

第3節 協力する知能をつくる ー 運転から言語獲得までを統べる協力の数理

岡山県立大学 岩橋 直人

はじめに

協力は人間の根本的な特徴である。今世紀初頭から、協力に関して、生物学的起源、社会科学的性質、認知・脳機能、数理・物理原理などの視点から多角的に理解することの重要性が強く認識され始めている¹⁾。また、多様性を認め合う社会の実現のため、さまざまなニーズに応じて人々を支援する技術、人々のつながりを媒介する技術、人々の相互理解を促進する技術など、本質的に協力を中核とする応用技術の開発が求められている²⁾。これまでの分野横断的な研究を通して大きな成果が得られているが、未解決の重要課題も多く残されている。

著者らは、人間および機械の協力に関する理論および工学応用を総合的に研究する『協力の理論』プロジェクト³⁾を実施している。協力の数理研究において、従来から機械同士で協力できる知能モデルは多く提案されているが、著者の知りうる限りでは人間と協力できる知能モデルはまだつくられていない。協力において人間がさまざまなストラテジーを取りうることや、互いに理解し合う必要があることなどが、人間と協力する知能モデルを作ることを困難にしている。本節では、人間と協力する知能の汎用的な数理モデルとして、著者が提案した階層均衡ー階層推論 (H²EI: Hierarchical equilibrium and hierarchical inference) を紹介する。

本節の構成は次のとおりである。1項で、H²EIの概要を示す。2項で、H²EIの身体的協力への適用について、運転と共同運搬を具体例にして説明する。3項で、H²EIの言語的協力への適用について、言語理解・生成と言語獲得を具体例にして説明する。4項では、協力タスクに応じた役割分担の調整時間を比較することで、適用範囲が広いH²EIの全体的な特徴を整理する。そして最後にまとめである。

1. 協力の数理

一般に、協力は各エージェントの独立した意思決定に基づいて行われる。ここでは、協力の意思決定に階層性があることを示し、その数理モデルであるH²EIについて簡潔に説明する。

1.1 意思決定の階層性

協力における意思決定は、次のような階層性を有すると考えることができる。

| | |
|----------|--|
| 役割調整 | : 与えられた協力タスクにおいて、各エージェントが互いに分担する役割を 発見・調整・選択・共有する。 |
| インタラクション | : 役割調整によって決定された役割分担に従って、各エージェントが自らの 行動を他のエージェントの行動と調整し合う。 |
| アクション | : 与えられたダイナミクスと制約に従って、各エージェントが独立に行動する。 |

これらの意思決定の中で、特に役割調整は、協力全体の枠組みを定めるものなので非常に重要であると言える。しかし、従来研究では、アクションとインタラクションのモデリングのみが行われ、役割調整のモデリングは行われていない。数理的には、マルチエージェントのアクションが特定の均衡点へ収束することに焦点を当てるものであった。しかし、一般に均衡点は複数または無限個存在するため、それらの中からエージェントがお互いに同じ均衡点を選択する必要がある。この均衡点を役割の定義とすることができる。H²EIは役割調整すなわち均衡点選択プロセスを内包している。

1.2 階層均衡—階層推論 (H²EI)

H²EI は、情報理論、制御理論、ゲーム理論、力学系理論、機械学習理論、認知科学などの関連分野の知見に基づいて作られており、相互信念のモデルである階層均衡 (HE : Hierarchical equilibrium) と、HE の推論プロセスである階層推論 (HI : Hierarchical inference) の二つから成る。

階層均衡 (HE) : 各エージェントが持つ相互信念を表す二階層の均衡モデルであり、一段目である役割レベルの均衡最適化プロセスと、二段目の行動レベルの均衡最適化プロセスを結合したものである。

階層推論 (HI) : HE を推論する二階層のプロセスであり、HE のパラメータの推論に加えて、その推論に対する確信度をメタ相互信念として推論する。

1.2.1 階層均衡 (HE)

エージェント 1 とエージェント 2 は、それぞれ自身の相互信念を有している。エージェント i の相互信念を表す HE は、役割ダイナミクス f_i^{role} 、エージェント 1 の行動ダイナミクス $f_{i,1}^{act}$ 、エージェント 2 の行動ダイナミクス $f_{i,2}^{act}$ 、および実行しようとするタスクのダイナミクス f^{task} の結合によりモデル化される (図 1)。各ダイナミクスは以下のように定式化される。

$$\begin{aligned} a_{i,t+1}, b_{i,t+1} &= f_i^{role}(a_{i,t}, b_{i,t}, z_{i,t}, c_{i,t}) \\ y_{i,1,t+1}, x_{i,1,t+1} &= f_{i,1}^{act}(y_{i,1,t}, x_{i,1,t}, a_{i,t}, z_{i,t}, u_{i,1,t}) \\ y_{i,2,t+1}, x_{i,2,t+1} &= f_{i,2}^{act}(y_{i,2,t}, x_{i,2,t}, a_{i,t}, z_{i,t}, u_{i,2,t}) \\ z_{i,t+1}, v_{i,t+1} &= f^{task}(z_{i,t}, v_{i,t}, y_{i,1,t}, y_{i,2,t}) \end{aligned}$$

また、このダイナミクスの変数の評価関数 $J_i^{overall}$ は以下のとおりである。

$$J_i^{overall} = J_i^{role}(A_i, B_i, C_i) + J_{i,1}^{act}(Y_{i,1}, X_{i,1}, A_i, U_{i,1}) + J_{i,2}^{act}(Y_{i,2}, X_{i,2}, A_i, U_{i,2}) + J^{task}(Z_i)$$

ここで J_i^{role} 、 $J_{i,1}^{act}$ 、 $J_{i,2}^{act}$ 、および J^{task} は、それぞれ f_i^{role} 、 $f_{i,1}^{act}$ 、 $f_{i,2}^{act}$ 、および f^{task} の評価関数である。

この評価関数は、両エージェント間の役割レベルと行動レベルの二階層の均衡を表す。各エージェントが自身に対するこの評価関数を最適化するように振る舞う。第一階層では両エージェントの役割ダイナミクス間で、 J_1^{role} 、 J_2^{role} に基づいた均衡最適化が行われ、これにより第二階層における均衡点の選択を行う。第二階層では、第一階層で選択された均衡点に従って、各エージェントの相互信念の中の行動ダイナミクス間で、 $J_{i,1}^{act}$ 、 $J_{i,2}^{act}$ に基づい

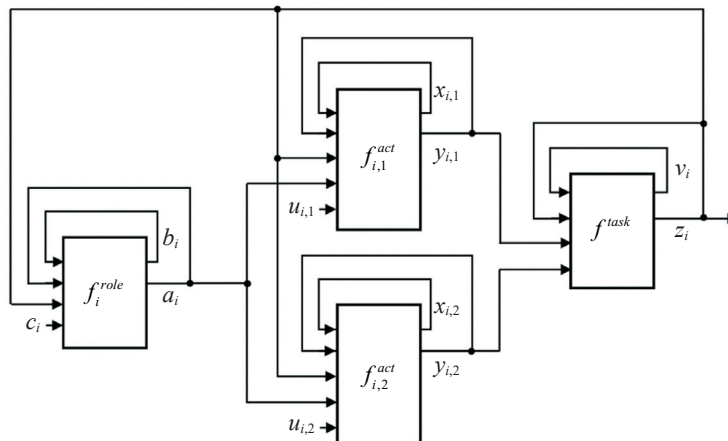


図 1 階層均衡 (HE)

た均衡最適化を行う。前項で述べた意思決定の階層と HE におけるダイナミクスの階層との対応を図 2 に示す。なお、行動ダイナミクスは複数均衡点（軌道）を生成することが求められるが、表現モデルとして、著者らが開発した Reference-dependent-HMM⁴⁾ や Equilibrium Trellis Inference⁵⁾ などを用いることができる。

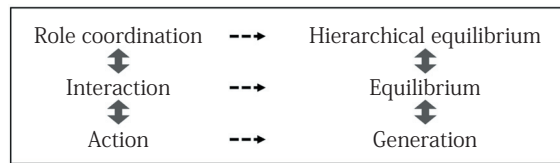


図 2 意思決定の階層と HE におけるダイナミクスの階層との対応付け

1.2.2 階層推論 (HI)

HI は、事前情報と他者とのインタラクションを通して得られるオンライン情報に基づいて適応的に、自己の相互信念 (HE) と、自己の相互信念と他者の相互信念の関係についての信念 (メタ相互信念と呼ぶ) を階層的に推論する。メタ相互信念の構造は図 3 に示すとおりである。

HI は、伝統的な相互信念の理論⁶⁾ と比べて二つの点で優れている。まず一つ目は、各エージェントが相互信念を調整し合う推論機構を有している点である。各エージェントの相互信念は主観的なものであり決して一致することはないので、相互信念に関する最も重要な課題は、異なる相互信念のもとで協力が達成されるメカニズムの解明である。しかし、伝統的な相互信念の理論は、そもそもエージェントが一致した相互信念を持っていることを前提にしているため、この課題を解決しない。これに対して、HI はメタ相互信念を導入することにより、この課題を解決しようとしている。

二つ目は、相互信念をモデル化するときに必要な心的な自己再帰反射が、二つのダイナミクス間の均衡で表されている点である。これは相互信念を HE によって表現していることから生じる特徴である。伝統的な相互信念の理論では、心的な自己再帰反射をモデル化するために、向き合う鏡のメタファが使われている。しかし、情報理論、制御理論、物理学、生理学、神経学の観点から脳やコンピュータの中で向き合う鏡の性質の実現可能性について触れられていないか適切な見解が示されていない。これに対して、提案しているモデルで用いられている二つのダイナミクス間の均衡であれば、脳でもコンピュータでも実現可能であると考えられる。

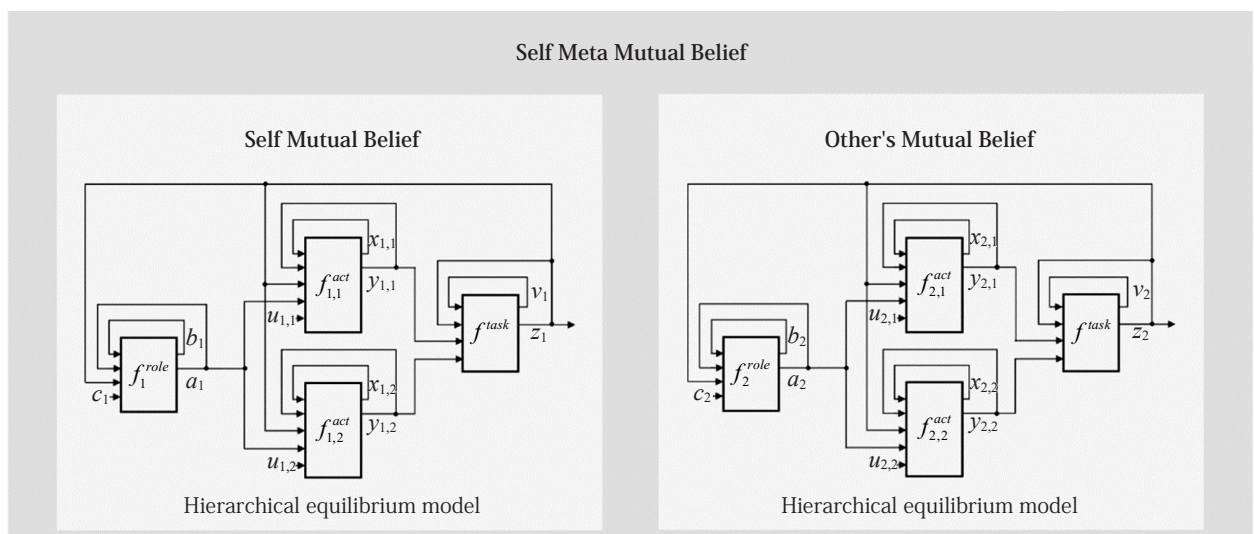


図 3 自己の相互信念と推論によって得られる他者の相互信念を内包しているメタ相互信念の構造

1.3 同期モデルとしてのH²EI

H²EIは、非協力ゲーム⁷⁾、動的ゲーム⁸⁾、分散制御⁹⁾、生物学的振動子¹⁰⁾、カオス同期¹¹⁾、結合リカレントネットワーク^{12,13)}、結合時系列確率モデル¹⁴⁾、再帰推論¹⁵⁾など、幅広い同期の数理モデルを一般化、特殊化、拡張したものともみることができる。これらの従来研究の中でのH²EIの位置づけを明確にするため、ここでは特にカオス同期と非協力ゲームとの関係について簡単に述べる。

1.3.1 カオス同期との関係

カオス同期¹¹⁾は、送信側のカオスが一部の変数の値のみを受信側のカオスに送信するだけで、送信側と受信側のカオスのすべての変数の動きが一致する現象である。『カオス同期はまるで相手に合わせて踊っているダンサーのようである』というStrogatzによる比喩¹⁶⁾はカオス同期と協力とのつながりを示唆する。カオス同期におけるダイナミクスの構成を図4に示す。一方で、2エージェントの協力を表現するH²EIの結合は図5のとおりである。この結合のダイナミクスを、エージェント1が動作情報をエージェント2に送信することで、エージェント1とエージェント2のダイナミクスのすべての変数の動きが一致すると解釈すると、カオス同期とH²EIとの類似性が理解できる。逆に違いは、カオス同期では送信側と受信側でダイナミクスを共有しているのに対して、H²EIでは互いに相手のダイナミクスを推論し合う点である。

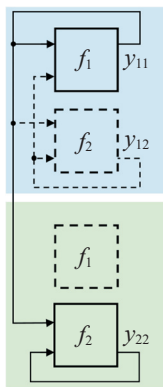


図4 カオス同期

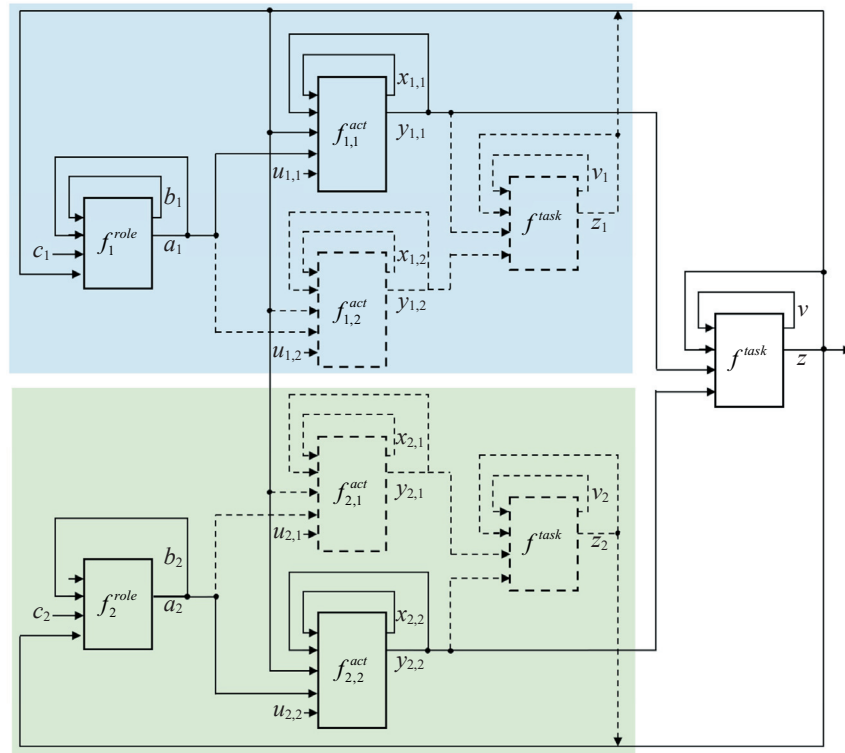


図5 H²EIの結合

1.3.2 非協力ゲームとの関係

非協力ゲームは、互いに相手のふるまいを決定づけることから、エージェント間の同期と考えることができる。特に予測を伴っていることが特徴である。非協力ゲーム⁷⁾における2エージェントの評価関数を、それぞれ $J_1(Y_1, Y_2)$ 、 $J_2(Y_1, Y_2)$ とする。一般に、これらの評価関数は、各エージェントの戦略のみに依存する J_1^s 、 J_2^s と、両エージェントの戦略に依存する J_1^c 、 J_2^c に分解可能であり、さらに、これらは、協力的成分である共通部分 $J^{cc}(Y_1, Y_2)$ と、競合的成分（ゼロサム成分）である差分 $J^{cd}(Y_1, Y_2)$ に分解可能である。これらの関係は次式のとおりである。

$$J_1(Y_1, Y_2) = J_{1,1}^s(Y_1) + J_{1,2}^s(Y_2) + J_1^c(Y_1, Y_2) \quad (1)$$

$$= J_{1,2}^s(Y_1) + J_{1,2}^s(Y_2) + J^{cc}(Y_1, Y_2) + J^{cd}(Y_1, Y_2) \quad (2)$$

$$J_2(Y_1, Y_2) = J_{2,1}^s(Y_1) + J_{2,2}^s(Y_2) + J_2^c(Y_1, Y_2) \quad (3)$$

$$= J_{2,1}^s(Y_1) + J_{2,2}^s(Y_2) + J^{cc}(Y_1, Y_2) - J^{cd}(Y_1, Y_2) \quad (4)$$

これらの評価関数は、均衡点の一致のみを考慮するならば、次の評価関数と等価である。

$$J_1(Y_1, Y_2) = J_{1,1}^s(Y_1) + J^{cc}(Y_1, Y_2) + J^{cd}(Y_1, Y_2) \quad (5)$$

$$J_2(Y_1, Y_2) = J_{2,2}^s(Y_2) + J^{cc}(Y_1, Y_2) - J^{cd}(Y_1, Y_2) \quad (6)$$

さらに、 $J^{cd}(Y_1, Y_2) = 0$ ならば次式となる。

$$J_1(Y_1, Y_2) = J_{1,1}^s(Y_1) + J^{cc}(Y_1, Y_2) \quad (7)$$

$$J_2(Y_1, Y_2) = J_{2,2}^s(Y_2) + J^{cc}(Y_1, Y_2) \quad (8)$$

一方で、 H^2EI における評価関数は役割調整ダイナミクスを除けば次のとおりである。

$$J_i(Y_{i,1}, Y_{i,2}) = J_{i,1}^{act}(Y_{i,1}) + J_{i,2}^{act}(Y_{i,2}) + J^{task}(Y_{i,1}, Y_{i,2}) \quad (9)$$

式 (7) ~ (9) において、 $J_{i,1}^{act}(Y_{i,1}) = J_{1,1}^s(Y_1)$ 、 $J_{i,2}^{act}(Y_{i,2}) = J_{2,2}^s(Y_2)$ 、 $J^{task}(Y_{i,1}, Y_{i,2}) = J^{cc}(Y_1, Y_2)$ とすると、非協力ゲームにおける式 (7)、(8) による均衡点は、 H^2EI における式 (9) の局所最適解と一致する。一方、非協力ゲームと H^2EI の違いは、非協力ゲームでは均衡点が任意に選択されるが、 H^2EI では役割ダイナミクスがエージェント行動ダイナミクスの均衡点 (評価関数の局所最適解) の選択を行うことである。

2. 身体的協力

代表的な身体的協力である運転と共同運搬の二つのタスクへの H^2EI の適用について述べる。著者らは、協力の研究を推進するため、仮想空間でさまざまな協力タスクを設定・実行・評価するためのソフトウェアプラットフォーム $RoCoCo^{17,18)}$ を開発した。RoCoCo での実行結果を示しながら説明する。

2.1 運転

課題

運転の多くの場面において、交通規則を守ること (エゴセントリックな運転) に加えて、他車との関係を良好に保つこと (協力的な運転) が重視される。このことから、運転は一般的な協力の課題を説明するためにもわかりやすい例を与えてくれる¹⁹⁾。たとえば、直進している二台の車のどちらも回避行動をとらなければ正面衝突する状況において、停止を除けば、図 6 のような回避運転をすれば衝突は回避できる。しかし、複数の回避運転の役割分担 (一方が左右どちらかに避ける、両者とも左に避ける、両車とも右に避ける) が存在し、両車がお互いに整合がとれた役割分担を独立に選択しなければならないことが、問題を難しくする。後で説明するが、これは典型的な均衡選択問題である。このほかに、協力の特徴が際立つ状況として、狭路でのすれ違い、合流、追い越し、駐車スペースの確保、危険回避などが上げられる。図 7 に、狭路すれ違いと危険回避の具体例状況を示す。従来、このようなゲーム理論的な状況における認知特性の研究は行われてきたが、まだ、数理モデルは提案されていない。自動運転の研究が盛んであるが、協力運転技術²⁰⁾ について試行錯誤が続けられているが均衡点選択問題を解決するに至っておらず、間接的なアプローチとして複数軌道生成・予測²¹⁾ に焦点が当てられている。

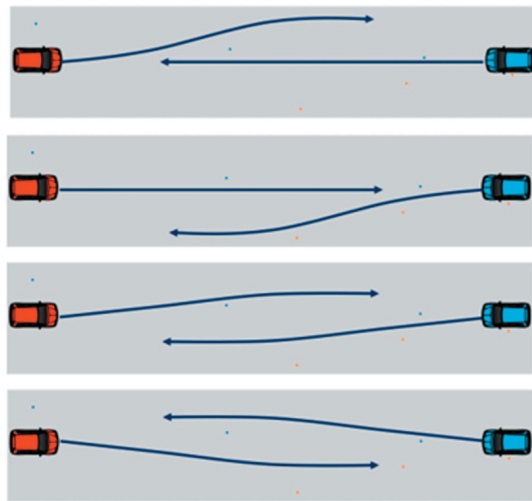
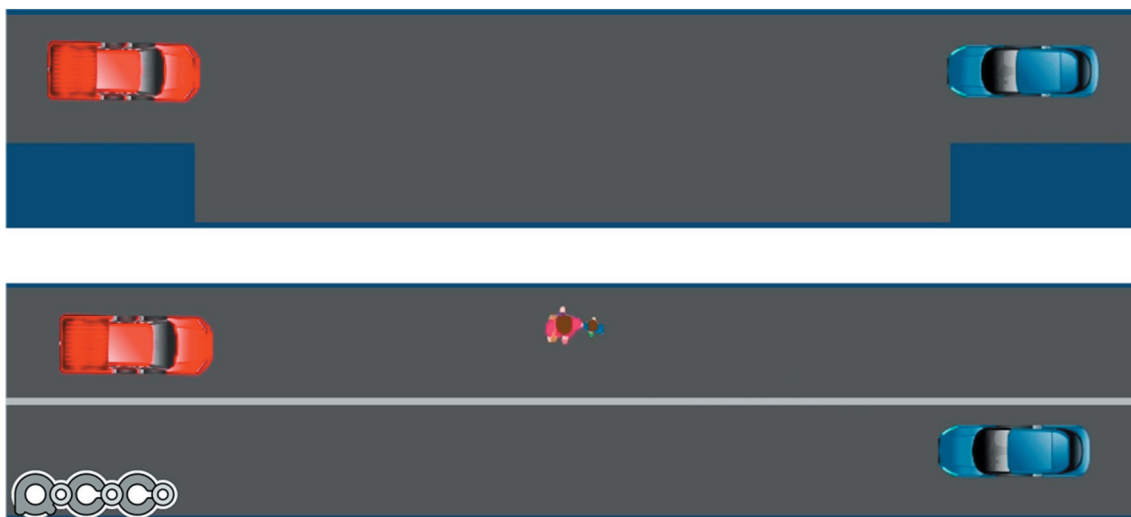


図6 衝突回避運転における複数の役割分担候補



- 上：狭路における対向車とのすれ違い。どちらか一方の車両がサイドスペースに避ける必要がある。
- 下：赤い車両は速度が速いのでブレーキをかけるだけでは、車道に飛び出した歩行者との衝突を回避することができない。赤い車両が歩行者との衝突と青い対向車との正面衝突のどちらも回避するためには、青い対向車との協力運転が必要である。

図7 協力が必要な状況の例

モデリング

衝突回避運転は数理的に次のように表現できる。図6で示した複数の軌道の組のそれぞれは、両車の評価関数の均衡点である。よって、衝突回避運転とは、両車が独立に均衡点（役割分担）を選択して、その均衡点（役割分担）を条件として互いに均衡軌道を生成することである。均衡点選択問題の妥当な数学的解決法が存在しないことが、衝突回避運転の数理的アプローチを困難にしている。これを解決したH²EIによる運転モデルを図8に示す。役割ダイナミクスにおいて回避運動のための役割分担を調整し、車両ダイナミクスにおいて車の運動制御を行う。衝突回避ダイナミクスに基づいて衝突を回避する運動計画が作られる。このモデルを用いて協力的な自動運転が実現できる²²⁾。

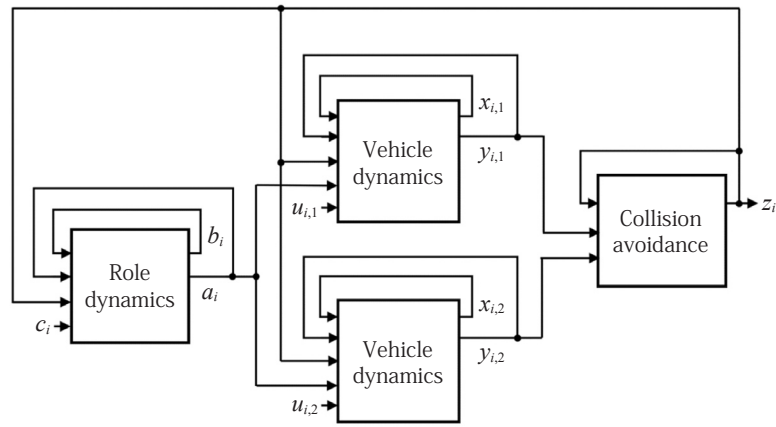
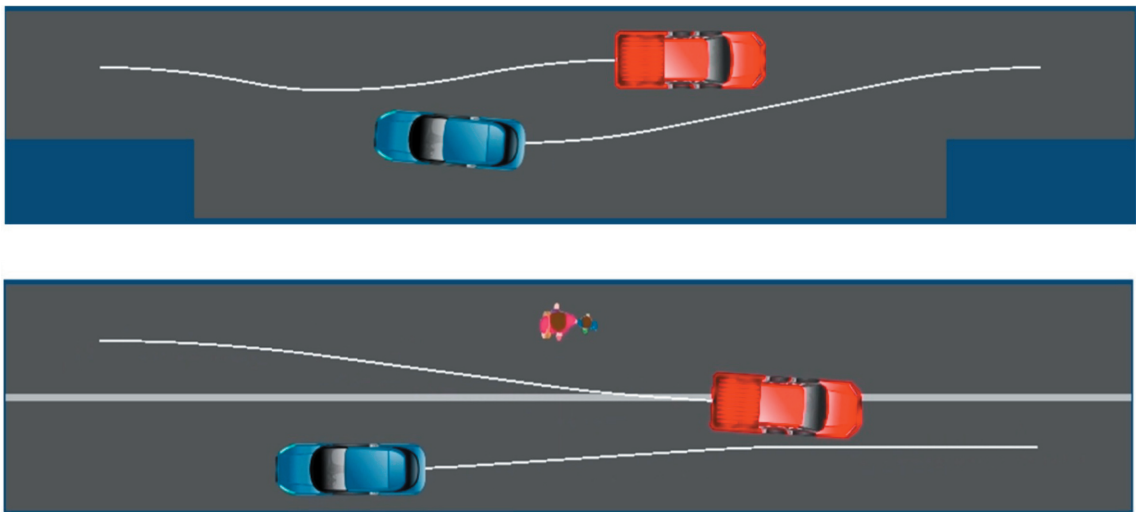


図8 運転モデル

効果

RoCoCo でシミュレーションした自動運転車の運動軌跡の例を図9に示す。上の図では役割調整ダイナミクスの働きがはっきりと見て取れる。回避運転が開始された時点での両車両の役割分担の不整合を推定し、修正することで、衝突を回避できている。下の図では軌道の均衡制御の働きがわかりやすい。なお、各車両が独立に自身の運動を制御していることを改めて指摘しておきたい。



- 上：両車両が同時にサイドスペースへの回避を始めた（各車両が整合しない役割分担を選択した）。自動運転車が、その状況で正面衝突するリスクを計算し、経路（役割分担）を変更することで衝突が回避された。
- 下：赤い車両は、青い車両が衝突回避に協力的な運転をすることを予測して、歩行者の横を通り抜けた。一方、青い車両は、赤い車両がそのような回避運転をすることを予測して赤い車との衝突を回避する運転を行った。こうしてすべての衝突が回避された。

図9 自動運転による衝突回避（赤い車両：自動運転，青い車両：人間による運転）

2.2 共同運搬

課題

人間とロボットによる共同運搬は長年研究が続けられている^{23,24)}。ここでは机の運搬（図10）を例にして説明する。机の共同運搬では、二人のエージェントは、実行中に互いの労力を調整し、障害物回避の経路を選択しながら、目的地まで机を運ぶことが求められる。机を介して常に互いの動きが直接影響を及ぼし合う。



図 10 人間とロボットの机の共同運搬

モデリング

2 エージェントが実時間で互いに調整する、労力、経路、目的地における机の向きを、役割であるとみなす。H²EI による共同運搬モデルを図 11 に示す。共同運搬モデルは運転モデルとほぼ変わらない。異なるのは、タスクダイナミクスが 2 エージェントが机に与える力と机の速度の関係を表し、エージェント間の動作に力学的な制約を与えることである。

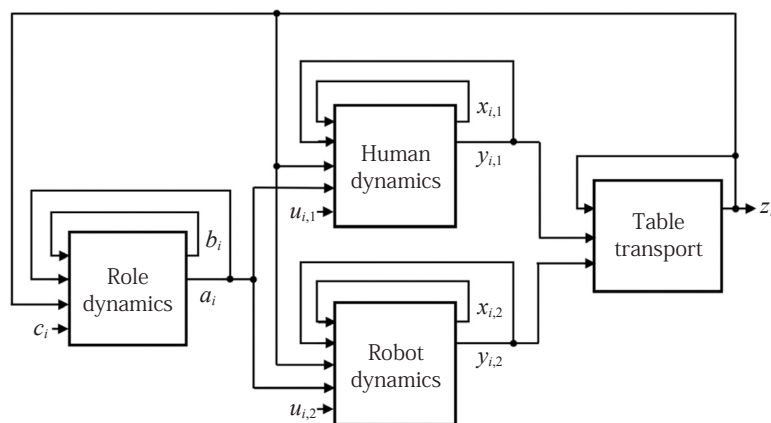


図 11 共同運搬モデル

効果

RoCoCo を用いて、人間同士、人間と機械、機械同士での共同運搬の実験を行った。人間はゲームコントローラを使ってエージェントを操作した(図 12)。人間と機械の運動軌道の例を図 13 に示す。机による力学的な制約により、エージェント間の協力が効率的でない場合、エージェントが机に与える力が干渉し合い力の損失が生じる。この力の損失を人間と機械のそれぞれに対して計算した結果を表 1 に示す。人間同士→人間と機械→機械同士の順で損失が小さくなった。このことから、人間よりも人間と効率的に協力する機械が実現できたと言える¹⁸⁾。



図 12 RoCoCo のユーザインタフェース

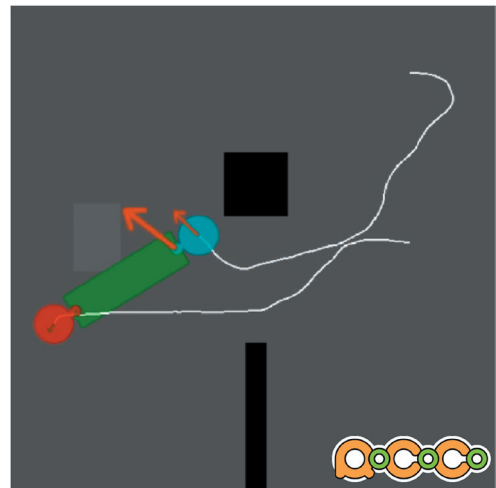


図 13 機の共同運搬の運動軌跡の例

表 1 人間同士, 人間-機械, 機械同士の協力における力の損失

| | 人間-人間 | 人間-機械 | 機械-機械 |
|----|-------|-------|-------|
| 人間 | 3.03 | 1.19 | — |
| 機械 | — | 1.19 | 0.01 |

3. 言語的協力

従来から, 言語コミュニケーションは, 言語学や認知科学などの分野において, 状況依存性, ゲーム理論, 協力的コミュニケーションの視点から研究されている²⁵⁻²⁸⁾。ここでは, H²EI による言語コミュニケーションのモデリング, および人間-ロボットコミュニケーションへの応用について述べる。人間とロボットの言語コミュニケーションは, 言語の意味が物理的かつ社会的な状況に強く依存していることが特徴であり, 理解・生成モデルはプラグマティクスの機能を備えていることが重要である。著者らは, H²EI に基づいて, 人間-ロボット・マルチモーダル言語コミュニケーション計算機構 L-Core²⁹⁻³⁶⁾ を構築した。L-Core は, 動作学習, 物体学習, ロボットに向けられた発話の検出, 言語理解・生成の学習, 質問応答の学習, 言語獲得など, さまざまな機械学習機能を統合した計算機構である。人間と L-Core とのインタラクションは, 図 14 のように音声コミュニケーション, ジェスチャー, 物体移動操作を伴う。ここでは, H²EI の役割が比較的わかりやすい言語理解・生成と言語獲得を取り上げる。



図 14 人間と L-Core のマルチモーダル言語コミュニケーション

3.1 発話理解・生成

課題

人間からの物体操作指示発話のロボットによる理解と、人間への物体操作指示発話のロボットによる生成を考える。この場合、状況依存性と対話に関する二つの課題がある。まず、状況依存性については、言語とその意味の関係に、物体を操作する物理環境が与える影響をいかに考慮するかが課題である。次に、対話については、会話の格率³⁷⁾が満たされることが望ましい。適切に省略した発話によって会話を成立させるためには、話し手が、自身の発話を聞き手が正しく理解できるか判断し、かつ、聞き手が、話し手の発話を正しく理解したか自身で判断する必要がある。つまり、以下に示した確率をいかに推定・制御するかが課題となる。

他者→自己・発話理解率：他者 (speaker) の発話の意味を自分 (hearer) が正しく理解している確率
 自己→他者・発話理解率：自分 (speaker) の発話の意味を他者 (hearer) が正しく理解する確率

モデリング

上記の状況依存性は、2項で述べた身体的協力においては、タスクダイナミクスによりモデリングされていたと言える。したがって、発話理解・生成モデルは、身体的協力モデルと同じようにつくることができる。

エージェント i の発話理解・生成モデルを図 15 に示す。ここで、基本モデルに対して大きな変更点が三つある。一つ目は、エージェント行動ダイナミクスが、発話ジェネレータと感覚運動ジェネレータの非対称なジェネレータの対に置き替わっていることである。二つ目は、タスクを指定するモジュールが加えられていることである。ここでタスクの指定とは、物体操作概念の選択を表す。物体操作概念とは「大きなぬいぐるみを持ち上げる」や「赤い箱を青い箱の上に載せる」というものであり、状況非依存な言語的意味である。三つ目は、タスクダイナミクスが物体操作ダイナミクスとなっていることである。物体操作ダイナミクスは、物体操作を実行する物理環境のダイナミクスを表す。

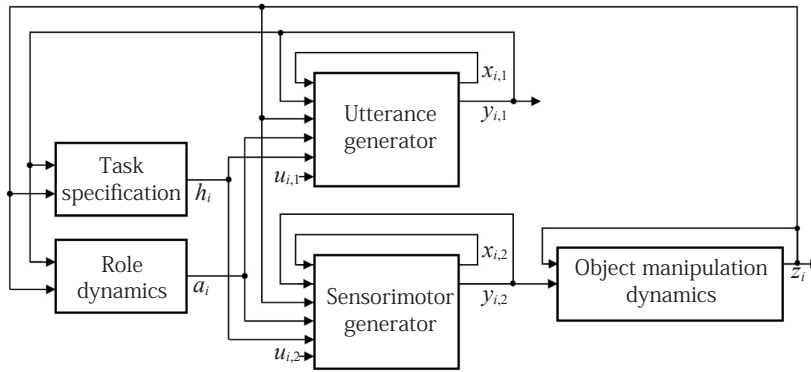


図 15 発話理解・生成モデル

発話生成・理解は、この発話理解・生成モデルを評価関数とした Stackelberg 均衡最適化プロセスとなる。エージェント 2 による発話理解は、エージェント 1 の発話 $Y_{1,1}$ からエージェント 1 によるタスク指定 h_1 を推定するプロセスとして次式で表される。

$$\hat{h}_1 = \arg \max_h \max_{Y_{2,2}, X_{2,2}, U_{2,2}} [J_2^{role}(a_2, Y_{1,1}, Z_2) + J_2^{ts}(h, Y_{1,1}, Z_2) + J_2^{sm}(Y_{1,1}, a_2, h, Z_2) + J_2^{sm}(Y_{2,2}, X_{2,2}, a_2, h, Z_2, U_{2,2}) + J^{om}(Z_2)] \quad (10)$$

ここで、 J_2^{ts} 、 J_2^{sm} 、 J_2^{sm} 、 J^{om} は、それぞれタスク指定と発話ジェネレータと感覚運動ジェネレータと物体操作ダイナミクスの変数の評価関数である。

また、エージェント 1 による発話 $Y_{1,1}$ の生成におけるエージェント 2 が上記の発話理解によって所望のタスク指定 h^* を所望の確率 p で選択するための、自己→他者・発話理解率の制御プロセスは、次式で表される。

$$\hat{Y}_{1,1} = \arg \min_{Y_{1,1}} \|g(\psi(h^*, Y_{1,1})) - p\| \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \psi(h, Y_{1,1}) = & \max_{Y_{1,2}, X_{1,2}, U_{1,2}, U_{1,1}} [J_1^{role}(a_1, Y_{1,1}, Z_1) + J_1^{ts}(h, Y_{1,1}, Z_1) + J_1^{ut}(Y_{1,1}, a_1, h, Z_1) \\ & + J_1^{sm}(Y_{1,2}, X_{1,2}, a_1, h, U_{1,2}) + J^{om}(Z_1)] \\ - & \max_{h \neq h, Y_{1,2}, X_{1,2}, U_{1,2}, U_{1,1}} [J_1^{role}(a_1, Y_{1,1}, Z_1) + J_1^{ts}(h, Y_{1,1}, Z_1) + J_1^{ut}(Y_{1,1}, a_1, h, Z_1) \\ & + J_1^{sm}(Y_{1,2}, X_{1,2}, a_1, h, U_{1,2}) + J^{om}(Z_1)] \end{aligned} \quad (12)$$

ここで、 $g(\cdot)$ はマージン ψ を確率に変換する関数であり、人間とロボットのインタラクションを通して学習される。

効果

語用論的な発話理解の例を図 16 に示す。人間がこのような状況において「のせて」と指示すると、ロボットはこの人間との過去のインタラクションの経験に基づいて、黄色いぬいぐるみを人間が持ち上げている青い箱の上の載せる。人間が意図したとおりである。上記の確率の推論・制御も実現されている^{30,34,35}。



図 16 語用論的理解の例

3.2 言語獲得

課題

言語獲得は、教育者と学習者の間の協力を必要とする双方向のプロセスであり、言語に関する相互信念の形成プロセスである。一方で、Tomasello が指摘するように、言語獲得はプラグマティクスを基盤としたプロセスである³⁸。双方向性とプラグマティクスの二つの特徴を表現できる学習モデルが求められる。ロボットは人間との身体的および言語的なインタラクションを通して言語を獲得するものとする（図 17）。



図 17 言語獲得のためのインタラクション

モデリング

前項で述べた発話理解・生成の H²EI モデルは、双方向性とプラグマティクスの特徴を併せ持つ。このモデルのパラメータをインタラクションを通してオンライン学習することで言語獲得プロセスが実現される²⁹⁻³²⁾。モデルの中の学習対象は、役割ダイナミクス、タスク指定、発話ジェネレータ、感覚運動ジェネレータ、および階層均衡のための評価関数である。学習には、人間がロボットの行動に対して、身体的なコミュニケーションを通して与える強化信号も用いられる。発話理解・生成の場合と同様に、言語獲得においても HI が重要な役割を担う。

効果

初期状態で、物体概念、動作概念、それを表す単語をまったく有していないロボットが、徐々に、人間とうまく言語コミュニケーションできるようになっていく。音韻学習も可能なので多言語に対応可能である。前項で説明した語用論的な発話理解、生成が可能となる。ここで、言語獲得によって語用論的な理解と生成が行えるようになるというよりも、むしろプラグマティクスを基盤として言語が獲得されるモデルであることを指摘しておきたい。

4. 役割分担の調整時間

これまでに、それぞれのタスクにおいて役割分担の調整が行われることを見てきた。身体的協力において、役割調整はタスク実行中にオンラインで実行される。言語理解・生成において、役割調整は過去の言語理解・生成の試行錯誤プロセス（強化学習プロセス）によって行われ、学習された役割分担は以後の言語理解・生成で用いられる。言語獲得において、事前に与えられた初期役割を用いて、その他のパラメータの学習を進めていく。このように役割分担の調整時間は協力タスクに応じて異なる。生物学的な役割分担の調整³⁹⁾までも包括して考えると、一般的に、役割分担の調整の仕方は時間特性の観点から大まかに次の三つに分類できる。それぞれのクラスにおいて要する時間の違いを図 18 に示した。

| | |
|---------|--|
| オンライン適応 | ：個々のエージェントが現在実行中のタスクのためにオンラインで役割分担を適応的に変化させる |
| 経験による学習 | ：個々のエージェントが過去の複数の実行タスクを通して役割分担を学習する |
| 淘汰 | ：エージェントの集団が淘汰を受けながら役割を調整する |

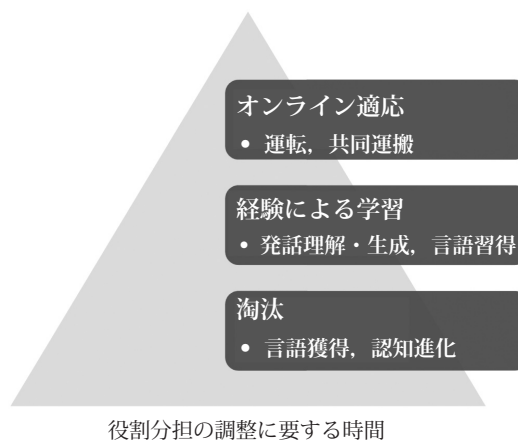


図 18 タスクのクラスによって異なる役割分担の調整に要する時間

まとめ

広範な人間活動に見られる協力の一般的な動作原理を数理的に解明し、工学的な応用を加速するため、著者によって提案された協力の汎用的な数理モデルである階層均衡－階層推論 (H^2EI : Hierarchical equilibrium and hierarchical inference) について、いくつかの適用例を上げながら概要を述べた。紙面の都合により、 HI の計算などの重要な説明を省かざるを得なかったため、詳細については本文中で引用した文献を参照していただきたい。

本節で示したように、運転、共同運搬、言語理解・生成、言語獲得とこれまで同じ枠組みで捉えられることがなかったタスクが、協力の数理理論で統一的にモデル化できるということは、我々の知的活動の基盤として協力が根本的なものであることを示唆している。その意味で、協力知能は汎用知能とも言えるかもしれない。また、読者の方々は、 H^2EI がかなり複雑であると感じられたかもしれない。実際に動作する人工知能システムを作るのに、これだけ複雑なモデルが必要であったことは、コミュニケーションする、分かり合う、協力することが、原理的に複雑なプロセスであることを浮き彫りにしている。たとえば、一般的にコミュニケーションを成功させようとしたとき、お互いに目的を共有することが重要であることは広く理解されているが、それに加えて役割分担を共有することが重要であることを、 H^2EI は明らかにしている。しかも、この役割分担の共有は複数あるいは無限に存在する役割分担の候補の中から同じ役割分担を互いに独立に選択する（均衡点選択）という解決困難な問題であり、そもそもお互いに多くの選択肢を持っていることを理解している必要があることもわかる。さらに、協力に必要なこのような知能の働きが、人間固有のさまざまな知的活動を支えているのではないかと考えさせられる。

今後は、協力の数理理論を、対話⁴⁰⁾、パワーアシストスーツ、デジタルゲームなどを含めたさらに幅広い工学領域へ適用していきたい。また、協力の問題を内包している社会的課題が山積している現状の改善に少しでも貢献できるよう、医療、福祉、教育分野での応用可能性の検証も急いで進めていく。

文 献

- 1) T. Siegried, “In praise of hard questions”, *Science*, vol. 309, no. 5731, pp. 76-77, 2005
- 2) 内閣府, “AI 戦略 2019”
- 3) N. Iwahashi, K. Funakoshi, and H. Okada, “Theory of cooperation: Cognitive and mathematical principles of cooperation and their application”, *Proceedings of Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2020, pp. 1P5-GS-7-02
- 4) 羽岡哲郎, 岩橋直人, “言語獲得のための参照点に依存した空間的移動の概念の学習”, 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 技術研究報告, 2000, pp. 39-46
- 5) N. Iwahashi, “Finding an equilibrium trellis in dynamics”, *Proceedings of Annual Conference of Japanese Society of Artificial Intelligence*, 2021
- 6) H. H. Clark, *Using language*. Cambridge University Press, 1996
- 7) J. Nash, “Non-cooperative games”, *Annals of Mathematics* pp. 286-295, 1951
- 8) D. Wishart, “Differential games. a mathematical theory with applications to warfare and pursuit, control and optimization”, *Physics Bulletin*, 1966
- 9) N. Sandell, P. Varaiya, M. Athans, and M. Safonov, “Survey of decentralized control methods for large scale systems”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 23, no. 2, pp. 108-128 1978
- 10) R. E. Mirollo and S. H. Strogatz, “Synchronization of pulse-coupled biological oscillators”, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1990
- 11) L. M. Pecora and T. L. Carroll, “Synchronization in chaotic systems”, *Physical Review Letters*, vol. 64, no. 8, pp. 821-825, 1990
- 12) T. Ikegami and M. Taiji, “Imitation and cooperation in coupled dynamical recognizers”, *Proceedings of European Conference on Artificial Life*, 1999

- 13) J. Tani, M. Ito, and Y. Sugita, "Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: reviews of robot experiments using rnnpb", *Neural Networks*, vol. 17, no. 8-9, pp. 1273-1289, 2004
- 14) 佐々木友弥, 岩橋直人, 船越孝太郎, 押川慧, 中村友昭, 長井隆行, "MDL Coupled HMM によるマルチモーダルな協調行為の学習", 第 80 回情報処理学会全国大会講演論文集, pp. 359-360, 2018
- 15) Y. Wen, *et al.*, "Probabilistic recursive reasoning for multi-agent reinforcement learning", *Proceedings of International Conference on Learning Representation*, 2019
- 16) S. Strogatz, *Sync: The emerging science of spontaneous order*. Penguin UK, 2004
- 17) <https://github.com/n-iwahashi/RoCoCo>, 2020
- 18) Y. Takatsu, M. Imaki, and N. Iwahashi, "Mathematical analysis of physical cooperative behavior of humans and machines using rococo", *Proceedings of Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2020
- 19) T. C. Schelling, *The Strategy of Conflict*. Harvard University Press 1980
- 20) J. F. Fisac, E. Bronstein, E. Stefansson, D. Sadigh, S. S. Sastry, and A. D. Dragan, "Hierarchical game-theoretic planning for autonomous vehicles", *Proceedings of International Conference on Robotics and Automation*, pp. 9590-9596, 2019
- 21) Y. C. Tang and R. Slakhutdinov, "Multiple future prediction", *Proceedings of Conference on Neural Information Processing Systems*, 2019
- 22) N. Iwahashi, "Equilibrium selective role coordination for autonomous driving", *Proceedings of International Conference on Awareness Science and Technology*, 2019
- 23) A. Mörtl, *et al.*, "The role of roles: Physical cooperation between humans and robots", *International Journal of Robotics Research*, 2012
- 24) D. P. Losey, *et al.*, "Learning from my partner's actions: Roles in decentralized robot teams", *Proceedings of Conference on Robot Learning*, 2019
- 25) D. Sperber and D. Wilson, *Relevance: Communication and Cognition*. Blackwell, Oxford, 1986, 1995
- 26) R. Clark, *Meaningful games: Exploring language with game theory*. MIT Press, 2011
- 27) N. D. Goodman and M. C. Frank, "Pragmatic language interpretation as probabilistic inference", *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 20, no. 11, pp. 818-829, 2016
- 28) S. Bridgers, J. Jara-Ettinger, and H. Gweon, "Young children consider the expected utility of others' learning to decide what to teach", *Nature Human Behaviour*, vol. 4, pp. 144-152, 2020
- 29) 岩橋直人, "ロボットによる言語獲得 — 言語処理の新しいパラダイムを目指して", *人工知能学会誌*, vol. 18, no. 1, pp. 49-58, 2003
- 30) N. Iwahashi, "A method for forming mutual beliefs for communication through human-robot multi-modal interaction", *Proceedings of the Fourth SIGdial Workshop of Discourse and Dialogue*, 2003, pp. 79-86
- 31) —, "Robots That Learn Language: A Developmental Approach to Situated Human-Robot Conversations.", *Human Robot Interaction*, pp. 95-118, IntechOpen, 2007
- 32) N. Iwahashi, K. Sugiura, R. Taguchi, T. Nagai, and T. Taniguchi, "Robots that learn to communicate: A developmental approach to personally and physically situated human-robot conversations", *Proceedings of AAAI Fall Symposium on Dialog with Robots*, pp. 33-43, 2010
- 33) 田口亮, 岩橋直人, 船越孝太郎, 中野幹生, 能勢隆, 新田恒雄, "統計的モデル選択に基づいた連続音声からの語彙学習", *人工知能学会論文誌*, vol. 25, no. 4, pp. 549-559, 2010
- 34) 中村慎也, 岩橋直人, 長井隆行, "実世界における人とロボットの共有信念の推定に基づいた相互適応的な発話

- 生成”, *知能と情報*, vol. 21, no. 5, pp. 663-682, 2009
- 35) 杉浦孔明, 岩橋直人, 柏岡秀紀, 中村哲, “言語獲得ロボットによる発話理解確率の推定に基づく物体操作対話”, *日本ロボット学会*, vol. 28, no. 8, pp. 978-988, 2010
- 36) X. Zuo, N. Iwahashi, and K. Funakoshi, *et al.*, “Detecting robot-directed speech by situated understanding in physical interaction”, *Information and Media Technologies*, 2010
- 37) P. Grice, *Studies in the Way of Words*. Harvard University Press, 1989
- 38) M. Tomasello, *Constructing a language*. Harvard university press, 2009
- 39) J. M. Smith, *Evolution and the Theory of Games*. Cambridge University Press, 1982
- 40) 船越孝太郎, 岩橋直人, “Equilibrium selective role coordination による協調的対話管理の検討”, *人工知能学会, 言語・音声理解と対話処理研究会*, 2020