

# 共同注意発達における動き情報の役割：構成論的理解

長井 志江

(独) 情報通信研究機構

yukie@nict.go.jp

## 1 はじめに

幼児の認知発達について構成論的視点から研究することは、真の意味での発達メカニズムの理解につながると期待される [1]。著者はこれまで、幼児の共同注意能力におけるいくつかの発達的特徴に注目し、工学的な学習モデルの構築と、ロボットを用いた検証実験を通して、そのメカニズムを探ってきた [2, 3]。本稿では、新たな課題として、共同注意における他者の動き情報の有効性 [4, 5] について議論する。幼児は、視線追従運動を学習する際に、他者の静的な注視姿勢よりも、他者が視線を変化する際の動きの情報を重要な手がかりとして、視線方向を推定していることが指摘されている。そして、この特徴は発達初期の幼児にのみ観察され、一旦視線追従能力が獲得されると、その後は静的な姿勢のみでも、視線方向を認識できるようになることも報告されている。本稿では、このような発達的变化を見せるメカニズムとして、幼児が他者の動きをどのように知覚し、そして視線追従運動の生成に役立っているのかを、ロボットの学習モデルを構築することで理解する。ロボットが、他者(人間)の視線変化時の動きと変化後の静的な注視姿勢を、カメラ画像からそれぞれオプティカルフローとエッジ画像として検出し、自己の視線追従運動ベクトルとの対応関係を学習することで、共同注意能力を獲得するモデルを提案する。

## 2 動き情報を利用した共同注意の学習モデル

ロボットと人間の共同注意の様子を図 1 に示す。ロボットは眼球に取り付けられたカメラを用いて人間の注視行動を観察し、その視覚情報と自身の視線追従運動との対応関係を学習することで、共同注意能力を獲得する。

### 2.1 視覚情報の検出

視覚情報として、ロボットはカメラ画像(図 2 (a) 参照)から、(b) エッジ画像と (c) オプティカルフローを検出する。エッジ画像は、人間の視線変化後の静止画像から、空間微分フィルタを用いて抽出する。オプティカルフローは、人間の視線変化途中の 2 枚の連続する画像間での、対応点検出によって求める。前者は人間の正確な視線方向を推定するために、後者は運動方向を推定するために用いられる。

### 2.2 視覚 - 運動のマッピング

ロボットは視覚情報と自己の視線追従運動との対応関係を、視覚情報ごとに独立な階層型ニューラルネットワーク (NN) を用いて学習する。独立した NN を用いることで、どちらか一方の視覚情報しか検出されない場合でも、各々で適切な運動を生成で

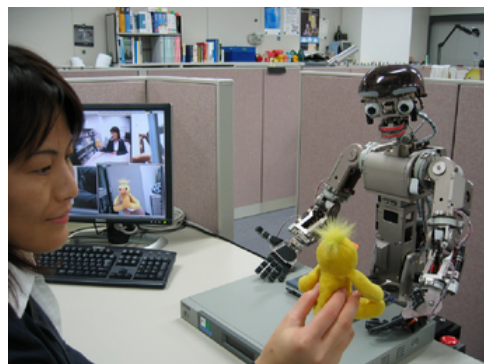


図 1: ロボットと人間の共同注意

きると期待される。また、エッジ画像とオプティカルフローを処理する NN を、それぞれ 3 層と 2 層の異構造にする。これは、エッジ画像に比べてフローがすでに抽象化された情報であり、ロボットの視線追従運動への変換が容易であるという理由に基づいている。こうすることで、エッジを利用した 3 層 NN では高精度な学習を実現し、フローを用いた 2 層 NN では学習を加速することが期待できる。

NN への入力として、エッジ画像とオプティカルフローをそれぞれ方位/方向選択性ニューロンの活性化パターンで表現する。まず、エッジ画像は微小領域に分割され(図 2 (b) 参照)、領域ごとに 4 方位のエッジ(←, ↘, ↓, ↗)の選択性ニューロンに対して、それぞれのエッジ要素量の比から算出される活性化度が定義される。例えば、図 2 (b) の最左下の領域では、“↗”のエッジが最も多く検出されていることから、この方位に選択性をもつニューロンに高い活性化度が与えられる。一方、オプティカルフローは、各ベクトルの水平、垂直成分の比から、8 方向(←, ↖, ..., ↗)に選択性をもつニューロンの活性化パターンとして表現される。これに対し、NN からの出力は、エッジ、フローともに、8 方向の反応選択性ニューロンの活性化パターンで表現する。図 2 (d) は (b), (c) の入力に対する出力パターンであり、各円と円内の線分がニューロンとその選択的方向(放射状)を、線分の長さが活性化度を表している。

### 2.3 視線追従運動の生成

エッジとフローの NN から生成された運動出力は、まず 1 つに統合される。2 つの出力の活性化パターンから各 NN の学習の集束度合を推定し、それに応じて両出力を重みづけして加算する。統合された活性化パターンは、その後、ロボットの視線追従運動としての頭部、眼球の回転運動ベクトルに変換される。図 2 (d) におけるニューロンの選択的方向の水

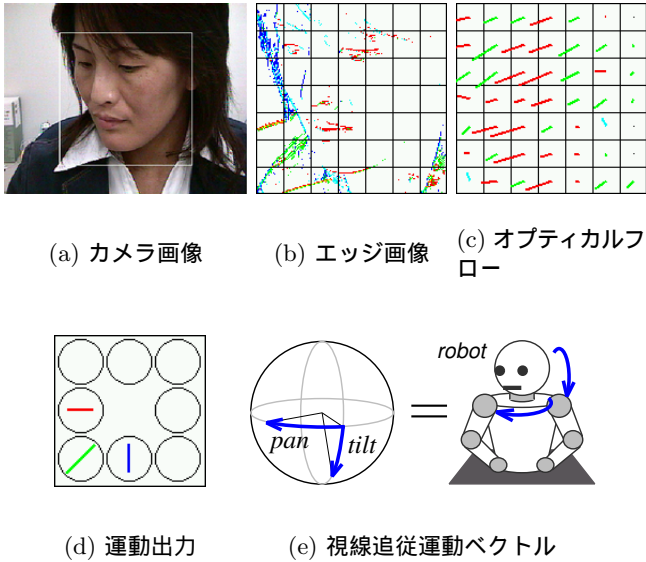


図 2: ロボットの視覚入力と運動出力

平, 垂直成分を, それぞれパン方向, チルト方向とすることで, (e) のような運動ベクトルが求められる。

### 3 共同注意の学習実験

#### 3.1 実験と結果

提案したモデルをロボットに実装して, 共同注意の学習実験を行った。図 3 に学習回数に対する共同注意の成功率の推移を示す。動き情報の有効性を検証するため, 視覚入力としてエッジ画像とオプティカルフローを両方用いた場合と, どちらか一方のみを用いた場合の学習曲線を比較した。各モデルの評価は, ロボットにそれまでの学習で得られた NN を用いて視線追従運動を行わせ, その結果, 人間が注視している対象物を注視できたときを共同注意の成功として判定した。図 3 の結果より, (1) 学習初期において, オプティカルフローを用いることで学習の立ち上がり時間が速くなること, また (2) 学習後期では, エッジ画像を利用することでパフォーマンスが高くなることが確認できる。

#### 3.2 幼児の発達モデルに関する一考察

上記の結果は, 幼児の共同注意発達に関する知見— (1) 幼児は発達初期に, 他者の視線変化時の動きを主な手がかりとして他者の視線方向を認識し, (2) 発達後期になると, 静的な注視姿勢だけで視線方向を推定できるようになる—と一致していると考えられる。これより, 幼児の共同注意の発達メカニズムについて, 次のように考察する。幼児は, 視覚情報として, 静的な画像特徴 (例えば, エッジ) や動きベクトルを検出する能力をもち, また自己の身体を運動ベクトルを用いて制御できるものとする。幼児が他者と対面している状況で, 特徴的な対象物が現れると, 両者は高い確率でこれを注視しようとする。ここで, 幼児は他者の視線変化を観察したときの視覚上の動きベクトルと, 幼児自身が視線を変化させた

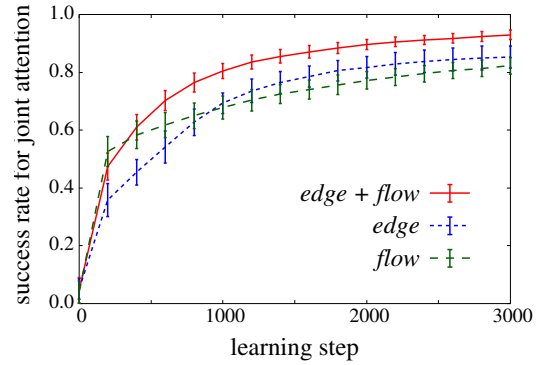


図 3: 共同注意の学習曲線

ときの運動ベクトルとの間に, 容易に理解可能な対応関係 (一対一の関係) を発見する。この発見が, まず, 発達初期の動き情報を利用した視線追従能力となって現れる。しかし, 動きベクトルは他者の注視方向に対して一意ではなく, 精度に欠ける。そこで, 幼児は徐々に, 動き情報だけではなく, 他者の視線変化後の静的な画像特徴を利用することで正確な注視方向を推定し, 共同注意を行うようになる。

#### 4 おわりに

本稿では, 他者の視線変化時の動きと静的な注視姿勢を視覚上から検出し, 自己の視線変化運動ベクトルとの対応関係を学習することで, 共同注意能力を獲得するモデルを提案した。本モデルをロボットに実装して学習実験を行った結果, 認知発達研究で指摘されている幼児の発達の特徴と同様の変化が現れることが確認された。これは, 幼児が, 本稿で提案したメカニズムと同様の認識を行っている可能性を示唆している。しかし, ここでロボットが実現した共同注意は, 単に視覚 - 運動のマッピングに基づくもので「他者と注意を共有している」ことの意味は含んでいない。今後は, このような理解が, 共同注意経験を通していかに獲得されるのかを探っていく。

#### 参考文献

- [1] 浅田稔. 認知発達ロボティクスによる赤ちゃん学の試み. ベビ - サイエンス, Vol. 4, pp. 2-27, 2004.
- [2] 長井志江, 浅田稔, 細田耕. ロボットと養育者の相互作用に基づく発達の学習モデルによる共同注意の獲得. 人工知能学会論文誌, Vol. 18, No. 2, pp. 122-130, 2003.
- [3] 長井志江, 細田耕, 森田章生, 浅田稔. 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づくブートストラップ学習を通じた共同注意の創発. 人工知能学会論文誌, Vol. 19, No. 1, pp. 10-19, 2004.
- [4] Jacques D. Lempers. Young children's production and comprehension of nonverbal deictic behaviors. *The Journal of Genetic Psychology*, Vol. 135, pp. 93-102, 1979.
- [5] Chris Moore, Maria Angelopoulos, and Paula Bennett. The role of movement in the development of joint visual attention. *Infant Behavior and Development*, Vol. 20, No. 1, pp. 83-92, 1997.