

認知発達をシミュレートする

—乳児はどう空間を認識するのか—

関 一夫

■ 研究のねらい

本研究では、空間認知能力の発達メカニズムを、移動ロボットのシミュレーション実験を通じた構成的アプローチによって探求する。発達的変化の題材として乳幼児期における自己中心的空間行動から客観的空間行動への変化に焦点をあて、乳幼児が発達過程で得ているであろう情報を定式化し、移動ロボット上で動作する計算モデルを構築することで、実証的研究に繋がる仮説を導く。具体的には以下にあげる2点を目標とする：

- (1) 移動経験によって得られる情報は何で、それがどう空間認知能力の発達を促進するのかについて明らかにする。
- (2) 構成的アプローチによって得られた仮説を実際の乳幼児の行動データとつきあわせるための方法を確立する。

■ 研究成果

1. 空間行動の発達的変化

図1は乳児の空間探索行動に関する実験を示したものである。人形を中央のコップBに入れたあとで、乳児がテーブルのまわりを回ると、人形の相対的な位置は中央から右側へと変化する。しかし、1歳前後の乳児では、自分と3つコップの位置関係が変わったにもかかわらず、最初の場合と同様に中央のコップAから人形を探そうとする。こうした行動は自己中心的空間行動と呼ばれ、18ヵ月～24ヵ月頃まで観察される。

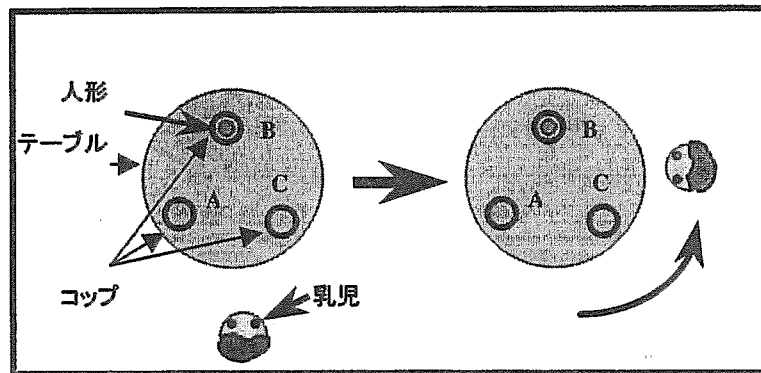


図1 乳児の空間探索実験

さて、このような自己中心的行動からそうではない客観的行動への変化はどのようにして起こるのであろうか。多くの先行研究では乳児の能動的移動経験の重要性が示唆されている。例えば、「ハイハイ」の出来る子や歩行器を使って移動経験のある子どもは、そうでない同じ月齢の子どもに比べて空間認知課題に優れていることが示されている。しかしながら、こうした先行研究からは能動的な移動経験が空間に関する認知発達の重要な要因であることは示唆できても、「何がどのように変化したのか」という疑問に対する明確な解答を導き出すにはいたっていない。

2. ロボット学習としての定式化

ここでは、「何がどのように変化したのか」という疑問に対して：

1. 移動によって得られる情報は何で、それがどう空間認知発達を促進するのか？
2. 身体的成長と空間認知の発達にはどのような関係があるのか？

の2つの問題を設定し、空間認知発達を移動ロボット上の学習機構として定式化することによってアプローチした。空間認知の発達的变化を移動ロボットの学習機構として定式化できれば、乳児の発達過程に必要な情報を明確にできる。図2は、モデル構築のために用いられたロボットである。このロボットは左右に回転可能な可動式カメラ、および、カメラ視野内の対象をビジュアルに追視するためのビジョンモジュールを装備している。以下に述べる定式化では、このロボットをもとにし、次のような能力が前提とされている：

- ・ 回転・並進運動が可能である。
- ・ 対象のロボットに対する相対位置をローカルに計測するためのビジョンモジュールを有している。
- ・ 胴体部とカメラ部が独立に制御可能である。

注意したいのは、ロボットがあらかじめ客観的空間行動を行うための知識を持っていると仮定していない点である。

以下、空間行動の発達的变化を説明するために本研究で行った定式化について述べることにする。この定式化では、説明モデルとしてメンタルトラッキングと呼ぶ概念が導入されている。メンタルトラッキングとは、実際に対象を注視してなくても、自己移動とともに変化する身体と対象の空間的位置関係を心的にシミュレートする能力のことを指す。移動にともなって身体と対象の空間的關係を更新することが可能であれば、乳児は図1のような空間探索課題において正反応を示すことが可能である。また、メンタルトラッキングを獲得する上で能動的移動が本質的であれば、移動経験の有無と自己中心的行動から客観的行動への変化との関連性を示すことができる。

移動経験の定式化：

まず、自己移動の経験を一般的に定式化する。ロボットの自己移動は、自らモータコマンドを出力して移動し、それによってカメラから得られる画像も変化する事としてモデル化できる。本研究では、これを以下の2つの関数 f と g が順次適用されるものとして定式化した。

$$x[n] = f(x[n-1], u[n-1]).$$

(時刻 $n-1$ における状態 $x[n-1]$ でロボットはモータコマンド $u[n-1]$ を出力し、次状態が決定される。)

$$y[n] = g(x[n]).$$

(各々の状態 $x[n]$ に対応して、感覚情報 $y[n]$ が存在する。)

ここで、ロボットは各状態にアクセス可能であると仮定した。つまり、 $y[n]$ は視覚情報としてカメラから直接観測できるとする。以上の定式化は一般の移動ロボットにおける状態と行動の連鎖に対応する。

移動にともなうビジュアルトラッキングの定式化：

ここでは、移動しながら対象を追視する経験 (以下、ビジュアルトラッキングと呼ぶ)



図2 移動ロボット

を定式化する。図2のロボットにおいて、ビジュアルトラッキングは、移動とともに可動カメラおよび胴体をコントロールすることに対応する。つまり、ビジュアルにトラックすべきターゲット対象を、カメラから得られる画像の中心でとらえるように、カメラと胴体にモータコマンドを出力する。

ここで、 $y^*[n]$ を目標画像、つまり、中心でターゲットがとらえられているカメラ画像とする。また、 $u_m[n]$ を移動のために車輪へ与えられるモータコマンド、 $u_v[n]$ をビジュアルトラッキングのためのモータコマンドとする。ターゲット対象を正確に追視するには、時刻 $n-1$ における状態 $x[n-1]$ と $y^*[n]$ 、 $u_m[n-1]$ が与えられ、 $u_v[n-1]$ を出力する必要がある。

ロボットにビジュアルトラッキングの能力があらかじめ存在していないとすると、以下の関数 h を移動の経験に基づき適切に学習する必要がある。

$$u_v[n-1] = h(x[n-1], u_m[n-1], y^*[n]).$$

ビジュアルトラッキングの学習機構：

上述した関数 h は逆モデル (inverse model) に対応し、ターゲットの目標位置が与えられ、これに近づけるためのモータコマンドを出力している。本研究では、ビジュアルトラッキングのための逆モデルを、移動の経験から学習する方法として Jordan and Rumelhart (1992) によって提案されている順逆モデリングを適用した。

$y^*[n]$ をカメラ画像におけるターゲットの目標位置、 $u_v^*[n-1]$ を可動カメラを適切にコントロールするためのモータコマンド、 $y[n]$ をカメラ画像におけるターゲットの実際的位置、 $u_v[n-1]$ を可動カメラへ送られる実際のモータコマンドとすると、対象をカメラ視野の中心でとらえるための逆モデルを学習するためには、望まれるモータコマンド $u_v^*[n-1]$ と実際にとられたモータコマンド $u_v[n-1]$ との差の情報 $u_v^*[n-1] - u_v[n-1]$ が必要となる。 $u_v[n-1]$ は既知であるが、 $u_v^*[n-1]$ は未知であることに注意されたい。このモータコマンドの誤差情報は、Jordan らが用いた方法と同様に、まず、順モデル (forward model) を学習し、これを用いて $y^*[n]$ と $y[n]$ の差を逆伝播させることで得られる。順モデルの学習には、順モデルの出力 $y^{\wedge}[n]$ と $y[n]$ の誤差を用いる。図3はビジュアルトラッキングの学習を図式的に示したものである。

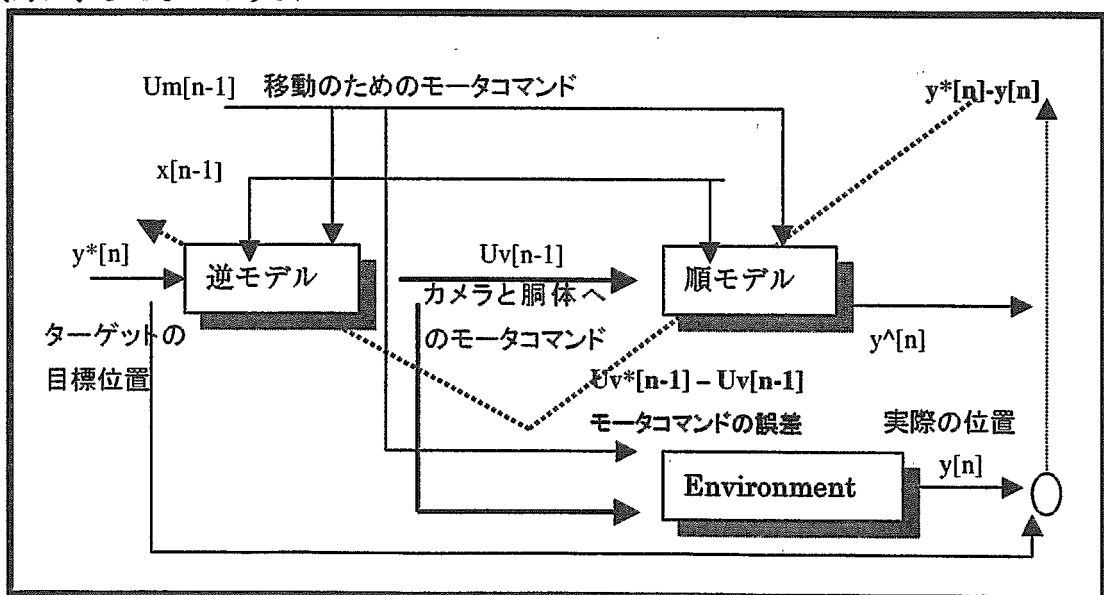


図3 移動にともなうビジュアルトラッキングの学習アーキテクチャ

メンタルトラッキング：

先に述べた通り、メンタルトラッキングとは、ビジュアルトラッキングを心的にシミュレートする能力を指す。ここで重要な点は、ビジュアルトラッキングのための順モデル・逆モデルがそれまでの経験から適切に獲得されていれば、実際のカメラ画像がなくても、順モデルから出力された対象の位置を逆モデルへの疑似入力として順次適用することによってターゲットを心的に追視することができるということである。

図4はビジュアルトラッキングが学習された後、メンタルにトラックを行なう場合の入出力関係を表したものである。ここでは環境 (environment) からの実際の入力ではなく、学習された順モデルからの出力が逆モデルの入力 $x+[n-1]$ となっていることに注目されたい。ビジュアルトラッキングで学習された順モデルはメンタルトラッキングにおいては環境の心的コピーの働きをしている。また、ここでは心的シミュレーションのためにモータコマンド $u_v [n-1]$ ではなく、ビジュアルトラッキングで獲得された逆モデルの出力 $u+[n-1]$ が用いられていることに注意されたい。

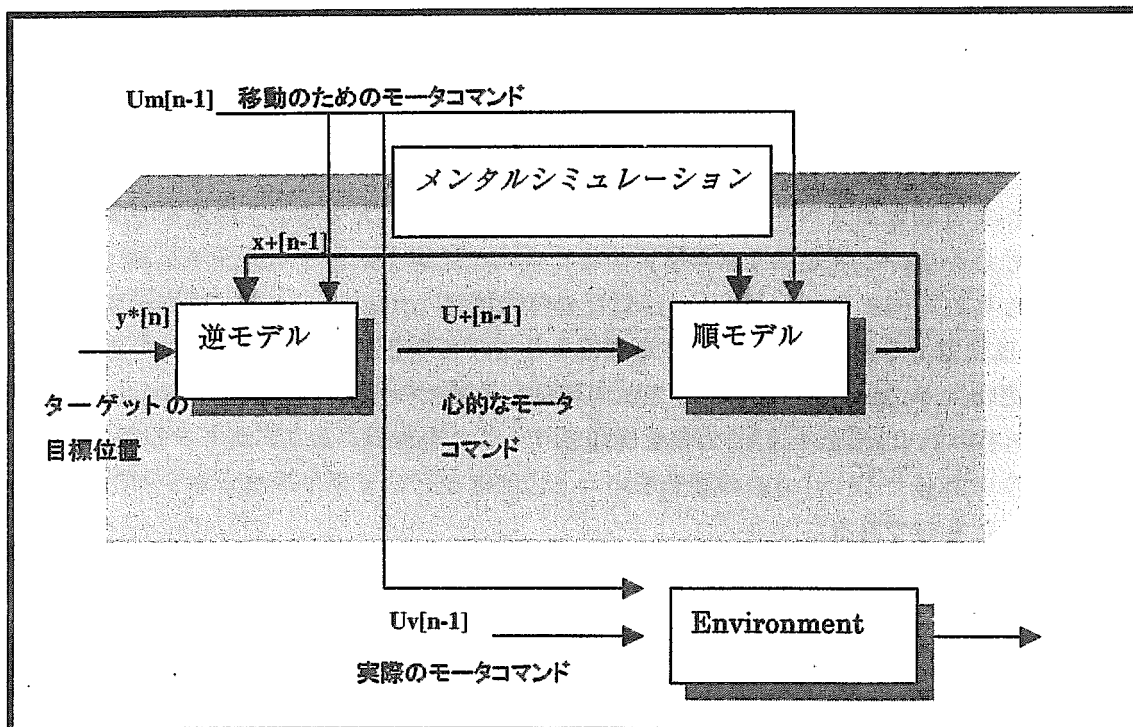


図4 メンタルトラッキング時の入出力関係

3. シミュレーション実験：身体的成長と空間認知の関係

上述したビジュアル (メンタル) トラッキングの学習を、順・逆それぞれのモデルに対応した2つの3層のサブネットワークから構成される神経回路網によって実現し、これに基づいてシミュレーション実験を行った。

この研究における中心的問いの1つは、身体的な成長と空間認知発達の関係について理解することであった。そこでシミュレーション実験では、身体の成長にともなう自由度の変化に注目した。具体的にはロボットの行動を、子どもの身体成長にともなう運動能力の変化に関連づけて、以下の3つの段階(Stage-1, Stage-2, Stage-3)に分けた。まず, Stage-1

ではロボットは頭部（カメラ）のみ回転運動を行うことができ、Stage-2 では頭部と胴体の回転運動を行うことができる。Stage-3 ではこれらの運動に加えて平行移動が可能となる。

空間探索課題における結果：

図1と同様の空間探索課題を用いて、シミュレーション実験を行った。ここでは、図1を模擬した仮想的環境において、「乳児」の代わりに「ロボット」が移動し、ターゲットが隠されたときは別の場所からターゲットを推定／選択する（ロボットは移動途中でこれを参照することができない）。Stage-1, Stage-2, Stage-3のそれぞれでは、空間探索課題のテストが行われる前に、ビジュアルトラッキングの学習が行われた。

表1は、各段階のロボットがターゲットを正しく選択した割合を示したものである。表1に示した通り、Stage-3でのみ、ターゲットがほぼ正しく選択されている。つまり、平行移動ができないStage-1, Stage-2では空間探索課題を行うのが困難であったが、平行移動にともなうビジュアルトラッキングを経験したStage-3では課題をうまく達成することが可能であった。Stage-3のロボットは、空間内の1つの対象に注視しながら自己移動できる子どもに対応しており、実際の子どもにおいても、こうした経験がメンタルトラッキングのための内部モデル（図4の順モデルと逆モデル）を獲得する上で重要であることを示唆する。また、この結果ではStage-1とStage-2における正答率はほぼチャンスレベルとなっているが、これはランダムな選択によるものではなく、これらの段階では自己中心的に行動していることが解析の結果から明らかになっている。

表1 探索課題における正答率

運動能力	Stage-1	Stage-2	Stage-3
正答率 (%)	35	35	82

ステップワイズな成長の効果について：

空間探索課題のシミュレーション実験に加えて、本研究では、運動能力を段階的に変化させた場合（ステップワイズ）と学習初期からすべての運動能力をもっている場合（ノンステップワイズ）とを比較するシミュレーション実験も行っている。この実験では、前者（ステップワイズな学習）の方が容易に学習できることを示唆する結果が得られた。これは、自律移動ロボットにおける学習や他の機械学習システムの設計原理として、発達的なアプローチが有効であることを示唆する。また、この結果は人間の認知発達の観点からも興味深い。つまり、発達初期段階におけるある能力の制約が、実は他の機能を学習・獲得する上で有効に働いていることを示唆する。複雑かつより高次の認知機能を獲得するためには、より単純なものから積み重ねて学習することが効果的であると考えられるが、人間の発達過程初期における運動能力・知覚能力・記憶力等の制約はこれをサポートしている可能性がある。

■ 今後の展開

本研究で行ったロボットを用いた定式化およびシミュレーション実験を通して得られた仮説は以下の2点に要約できる：

仮説1：環境からの直接的な入力（刺激）がなくても、入力を心的（メンタル）にシミュレートする能力が空間認知の発達と重要な関係にある。

仮説 2：移動経験によって得られる情報(の 1 部)は、対象の追視を学習するための誤差情報で、移動にともなう身体と対象との空間的關係を心的に更新する能力を促進する。

現在、これらの仮説を実際の乳児における行動データとつき合わせて検証するための方法を確立しつつある。具体的には、角膜反射法に基づく視線追跡システムを用いて、空間認知課題実行中における乳児の追視パターンを取得するための実験を行っている。これまで、6 ヶ月から 18 ヶ月の被験児における、回転テーブル上で移動する対象の注視パターンを取得しており、6 カ月児の場合には課題中にターゲットでない対象へ注視点が移りやすくターゲット対象への注視時間が少ないが、12 カ月児以上の被験児ではターゲット対象へより長く注視している傾向が観察されている。この結果は、ターゲットの対象へ注意を持続的に向け追視する能力が月齢とともに発達していることを示唆しており、今後トラッキング能力と空間認知能力との関係を明らかにする上での基礎的知見になる。

行動実験中の追視パターンを計測する方法は、まだ改善の余地があるものの、言語教示ができない乳幼児において、高次認知機能の発達的变化を探るための有望な手法となるであろう。今後は、これまで行った空間認知に関する実験に加えて、乳児の初期知識についての実験を追視パターンの分析を中心に系統的に行う予定である。同時に、追視パターンの発達的变化をより詳しく知る上で、ロボットおよび可動カメラを用いたシミュレーション実験も継続して行っていく予定である。

■ 成果リスト

論文：

- Kazuo Hiraki and Yuichiro Anzai (1996): Sharing Knowledge with Robots, *International Journal of Human Computer Interaction*, 8(3) : 325—342.
- 大湖卓也, 開一夫, 安西祐一郎 (1997) “Case-Based Reasoning を用いた複数自律移動ロボットへのタスク割当機構,” *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J80-D-II, No. 9 : 2466—2474 .
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima and Steven Phillips (1998) From Egocentric to Allocentric: A Computational Model of Spatial Development, *Adaptive Behavior*, 6 (3/4) : 69—79.
- 開一夫, 鈴木宏昭 (1998) “表象変化の動的緩和理論：洞察メカニズムの解明に向けて,” *認知科学*, Vol. 5, No. 2 : 69—79.
- 開一夫, 幸島明男 (1998) “空間認知発達への構成的アプローチ：認知科学におけるロボットの利用可能性,” *認知科学*, Vol. 5, No. 3 : 59—68.
- 開一夫 “認知科学とロボット：認知モデリングにおける仮説形成ツールとしてのロボット,” *ロボット学会誌*, 1999 年 1 月掲載予定.

口頭発表 (国際)：

- Kazuo Hiraki, Steven Phillips, Akio Sashima (1996) Toward a computational theory for cognitive development -a robot learning approach, 14th Annual Workshop of the ESSCS.
- Kazuo Hiraki, Steven Phillips, Akio Sashima (1996) Towards a Computational Theory of Cognitive Development, The Eighteenth Annual Conference of the

Cognitive Science Society, p.774.

- Takuya Ohko, Kazuo Hiraki, Yuichiro Anzai (1996) Addressee Learning and Message Interception for Communication Load Reduction in Multiple Robot Environments, ECAI-96 Workshop on Learning in Distributed Artificial Intelligence Systems, pp.80—89 (also in Gerhard Weiss (Ed.), "Distributed Artificial Intelligence Meets Machine Learning. Learning in Multi-Agent Environments." Lecture Notes in Artificial Intelligence, Volume 1221. Berlin u.a.: Springer-Verlag. pp. 242—258, 1997).
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima, Steven Phillips (1997) A Computational Model of Spatial Development, DYNAMICS SYNERGETICS AUTONOMOUS AGENTS, 1st Joint Conference on Complex Systems in Psychology.
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima, Steven Phillips (1997) Mental Tracking: A Computational Model of Spatial Development, Proc. of IJCAI-1997, pp.301—307.
- Kazuhisa Niki, Kazuo Hiraki, Steven Phillips, Mikiko Nishikimi, and Akio Sashima (1997) Towards an Integrative Approach to Cognitive Development, Proc. of The Nineteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, p.998.
- Kazuo Hiraki and Hiroaki Suzuki (1997) Constraint Relaxation in the Processes of Insight, Proc. of The Nineteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, p.950.
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima and Steven Phillips (1998) What can Cognitive Scientists do with Robots?, ECML98.
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima, Steven Phillips (1998) Maturational Biases and Encapsulation in Spatial Development, Proc. of The Twentieth Annual Conference of the Cognitive Science Society.
- Kazuo Hiraki, Akio Sashima (1998) Maturational Biases and Encapsulation in Cognitive Development, Learning98.

口頭発表 (国内) :

- 開一夫 (1996) “認知発達の情報処理モデルに向けて,” 日本認知科学会第 16 回大会論文集, 34—35.
- 開一夫, 幸島明男 (1996) “移動ロボットの認知科学的利用,” 人工知能学会 情報統合研究会.
- 開一夫, 幸島明男, Steven Phillips (1997) “メンタルトラッキング - 空間認知発達の計算モデル -,” 日本認知科学会第 17 回大会論文集, 78—79.
- 開一夫, 鈴木宏昭 (1998) “洞察の計算モデル構築に向けて: T パズルを題材として,” 日本認知科学会第 18 回大会論文集.
- 幸島明男, 開一夫 (1998) “発達のアプローチによるロボット学習,” 日本認知科学会第 18 回大会論文集.

その他:

- 開一夫 (1998) ロボット研究と赤ちゃん研究, 「学士会会報」 八二〇号.
- 開一夫 (1998) 人工知能と記憶, Clinical Neuroscience, Vol.16, No.11:49—52.