L字通路でのすれ違いにおける相手との相互影響によって生じる 判断特性の変化を考慮した歩行者の行動判断モデルの構築*

岡本 球夫^{*1,*2}, 山田 陽滋^{*3}

Construction of Decision Model for Determining the Behavior of Pedestrians Encountering at a L-shaped Corner by Considering Dynamics of Judgment Characteristics Caused by Interplays with the Other

Tamao OKAMOTO^{*1,*2} and Yoji YAMADA

^{*1} Graduate School of Engineering, Nagoya University
Furo-Cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, Japan

^{*2} Global Manufacturing Division, Panasonic Corporation
2-7, Matsuba-cho, Kadoma 571-8502, Japan

In the paper, we construct a decision model for determining the behavior of pedestrians encountering at a L-shaped corner taking into consideration the dynamics of judgment characteristics caused by interplays with each other. First, we formulate parameters that characterize the behavioral judgment of pedestrians according to the model, based on the game theory. Further, we extend the decision model to exhibit dynamic behaviors of changing their judgment characteristics using evolutionary game theory and reinforcement learning. Then, the extended model was experimented to verify the effectiveness by simulation. Based on such a model as to take human judgment characteristics into account, robot navigation control is expected to realize the safe operations even at indoor blind corners that contain a high risk of collision.

Key Words : Safety, Collision Avoidance, Behavioral Judgment Modeling, Game Theory, Reinforcement Learning

1. は じ め に

移動ロボットが人と共存するためには、両者の衝突を回避し、共存系の安全性が確保できることが必須である。特に、屋内の曲がり角では死角が存在するため、衝突による高いリスクが存在する。そのため、学校や病院施設等における出会い頭の衝突に対する安全対策が、国や自治体レベルで検討されている⁽¹⁾⁽²⁾。安全対策として、通路の角を落したり、ミラーの取り付けなどが実施されているが、いづれも経験に基づいたものである。したがって、移動ロボットが走行するような未知の想定状況において、必要とされる安全対策やその詳細仕様を事前に検討することはできない。これに対し、移動ロボットの衝突対象である歩行者の行動やその判断をモデル化したり、シミュレーションによって検証することができれば、新たに移動ロボットを導入する際にも、安全かつ効率的な屋内交通の運用を事前に検討し、その効果も確認することができる。例えば、移動ロボットと歩行者が遭遇する局面においても、対向する歩行者の行動判断を予測し、彼らとの衝突を回避するための手段を前もって講じることが期待できる。そして、そのような検討を経ることによって人共存環境への移動ロボット導入が促進され、人々が移動ロボットによるメリットを安心安全に享受できるようになると期待できる。

すれ違う歩行者の衝突回避に向けた行動や判断のモデル化に関する従来の研究では、ポテンシャルエネルギーを用いた回避行動モデルが提案されている⁽³⁾。また、パーソナルスペース⁽⁴⁾に起因する歩行者間の距離に関する研究⁽⁵⁾⁽⁶⁾も盛んに行われており、これを考慮した経路モデル⁽⁷⁾⁽⁸⁾⁽⁹⁾も数多く提案されている。その他にも、セルオー

* 原稿受付 2012 年 11 月 18 日

^{*1} 正員, 名古屋大学 大学院工学研究科 (〒464-8603 愛知県名古屋市中種区不老町)

^{*2} 正員, パナソニック(株) モノづくり本部 (〒571-8502 大阪府門真市松葉町 2-7)

^{*3} 正員, フェロー, 名古屋大学 大学院工学研究科

E-mail: okamoto.tamao@jp.panasonic.com

Fig. 1 L-shaped corner encounter situation with 2 pedestrians' behavioral judgment

トマソンを用いた歩行流モデル⁽¹⁰⁾などの研究も行われている．これらの研究では，いずれも歩行者の位置関係によって行動が一意に決定される事を前提としている．

しかし，実際の歩行者の行動は必ずしも双方の位置関係によって一意に決まるものではない．筆者らが行った調査⁽¹¹⁾⁽¹²⁾では，位置関係に関わらずお互いの出方に応じて行動が変化の様子が観察されている．このような相手の出方によって変化する歩行者の行動を考慮したモデル化に関して，浅野ら⁽¹⁴⁾は，交差する歩行者の「進む」「止まる」の判断をゲーム理論によってモデル化する提案を行っている．また，筆者らの研究⁽¹²⁾では，L字通路ですれ違う歩行者の「最短経路をとる」「回避経路をとる」の判断に関して，ゲーム理論と証拠理論を組み合わせたモデル化を提案している．

以上のようなモデル化により，相手の出方を考慮した行動判断を再現できるようになった．しかし，これらのモデルでは歩行者の判断特性は一定であり，相手に合わせて判断特性を変化させるダイナミクスは考慮されていない．そこで本論文では，筆者らが提案しているゲーム理論を用いた行動判断モデルをベースとして，歩行者の判断特性の変化のダイナミクスを考慮したモデルを構築する．まず，歩行者の判断特性を示すパラメータの定式化を行い，進化ゲーム理論と強化学習を用いて，相手の行動に応じて判断特性を変化させる動的な行動判断モデルへの拡張を行う．そして，拡張したモデルを用いてシミュレーションを行い，提案モデルの有効性を検証する．

2. 問 題 設 定

本論文では，モデル化に際して次のような問題設定を行う．図 1(a) のような屋内の L 字通路を対象とし，歩行者同士の 1 対 1 のすれ違いを想定する．このような条件下ですれ違う歩行者は，同図に示すように行動することが判っている⁽¹¹⁾⁽¹²⁾．歩行者は，死角によって相手が見えない間はコーナーのイン側を通ろうとする．しかし，死角から外れて相手を発見すると，衝突をしないようにイン側とアウト側を分け合ってすれ違う．図 1(b) は，この時の歩行者が状況に応じてイン側，もしくはアウト側に向うように歩を進めている様子を示している．通常は，すれ違う 2 人の歩行者のうちコーナーのイン側へ先に到着できると見込まれる状態にある歩行者 A がイン側を通り，不利な状態にある歩行者 B がアウト側の回避経路を通る．しかし，同図の歩行者 B に見られるように，コーナーのインポイントから遠く不利であるにも関わらず，相手がアウト側に譲ることを期待してイン側に向うこともある．

本論文では，死角から外れて相手が見える位置関係になってから，2 人の歩行者の交差が完了するまでの間を 1 回のすれ違いと考え，その間で歩を進める際にイン側，アウト側のどちらに踏み出すかを決定する判断のモデル化を行う．ここで，双方の歩行者は，足を踏み出す直前に，その時の歩行者の位置関係や，それまでの状態遷移に基づいて判断を行うものと仮定する．

Table 1 Game Setting (strategy map)

		Pedestrian B	
		Go inside	Go outside
Pedestrian A	Go inside	(Ca, Cb) $(1-Pa(p), 1-Pb(p))$	$(0, Ab)$ $(1-Pa(p), Pb(p))$
	Go outside	$(Aa, 0)$ $(Pa(p), 1-Pb(p))$	$(Ca+Aa, Cb+Ab)$ $(Pa(p), Pb(p))$

Fig. 2 Best response

3. ゲーム理論を用いた行動判断モデル

3.1 行動判断モデル

筆者が提案するゲーム理論⁽¹⁵⁾を用いた行動判断モデル⁽¹²⁾を以下に示す．まず，すれ違う2人の歩行者AとBは遠回りはしたくないが，衝突はさらに避けたいという動機によって行動を決定していると仮定し，表1に従ったゲームを設定する．それぞれの歩行者は歩を進める際にイン側とアウト側の2つのコース選択の戦略を持ち，両者が同じコースを選択した場合は衝突の可能性が生じるため，両者に衝突利得 Ca, Cb が与えられる．また，アウト側コースを選択した歩行者は遠回りを強いられるため，回避利得 Aa, Ab が与えられる．どちらの状態も歩行者にとって好ましくない状態であるため，衝突，回避の両利得とも負の値とする．また，それぞれの「アウト側コースの選択確率」をそれぞれ $Pa(p), Pb(p)$ とする．ここで，指標 p は歩行者の相対的な位置関係におけるイン側コース取得の優位性を示す．例えば，優位性 p に関して筆者らは調査結果⁽¹²⁾をもとに，以下の式(1)を提案している⁽¹³⁾．

$$p = p_1 + p_2 \quad (1)$$

ここで示す優位性 p は，コーナーのイン側に先に到達できる条件を示す2つの指標 p_1, p_2 で構成されている．そして，その2つの指標はそれぞれ式(2)～(4)に従って，5段階の数値で与えられるものとする．また，式中の各パラメータの関係を図3に示す．

$$p_i = \begin{cases} -2 & (s_i < LL_i) \\ -1 & (LL_i \leq s_i < L_i) \\ 0 & (L_i \leq s_i \leq H_i) \\ 1 & (H_i < s_i \leq HH_i) \\ 2 & (s_i > HH_i) \end{cases} \quad i = 1, 2 \quad (2)$$

$$s1 = (Wa - Wb) * Ls / Lab \quad (3)$$

$$s2 = \text{int}((La + S_f) / S_f) / \text{int}((Lb + S_f) / S_f) \quad (4)$$

最初の指標 p_1 の判断基準となる $s1$ は「コーナー内側の壁からの距離」の差を示しており，式(3)の Wa, Wb は歩

Fig. 3 Evaluation of superiority

行者 A,B の位置からコーナーの内側の壁までの最短距離を示している．さらに s_1 では，歩行者間の距離の基準値 L_s を歩行者間の距離 L_{ab} で割ったものを係数として，この「コーナー内側の壁からの距離」の差 $(W_a - W_b)$ に掛けることで，同じ差でも歩行者間の距離が近いほど優位性への影響が大きくなるようにしている．2 つ目の指標 p_2 の判断基準となる s_2 は，「交差予測位置に到達するまでに要する歩数」の比を示している．式 (4) の L_a, L_b は歩行者 A,B の交差予測位置までの距離， S_f は歩行者の標準的な歩幅を示している．なお，交差予測位置には，2 人の歩行者の「コーナーによる死角から外れた最初の 1 歩目」となる位置を直線で結び，これを両者の速度比で分割した位置を用いている．また，これら 2 つの指標について，歩行者は細かな値の判断が実質不可能であり，「大幅に有利」，「少し有利」，「同程度」，「少し不利」，「大幅に不利」程度のおおまかな判断を行っていると考え，判定の閾値 $LL_i \sim HH_i$ によって，それぞれ 5 段階評価を行なうものとした．

以上の例のように， p の値が小さいほどコーナーの内側に近く，すれ違い位置に早く到達することができると見込まれる．すなわち，優位性において有利であるほど，歩行者はイン側を選択するため $P_a(p)$ ， $P_b(p)$ は小さな値となり，不利なほど大きな値となる．また，優位性 p は相対的な値であり $P_a(p)$ ， $P_b(p)$ も $P_a(p) + P_b(p) = 1$ の関係を満たすものとする．そして，歩行者は期待利得を最大化する合理的判断，すなわち最適反応戦略⁽¹⁶⁾に基づきコースを選択すると仮定する．このゲームの最適反応戦略の閾値 B_a ， B_b は下式 (5)(6) で与えられる．

$$B_a = (C_b - A_b) / 2C_b \quad (5)$$

$$B_b = (C_a - A_a) / 2C_a \quad (6)$$

求められた B_a ， B_b は，本モデルにおける行動判断の閾値となる．また，上式は $K_i = A_i / C_i (i = a, b)$ で与えられる衝突と回避の 2 つの利得の比率 K_a, K_b (= 利得構造) によって式 (7)(8) と書き換えることができる．

$$B_a = (1 - K_b) / 2 \quad (7)$$

$$B_b = (1 - K_a) / 2 \quad (8)$$

図 2 は，このゲームの最適反応戦略をグラフ化したものである．ここで，両者の戦略実現確率は $P_a(p) + P_b(p) = 1$ の関係より一点鎖線 l 上に限定される．この直線は最適反応戦略の閾値 B_a ， B_b により 3 つの領域 I~III に分割され，歩行者はそれぞれの領域で次のようなコース選択を行うものとする．

領域 I 優位性の有利不利どおりに A がイン側，B がアウト側のコースを選択する．

領域 II どちらの歩行者もイン側のコースを選ぶのが合理的であるが，どちらも確実にイン側がとれるとは限らないため，結果的に確率的なコース選択が行われる

領域 III 優位性の有利不利どおりに A がアウト側，B がイン側のコースを選択する．

本モデルでは，領域 II において，実際の歩行者同士のすれ違いの際に，多くの事例で特徴的に見られた「相対的な位置関係において不利であってもあえてイン側コースを進み，相手がアウト側へ譲ることを期待する」駆け引

Fig. 4 Characteristics of judgment

きの行動を再現する．また，歩行者は相手の利得構造を知っているわけではないため，歩行者はそれぞれが戦略表を持ち，自分が想像する「相手の利得構造」を用いて自らの行動を決定するものとする．

4. 歩行者の性質と判断特性のモデル化

提案のモデルを用いることで，単に歩行者の行動判断を再現するだけでなく，歩行者の性質と判断特性を表すことができる．利得構造 K_i は衝突利得に対する回避利得の大きさを示しており，小さいほど回避をいとわない，いわゆる「ハト」派の性質を示す．大きいほど回避を避けるようになり，いわゆる「タカ」派の性質を示す．このような歩行者の性質を考慮すると，図 4 に示すように領域の幅を変化させることで，歩行者の判断特性を以下の 4 つに分類することができる．図 4(a) のように，領域 I が増え，領域 III が減ると，歩行者 A は相手がアウト側に譲ると考えて，より積極的にイン側を選択する，いわゆる「強引 (Pushy type)」な判断特性を示す．逆に，図 4(b) のように，領域 I が減り，領域 III が増えると，相手がイン側に来ると考えて，自分がアウト側に譲ろうとする，いわゆる「弱気 (Wimpy type)」な判断特性を示す．一方，図 4(c) のように領域 II の領域が増え，活発に駆け引きを行う，いわゆる「戦略 (Tactic type)」的な判断特性を示す．逆に，図 4(d) のように領域 II の領域が減ると，優位性に従った行動を取って極力駆け引きは行わない，いわゆる「着実 (Steady type)」な判断特性を示す．

これらの特性を整理すると，図 5 に示す M_B と W_B が歩行者の判断特性を端的に示す指標であると考えられる． M_B は各領域の閾値 B_a, B_b の中間値であり，領域 I と領域 III の大きさの差で決まる．したがって，この指標が小さくなれば弱気な判断特性を示すようになり，逆に大きくなれば強引な判断特性を表すと考えられる．一方， W_B は領域 II の幅を示す B_a と B_b の差であり，この指標が大きくなれば駆け引きの領域が広くなり，戦略的な判断特性を示す．逆に，小さくなれば着実な判断特性を示す．ここで， M_B と W_B は式 (9)(10) で与えられる．

$$M_B = ((1 - B_b) + B_a) / 2 \quad (9)$$

$$W_B = (1 - B_b) - B_a \quad (10)$$

式 (7)(8) より，目的とする M_B, W_B を与える歩行者の利得構造 K_a, K_b は，次のように求められる．

$$K_a = 2M_B + W_B - 1 \quad (11)$$

$$K_b = -2M_B + W_B + 1 \quad (12)$$

Fig. 5 Indicators of gain structure

(a) Characteristic behavior (real pedestrian) (b) Unnatural behavior (simulation)

Fig. 6 Behavior in tactics

5. 動的な行動判断モデルの構築

5.1 学習による歩行者の判断特性の変化

前節で示した行動判断モデルは静的なモデルであり、その判断特性が双方の行動や環境条件に伴って変化することは想定されていない。しかし、筆者らの調査⁽¹¹⁾⁽¹²⁾の結果、駆け引き時の歩行者の行動には次の特徴が見られた。

- ・ 駆け引きは相手を発見後、最初の1, 2歩目のみで開始されている
- ・ 駆け引き行動の継続は優位性が改善した場合のみで、現状維持や悪化した際には中止されている
- ・ 駆け引きが一度中止された場合に、再度駆け引きは行われていない

静的モデルによってシミュレーションを行った場合、図6(b)に示すように、双方の位置関係が領域Ⅱにある限り、駆け引き行動の開始と中止を繰り返してフラフラと迷走する不自然な挙動が起こりうる。一方、実際の歩行者の行動には図6(a)に示すように、駆け引きを繰り返すことなく迷走する挙動も見られない。これは、歩が進むにつれて交差するまでの時間的、空間的な猶予が無くなり、位置関係の優位性を逆転する可能性が低くなるため、歩行者が図4(d)のように駆け引きを行わない着実な方向に判断特性を変化させていると考えられる。

また、双方の行動から学習して判断特性を変化させることも、経験的に納得がいく。例えば、強引な判断特性を持つ歩行者同士が出会った場合にも、衝突するまでイン側を取り合うことはまれで、どちらかが脱落して弱気となる方向に判断特性を変化させ、その後はイン側とアウト側のコースを分け合うことが考えられる。また、相手の性質に関し、初期の予想と実際が異なる場合も、相手の行動からその性質を学習し、相手の利得構造を修正することでスムーズなすれ違いを実現していると考えられる。

以上の仮説に従い、従来の静的モデルに判断特性に関する学習を組み込んで、相手の行動に対して動的に適應するモデルへと拡張する。本論文では図7に示すように、次の2つの枠組みでモデル化を考える。一つは、歩行者の相互影響に伴う戦略選択確率の変化のモデル化であり、進化ゲームによってモデルを拡張する。もう一つは、

Fig. 7 Structure of learning

環境条件の変化等，すなわち，一步進むごとにＬ字通路における自分の位置や相手との相対的な関係が変化することに伴う判断特性の変化のモデル化であり，強化学習により利得構造の学習を行う．進化ゲームは特定の利得構造における戦略選択の変化を取り扱い，ここに強化学習で学習した利得構造を導入する．

5.2 進化ゲーム理論へのモデル拡張

相互影響による戦略選択確率の変化のモデル化については，進化ゲームの試行錯誤ダイナミクス⁽¹⁷⁾を適用する．試行錯誤ダイナミクスでは，式(13)に示すロス・エレブの基本方程式により行動結果による「内心の変化」を差分方程式で表現する．「内心」は戦略選択のモチベーションにあたり，その変化によって戦略選択の傾向が変化する．

$$T_{ij}(t+1) = (1 - \phi)T_{ij}(t) + R_{ij}(t) \quad (13)$$

ここで， $T_{ij}(t)$ は時刻 t で歩行者 i (a :A or b :B) が戦略 j (in :イン or ot :アウト) をとろうとする傾向を示し， $R_{ij}(t)$ は学習の強化値を， ϕ は忘却を示す係数を示している．このとき，戦略の選択確率 $x_{ij}(t)$ は下式で表される．

$$x_{ij}(t) = T_{ij}(t) / \sum_k T_{ik}(t) \quad (14)$$

また， $x_{ij}(t)$ の時刻 t から $t+1$ の間の変化量 Δx_{ij} は下式で与えられる．

$$\Delta x_{ij} = (R_{ij}(t) - x_{ij}(t) \sum_k R_{ik}(t)) / \sum_k T_{ik}(t+1) \quad (15)$$

ここで，強化値 $R_{ij}(t)$ に戦略選択時の利得構造を代入することで，戦略の選択確率の変化が求まる．

表1をもとに戦略の選択確率，すなわちアウト側コースの選択確率 (P_a, P_b) の変化の期待値を算出すると図8のようになる．左表は，右グラフに示す各 Area でのコースの選択確率の変化の正負を示している．例えば， P_a と P_b が Area 1 内に位置する場合， P_a は小さくなる方向に変化し， P_b は大きくなるように変化することが期待される．各 Area の境界は最適反応戦略の閾値 (B_a, B_b) で与えられ，Area 毎の P_a, P_b の遷移方向はグラフ中の細矢印で示される方向となる．このような Area 毎の遷移によって，系全体として太矢印に示すような大きな遷移の流れとなっており，最終的には左上，右下のいずれかに収束する．ここは，両歩行者がインとアウトを分け合うコースの選択確率を示しており，両者がコースを分け合って衝突を回避し，無事すれ違いを完了するように遷移していくことが判る．

5.3 強化学習による利得構造の学習

利得構造の学習には，逐次学習を行う TD 誤差学習の一つであるアクター・クリティック法⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾を導入する．この方法は脳内の学習の仕組みに近いと考えられており⁽²⁰⁾，本課題には最適な学習方法であると考えられる．ここでは，

Fig. 8 Tendency of strategy choice

アクターは前節の進化ゲームモデルとなり，クリティックによって評価した結果が利得構造として引き渡される．また，本モデルでは判断特性を表す M_B と W_B を学習するために２つのクリティックを設けている．以下に，アクター・クリティック法による強化学習の基本式を示す．

$$TD_{err_{ij}} = r_{t+1_{ij}} + \gamma_{ij} V_{ij}(S_{t+1_{ij}}) - V_{ij}(S_{t_{ij}}) \quad (16)$$

$$V_{ij}(S_{t_{ij}}) = V_{ij}(S_{t_{ij}}) + \alpha_{ij}(TD_{err_{ij}}) \quad (17)$$

式 (16) は学習の内容 i (1: M_B or 2: W_B) と歩行者 j (a : A or b : B) に関する TD 誤差 $TD_{err_{ij}}$ の算出式で， $r_{t_{ij}}$ は時間 t における報酬を， $V_{ij}(S_{t_{ij}})$ は時間 t の状態 $S_{t_{ij}}$ の価値関数を， γ_{ij} ($0 \leq \gamma_{ij} \leq 1$) は割引率を示す．また，式 (17) は価値関数の更新式で， α_{ij} ($0 \leq \alpha_{ij} \leq 1$) は学習率を示す．

ここで， M_B の学習では，状態 $S_{t_{1j}}$ を相手のコース選択とし，価値関数 $V_{1j}(S_{t_{1j}})$ を相手のイン側選択率の期待値 (0～1) とし，イン側選択率の実績との差分を報酬として与える．アクターでは実績が価値関数の値より上の場合，相手が予想より強引であると判断して M_B を下げる．逆の場合は上げる方向で更新する．

W_B の学習では，状態 $S_{t_{2j}}$ を優位性とし，価値関数 $V_{2j}(S_{t_{2j}})$ を駆け引き成功の可能性の増減として与える．ここでは，優位性が改善した場合に，アクターで W_B を広げる方向となるように正の報酬を与える．逆に，維持または悪化の場合は， W_B を狭める方向となるように負の報酬を与える．これによって，相手との位置関係が有利に変化した場合に，歩行者は駆け引きによる逆転の可能性が上がると考え，より高い確率で駆け引きを行うようになる．そうでない場合には，駆け引きによる逆転の可能性が下がると考えて，駆け引きを控える様子を再現する．

以上の定式化によって，それぞれの優位性の実績に基づき M_B ， W_B が学習される．そして，式 (9)(10) によって Ba ， Bb が算出され，式 (11)(12) によって Ka ， Kb に変換することができる．すれ違いは 3～6 歩程度で完了するため，歩行者は数歩分しか学習できず，必ずしも収束を目指すものではない．また，回避利得の絶対値は衝突利得より小さいため， Ka ， Kb は 0.0～1.0 となり，学習もこれらの値の範囲に限定される．

6. シミュレーションによる有効性検証

6.1 行動シミュレータによる検証

本論文では，判断特性の変化を考慮したモデルの挙動を，モデルを基に歩行者の歩行経路やすれ違いの様子を再現する行動シミュレータにより検証する．行動シミュレータとは，後述のモデルでその行動特性が与えられる仮想的な歩行者の挙動を計算するものであり，そのイン側かアウト側かのコース選択の判断に提案モデルを導入する．ここでは，以下に示す歩行者の組合せ条件のもとですれ違いをシミュレートした．

Setting 1 2 人の歩行者の判断特性が異なる：「歩行者 A: 強引」対「歩行者 B: 弱気」

Setting 2 2 人の歩行者の判断特性が同じ：「歩行者 A: 強引」対「歩行者 B: 強引」

行動シミュレータでは歩行者の挙動と，その時の判断特性の変化について確認する．さらに，判断特性が変化しない静的モデルと比較することで，提案の動的モデルの有効性を検証する．

Fig. 9 Simulation setting

Fig. 10 Walking path model

シミュレーションの想定環境は図9に示すL字通路とする．2人の歩行者A，Bは図中に示す初期位置より同時にスタートする．また，歩行者の経路モデルを図10に示す．死角で相手が見えない領域では(a)のように，パーソナルスペース(Personal Space) R_p を考慮し，コーナー角を中心とする半径 d_1 の目標円 R_s の接線方向に進む．両者が互いに見える領域では(b)のように，両者の交差予測位置(Passing Line)を中心線に持ち，コーナー内壁に接する半径 d_2 のイン側のパーソナルスペース R_{p1} と， R_{p1} に接するアウト側のパーソナルスペース R_{p2} を考慮した経路を歩行者は歩くものとする．イン側を通る歩行者は，コーナー角を中心として R_{p1} の中心までを半径とする目標円 R_i の接線方向に進む．アウト側を通る歩行者は，コーナー角を中心として R_{p2} の中心までを半径とする目標円 R_o の接線方向に進む．そして，歩行者は一定の歩幅 S_f を一定の時間間隔 T_s で踏み出す2足歩行モデル⁽¹³⁾に基づいて歩行を行う．判断に必要となる歩行者Aの歩行者Bに対する位置関係の優位性 p は，3.1節で説明を行った式(1)によって算出され，0値を中立として値が小さいほど歩行者Aが有利となる $-4 \sim 4$ の整数値で与えられる．アウト側コースの選択確率 $Pa(p)$ の進化ゲームによる学習前の初期値は， $p = -4.5$ の時に0， $p = 4.5$ で1となるように， p に対して均等に値を割りつける．また，強化学習の状態 $S_{t_{1j}}$ を相手のコース選択(イン側 or アウト側)とし，状態 $S_{t_{2j}}$ を優位性 $p(-4 \sim 4$ の整数値)として与えるものとする．そして，価値関数 $V_{1j}(S_{t_{1j}})$ ， $V_{2j}(S_{t_{2j}})$ は，すれ違いの開始時点で初期値にリセットするものとする．シミュレーションで用いた主要なパラメータを表2に示す．ここで，学習のパラメータは，実際の調査結果のデータから，想定される利得構造の変化が発生するパラメータ領域を算出し，シミュレーションを使った試行において意図しない挙動が発生しないように絞り込むことで，値の決定を行っている．

Table 2 Parameters for simulation

Pedestrian Parameter				
Stride of Walking: Sf	0.50 m	Personal Space: $d1$		1.20 m
Step Interval : Ts	0.60 m	Personal Space: $d2$		0.50 m
Standard Distance: Ls	4.00 m	Personal Space: $d3$		0.80 m
Pedestrians’ Gain				
Pedestrian A (Setting 1)	Collision Gain: Ca	0.173	Avoidance Gain: Aa	0.157
	Collision Gain: Cb	0.173	Avoidance Gain: Ab	0.042
Pedestrian B (Setting 1)	Collision Gain: Cb	0.173	Avoidance Gain: Ab	0.042
	Collision Gain: Ca	0.173	Avoidance Gain: Aa	0.157
Pedestrian A (Setting 2)	Collision Gain: Ca	0.173	Avoidance Gain: Aa	0.157
	Collision Gain: Cb	0.173	Avoidance Gain: Ab	0.042
Pedestrian B (Setting 2)	Collision Gain: Cb	0.173	Avoidance Gain: Ab	0.157
	Collision Gain: Ca	0.173	Avoidance Gain: Aa	0.042
Learning Parameter $\ast(j =a,b)$				
Discount Rate(Critic1): γ_{1j}	1.00	Learning Rate(Critic1): α_{1j}		0.20
Discount Rate(Critic2): γ_{2j}	1.00	Learning Rate(Critic2): α_{2j}		1.00
Forgetting Factor: φ	0.00	Reward of $V_{2j} : r_{t2j}$		0.50 or -1.00
Initial Value: $V_{1j} (St_{1j})$	0.50	Initial Value: $V_{2j} (St_{2j})$ 0.00		

Table 3 Ratio of course selection

Patterns of Course Selection (A : B)			Setting 1		Setting 2		
1st Step	2nd Step	3rd Step & later	Static	Dynamic	Static	Dynamic	
IN : IN	IN : IN	OUT : IN	0.24%	0.00%	5.48%	8.55%	
IN : IN	OUT : IN	OUT : IN	1.29%	3.66%	13.28%	41.22%	
OUT : IN	IN : IN	OUT : IN	3.49%	4.96%	15.09%	15.68%	
OUT : IN	OUT : IN	OUT : IN	5.16%	7.56%	22.28%	23.92%	
OUT : OUT	OUT : OUT	OUT : IN	1.18%	0.00%	0.00%	0.00%	
OUT : OUT	OUT : IN	OUT : IN	0.80%	0.00%	0.14%	0.00%	
OUT : OUT	IN : IN	OUT : IN	1.18%	5.20%	0.21%	0.17%	
OUT : OUT	IN : OUT	OUT : IN	1.75%	0.00%	0.00%	0.00%	
IN : OUT	OUT : OUT	OUT : IN	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	
IN : OUT	OUT : IN	OUT : IN	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	
IN : OUT	IN : IN	OUT : IN	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	
IN : OUT	IN : OUT	OUT : IN	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	
IN : IN	IN : IN	IN : OUT	3.60%	0.44%	3.33%	1.12%	
IN : IN	IN : OUT	IN : OUT	8.56%	4.73%	0.31%	0.00%	
IN : OUT	IN : IN	IN : OUT	0.64%	6.59%	0.21%	0.44%	
IN : OUT	IN : OUT	IN : OUT	34.19%	28.95%	0.21%	0.17%	
OUT : OUT	OUT : OUT	IN : OUT	2.35%	0.00%	0.00%	0.00%	
OUT : OUT	IN : OUT	IN : OUT	5.12%	16.79%	0.00%	0.00%	
OUT : OUT	IN : IN	IN : OUT	3.47%	2.04%	0.01%	0.00%	
OUT : OUT	OUT : IN	IN : OUT	3.47%	0.00%	0.01%	0.00%	
OUT : IN	OUT : OUT	IN : OUT	1.34%	0.00%	0.00%	0.00%	
OUT : IN	IN : OUT	IN : OUT	0.91%	0.19%	0.00%	0.00%	
OUT : IN	IN : IN	IN : OUT	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	
OUT : IN	OUT : IN	IN : OUT	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	
合計			78.76%	81.11%	60.57%	91.28%	

6.2 行動シミュレータの結果

行動シミュレータによって、歩行者の各判断時のコース選択の確率を算出することが可能となる。その選択確率をすれ違い完了まで順に算出して掛け合わせていくと、あるコースの選択パターン（例えば、イン イン イン のようなコース選択）がどのくらいの確率で選ばれるのかを算出することができる。このように、実際の現場調査で見られた下記の特徴を満たすコース選択が、どの程度の確率で生じるかを静的なモデルと動的なモデル

によって比較を行った．

- ・ 駆け引きは相手を発見後，最初の 1，2 歩目のみで開始されている
- ・ 駆け引き行動の継続は優位性が改善した場合のみで，現状維持や悪化した際には中止されている
- ・ 駆け引きが一度中止された場合に，再度駆け引きは行われていない

表 3 にその結果を示す．表は，上記の条件を満たすコース選択のパターンと，設定条件 1 (Setting 1) と設定条件 2 (Setting 2) における静的モデル (Static) と動的モデル (Dynamic) でのそのパターンの発生確率を示している．また表中の灰色のマスは，この設定条件では発生しないパターンを示している．表より，どちらの設定条件においても上記条件を満たすパターンの発生確率の合計は，動的モデルの方が高くなっていることが判る．設定条件 1 は「強引」と「弱気」の組合せで，比較的両者のコース取りがはっきりしやすいため，静的モデルも高い確率で上記条件を満たし，大きな差は見られなかった．しかし，この場合でも動的モデルの方が高い確率で条件を満たしており，コース選択のパターンも静的モデルより少なく，確率的に様々なコースを取るのではなく，ある程度絞り込まれたコース取りを高い確率で選択していることが判る．設定条件 2 では「強引」同士の組合せのため，動的モデルの効果が顕著に表れている．静的モデルでは両者が張り合っ，確率的なコース選択が多くなるため，上記の条件を満たす確率が約 60% と低くなっている．一方，動的モデルでは判断特性の変化により，どちらかがイン側に向うのを諦めるとコース選択がはっきり分かれる様子を再現しており，上記の条件を 90% を超える高い確率で満たしている．また，設定条件 1 の場合と同様に，取り得るコース選択のパターンも静的モデルよりも絞り込まれていることが判る．以上のように，より実際の歩行者のコース選択のパターンに近いコース取りを再現していることが判る．

また，シミュレータによるコース選択と歩行者の歩行経路の例として，設定条件 1 (Setting 1) での結果を図 11 に，設定条件 2 (Setting 2) での結果を図 12 に示す．それぞれの図において，(a) は 2 人の歩行者の歩いた経路を示しており，特に死角を外れて互いに相手が見える状態 (Finding) から交差する直前まで（以下「すれ違い中」と言う）の，一步毎の歩行者の位置を示している．ここで，すれ違い中に要した歩数はそれぞれ 6 歩と 5 歩であり，これが以降 (b) ~ (d) のグラフの横軸に反映している．(b) はすれ違い中の歩行者 A の優位性 (Superiority) と，それぞれの歩行者の選択したコースを示している．(c)(d) は，それぞれの歩行者 A，B の判断特性を示す領域 I ~ III の割合と M_B の値，さらにアウト側コースの選択確率 (P_a , P_b) の変化を示している．上記の判断特性の変化を考慮した動的モデルの場合の値に加えて，判断特性が変化しない静的モデルの場合での値も示している．静的モデルの場合の判断特性を示す領域は，Fixed Area で示される点線で与えられ，コースの選択確率の遷移は $P_{a \text{ fix}}$ と $P_{b \text{ fix}}$ で示される．

設定条件 1 では，以下の歩行者の挙動が見られた．図 11(a)(b) より，すれ違い中は歩行者 B が位置的な優位性を保ち続け，歩行者 A がアウト側、歩行者 B がイン側のコースを選択し続けている．その結果，歩を進めるとに歩行者 B の優位性が増し，当初は弱気な判断特性であった歩行者 B がコーナーのイン側を勝ち取り，強引な判断特性を持っていた歩行者 A がアウト側で交差している．

この時の判断および判断特性の遷移は，図 11(c)(d) より以下のようにになっている．最初の 1 歩目は両者とも駆け引きの領域 II にあるが，この試行では優位性通りに歩行者 A がアウト側，歩行者 B がイン側のコースを選択している．その 1 歩目のコース選択の結果によって，歩行者 B は「弱気」から「強引」の方向に判断特性を変化させている．一方，歩行者 A は「強引」な傾向は維持するが，その強引さの度合いは下げている．また，歩を増すごとに両者の「戦略」的な傾向が弱まり「着実」な特性に変化している．このような判断特性の変化によって，3 歩目には歩行者 A がアウト側，歩行者 B がイン側を選択する領域 III となり，以降すれ違いが完了するまでイン側とアウト側の選択が明確に分かれる様子が見られる．これに対して，判断特性が変化しない場合は判断の閾値が固定され (Fixed Area)，図に見られるように，両歩行者のコース選択確率 ($P_{a \text{ fix}}$, $P_{b \text{ fix}}$) は常に駆け引きの領域となるため，コース選択が確率的となって迷走する可能性があることが判る．

設定条件 2 のシミュレーションでは，以下のような歩行者の挙動が見られた．図 12(a)(b) より，すれ違い中は歩行者 B が位置的な優位性を保ち続け，優位性にしがって常にイン側のコース選択をしている．他方，歩行者 A は最初の 1 歩目だけイン側を選択したのち，2 歩目以降はアウト側のコースを選択している．これは，歩行者 A が 1 歩目に駆け引きに出てイン側のコース選択を行ったが，優位性が改善しなかったためイン側を止めて，以降アウト側を選択したことを再現している．3 歩目以降は優位性の差が明らかになり，歩行者 A がアウト側，歩行

(d) Judgments and selection probability (pedestrian B)

(d) Judgments and selection probability (pedestrian B)

Fig. 11 Results of simulation (setting 1)

Fig. 12 Results of simulation (setting 2)

者 B がイン側のコース選択を継続して、すれ違いを完了している。

この時の判断および判断特性の遷移は、図 12(c)(d) より以下のようにになっている。最初の 1 歩目は両者とも駆け引きの領域 II にあり、歩行者 A が駆け引きの行動に出たため、両歩行者ともイン側のコースを選択している。その後、歩行者 A の駆け引きは失敗に終わり、以降の判断特性では徐々に「強引」さの度合いを低くし、「着実」な方向に変化させている。一方、位置的に優位な歩行者 B は「強引」さを維持した後に、急激に「着実」な方向に判断特性を変化させている。その結果、3 歩目以降は歩行者 A がアウト側、歩行者 B がイン側を選択する領域 III にコースの選択確率が遷移し、以降すれ違いが完了するまでイン側とアウト側の選択が明確に分かれていく様子が

Table 4 Pedestrians' gain (case 1 & case 2)

Pedestrian A		Pedestrian B	
Collision Gain: Ca	0.173	Collision Gain: Cb	0.173
Avoidance Gain: Aa	0.081	Avoidance Gain: Ab	0.081
Collision Gain: Cb	0.173	Collision Gain: Ca	0.173
Avoidance Gain: Ab	0.081	Avoidance Gain: Aa	0.081

見られる．これに対して，判断特性が変化しない場合は固定された判断の閾値 (Fixed Area) に対し，歩行者 A のコースの選択確率 ($P_{a \text{ fix}}$) が常に駆け引きの領域にあり，コース選択が確率的となり迷走する可能性があることが判る．

設定条件 1 では，位置関係にしたがって両歩行者の判断特性の「強引」「弱気」の関係が逆になる様子が見られた．さらに，歩が進むにつれて優位性が逆転する可能性が無くなるため「着実」な方向に判断特性を変化させていく様子も見られた．また，設定条件 2 では，最初に両歩行者が「強引」な判断特性によってイン側のコースを取り合っていたが 2 歩目に歩行者 A がアウト側に避けると，以降の両者の判断特性に差がつく様子が見られた．どちらの設定条件も，最初の 2 歩目までは両者のコースの選択確率が駆け引きの領域にあったが，3 歩目以降は駆け引きの領域から外れ，イン側とアウト側に分かれて遷移している様子が見られる．以上のように，コース選択と歩行者の経路の例からも，現場調査で見られたコース選択の特徴に一致する挙動が確認できており，また，判断特性の変化を考慮しない場合に見られる不自然な迷走の発生の可能性も少なく，より実際に近い歩行者の挙動を再現できていると考えられる．

6.3 判断シミュレータによる検証

以下では，実際の歩行者のすれ違いの挙動に対して，提案モデルを用いて歩行者の判断をシミュレートすることでモデルの妥当性の検証を行う．シミュレーションを行うモデルケースとして，現場調査⁽¹¹⁾の結果から以下の 2 つのケースを設定した．

Case 1 駆け引きを行ったが優位性を逆転できずアウト側に戻った

一方の歩行者が 2 歩目に駆け引きでイン側のコース選択を行ったが成功せず，アウト側に戻った．結果として最初の優位性通りのコースによってすれ違いを行った．

Case 2 駆け引きを行うことで優位性が逆転した

一方の歩行者が 1 歩目に駆け引きによってイン側のコースを選択した結果，優位性が逆転した．その結果，相手がアウト側にコースを変更し，最初の優位性とは逆のコースによってすれ違いを行った．

以上のケースでの実際の歩行者の経路とその時のコース選択の結果を基に，提案モデルにしたがって判断特性とコースの選択確率の遷移をシミュレートする．ここでは，シミュレートされた判断と実際の判断（選択されたコース）を比較することで提案モデルの妥当性を検証する．また，併せて判断特性が変化しない静的モデルとの比較も行う．ここで，シミュレートする歩行者の初期の判断特性として，表 4 の利得を設定した．これらの利得は，現場調査から得られた結果⁽¹²⁾から算出したものである．

6.4 実際の調査結果と判断シミュレータの結果の照合

図 13, 14 に，それぞれケース 1 (Case 1) とケース 2 (Case 2) での実際の歩行者の挙動と判断シミュレータでの結果を示している．それぞれの図において，(a) は 2 人の歩行者が実際に歩いた経路を示しており，すれ違い中は一步毎の歩行者の位置を示している．ここで，すれ違い中に要した歩数はどちらのケースも 4 歩であり，以降 (b) ~ (d) のグラフの横軸に反映している．(b) はすれ違い中に歩行者が実際に選択したコースと歩行者 A の優位性を示している．(c)(d) は，それぞれすれ違い中の歩行者 A, B の判断特性を示す領域 I ~ III の割合と M_B の値，さらにアウト側コースの選択確率 (P_a , P_b) の変化を示している．ここでは，上記の判断特性の変化を考慮した動的モデルの場合の値に加えて，判断特性が変化しない静的モデルの場合での値も示している．静的モデルの場合の判断特性を示す領域は Fixed Area で示される点線で与えられ，コースの選択確率の遷移は $P_{a \text{ fix}}$ と $P_{b \text{ fix}}$ で示される．

Fig. 13 Simulation of judging (case 1)

Fig. 14 Simulation of judging (case 2)

図 13(a)(b) より，ケース 1 では歩行者は以下に記す行動とコース選択を行っている．歩行者 A は 1 歩目から位置的に不利な状況にあったが，2 歩目で優位性が改善したため駆け引きの行動に出てイン側のコースを選択した．しかし，3 歩目で再び優位性が悪化したため，駆け引きをやめてアウト側のコースを選択している．一方，歩行者 B は位置的な優位性にしたがってイン側のコースを選択し続けた．

このケースでの判断をシミュレートした結果を図 13(c)(d) に示す．判断特性は歩行者 A，B とともに「戦略」的な傾向が弱まり，「着実」な判断特性に変化させている．特に，歩行者 A は「弱気」な傾向を示しつつ，他方で歩行

者 B は「強引」な傾向を示しつつ判断特性を変化させている。コースの選択確率は、歩行者 A がイン側を選択した 2 歩目だけ駆け引きの領域Ⅱとなり、それ以外は両者とも領域Ⅲにあって歩行者 A がアウト側、歩行者 B がイン側のコース選択を行っている。すなわち、歩行者 A の 2 歩目のみ駆け引きを行う機会があり、歩行者 A は駆け引きの行動に出たが、それ以外は両歩行者とも優位性に従ってコースが確定されていたことが判る。この結果は実際の歩行者の行動に一致し、駆け引きの判断の必要性も合理的に説明できるものとなっている。

一方、判断特性が変化しない静的モデルの場合、歩行者 B のコースの選択確率も 2 歩目が駆け引きの領域 (Fixed Area の内側) となっている。その歩行者 B の 2 歩目において優位性に従ったイン側が選択されれば、実際の判断結果と一致する結果が得られるが、不自然な行動となるアウト側の選択も許容するものであり、そこで駆け引きの判断が必要である理由は合理的に説明できない。

図 14(a)(b) より、ケース 2 では歩行者は以下に記す行動とコース選択を行っている。1 歩目は歩行者 B が優位であったが、歩行者 A が駆け引きの行動に出て、両者ともイン側のコースを選択している。この時の歩行者 A の駆け引きは成功し、2 歩目に優位性が逆転している。以降は両者とも優位性に従ってコース選択を行い、歩を進めるごとに位置的な優位性の差が大きくなっている。

このケースでの判断をシミュレートした結果を図 14(c)(d) に示す。判断特性はコース選択が分かれた 2 歩目以降で、歩行者 A は徐々に「強引」な判断特性に変化し、歩行者 B は徐々に「弱気」な判断特性に変化している。また、両者の判断特性は徐々に「着実」な方向へ変化している。その結果、コースの選択確率は歩行者 A, B とも 2 歩目までは駆け引きの領域Ⅱにあったが、それ以降は、両者とも歩行者 A がイン側、歩行者 B はアウト側のコース選択を行う領域Ⅰとなっている。すなわち、1 歩目に歩行者 A は駆け引きに出て優位性の逆転を引き起こしたが、歩行者 B は 2 歩目に駆け引きを行わなかったため、以降の両者のコースは優位性に従って確定されていたことが判る。この結果は実際の歩行者の判断結果に一致し、駆け引きの判断の必要性も合理的に説明できる。

一方、判断特性が変化しない静的モデルの場合、歩行者 A, B のコースの選択確率がどちらも 3 歩目まで駆け引きの領域となっている。3 歩目に両者とも優位性に従うコース選択をした場合には、実際の判断結果と一致する結果が得られるが、例えば、歩行者 B がイン側を選択するとイン アウト イン アウトのような不自然な迷走となり、これを許容する駆け引きの判断の必要性は合理的に説明できない。

以上の結果、ケース 1, ケース 2 のいずれの場合も、提案の動的モデルを用いて算出された判断結果が実際の行動判断の結果に一致し、駆け引きの判断の必要性も合理的に説明できるものとなっている。従来の静的モデルの場合も実際の結果に一致する判断結果が得られるが、「どちらの歩行者がイン側を取るか」の大勢が決まる 2～3 歩目以降での駆け引きの領域への遷移によって、不自然な行動を許容する駆け引きの判断を行うことになり、提案の動的モデルがより実際に近い判断を再現していることが判る。また、ここで紹介した 2 ケース以外にも現場調査のすれ違いの結果 13 例に対して、判断のシミュレーションを行ったが同様の結果が得られている。

6.5 シミュレーションによる検証のまとめ

上記の検証の結果、提案のモデルを用いた歩行者の行動シミュレータによって、現場調査で得られた歩行者の特徴的なコース取りを高い確率で実現し、より自然で人の行動に近い歩行者の判断特性および行動が再現できることを確認できた。また、実際の行動結果をもとに判断シミュレータで算出された判断が、実際の判断結果に一致し、駆け引きの判断の必要性も合理的に説明できるものであることが確認できた。以上より、判断特性の動的な変化を考慮した提案のモデルの有効性を確認することができた。

7. 結 言

本論文では、L字通路での歩行者のすれ違い時における行動判断モデルに関して、すれ違いを行う間に状況に併せて判断特性が変化するダイナミクスを再現するモデルの提案を行った。すなわち、まずゲーム理論の最適反応戦略に対応して、すれ違いに向かう歩行者のコース取りの選択確率が優位性に従う領域と従わない駆け引きの領域の大きさに着目した。そして、これらを特徴的に定量化する指標の導入を行い、歩行者の性質および判断特性と関連付けられる考察を行い、これをモデル化する提案を行った。提案モデルでは、従来の静的モデルで用いたゲーム理論を進化ゲームに拡張することにより、特定の利得構造のもとでの相互影響による特性変化の様子を

再現した．さらに，逐次学習のアクター・クリティック法を用いることで，環境条件等の変化によって利得構造を学習し，環境変化に伴う判断特性の変化を再現するモデル化を行った．また，本モデルを導入したシミュレーションによりモデルの有効性を検証した．その結果と，歩行者のタイプによる判断特性の違いを示すことができ，従来のモデルに較べてより自然でスムーズなすれ違いを実現することができた．

文 献

- (1) “ 学校施設における事故防止の留意点について (第 1 次報告) ”, 文部科学省大臣官房文教施設企画部, (2008).
- (2) “ 施設整備マニュアル (移動に関する事項 2) ”, だれもが住みたくなる福祉滋賀のまちづくり条例 (2004).
- (3) 岡崎 基幸, “ 建築空間における歩行のためのシミュレーションモデルの研究: その 1. 磁気モデルの応用による歩行モデル ”, 日本建築学会 論文報告集, No.283 (1979), pp. 111-119.
- (4) Sommer, R., *Personal Space: The Behavior Basis of Design* (1969), Englewood Cliffs, N.J.
- (5) 小塚 滋久, 中 祐一郎, 小林 健二, “ 交錯する歩行者の衝突回避行動に関する観測と解析 ”, 日本建築学会学術講演梗概集. E (1988), pp. 563-564.
- (6) 朝田 伸剛, 大佛 俊泰, “ 歩行者の回避行動に関する考察 ”, 日本建築学会 研究報告集 II, No.71 (2001), pp. 105-108.
- (7) Rymill, S.J., and Dodgson, N.A., “A Psychologically-based Simulation of Human Behavior”, *EG UK Theory and Practice of Computer Graphics* (2005), pp. 35-42.
- (8) 依田 光正, 塩田 泰仁, “ 人間同士のすれ違い行動における動作特性および回避行動アルゴリズム: 屋外と屋内での基本実験結果 ”, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.64, No.619 (1998), pp. 959-265.
- (9) Antonini, G., Bierlaire, M., and Weber, M., “Discrete Choice Models of Pedestrian Walking Behavior”, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.40, No.8 (2006), pp. 667-687.
- (10) 大鏑 史男, 小野木 基裕, “ セルオートマトン法による避難流動のシミュレーション ”, 日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌, No.51 (2008), pp. 94-111.
- (11) Okamoto, T., and Yamada, Y., “Analysis of Human Behavior and Collision Risks at an Indoor Crossroad to Prevent Broadside Collisions”, *IARP Workshop on the Role of Robotics in Assisted Living* (2011), TB1.
- (12) 岡本 球夫, 山田 陽滋, “ 相手の駆け引きと情報の不確かさによる行動変化を考慮した出会い頭における歩行者の行動判断のモデル化 ”, 第 17 回ロボティクスシンポジウム, No.12-2 (2012), pp. 574-579.
- (13) Okamoto, T., and Yamada, Y., “Study of Conditions for Safe and Efficient Traffic in an Indoor Blind Corner-based Decision Model with Consideration for Tactics and Information Uncertainty”, *The 21st IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication* (2012), pp. 682-688.
- (14) Asano, M., Iryo, T., and Kuwahara, M., “A Pedestrian Model Considering Anticipatory Behaviour for Capacity Evaluation”, *Transportation and Traffic Theory 2009: Golden Jubilee* (2009), Springer, New York, pp. 559-581.
- (15) Neumann, J.V., Morgenstern, O., Rubinstein, A., and Kuhn, H.W., *Theory of Games and Economic Behavior* (1944), Princeton University Press.
- (16) Nash, J.F., “Equilibrium Points in n-Person Games”, *Proceedings of the National Academy of Science of USA*, Vol.36, No.1 (1950), pp. 48-49.
- (17) Roth, A.E., and Erev, I., “Learning in Extensive-Form Games: Experimental Data and Simple Dynamic Models in the Intermediate Term”, *Games and Economic Behavior*, Vol.8, Issue 1(1995), pp. 164-212.
- (18) Witten, I.H., “An Adaptive Optimal Controller for Discrete-Time Markov Environments”, *Information and Control*, Vol.34, No.4 (1977), pp. 286-295.
- (19) Sutton, R.S., and Barto, A.G., *Reinforcement Learning: An Introduction* (1998), A Bradford Book.
- (20) Houk, J.C., Adams, J.L., and Barto, A.G., “A Model of How the Basal Ganglia Generate and Use Neural Signals that Predict Reinforcement”, In Houk, J.C., Davis, J.L., and Beiser, D.G.,(Eds.), *Models of Information Processing in the Basal Ganglia* (1995), The MIT Press, pp. 249-270.