';c) - h_\phi(s;c) \tag{6}$$

この 2 つのモデルの目的関数は式 (7), (8) のように表される．

$$\min_{\theta,\phi} -\mathbb{E}_{(s,a)\sim D}\left[\log(D_{\theta,\phi})\right] - \mathbb{E}_{(s,a)\sim \pi_G}\left[\log(1-D_{\theta,\phi})\right] \tag{7}$$

$$\max_{\pi_G} \mathbb{E}_{(s,a)\sim \pi_G}\left[\log(D_{\theta,\phi}) - \log(1-D_{\theta,\phi})\right] \tag{8}$$

このモデルは複数交通手段の場合に容易に拡張可能である[14)]．その場合は，パラメータ θ_i, ϕ_i を各交通手段 i ごとに割り当て，式 (5),(6) と同様に $D_{\theta_i,\phi_i}(s,\mathbf{a},s',c)$ と $f_{\theta_i,\phi_i}(s,\mathbf{a},s';c)$ を考え，式 (9), (10) のような目的関数に基づき学習を行う．

$$\begin{aligned}\min_{\theta,\phi} &-\mathbb{E}_{(s,\mathbf{a})\sim D}\left[\sum_i \log(D_{\theta_i,\phi_i})\right] \\ &-\mathbb{E}_{(s,\mathbf{a})\sim \pi_G}\left[\sum_i \log(1-D_{\theta_i,\phi_i})\right]\end{aligned} \tag{9}$$

$$\begin{aligned}\max_{\pi_G} &\mathbb{E}_{(s,\mathbf{a})\sim \pi_G}\left[\sum_i \log(D_{\theta_i,\phi_i}) - \log(1-D_{\theta_i,\phi_i})\right] \\ =&\mathbb{E}_{(s,\mathbf{a})\sim \pi_G}\left[\sum_i f_{\theta_i,\phi_i} - \log(\pi_{G_i}(a_i|s;c))\right]\end{aligned} \tag{10}$$

このとき，学習される効用関数，価値関数は，行動関数のエントロピー正則化の有無に応じて，それぞれ全交通手段が混合 Nash 均衡[15)] あるいは Logistic Stochastic Best Response Equilibrium (LSBRE)[14)] に対応したものになることが知られている．LSBRE における各交通手段の主体の方策は，エントロピー正則化にかかる係数 λ を用いて，式 (11) のようなロジット選択で表される．

$$\pi_i(a_i|\mathbf{a_{-i}} \sim \pi_{-i}, s; c) = \frac{\exp(\lambda Q_i^{\pi_i}(a_i, \mathbf{a_{-i}}, s; c))}{\sum_{a_i'} \exp(\lambda Q_i^{\pi_i}(a_i', \mathbf{a_{-i}}, s; c))} \tag{11}$$

ただし，$Q_i(a_i, \mathbf{a_{-i}}, s; c)$ はこのマルコフゲームにおける交通手段 i に対する Q 関数であり，効用関数 r_i を用いて式 (12) のように定義される．

$$\begin{aligned}&Q_i^\pi(a_i, \mathbf{a_{-i}}, s; c) \\ &= \mathbb{E}_{(s,a)\sim\pi}\left[\sum_t \gamma^t r_i(s_t, a_{i,t}, \mathbf{a_{-i}}; c) | s_0 = s, a_{i,0} = a_i\right]\end{aligned} \tag{12}$$

これは s と c を共通観測変数とする相関均衡の一種であり，式 (13) が成り立つ．

$$\mathbb{E}_{\pi_i^{LSBRE}, \pi_{-i}^{LSBRE}}[r_i] \geq \mathbb{E}_{\pi_i, \pi_{-i}^{LSBRE}}[r_i] \tag{13}$$

3. 衛生画像による経路選択同時推定

(1) 交通手段間相互作用推定モデル

複数交通手段に対応する AIRL 経路選択モデルを用いることで，交通手段間の相関均衡における行動関数および効用関数，価値関数を生成，推論することができるが，その相互作用の内容については明らかにすることができない．交通手段間の相互作用を明らかにするため，即時効用の推定器である g_{θ_i} を式 (14) のように分解する．

$$g_{\theta_i}(a_i, \mathbf{a_{-i}}, s; c) = g_{\theta_i}^{(0)}(a_i, s; c) + g_{\theta_i}^{(1)}(a_i, \mathbf{a_{-i}}; c) \tag{14}$$

しかし，実データでは $\mathbf{a_{-i}}$ が含まれていない場合があるので，π_G により置き換える．それにより，即時効用は式 (15) のようになる．

$$g_{\theta_i}(a_i, \pi_{-i}, s; c) = g_{\theta_i}^{(0)}(a_i, s; c) + g_{\theta_i}^{(1)}(a_i, \pi_{-i}; c) \tag{15}$$

ここで，$g_{\theta_i}^{(0)}$ は交通手段 i の行動のみの関数であり，$g_{\theta_i}^{(1)}$ は全交通手段の行動についての関数であることから，g_{θ_i} が a_i, π_{-i}, s について分解前の関数と常に等しくなるときには，両者は定数差を除いて一意に定まることがわかる．

(2) 画像データによる特徴量の作成

ここでは，入力データとして，衛星画像，地図デー

タなどの画像データと，すでにリンク単位での集計がなされたリンク属性データを用いて，リンク特徴量の抽出を行う．画像データにおけるピクセル位置とリンク位置の対応を取るため，ここでは，次元を縮約することにより抽象度の高い情報を抽出するエンコーダー・デコーダーアーキテクチャのボトルネック特徴量ではなく，ピクセルごとの特徴量を抽出することのできる，セマンティックセグメンテーションでのクラス所属確率をピクセルごとの特徴量とする．

セマンティックセグメンテーションの手法として，アノテーションデータを利用する教師あり学習の手法と，教師なしでピクセル間のクラスタリング等によりクラスを推定する手法がある．ここでは，アノテーションデータを必要とせず，より汎用的であると考えられることと，地図データを含む複数の画像データを用いて空間的な情報を抽出することで，アノテーションデータのクラス分類方法よりも柔軟な表現が可能であると考えられることから，近傍ピクセル間の相互情報量最大化により教師なしでピクセル特徴量を抽出する手法[16] を用いる．

本研究では，まず複数の画像データを入力として，画像ピクセルごとの特徴量を抽出し，それらをリンクごとに畳み込むことでリンク特徴量を抽出する．それらをすでにリンク単位で集計された特徴量に結合し，経路選択モデルの学習を行う．リンクごとの特徴量の畳み込みには，リンク中心点を用いたボロノイ図を用いることで，リンクとピクセル位置の対応を構造化する．モデル全体の概要を図-1 に示す．

(3) 均衡状態によるモデル評価

ここでは，複数の交通手段の間の均衡の性質に基づき推定されたモデルの性能を評価することを考える．例え推定されたモデルの尤度が高かったとしても，観測された行動データが不安定な均衡として推定されている場合には，推定されたモデルを用いて種々の制御や最適化を行う際に不安定な結果が生じる可能性がある．そこで推定されたモデルが観測データをどのような均衡として説明しているかを調べることで推定されたモデルの性能を評価する．

前述の LSBRE は，AIRL ベースのモデルについて導出されたものであるが，式 (11) は代表的なリンクベースの経路選択モデルである，Recursive Logit モデル[9] や Discounted Recursive Logit モデル[10] の立式と同一である．したがって，ここでは，経路選択モデルが推論した効用関数や価値関数は LSBRE に対応したものであるとして議論する．

いま，交通手段 j の行動関数に小さな摂動が加わったとする．このとき，式 (11) に基づき，他の交通手段 $i(\neq j)$ の行動関数も摂動すると考えられる．その結果，交通手段 i の摂動が交通手段 j に対するフィードバックとなり，交通手段 j の行動関数がさらに摂動するということが起こりうる．この段階的な摂動が増幅されるか減衰するかが問題となる．

式の整理のため，式 (11) の $\mathbf{a_{-i}}$ を行動関数 π_{-i} と置き換え，π_i を交通手段 i の全行動集合 A_i に対するベクトルとして式 (16) のように書き直す．

$$\pi_i(\pi_{-i}, s; c) = \mathrm{Softmax}(\lambda Q_i^{\pi_i}(\pi_{-i}, s; c)) \tag{16}$$

交通手段 i が行動 a_i を取る確率を交通手段 j に行動関数に対して偏微分すると，式 (17) のようになる．

$$\frac{\partial \pi_{i,a_i}}{\partial \pi_j} = \pi_{i,a_i} \sum_{a_i'} (\delta_{a_i,a_i'} - \pi_{i,a_i'}) \frac{\partial Q_{i,a_i'}^{\pi_i}(\pi_{-i}, s; c)}{\partial \pi_j} \tag{17}$$

また，式 (12) の $\mathbf{a_{-i}}$ を π_{-i} と置き換え，$Q_{i,a_i}^{\pi_i}$ の π_j に対する偏微分を求めると式 (18) のようになる．

$$\frac{\partial Q_{i,a_i}^{\pi_i}}{\partial \pi_j} = \mathbb{E}_{(s,a)\sim\pi}\left[\sum_t \gamma^t \frac{\partial r_i(s_t, a_{i,t}, \pi_{-i}; c)}{\partial \pi_j}\right] \tag{18}$$

式 (17), (18) を合わせると，行動関数同士のヤコビ行列を式 (19) のように求めることができる．

$$\frac{\partial \pi_i}{\partial \pi_j} = \lambda \left[\pi_i \cdots \pi_i\right] \odot \left(I_{|A_i|\times|A_i|} - \left[\pi_i \cdots \pi_i\right]\right) \mathbb{E}_{(s,a)}\left[\sum_t \gamma^t \frac{\partial r_i}{\partial \pi_j}\right] \tag{19}$$

交通手段 j 以外からの全てのフィードバックの結果，摂動が減衰すれば良いので，推定された均衡が安定である条件は式 (20) のように表される．

$$\|\delta\pi_j\|_2 \geq \|\sum_{i\neq j} \frac{\partial \pi_j}{\partial \pi_i} \frac{\partial \pi_i}{\partial \pi_j} \delta\pi_j\|_2 \tag{20}$$

したがって，$\sum_{i\neq j} \frac{\partial \pi_j}{\partial \pi_i} \frac{\partial \pi_i}{\partial \pi_j}$ が縮小写像であること，すなわち最大固有値の絶対値が 1 より小さいことが，均衡が安定的である条件である．観測データの (s, a) に対してヤコビ行列を計算することにより，推定された均衡が安定的であったか否かを判定することができる．なお，式 (19) 中の $\frac{\partial r_i}{\partial \pi_j}$ は，式 (15) により求められるが，Recursive Logit モデルによる推定の場合などは，微分値が解析的に求まらないため，数値微分などを行う必要がある．

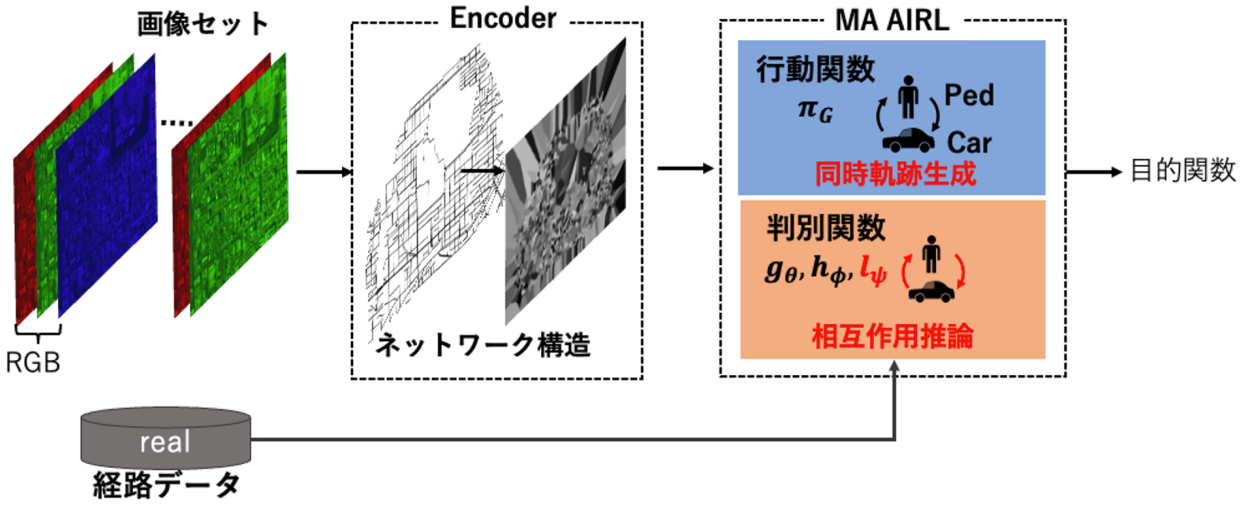


図-1　複数画像を用いたリンク特徴量抽出と複数交通手段の相互作用推定の概要

4.　数値実験

(1)　データ

本研究では，2022 年 8 月 2 日（火）から 9 月 9 日（金）にかけて，新宿-松山間の高速バス利用者を対象に行われた，松山-新宿観光 PP 調査のデータを利用した．本調査では，108 名のモニターの 1897 トリップの GPS データを収集した．本研究では，このうち，愛媛県松山市街地において娯楽・飲食を目的としたトリップを対象にマップマッチングを行った．結果として，歩行者 3903 点，自動車 489 点の経路選択行動のサンプルを得た．

また，ネットワークデータについては，Open-StreetMap[注 1)]の API を利用して，松山市街地の車道ネットワークを抽出したものを利用した．リンク特徴量の抽出のため，地理院地図の全国最新写真[注 2)]，標準地図[注 3)]と 2019 年松山市都市計画基礎調査[注 4)]のデータを利用した．

(2)　推定結果

画像からの特徴量抽出には ResNet50[17] をバックボーンとする DeepLabv3[18] を用い，AIRL での行動関数，判別関数にはカーネルサイズ 3 の 2 層の畳み込み層を用いた．画像データにより抽出されたピクセル特徴量を図-2 に示す．ここでは，植生・水辺が青，建物が緑，道路が黄緑と水色というようにピクセルごとにある程度明確なクラス分類がなされていることがわかる．また，図-3 にリンクごとのピクセル位置の対応関係を示す．

また，これらを用いて推定された経路選択モデルの結果を表-1 に示す．リンク属性として，画像を用いない特徴量として，松山市都市計画基礎調査から交通施設密度，商業施設密度を利用した．また，画像からは最終的に 1 リンクにつき 16 次元の特徴量を抽出した．ただ，残念ながら現状では，画像による特徴量抽出を行ったものとリンク属性データを直接使用したもので大きな性能差は見られていない．ただ，画像による特徴量を用いた場合であっても Apple M1 Max チップを用いて，30 分程度で推定が完了しているため，さらに入力データを増やすなどの対応は可能であると考えられる．

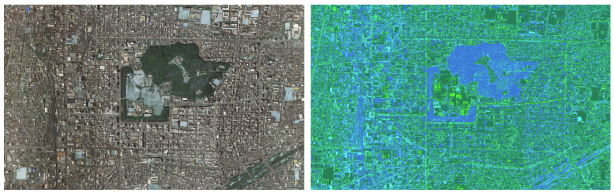


図-2　航空写真と地図画像による特徴量抽出結果

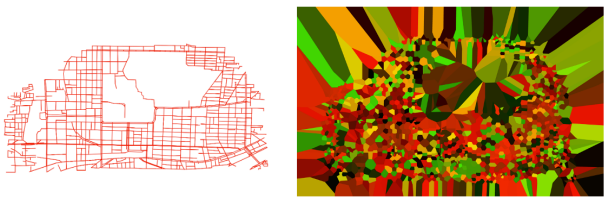


図-3　リンク特徴量抽出のためのフィルタ構造

5.　結論

本研究では，複数種類の画像情報とリンクの属性情報を用いて，複数の交通手段が錯綜する空間での

表-1 判別関数の最終損失関数と行動関数の最終尤度

	歩行者		自動車	
	損失関数（判別関数）	LL	損失関数（判別関数）	LL
リンク属性のみ	69.43	-61.65	117.37	-52.25
リンク属性・画像特徴量	88.93	-65.72	88.19	-56.55

同時経路選択モデルの推定を試みた．AIRL の枠組みを用いることで，現実的な時間内で複数交通手段の経路選択モデルおよび相互作用項を推定することができることが明らかとなった．加えて，複数交通手段間の均衡状態を評価するため，相互作用項の行動関数に対する微分を評価する方法を提案した．

ただ，現状では AIRL を用いた経路選択モデルの推定の安定性に課題がある．学習データを増やすことや，行動関数と判別関数の学習過程を調整する機構を組み込むことによりある程度の改善は期待される．また，本研究では，リンクからの特徴量抽出を行ってから経路選択を行うという一方行の学習しか適用できていない．特徴量抽出の際に経路選択データも同時に利用することで，より経路選択行動に即した特徴量の抽出が可能になると考えられる．

NOTES

注 1) OpenStreetMap, https://www.openstreetmap.org/, 2023 年 4 月 27 日

注 2) 国土地理院，全国最新写真（シームレス）

注 3) 国土地理院，電子国土基本図

注 4) 松山市，2019 年都市計画基礎調査情報 (土地利用現況)，CC-BY 4.0

REFERENCES

1) Caesar, H., Bankiti, V., Lang, A. H., Vora, S., Liong, V. E., Xu, Q., Krishnan, A., Pan, Y., Baldan, G., & Beijbom, O. (2020). nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 11618-11628.
2) Huang, Z., Lv, C., Xing, Y., & Wu, J. (2021). Multi-Modal Sensor Fusion-Based Deep Neural Network for End-to-End Autonomous Driving With Scene Understanding. IEEE Sensors Journal, 21(10), 11781-11790.
3) Wang, Y., Chao, W.-L., Garg, D., Hariharan, B., Campbell, M., & Weinberger, K. Q. (2019). Pseudo-lidar from visual depth estimation: Bridging the gap in 3d object detection for autonomous driving. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 8445-8453.
4) Zhu, J.-Y., Park, T., Isola, P., & Efros, A. A. (2017). Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2223-2232.
5) Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. Advances in Neural Information Processing Systems, 27.
6) Hyodo, T., Suzuki, N., & Takahashi, K. (2000). Modeling of Bicycle Route and Destination Choice Behavior for Bicycle Road Network Plan. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 1705(1), 70-76.
7) Yai, T., Iwakura, S., & Morichi, S. (1997). Multinomial probit with structured covariance for route choice behavior. Transportation Research Part B: Methodological, 31(3), 195-207.
8) Ben-Akiva, M., & Bierlaire, M. (1999). Discrete Choice Methods and their Applications to Short Term Travel Decisions. In R. W. Hall (Ed.), Handbook of Transportation Science (Vol. 23, pp. 5-33). Springer US.
9) Fosgerau, M., Frejinger, E., & Karlstrom, A. (2013). A link based network route choice model with unrestricted choice set. Transportation Research Part B: Methodological, 56, 70-80.
10) Oyama, Y., & Hato, E. (2017). A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 85, 509-527.
11) Ho, J., & Ermon, S. (2016). Generative adversarial imitation learning. Advances in Neural Information Processing Systems, 29.
12) Fu, J., Luo, K., & Levine, S. (2018). Learning Robust Rewards with Adversarial Inverse Reinforcement Learning (arXiv:1710.11248). arXiv.
13) Zhao, Z., & Liang, Y. (2023). A deep inverse reinforcement learning approach to route choice modeling with context-dependent rewards. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 149, 104079.
14) Yu, L., Song, J., & Ermon, S. (2019). Multi-agent adversarial inverse reinforcement learning. International Conference on Machine Learning, 7194-7201.
15) Song, J., Ren, H., Sadigh, D., & Ermon, S. (2018). Multi-agent generative adversarial imitation learning. Advances in Neural Information Processing Systems, 31.
16) Ji, Xu, Joao F Henriques, & Andrea Vedaldi. 2019. “Invariant information clustering for unsupervised image classification and segmentation.” In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision, 9865-9874.
17) He, Kaiming, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, & Jian Sun. 2016. “Deep residual learning for image recognition.” In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 770-778.
18) Chen, Liang-Chieh, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, & Hartwig Adam. 2018. “Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmen tation.” In Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), 801-818.

(Received ??? ?? 202?)
(Accepted ??? ?? 202?)