

# 視線運動からの意図推定に基づいたロボットによる行動支援

小川原 光一, 崎田 健二†, 池内 克史‡

東京大学生産技術研究所, † 株式会社日本総合研究所, ‡ 東京大学

E-mail: ogawara@cvtl.iis.u-tokyo.ac.jp

本稿では, 組み立て作業のトレーニングシステムや, ロボットとの協調による作業の効率的な遂行を実現するために, 作業者の迷いに起因する作業の滞りを検出し, その局面において取るべき適切な動作を推定し提示することによって作業者の行動を支援する手法について述べる. そのために, 人間の意図を内包した生理的情報である視線運動の履歴を利用して, 迷いの状態を検出するとともに, 人間の意図とシステムを持つ作業に関する知識の両者と整合性のとれた適切な行動を推定する枠組みを提案する. さらに, レゴ組み立て作業を例題にとって推定手法の実装を行い, 実ロボットを用いた行動の推定・提示・実行システムを構築して検証実験を行う.

## Action Support by a Robot System based on Intention Interpretation from Gaze Motion

Koichi Ogawara, Kenji Sakita†, Katsushi Ikeuchi‡

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

†The Japan Research Institute, Limited ‡The University of Tokyo

To realize a manipulation task training system or a cooperative task with a robot, a framework of a system which estimates and indicates appropriate action to a human when he/she is in trouble over making decision on the action to take next. For that, history of gaze motion, physiological information which implicitly expresses the intention of a human, is employed to detect trouble and to estimate appropriate action which agrees with both the intention of the human and the description of the task stored in the system. The proposed framework is implemented on LEGO assembly task and experimental results are presented by using a gaze tracking system and a humanoid robot.

### 1 はじめに

近年, 人間が存在する日常の場において活動することを目的としたロボットの開発が盛んに行われている. この種のロボットに期待されていることは, 人間が行う作業の代行 [1, 2] と人間行動の支援に大別される. このうち人間行動の支援としては, 作業の手順を人間に学習させるトレーニングシステムや, 人間とロボットが協力して作業を効率よく遂行させる協調作業 [3] などが考えられ, いずれの場合も, ロボットシステムは目の前の人間の行動を観察し, これとシステムが持つ作業に関する知識から, その局面で取るべき適切な行動を推定し提示する必要がある.

本研究は, ロボットによる人間(以下ユーザ)行動支援の一環として組み立て作業のトレーニングシステムを想定し, ユーザの行動が滞っている状態, つまりユーザが次に行う行動について迷っている状態にあるときに, その局面において取るべき適切な行動を提示することによってこれを解消し, もって作業の学習に貢献することを目的とする.

そのためには, 次の2つの問題を解決する必要がある. 1つは, ユーザが迷いの状態にあることをどのようにして検出するのかという問題であり, いま1つは, 適切な行動をどのように推定するのかという問題である. さらに, 迷いの状態にあるときには, ユーザ自身が次にとるべき行動を全く分かっていない場合と, ある意図した行動を行おうとしているがその実行条件の一部が不明確であるため実行できない場合の2つの場合があり, 後者についてはユーザの意図に沿った支援が求められる点に注意しなければならない.

つまり, 行動Aを行いたいと意図しているユーザに対して, 行動Bの実行に必要な物体Cの場所を指示したとしても, かえって妨げとなる. この場合, まずユーザが行動Aを意図していることを正しく推定した上で, その実行に必要な条件を提示する必要がある.

また, このような支援システムは, ユーザがいちいち支援内容を説明せずともよい, いわば気が利くシステムであることが望ましい.

そのため本研究では, 作業におけるユーザの思考過程

を反映し、これを示唆する有益な情報を含む視線運動に着目した。視線運動は、思考過程の副産物として現れる生理的な情報であるため、ユーザに特別な動作を要求せずとも意図の推定が行いいうという利点がある。

視線運動は、心理学研究の現場においては多く利用され、また工学分野でも研究対象になっている [4, 5, 6, 7]。もしユーザの視線運動を解析することによって、その時点におけるユーザの意図や状態を推定し、これをロボットの行動決定に反映させることができれば、ユーザの意図に沿った適切な支援行動を実行することが可能になる。

以降の章では、まず 2 章において視線運動から意図を推定し適切な行動支援を決定する枠組みを提案する。3 章では、レゴ組み立て作業を題材にとった推定手法の実装について述べ、4 章では、視線計測装置を利用した注視物体の連続認識システムの構築と、実ロボットを使用した適切な行動の提示・実行システムについて述べるとともに、検証実験の結果を示す。最後に 5 章でまとめを行う。

## 2 視線運動に基づく意図の推定と支援行動の決定

### 2.1 従来の研究例

従来の、ロボットによる行動支援もしくは協調作業を扱った研究は、ユーザの行動が決定論的に遷移していくのか、それとも非決定論的に遷移していくのかによって 2 種類に分類できる。

前者の例として、決定論的に遷移する組み立て作業をロボットが支援する研究 [3] がある。この研究では、組み立て作業の工程を記述した作業モデルは、図 1 に示すように、次に組みつけられる 2 つの対象物の組み付け状態を表す Result と、Result が発生する前提条件である Precondition の組を連続的に並べた形で構成され、これはシステムにとって既知の情報であるとしている。作業実行時には、ロボットは視覚を用いてユーザの作業進行を観察し、Result の状態が一定時間内に達成されない場合に、その Result を達成するために必要な動作を計画し実行する。これによって、作業モデルの Result が連続的に達成されることが保証され、作業が進行していく。しかし、適切な支援動作が一意に決定できるという利点はあるものの、日常生活においてこのような決定論的な作業が続くことはあまり想定できない。

一方非決定論的な作業とは、ある局面においてユーザが選択できる行動が複数あり、どれを選択するのかを事

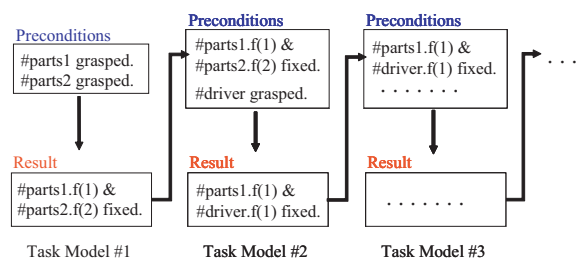


図 1: 決定論的作業モデル

前に決定できない作業をさす。このような作業は、図 2 に示すように分岐型の作業モデルとして記述することができ、作業モデルが既知であるとする、あるノードにおいてユーザが迷いの状態に陥った場合には、ユーザはジェスチャーや音声指示などの明示的な方法によって複数の選択肢のうちのどれを意図しているのかをシステムに伝え、必要な実行条件の提示を受けることになる。

非決定論的な作業モデルにおいては、必ずしもユーザがある 1 つのノードにいると仮定する必要はなく、ノード上での存在を確率分布として表現することも、また token-passing のように同時に複数のノードに存在するとして扱うことも可能である。

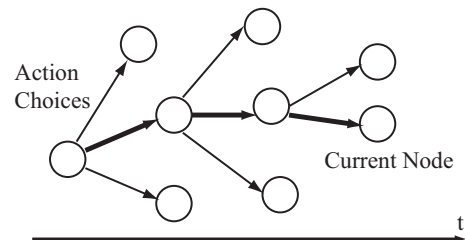


図 2: 非決定論的作業モデル

この場合、ユーザの意図した通りに作業を進めようとする、ユーザは複数の候補の中から行動を決定するのに十分な情報をシステムに伝達する必要があるが、このような本来作業の遂行に不必要な行動はなるべくとらずにすむような、自然な支援が行えることが望ましい。

### 2.2 視線運動に基づく支援行動の決定

そこで、本研究ではユーザの視線運動の履歴に着目する。では、視線運動から何が分かるのであろうか。

何か意図した行動がありなおかつ迷いの状態にある場合、つまり実行条件を忘れていた場合には、ユーザは環境中からその行動に関連する対象物を目で探索し、実行条件を思い出そうとすることが期待される。すると、視線計測装置と環境を認識する視覚システムを併用することによって、迷いの状態にあるときに、ユーザの視線が

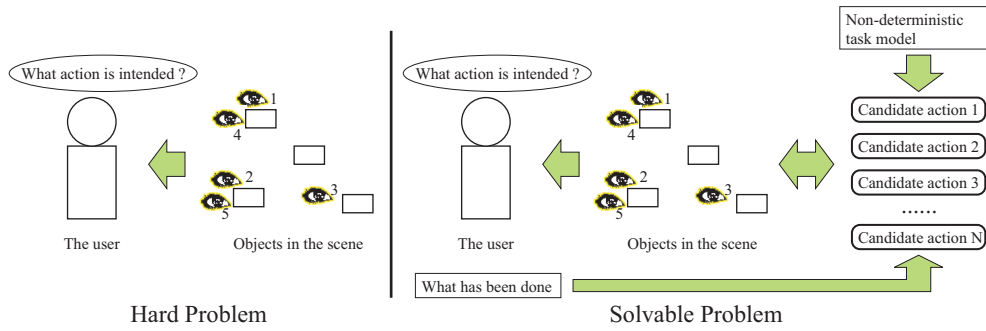


図 3: 問題設定

環境中のどの物体の上を、どの順序でどのくらいの時間停留していったのかを示す時系列情報を獲得することができる。これを表したのが図3の左側部分であり、図中の番号は物体が注視された順序を表す。

この視線運動は、何らかの意図に基づく探索の結果として生じたものであるが、ここで解きたいのはこの逆問題、つまり計測された視線運動の履歴から元々なにを意図していたのかを推定することである。しかし、これだけの条件で解くことは非常に困難である。

しかし、システム側で非決定論的な作業モデルが既知であるとすると、図3の右側部分に示すように、これまでのユーザの行動履歴から現在ユーザが作業モデル上のどのノードに存在するのかが分かり、同時に、その局面においてユーザが取りうる行動の選択肢が分かるため、この問題は事後確率最大化の問題に帰着させることができる。

つまり、視線運動から得られる注視物体の履歴を  $G$  で表し、ユーザの取りうる行動の選択肢をそれぞれ  $A_i$  とすると、ユーザの意図している行動は、式(1)の解として表される。

$$\text{Intended Action} = \operatorname{argmax} p(G|A_i) \quad (1)$$

### 3 レゴ組み立て作業への実装

#### 3.1 レゴ組み立て作業

本研究では、視線運動情報の有効性を組み立て作業のトレーニングシステムにおいて検証するために、例題作業としてレゴ組み立て作業を選択し、前章で提案した枠組みを実装する。レゴ組み立て作業とは、図4に示すように環境中に点在するレゴパーツの中から、組み立てに使用するパーツを選び、それらを互いに組付ける動作を繰り返すことによって、目的とする形を作り上げる作業である。



図 4: LEGO 組み立て作業

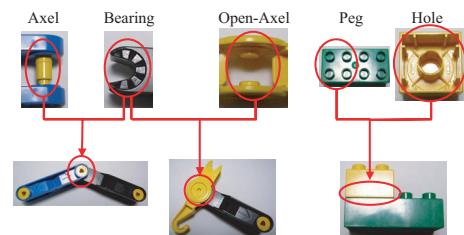


図 5: LEGO パーツの機能部

本研究で使用するレゴパーツには、全てのパーツが図5の上部に示す軸 (Axle)、軸 2 (Open-Axle)、軸受け (Bearing)、凸部 (Peg)、凹部 (Hole) の 5 種類の機能部の組み合わせによって構成されているといった特徴がある。各機能部は、図5の下部に示すように接続可能な機能部が決まっており、対応する機能部同士を連結しパーツを組付けていくことによって作業が進行していく。また、軸と軸受けの組み合わせについては、組み付け直後に必ず“Driver”を用いてネジ締めを行う必要がある。

すると、レゴ組み立て作業は図6に示すような非決定論的な作業モデルとして記述することができる。作業モデルは組付けの最終形態を表しており、例えば図の L1, D1, G まで手許で組立てが完了しているとする、モデルに照らして次の組付け候補は H, E, D2 のいずれかとなる。

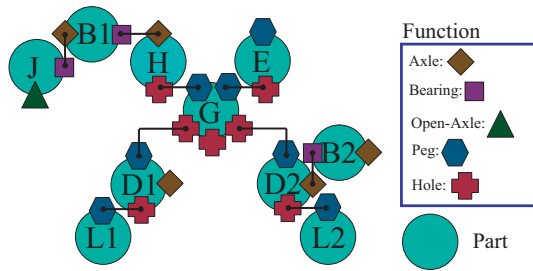


図 6: レゴ組み立て作業モデル

### 3.2 視線運動に基づく意図の推定

本研究で想定しているのは、ユーザは組み立ての最終形態（組み立て図）についてはだいたい記憶しているが、部分的な忘却によって作業が滞る事態であり、このときに適切な組付け動作を提示することによってこの事態を打開することが目的である。ここで、システムは上記の作業モデルをあらかじめ知っているとする。

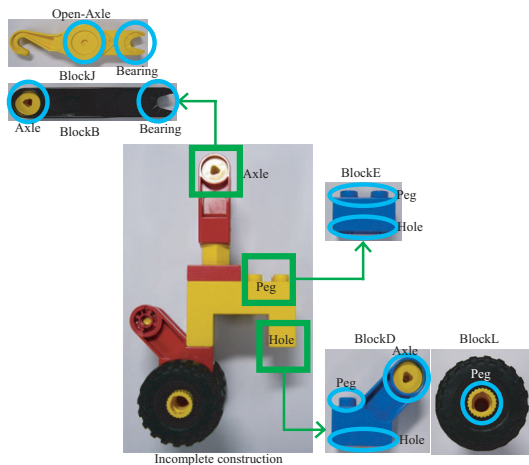


図 7: 組み立て途中の物体と候補パーツ

本実装では、以下に述べるように、式 (1) の事後確率  $p(G|A_i)$  を、視線の停留したレゴパーツと作業モデルから決定される投票関数の出力である累積投票数によって近似する。

ユーザは、組み立て途中の物体のある機能部に組み付く物体が不明である場合、環境中で対応する機能部を持つパーツを探索し、記憶にある組み立て図と照合してその中からもっともらしいパーツを選択すると考えられる。この場合、探索中の視線運動に着目すると、視線が停留した環境中のパーツの機能部に対応する組立て途中の物体の機能部にパーツを組付けようとしていることが予想され、組立て途中の物体のどの機能部かが分かれば作業モデルから正しい組付けパーツが分かるため、これを提示することで適切な支援が可能になる。

以下で、作業モデルと視線情報をどのように利用して適切な物体を推測するのかを具体的に説明する。図 7 に示すように、組立て途中の物体とそれ以外の環境中のパーツがあるとする。

作業モデルに基づき、この時点での候補パーツは、“BlockB”、“BlockD”、“BlockE” の 3 つである。ここで、視線が停留したパーツの機能部に基づく「投票」により、ユーザが意図している組み立てに適切なパーツを推測する。視線が停留するパーツは次の 2 つに分けられる。

1. 次の組み付けの正しい候補パーツ (“BlockB”、“BlockD”、“BlockE”)
2. 次の組み付けの誤った候補パーツ (“BlockJ”、“BlockL”)

視線が停留したパーツが保持する機能部の中で、組み立て途中の物体が保持する組み付け可能な機能部と対応している機能部を抽出する。次に、抽出された機能部を保持する (1) の候補パーツに 1 票ずつ投票する。例えば、“BlockD” 上で停留した場合、“BlockD” の機能部の中で、組み立て途中の物体が保持する組み付け可能な機能部 (Axle, Peg, Hole(図 7 の四角で囲まれた箇所)) に対応する機能部は、“Peg” と “Hole” である。そこで、“BlockD” 上に視線が停留した場合には、組立て途中の物体が持つ “Peg” と “Hole” のどちらかの機能部に組み付けようとしていると推測し、(1) の候補パーツの中で、“Peg” または “Hole” を保持する物体である “BlockD”、“BlockE” の対応する機能部に 1 票ずつ投票する。

探索状態において、視線が環境中のパーツの上で停留する度にこの投票を繰り返し、得票数の分布が事後確率  $p(G|A_i)$  に比例すると近似する。

また、総投票数は迷いの状態に入ってから経過時間とみなせるため、総投票数が適当な閾値以上になったときに、現状態が迷いの状態であると結論付けることができる。そして、その時点において最多の得票数を持つパーツを選択することによって、ユーザの意図を反映し、かつ作業モデル上でも正しい解となる動作を提示することが可能になる。累積投票数をプロットした例を図 8 に示す。

### 3.3 その他の視線の利用方法

#### 3.3.1 組み立て作業の代行

迷いの状態に陥らない場合には、作業の流れは、(1) 手元の組み立て途中物体に対して次に組付けるパーツを決定し、(2) それを環境中から探索し、(3) 見つければそれを掴み手元に引き寄せて組付けるという手順をユーザ



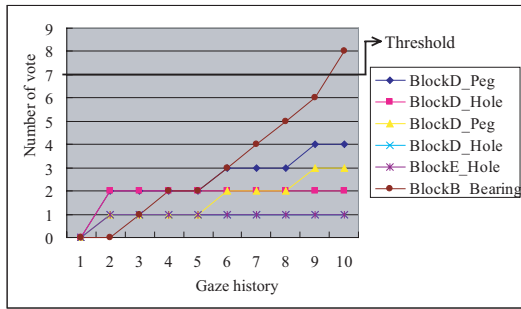


図 8: 候補パーツへの累積投票結果

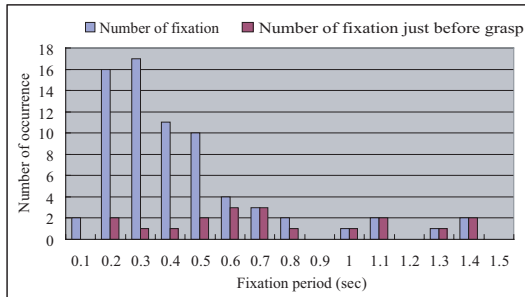


図 9: 視線の停留時間と直後の行動の関係

繰り返すことになる．そのため，あるパーツ上に視線が停留した直後に生じる行動は，探索の継続か把持の2種類になる．5人の大学生を被験者としてある組み立て作業を完成させてもらい，そのデータを元に各停留時間と直後の行動の関係をプロットしたのが図9である．

これを見ると，停留時間が0.6秒以上のときに把持を行う率は約70%である．また，停留時間が0.6秒未満で把持を行っているデータの半分が“Driver”を使用するときである．これは，“Driver”を何回も使用し，使用後には自分で卓上に置くため，“Driver”の場所を記憶しているために短い停留時間にもかかわらず把持が可能であると考えられる．“Driver”の把持を除いたデータにおいて，停留時間が0.6秒以上のときに把持を行った率は約77%である．

これより，停留時間が長いと，直後に把持を行う傾向があることが分かる．そのため，もしある時間以上に注視されたパーツが作業モデルの観点から見ても妥当であり，かつ両手が塞がっているなどでユーザが物理的にそのパーツに作用できない場合には，ロボットがそのパーツの組付けを代理実行するなどの支援行動が考えられる．

### 3.3.2 作業の同時実行

また，ある組付けを行う際に，次の組付けが予想できロボットがその準備を前もって同時にやっておくことが

可能であれば，作業をより効率的に遂行することができる．ここでは，あるパーツの組み付け (A) 後に必ず組み付け (B) を実行するような状況にある場合に，組み付け (A) が完了する前に，現在行われている動作 (組み付け (A)) の推定と，それに引き続いて生じる組み付け (B) の実行を予測し，ロボットによって組み付け (B) の準備を同時に実行する支援を提案する．

1. Shovel: Bearing  $\iff$  BlockB: Axle (図 10(右))
2. Shovel: Open-Axle  $\iff$  BlockB: Bearing (図 10(左))

同時実行の支援は，作業モデルに基づいて可能である場合もあるが，図 10 に示すように同じパーツ同士の組み付けで複数の組み付けパターンがある場合には，作業モデルの情報だけでは組み付けパターンの推定は不可能である．このような場合，視線を利用することで推定が可能となる．

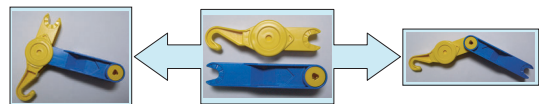


図 10: 同じパーツ間の異なる機能部を組み付けた例

ユーザは，組み付け前には，組み付けるパーツの位置・姿勢を合わせるため，図 11, 12 に示すように，組み付けを行おうとする機能部を注視する．



図 11: 組み付けを行う前の注視点の例 1

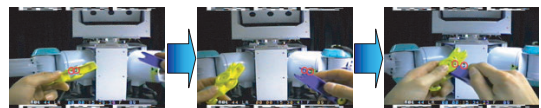


図 12: 組み付けを行う前の注視点の例 2

このように，組み付け実行前に注視している機能部を調べることで，組み付け (A) が完了するその組み付けが何であるのかを予測することができる．さらに，組み付け (B) が組み付け (A) の後に必ず連続して生じることが分かっているならば，ロボットはこの時点で組み付け (B) の準備をすることで，組付け (A) と組付け (B) が並行して実行されることになり，作業全体の効率化を図ることができる．

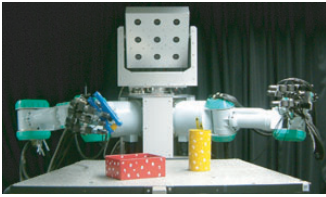


図 13: ヒューマノイドロボット

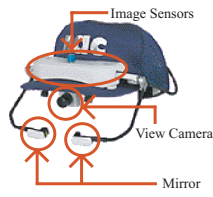
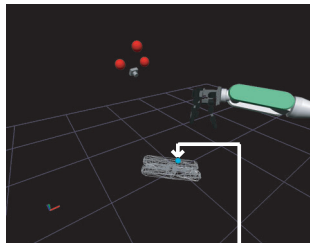


図 14: EMR-8



Attention Point

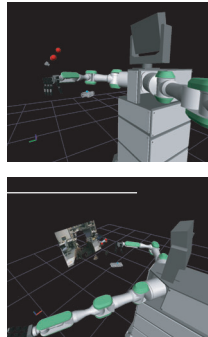


図 15: 仮想空間における注視点の可視化

## 4 支援動作検証実験

### 4.1 注視物体認識システム

人間とロボットの協調作業の実現のための実験プラットフォームとして、我々の研究グループでは図 13 に示す、3次元視覚・双腕・多指ハンドを備えたヒューマノイドロボット [8] を利用した。

視線計測装置には、(株)ナックイメージテクノロジー社製の眼球運動計測装置アイマークレコーダ:EMR-8(図 14) を用いた。

ロボットの視覚と EMR-8 を用いて、仮想空間でユーザの注視点を可視化できる実時間 3次元視線追跡システムを構築した [9]。第三者が知覚困難である注視点を仮想空間内で可視化することができる 3次元視線追跡システムを構築することにより、ユーザが対象物体をどの位置・角度から注視しているかなど、ユーザの作業状況を詳しく知ることができる。

図 15 に示すように、ユーザの注視点だけでなく、ユーザがどの位置からどのような姿勢で物体を注視しているのかを取得することができる。

### 4.2 作業条件

実験に先立ち、ユーザとなる被験者には、あらかじめ提示されたレゴの組み立て完成図 (図 16) を記憶した後に、記憶を元に組み立てを行うように指示される。なお本研究では、パーツの機能部の情報に着目してユーザが組み立て計画を行うことを前提としており、この妨げとなる色の情報は完成図から取り除いてある。

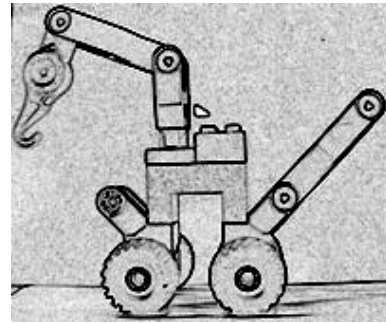


図 16: LEGO の完成図

### 4.3 ロボットによる支援動作

3章で述べたように、視線運動の情報を利用して次の3種類の支援行動が実現可能である。

1. 迷いの解消
2. 動作の代行
3. 作業の同時実行

そこで、本稿ではそれぞれを独立に実装し、検証実験を行った。以降では、それぞれの支援行動について手順と実験結果を示す。

#### 4.3.1 迷いの解消

支援行動の手順は以下の通りである。

1. 視線が停留する毎に、候補パーツに投票する
2. 総投票数が閾値以下の場合、(1) に戻る
3. 最大得票数を得たパーツを提示する

図 17 に実験例を示す。累積投票数により、ユーザが迷いの状態にあることが検出され、同時に最大得票数を得たパーツ “BlockB(Light Blue)” が、ユーザの意図に沿いつ正しい組付け動作に必要な実行条件であるとして、ロボットにより直接提示される。

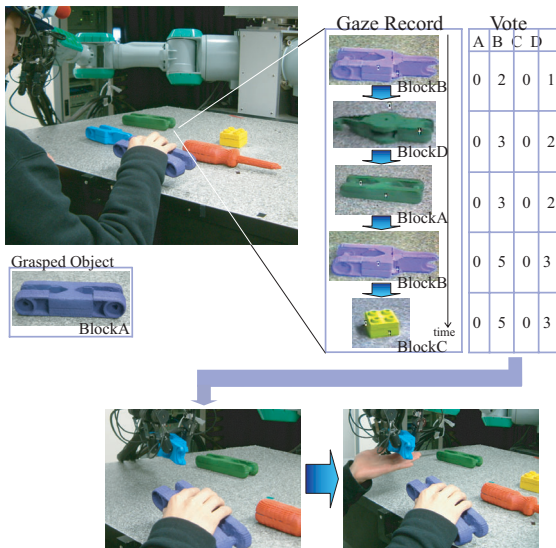


図 17: 「迷いの解消」の実験結果

#### 4.3.2 動作の代行

レゴ組み立て作業の大まかな流れは以下のようになっている。

1. 環境中で次に組付けるパーツを探索
2. 組付けパーツの決定
3. パーツを把持し組み付け
4. (1) へ戻る

(1) の探索状態と (2) の決定状態を分離し、決定状態へ遷移した時点でロボットがユーザに代わってパーツの手渡し、もしくは組付けを実行することができれば、ユーザの動作の代行という支援が可能になる。この支援は、次のような場合に有効である。

- 両手でレゴパーツを把持しており、そのままではユーザが把持することができない場合
- レゴパーツがユーザから離れたところにあり、ユーザが取りに行くよりもロボットが把持して渡した方が効率的である場合

ここでは、3.3.1 章で述べたように視線運動における停留時間の変化に着目して、探索状態と決定状態の分離を行う。

情報の探索段階と決定段階において有意な停留時間の差があるため、ユーザが時刻  $i$  で物体を注視している時間  $T_i$  が図 9 の分布から定まる閾値  $T_{thr}$  を越えた場合、決定段階になったと判断する。支援動作の手順は以下の通りである。

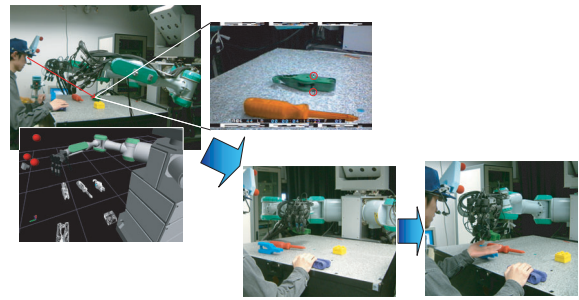


図 18: 「動作の代行」の実験結果

1. 閾値以上の停留時間を検出
2. 注視物体とユーザとの距離が閾値以上の場合にロボットは注視物体を把持
3. ユーザがレゴパーツを把持していれば協調して組み立て作業を行い、把持していなければレゴパーツを手渡し

図 18 に結果を示す。

#### 4.3.3 作業の同時実行

支援行動の手順は以下の通りである。

1. ユーザが組み付けを行う前の注視している機能部から組み付けパターンを予測
2. そのパターンの次の組み付けが一意に決まっている場合は、ユーザが組み付けを行っている間にロボットが次の組み付けを同時に実行

実験には、“Shovel” と “BlockB” の組み付けを行った。この 2 つのパーツを使用した組み付け作業は、次の 2 パターンが考えられる。

1. の組み付け作業は次の作業に “Driver” を必要とし、
2. の組み付け作業は必要としない。

図 19 に結果を示す。上段は、“Bearing” と “Open-Axle” の組み付けのため、次の作業として “Driver” は不要であり、ロボットは何の支援も行わない。下段は、“Bearing” と “Axle” の組み付けであり、次に “Driver” を使用することが分かっているため、ユーザが組み付け動作を実行している間に、ロボットは “Driver” を把持し、ユーザに手渡す準備をしている。このように、ロボットは、ユーザが注視している機能部に基づいた作業の同時実行を行うことができています。



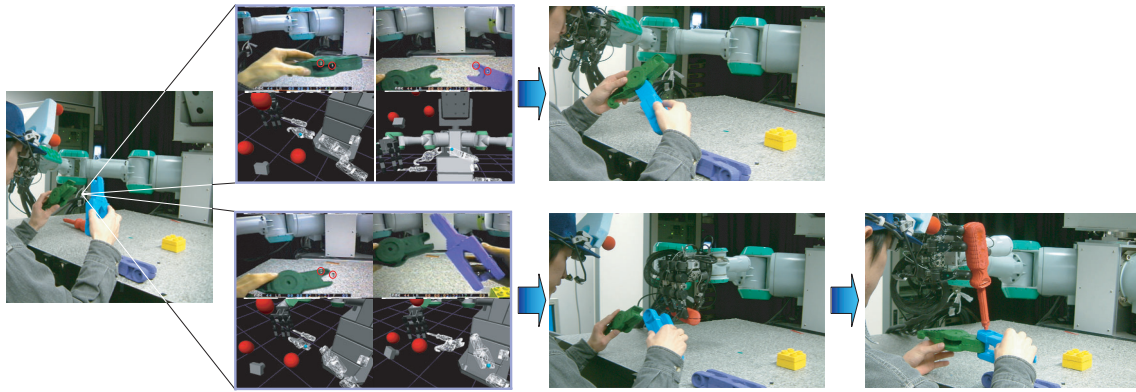


図 19: 「作業の同時実行」の実験結果

## 5 結論

本論文では、作業を行うユーザが迷いの状態に陥ったときに、ユーザの直近の視線運動の履歴と作業に関する知識を利用して、ユーザの意図している動作を推定しそれを提示することによって、迷いの状態を解消し作業の継続実行を支援する手法の提案を行った。また、視線運動の情報を利用することで、迷いの解消に加え、動作の代行や作業の同時実行などの支援行動が可能であることを述べた。また、注視物体の連続認識システムとヒューマノイドロボットを組み合わせた実験システムを構築し、レゴ組立て作業を題材にとって支援動作の検証を行った。

今後の課題として、今回独立に実装した支援行動を統合し、状況に応じて適切な支援行動が実行されるようにする必要がある。

また、実験で設定した様々なパラメータ、例えば探索から把持決定に移るときの停留時間の閾値や迷いの状態だと判断するまでの総投票数などは、作業内容やユーザの作業への熟練度・資質など多くの要因に影響を受けるため、一意に決めておくことが難しい。ロボットからの過剰・もしくは過小な支援行動に対するユーザからのフィードバックを検出することで、動的に調整する枠組みが必要になると考えられる。

さらに、現在使用しているロボットは硬度・速度とも人間を上回るため、今回の実験のようにユーザの先手を打って立ち回ろうとする場合に、思いがけずユーザとロボットとが干渉を起こす可能性がある。これを解決するためには、支援行動の前に常にユーザの確認を求め、別のセンサでユーザの全身運動を常時計測し事前に干渉を予測してロボットの行動に反映させるといった方法が考えられる。

なお本研究は、文科省科研費補助金特定領域研究(C)

課題番号 16016218 及び、独立行政法人科学技術振興機構・池内 CREST プロジェクトの補助を受けている。

## 参考文献

- [1] Kuniyoshi, Y., Inaba, M. and Inoue, H.: Learning by watching, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, pp. 799–822 (1994).
- [2] Ikeuchi, K. and Suehiro, T.: Toward an Assembly Plan from Observation Part I: Task Recognition With Polyhedral Objects, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 3, pp. 368–384 (1994).
- [3] Kimura, H., Horiuchi, T. and Ikeuchi, K.: Task-Model Based Human Robot Cooperation Using Vision, *Int. conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 2, pp. 701–706 (1999).
- [4] 大野健彦, 武川直樹, 吉川厚: 2点補正による簡易キャリブレーションを実現した視線測定システム, *情報処理学会論文誌*, Vol. 44, No. 4, pp. 1136–1149 (2003).
- [5] 高木啓伸: 視線の移動パターンに基づくユーザの迷いの検出-効果的な作業支援を目指して, *情報処理学会論文誌*, Vol. 41, pp. 1317–1327 (2000).
- [6] Talmi, K. and Liu, J.: Eye and gaze tracking for visually controlled interactive stereoscopic displays, *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 14, pp. 799–810 (1999).
- [7] Matsumoto, Y. and T. Ino, T. O.: Development of Intelligent Wheelchair System with Face and Gaze Based Interface, *10th IEEE Int. Workshop on Robot and Human Communication (ROMAN) 2001*, pp. 262–267 (2001).
- [8] Ogawara, K., Takamatsu, J., Iba, S., Tanuki, T., Sato, Y., Saegusa, A., Kimura, H. and Ikeuchi, K.: Acquiring hand-action models in task and behavior levels by a learning robot through observing human demonstrations, *The First IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots* (2000).
- [9] 崎田健二, 小川原光一, 高松淳, 木村浩, 池内克史: 視線を利用した人間とロボットの協調作業, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会 (2003).