

疑似最尤法による歩行者と自動車の相互作用モデル*

A model of pedestrian and car interaction using nested pseudo likelihood method*

北川直樹**・羽藤英二***

By Naoki KITAGAWA**・Eiji HATO***

1. はじめに

2050年のわが国の人口は-20%、高齢化率45%となることが人口問題研究所などによって報告されている。こうした人口縮退の変化はわが国の道路交通政策にも極めて大きな影響を与えることは間違いない。都市交通計画の主眼は需要予測で道路混雑を評価することを基本におきながらも、社会資本整備が比較的長期的な視座にたった政策であることを考えるなら、道路空間の再配分やその環境整備といった質的なサービスに向けた政策課題への対応を重点化せざるを得ない。中心市街地の再生や都市の活力維持のためには、魅力的な街路空間を再構成していくことが重要であり、そのためには自転車など環境負荷の低いモビリティのためのスペース確保や、景観に優れた歩車共存空間のような移動空間の再構築といった政策課題の実現が重要になる。

こうした政策課題に対して、フランスではZONE30のような低速度の歩車共存空間を実現しており、ストラスブールのガラスシェルターにおけるLRT、歩行者、自動車共存空間の躍動感と美しい造形は都市に新しい活力を与えている。このような街路空間の新しいあり方を考えていく上では、移動空間を景観面から論じるだけでは十分ではない。歩行者と車の相互作用を実際の街路空間上でどのように理解すべきか、そしてモデル化し、定量的な設計条件をどう考えるかが求められよう。

街路空間における歩行者の挙動は、空間と時間の認知、多体相互作用のダイナミクスに支配されている。街路空間における歩行者間の衝突回避と追従行動に着目した研究としてRobinら¹⁾の研究がある。Robinらは次の時点に

*キーワード：交通行動分析、歩行者・自転車交通計画

**学生員，東京大学工学部都市工学科

(東京都文京区本郷7丁目3番地1号，
03-5841-1672, kitagawa@bin.t.u-tokyo.ac.jp)

***正員，工博，東京大学工学部都市工学科

(東京都文京区本郷7丁目3番地1号，
03-5841-1672, hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp)

における他者の選択行動を考慮せず、各選択肢の位置と他者の現在地点を基に他者間距離を算出することで、相互作用行動を簡便にモデル化している。こうしたアプローチでは、意思決定者が他者の選択行動の結果に影響を受けず、現時点の他者の状況に応じて独立に選択行動を決定しているという仮定を置いている。

しかし現実の歩車共存空間では、自動車が譲歩行動を取ることで、歩行者の活動が促進され、自動車がさらに減速する、といった相互作用現象が生じていることは明らかであり、空間が生み出している規範ともいえるこうした現象を分析できるモデルが必要であるといえよう。

ただしこうした相互作用をモデル化しようとすれば互いの確率項に相関が生じることは明らかであり、不動点問題が生じることから推定法についての配慮が必要となる。そこで本研究では意思決定者の効用関数に他者の選択確率が内生する入れ子型のモデル構造として定式化する。そして、道後温泉駅前交差点におけるビデオ撮影調査から取得した座標データを基に、歩行者と自動車の相互作用行動を、相互に影響を与える場合と一方的に影響を与える場合に分類し、疑似最尤推定と二段階推定を用いて、パラメータ推定を実施する。

2. モデルの定式化

本章では簡単のため、 2×2 行列の利得行列を持つ非協力2人ゲームを用いて、本研究で適用する他者の選択確率を介して入れ子構造を持つモデルを定式化する。

(1) ゲーム構造

ゲームのプレイヤーを A, B とし、プレイヤー k の選択行動の集合を S_i^k として表現する。 i は行動を表す添字であり、二項選択問題を想定しているため $i=1,2$ とする。二人のプレイヤーの行動結果 $S_i^A \times S_i^B$ が生じた場合にプレイヤー k が獲得するゲームの利得を $\beta^k x_{ii}^k$ とする。ここで、 x_{ii}^k は $S_i^A \times S_i^B$ が生じた場合の説明変数の値を表し、 β^k はパラメータを表す。

	S_1^B	S_2^B
S_1^A	$(\beta^A x_{11}^A, \beta^B x_{11}^B)$	$(\beta^A x_{12}^A, \beta^B x_{12}^B)$
S_2^A	$(\beta^A x_{21}^A, \beta^B x_{21}^B)$	$(\beta^A x_{22}^A, \beta^B x_{22}^B)$

(2) 効用関数

プレーヤー k が行動 i を選択した場合に得られる効用を U_i^k として式(1)で定式化する。ここで、 $\theta^k X_i^k$ は他者の選択行動に依存せず、自身の行動結果 i のみに依存する独立効用項である。ここで、 X_i^k はプレーヤー k が行動 i を選択した場合の説明変数の値を表し、 θ^k はパラメータを表す。次に、 $\beta^k \sum P(S_i^{-k}) x_{ii}^k$ は他者の選択行動の結果に依存する相互作用項である。ここで、 $P(S_i^{-k})$ は、プレーヤー k 以外のプレーヤーが行動 i を選択する確率を表現する。 ε_i^k は、プレーヤー k の行動 i に固有の誤差項を表現し、i. i. dガンベル分布を仮定する。

$$\begin{aligned} U_1^A &= \theta^A X_1^A + \beta^A \{P(S_1^B) x_{11}^A + P(S_2^B) x_{12}^A\} + \varepsilon_1^A \\ U_2^A &= \theta^A X_2^A + \beta^A \{P(S_1^B) x_{21}^A + P(S_2^B) x_{22}^A\} + \varepsilon_2^A \\ U_1^B &= \theta^B X_1^B + \beta^B \{P(S_1^A) x_{11}^B + P(S_2^A) x_{21}^B\} + \varepsilon_1^B \\ U_2^B &= \theta^B X_2^B + \beta^B \{P(S_1^A) x_{12}^B + P(S_2^A) x_{22}^B\} + \varepsilon_2^B \end{aligned} \quad (1)$$

(3) 他者の選択確率

前記の効用関数を用いて、パラメータ推定を実施する場合、プレーヤー k の効用関数に内生する他者の選択確率 $P(S_i^{-k})$ を特定する必要がある。そこで本研究では、プレーヤー A, B 間の選択行動が他者の行動に対して、相互に影響を与える場合と、一方的に影響を与える場合が存在すると仮定し、各々の状況に対して、二段階推定法と疑似最尤推定法という2つの推定手法を適用する。

a) 二段階推定法

本節では、プレーヤー A の選択行動のみプレーヤー B の行動に影響を与える場合を想定する。このとき、プレーヤー A の行動 i に関する選択確率 $P(S_i^A)$ は、独立効用項 $\theta^A X_i^A$ を用いて式(2)の通り表現される。

$$P(S_1^A) = \frac{e^{\theta^A X_1^A}}{e^{\theta^A X_1^A} + e^{\theta^A X_2^A}} \quad (2)$$

これにより、プレーヤー A に関する選択確率が特定されたため、プレーヤー B の効用関数を独立効用項のパラメータ θ^B と相互作用項のパラメータ β^B に関する線形和として定式化できる。このとき、プレーヤー B の行動 i に関する選択確率 $P(S_i^B)$ は、式(3)の通り表現される。

$$P(S_1^B) = \frac{e^{\theta^B X_1^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i1}^B}}{e^{\theta^B X_1^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i1}^B} + e^{\theta^B X_2^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i2}^B}} \quad (3)$$

式(2)-(3)で定式化したプレーヤー A, B に関する選択確率を用いて、最尤推定法により以下の尤度関数 L を最大化するパラメータ $\theta^A, \theta^B, \beta^B$ を算出する。ここで、ゲームの観測回数を N 回、プレーヤー k が行動 i を選択した回数を $n(S_i^k)$ とすると、尤度関数 L は式(4)の通りに表現される。

$$L = \prod_{k \in A, B} P(S_1^k)^{n(S_1^k)} P(S_2^k)^{n(S_2^k)} \quad (4)$$

b) 疑似最尤推定法

本節では、プレーヤー A, B 間の選択行動が、他者の行動に対して、相互に影響を与える場合を想定する。このとき、プレーヤー A, B の行動 i に関する選択確率 $P(S_i^A), P(S_i^B)$ は、式(5)の通り表現される。

$$\begin{aligned} P(S_1^A) &= \frac{e^{\theta^A X_1^A + \beta^A \sum P(S_i^B) x_{i1}^A}}{e^{\theta^A X_1^A + \beta^A \sum P(S_i^B) x_{i1}^A} + e^{\theta^A X_2^A + \beta^A \sum P(S_i^B) x_{i2}^A}} \\ P(S_1^B) &= \frac{e^{\theta^B X_1^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i1}^B}}{e^{\theta^B X_1^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i1}^B} + e^{\theta^B X_2^B + \beta^B \sum P(S_i^A) x_{i2}^B}} \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)のプレーヤー k に関する選択確率は、他者の選択確率 $P(S_i^{-k})$ を介して、入れ子型のモデル構造を持つ。そのため、通常最尤推定法ではパラメータ $\theta^A, \theta^B, \beta^A, \beta^B$ を推定することができない。そこで、以下では入れ子型の疑似最尤推定法を用いたパラメータの推定手順を説明する。

まず、他者の選択確率 P^{-k} に関するノンパラメトリックな初期選択確率 \hat{P}_0^{-k} を設定する。ここで、ゲームの均衡点が複数存在する場合、特定の初期選択確率に対する推定結果は、その中の1つの均衡状態を示していることに注意が必要である。そのため、初期選択確率を変化させた場合の推定結果も安定であることを検証しなければならない。また、Sweeting³⁾は観測データが複数均衡の状態から抽出させたと仮定し、潜在クラスを応用することで複数の初期選択確率に対する混合モデルとして定式化している。本研究における初期選択確率は、各選択肢に対して一様に分布していると仮定し、単一の \hat{P}_0^{-k} を設定する。これにより、プレーヤー k の効用関数を独立効用項のパラメータ θ^k と相互作用項のパラメータ β^k に関

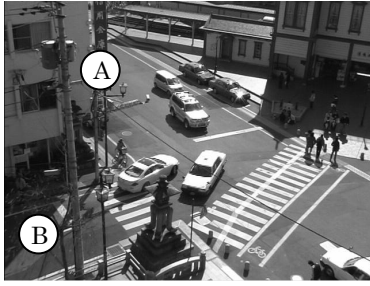


写真-1 調査エリアの様子



写真-2 座標の取得位置

する線形和として記述することができるため、式(4)の疑似的な尤度関数 L を最大化するパラメータ $\hat{\theta}_1^k, \hat{\beta}_1^k$ を推定する.

$$\hat{\theta}_1^k, \hat{\beta}_1^k = \arg \max_{\theta^k, \beta^k} L(\theta^k, \beta^k, \hat{P}_0^{-k}) \quad (6)$$

次に、式(6)で推定されたパラメータ $\hat{\theta}^k, \hat{\beta}^k$ を用いて、各プレイヤーの選択確率 \hat{P}_1^k を算出し、他者の選択確率 \hat{P}_1^{-k} を更新する.

$$\hat{P}_1^{-k} = \Psi(\hat{\theta}_1^k, \hat{\beta}_1^k, \hat{P}_0^{-k}) \quad (7)$$

式(7)で更新された他者の選択確率 \hat{P}_1^{-k} を式(5)の効用関数に代入し、再度、疑似尤度 L を最大化するパラメータ $\hat{\theta}_2^k, \hat{\beta}_2^k$ を推定する. 式(5)-(7)で示した通り、疑似尤度の最大化と選択確率の更新を尤度の変化値が一定以内に収束するまで繰り返す.

3. データ概要

(1) ビデオ撮影調査

本研究では、愛媛県松山市道後温泉駅前の信号なし交差点(写真-1)においてビデオカメラを設置し、歩行者と自動車の行動を観測し、分析に使用した(日時: 2008年3月8日(土)14:25~14:30). 撮影エリアは、伊予鉄道に乗って道後温泉地区に向かう観光客が多数訪れる一方、近隣の商店街や宿泊施設に向かう自動車が行き来し、歩車間の動線が錯綜している状況にある.

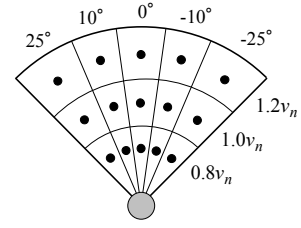


図-1 選択肢集合

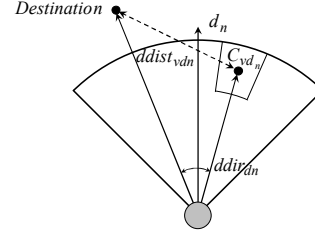


図-2 目的地志向性を表す指標

(2) 位置座標の取得

画像解析ソフトを用いて、自動車と歩行者の位置座標を取得することを考える. 歩行者と自動車の基準座標は、それぞれ体の中心、前方バンパーの中心とした. 前方バンパーの位置座標を取得する上で OD が(写真-1)のように A→B の場合、前方の左右バンパー2点を抽出し、平均値を中心点の座標とする. また、OD が B→A の場合、左前方バンパーの視認が不可能であるため、左右の後方バンパー2点と右前方のバンパー1点を抽出し、左前方のバンパー座標 (x, y) を式(8)により算出する. 歩行者と自動車の取得座標の高さを 0m (地表面) に統一し、取得時間の間隔を 1/3 秒とする(写真-2).

$$\begin{aligned} x_{左前} &= x_{左後} + x_{右前} - x_{右後} \\ y_{左前} &= y_{左後} + y_{右前} - y_{右後} \end{aligned} \quad (8)$$

(3) 距離補正

撮影エリアにおいて、予め座標を計測した 12 ポイントの標識点 $(x, y, 0)$ と対応する画像上の座標 (X, Y) から式(9)を用いて変換係数 (A, B, C) を算出し、射影変換による距離補正を行う. また、サンプル誤差の軽減を図るため、式(10)を用いて 1 秒間の移動平均 (x', y') を算出し、スムージングによる距離補正を行った.

$$\begin{aligned} x &= (A_1 X + B_1 Y + C_1) / (A_0 X + B_0 Y + C_0) \\ y &= (A_2 X + B_2 Y + C_2) / (A_0 X + B_0 Y + C_0) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} x'(t) &= \{x(t-1) + x(t) + x(t+1)\} / 3 \\ y'(t) &= \{y(t-1) + y(t) + y(t+1)\} / 3 \end{aligned} \quad (10)$$

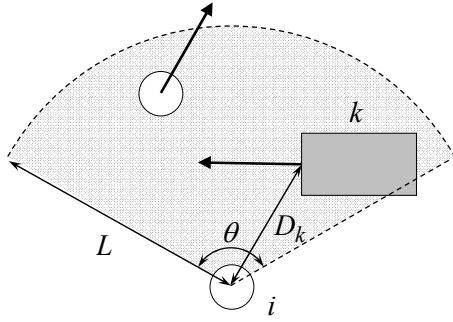


図-3 衝突回避対象の抽出

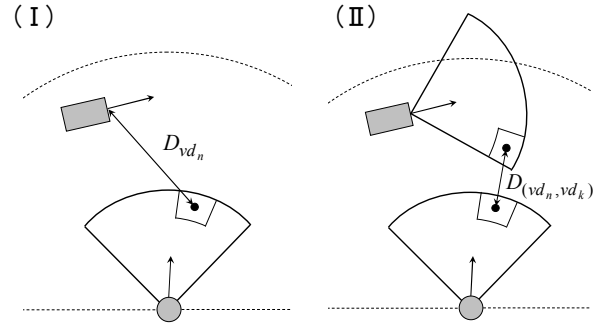


図-4 歩車間距離を表す指標

4. 歩車間挙動モデルの定式化

(1) 選択肢集合

意思決定者の現行速度を v_n とする. 速度選択肢は $1.2v_n$ に加速, $1.0v_n$ に保持, $0.8v_n$ に減速の 3 分類とする. 選択結果の判別基準は, $t=1/3(s)$ 後の移動距離が $1.1v_n t$ 以上の場合に加速, $1.1v_n t$ 以下 $0.9v_n t$ 以上の場合に保持, $0.9v_n t$ 以下の場合に減速とした. 角度選択肢は 5 分類とする. これにより, 意思決定者の速度 v と角度 d の組み合わせで判別させる 15 の選択肢集合を設定する (図-1). この選択肢集合は, 歩行者と自動車で同一のものとする.

(2) 独立効用項

意思決定者 n が速度 v , 角度 d を選択した場合に得られる独立効用の確定項 V_{vd_n} を式(11)で表す. 推定する未知パラメータは, θ_{ddist} , θ_{ddir} , θ_{side} , $\theta_{extreme}$, θ_{dec} , θ_{acc} , λ_{dec} , λ_{acc} である.

a) 目的地志向性

撮影エリア内で最後に取得された座標を目的地とする. 変数 $ddist_{vd_n}$ は目的地と選択肢 C_{vd_n} 間の距離を表し, 変数 $ddir_{dn}$ は目的地と選択肢間の角度を表す (図-2).

b) 方向保持性

指示関数 $I_{d,side}$ は選択肢の角度が -10° , 10° であることを表し, 指示関数 $I_{d,extreme}$ は選択肢の角度が -25° , 25° であることを表す.

c) 速度保持性

指示関数 $I_{v,dec}$ は選択速度が $0.8v_n$ であることを表し, 指示関数 $I_{v,acc}$ は選択速度が $1.2v_n$ であることを表す.

$$V_{vd_n} = \theta_{ddist} ddist_{vd_n} + \theta_{ddir} ddir_{dn} + \theta_{side} I_{d,side} + \theta_{extreme} I_{d,extreme} + \theta_{dec} I_{v,dec} \lambda_{dec}^{v_n} + \theta_{acc} I_{v,acc} \lambda_{acc}^{v_n} \quad (11)$$

(3) 相互作用項

意思決定者 n が他者の影響を受ける状況にあるとき, 速度 v , 角度 d を選択した場合に得られる効用の確定項 V_{vd_n} を式(12)-(13)で表す. ここで, $\sum \Theta X$ は式(11)で定式化した他者の影響を受けない独立効用項の確定項を表す.

a) 衝突回避対象の抽出

歩行者, または自動車 i の周囲に存在する他者 k の中から, 回避判断を行う相手プレイヤーの抽出を行う. ここでは, 図-3に示す通り, 進行方向に対して半径 L , 中心角 θ の扇形を探索範囲とする. 本研究では, 歩行者の探索範囲を半径 $5m$, 中心角 180° とし, 自動車の探索範囲を半径 $5m$, 中心角 150° と設定する. また, 探索範囲内に複数の他者が存在する場合, 現時点における自身 i と他者 k との距離 D_k が最小である対象を, 回避判断を行なう相手プレイヤーとして抽出する.

b) 歩車間距離: 他者の選択確率を考慮しないモデル

歩行者, または自動車が他者との衝突を回避する判断行動を分析するため, 歩車間距離を表現する説明変数を定義する. 他者の選択確率を考慮しないモデルでは, 図-4 (I)で示す通り, 意思決定者である歩行者 n は, 自動車 k が次の時点も現在の位置に静止していると仮定し, 自動車の現在地と歩行者の各選択肢までの距離 D_{vd_n} を歩車間距離を表す指標として式(12)で定式化する. ここで, β_{car} は歩行者が自動車に対して行う回避行動の反応パラメータを表現している.

$$V_{vd_n} = \sum \Theta X + \beta_{car} D_{vd_n} \quad (12)$$

c) 歩車間距離: 他者の選択確率を考慮するモデル

他者の選択確率を考慮するモデルでは, 他者 k は次の時点に確率 $P(S_{vd_k}^k)$ で速度 v , 角度 d の地点に移動していると想定する. 図-4 (II)で表される状況の場合, 意思決定者である歩行者 n は, 次の時点における自動車 k の

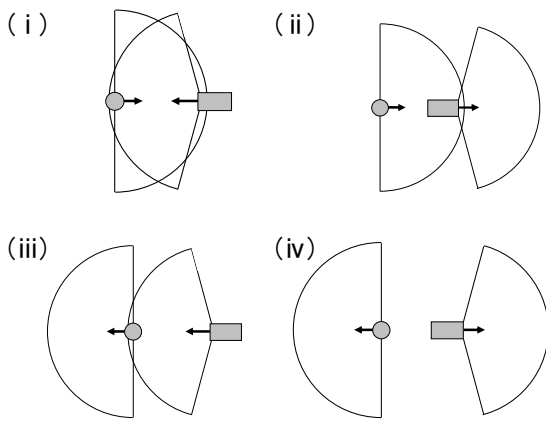


図-5 相互作用の分類

移動地点を考慮し、自身の選択行動 vd_n と自動車の選択行動 vd_k の組み合わせで算出される距離 $D_{(vd_n, vd_k)}$ を歩車間距離を表す指標として式(13)で定式化する。ここで、 β_{car} は歩行者が自動車に対して行う回避行動の反応パラメータを表現している。

$$V_{vd_n} = \sum \Theta X + \beta_{car} \sum P(S_{vd_k}^k) D_{(vd_n, vd_k)} \quad (13)$$

(4) 推定手法

図-5は、歩行者、または自動車の探索範囲内に存在する他者（対象が複数存在する場合は、最も近接する他者）の認知状況に応じた相互作用の分類を表現している。(i)は歩行者と自動車の選択行動が相互に影響を与える状況を、(ii)は自動車の行動結果が歩行者の選択行動に一方的に影響を与える状況を、(iii)は歩行者の行動結果が自動車の選択行動に一方的に影響を与える状況を、(iv)は歩行者と自動車が共に他者の選択行動に影響を与えない状況を示している。

a) 最尤推定法 : Model_0

独立効用項に関するパラメータは、意思決定者の探索範囲内に他者が存在しない状況から抽出されたサンプルを用いて推定する。また、他者の選択確率を考慮しないモデルの相互作用項に関するパラメータは、(i)、(ii)の歩行者と(i)、(iii)の自動車から抽出されたサンプルを用いて、最尤推定法を適用する。

b) 二段階推定法 : Model_1

(ii)の歩行者と(iii)の自動車から抽出されたサンプルを用いて、他者の選択確率を考慮するモデルの相互作用項を推定する場合、二段階推定法を適用する。(ii)の歩行者の場合、自動車の選択確率を予め推定した独立効用項の推定値を用いて算出した後、歩行者の効用関数に代入し、相互作用項のパラメータを推定する。

表-1 独立効用項の推定結果

	Model_0	
	歩行者	自動車
θ_{ddist}	-6.263 (- 9.21**)	-4.452 (- 9.47**)
θ_{ddir}	-0.035 (- 1.03)	0.225 (4.32**)
θ_{side}	-0.993 (-18.61**)	-1.442 (-24.11**)
$\theta_{extreme}$	-1.961 (-24.19**)	-3.424 (-24.47**)
θ_{dec}	-0.003 (- 1.15)	-0.254 (- 2.38*)
θ_{acc}	-0.698 (- 9.51**)	-0.388 (- 6.04**)
λ_{dec}	-2.358 (- 6.16**)	0.505 (1.47)
λ_{acc}	1.700 (12.38**)	1.365 (11.68**)
サンプル数	1653	1345
尤度比 ρ^2	0.137	0.281

※ Model_0:最尤推定

c) 疑似最尤推定法 : Model_2

(i)の歩行者と自動車のサンプルを用いて、他者の選択確率を考慮するモデルの相互作用項を推定する場合、疑似最尤推定法を適用する。この場合、他者の選択確率に関する初期値を設定した後、歩行者と自動車の選択確率を統合した尤度関数を最大化する相互作用項のパラメータの同時推定と他者の選択確率の更新を繰り返す。

(5) 推定結果

a) 独立効用項

意思決定者の探索範囲内に他者が存在しない状況のサンプルを抽出し、最尤推定法を用いて独立効用項のパラメータを推定する(表-1)。推定結果を見ると、 θ_{ddir} と λ_{dec} の符号が歩行者と自動車で異なることが分かる。自動車の θ_{ddir} が負、すなわち目的地方向に向かわない選択肢の効用が高い理由は、観測データが、右左折車が多数発生するT字路交差点で取得されたためであると考えられる。また、自動車の λ_{dec} が正、かつ θ_{dec} が負、すなわち自動車の走行速度が速い場合、遅い場合と比べて減速する効用が低い理由は、減速行動の判別基準を1/3(s)後の速度が現行速度の0.9倍以下、と設定しているため、走行速度が速いサンプルを含む自動車の場合、減速を選択したと判別され難いためであると推測される。その他の説明変数に関するパラメータの符号は、歩行者と自動車で一致しており、論理矛盾が見られなかった。

b) 相互作用項

まず、他者の選択行動のみ自身の行動に影響を与える場合として、図-5(ii)の歩行者と、図-5(iii)の自動車のサンプルを抽出し、他者の選択確率を考慮しないモデルは最尤推定法(Model_0)を用いて、他者の選択確率を考慮するモデルは二段階推定法(Model_1)を用いて、パラメータ推定を実施する(表-2)。尤度比 ρ^2 は、Model_0とModel_1で有意な差が見られなかった。

表-2 二段階推定法の推定結果

	Model_0		Model_1	
	歩行者	自動車	歩行者	自動車
β_{car}	0.960 (0.64)		1.094 (0.73)	
β_{ped}		1.545 (1.76)		1.375 (1.56)
サンプル数	132	192	132	192
尤度比 ρ^2	0.131	0.179	0.132	0.178

※ Model_0:最尤推定, Model_1:二段階推定

表-3 擬似最尤推定法の推定結果

	Model_0		Model_2	
	歩行者	自動車	歩行者	自動車
β_{car}	1.000 (0.35)		1.472 (0.51)	
β_{ped}		-4.759 (-3.55**)		-4.668 (-3.45**)
サンプル数	44	44		44
尤度比 ρ^2	0.013	0.172		0.092

※ Model_0:最尤推定, Model_2:擬似最尤推定

推定結果を見ると、 t 値が有意ではないものの、回避行動を説明する歩車間距離に関するパラメータ β_{car} 、 β_{ped} の符号がModel_0とModel_1共に正である。すなわち、歩行者と自動車は、他者から遠ざかる選択肢の効用が高いことが分かる。これは、意思決定に順序が存在する展開型ゲームの均衡戦略と類似した結果として捉えることができる。つまり、歩車動線の整流化などを施し、歩行者と自動車の関係に対して弱いルールを外生的に与え、自動車のみ歩行者を認知し易い道路設計とすることで、歩行者に優先的な規範が形成される可能性を示唆している。

次に、他者の選択行動が自身の行動に対して相互に影響を与える場合として、図-5(i)の歩行者と自動車のサンプルを抽出し、他者の選択確率を考慮しないモデルは最尤推定法 (Model_0) を用いて、他者の選択確率を考慮するモデルは擬似最尤推定 (Model_2) を用いて、パラメータ推定を実施する (表-3)。歩行者と自動車のパラメータ β_{car} 、 β_{ped} を同時推定したModel_2の ρ^2 は、個別に推定したModel_0の平均値にほぼ等しい。そのため、他者の選択確率を考慮する入れ子型のモデルを適用したが、尤度比に有意な差が見られなかった。推定結果を見るとModel_0とModel_2共に、 β_{car} は正の符号を示し、 β_{ped} は負の符号を示した。すなわち、歩行者は自動車から遠ざかる選択肢の効用が高い一方、自動車は歩行者に近づく選択肢の効用が高いことが分かる。これは、プレイヤーに異質性が存在する標準型ゲームの均衡戦略と類似した結果として捉えることができる。仮に、歩行者と自動車に力関係が存在しない場合、 β_{car} と β_{ped} は同様の値、または0に近い値となり、進行の継続と他者の回避が同確率で出現することとなる。しかし、 β_{car} が正、かつ β_{ped} が負であるため、自動車が進行を継続し、歩行者が回避する行動が選択され易いことが分かる。つまり、歩行者と自動車が互いに他者を認識できる道路空間においては、信号の設置等を施し、両者の関係に対して外生的に強いルールを与えなければ、自動車中心の空間として規範が形成されてしまう可能性を示唆している。

5. おわりに

本研究では、他者の選択確率が効用関数に内生するモデルを定式化し、他者の行動と自身の行動が相互に影響を与える場合と、一方的に影響を与える場合を分類した上で疑似最尤推定法と二段階推定法を用いたパラメータ推定の手順を示した。また、自動車と歩行者の動線が錯綜する交差点のビデオ調査から取得した座標データを基に、歩車の衝突回避行動に関するパラメータ推定を実施した。分析の結果、異質な交通主体間のゲームという観点から共存空間の実現に向けて、外生的なルールの必要性を示すことができたことは、本研究で得られた有用な知見であろう。今後は、本研究の分析で適用した入れ子型のモデルをマイクロシミュレーションに取り込み、実データを用いて有効性の検証を実施することが課題である。

謝辞：なお本研究を実施するにあたって文部科学省科研費基盤A「プローブ技術を援用したデータフュージョン理論による総合的交通行動調査の高度化 (代表：羽藤英二)」の協力を受けた。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Th. Robin, G. Antonini, M. Bierlaire, J. Cruz : Specification, estimation and validation of pedestrian walking behavior model, Transportation Research PartB, Vol. 43, No. 4, pp. 36-56, 2009.
- 2) 浅野美帆, 井料隆雅, 桑原雅夫: 交錯交通の容量評価のためのマイクロ歩行者行動モデル, 交通工学, Vol. 43, No. 4, pp. 80-89, 2008.
- 3) A. Sweeting : Coordination games, multirole equilibria and the timing of radio commercials, Working paper, Northwestern University, 2005.
- 4) V. Aguirregabiria, P. Mira : Sequential estimation of dynamic discrete games, Econometrica, Vol. 75, No. 1, pp. 1-53, 2007.