

ロボットの発話・身体動作からの制約に依存した 物体からのセンサデータ解釈手法の設計

大澤 博 隆[†] 向 井 淳[†] 今 井 倫 太[†]

本研究では文具、食器などの日用品にセンサを取り付け、物体を介した人間-ロボットコミュニケーションを実現する。人間は物体を用いる際に一つの機能に注目するので、ロボットは、人間が物体をどのように解釈しているか認識しなければならない。しかし、物体にとりつけたセンサ情報からだけでは人間の物体に対する解釈を認識することは出来ない。本稿ではロボットの発話・行動を通して、人間の物体への注目を制約するコミュニケーションモデルを提案する。さらに、センサデータの解釈を変更するシステムとして、Context-Chainを設計した。Context-Chainを使うことで、ロボットのコミュニケーションシナリオ製作者はセンサデータの解釈について気にせずシナリオを書くことが出来る。本稿では、物体を介した人間-ロボットコミュニケーションにおいて、センサデータの動的な解釈変更を Context-Chain が実現することを示す。

Designing of sensor-data interpretation method by constraints from utterances and actions of a robot

HIROTAKA OSAWA[†], JUN MUKAI[†] and MICHITA IMAI[†]

This study focuses on human-robot interaction via "everyday objects", like stationery, tableware and other physical objects for everyday life, equipped with sensors. Since humans concentrate on one of the functions of the objects when using them, a robot system must recognize what function is relevant to grasping the current human's use of the objects. The recognition is an inevitable difficulty in interpreting sensor data from the sensors on the objects. This paper proposes a communication model which employs the utterances and the actions of a robot to restrict human's attention to one of the functions of an object. Also we construct a system, named Context-Chain which changes interpretation of sensor data. In particular, the novelty of Context-Chain is that designers do not need to be aware of interpretation of sensor data when making a communication scenario. We demonstrate dynamic interpretation of sensor data in the actual human robot communication through everyday objects.

1. 序 論

さまざまなコミュニケーションロボットが情報提示デバイスとして開発され⁶⁾⁹⁾¹⁾⁵⁾、人間の生活環境により密接した情報支援の実現が期待されている。本稿では、人間の生活環境での円滑な人間-ロボットコミュニケーションを実現するべく、日常で使う物体を利用したコミュニケーションロボットについて考える。コミュニケーションロボットが、日用品(以降、日常物体と呼ぶ)を用いて人間とコミュニケーションを取るには、日常物体の状態を認識して会話を行う必要がある。しかし、ロボット自体に搭載されるセンサだけで物体の状態を認識するのは難しい。

一方で、ワイヤレスセンサデバイスの発達により、周囲環境から情報を得ることが容易になりつつある。図1は UC Berkeley 校で開発されたワイヤレスセンサ "MICA-MOTE" である⁸⁾。ワイヤレスセンサを日常物体に取り付けることで、ロボットは物体の傾き・位置や温度・明度・湿度といった物体の状態を認識することが可能となる。日常物体へのセンサの取り付けを試みた研究はいくつか行われている。分散知識プロジェクト²⁾では、物体に付与された RFID タグを用いて、物体の位置や形状情報をロボットが獲得している。Hans らの "Multi-sensor context-awareness"³⁾では、複数のセンサデータの解釈をコンテキストに統合して管理し、状況を認識している。

しかしながら、センサを物体に取り付けるだけでは、人間-ロボット間のコミュニケーションを達成することは出来ない。なぜなら人間は物体を使用する

[†] 慶應義塾大学理工学部
Keio University

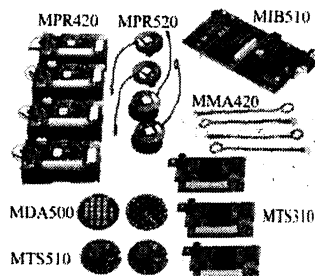


図 1 MICA-MOTE

際に、物体のある機能に注目するからである。この注目は、センサで同定するのは困難である。一方で、人間は、コミュニケーションの内容に従って、物体のある機能に注目することがある。例えば、センサが取り付けられたコップを利用した人間-ロボットコミュニケーションの場面を考えてみる。コミュニケーション中にコップが傾いていることがセンサから認識されたとする。この場合、人間の行動に対して二つの解釈が考えられる。一つ目の解釈は、人間がコップの中身を飲もうとしているという解釈であり、もう一つは、コップ自体を作品として鑑賞しているという解釈である。センサデータから人間の解釈自体を認識することは不可能なので、この問題は本質的である。Hans の context-awareness でセンサ情報の解釈に使用されるコンテキストは、外部環境からのセンサデータのみであり、人間-ロボット間のコミュニケーションによるコンテキストを扱っていないので、この問題に対応出来ない。

本稿では、日常物体を通して人間-ロボットインタラクションを達成するコミュニケーションモデルを提案する。本モデルによって、人間の物体に対する注目から始まるコミュニケーションを達成することが出来る。また、本コミュニケーションモデルに従って構築されたコミュニケーションシステム Context-Chain について説明する。

このコミュニケーションモデルの中心となるアイデアは、「コミュニケーションコンテキスト」を利用して人間の注意を物体のある一つの機能に誘導することである。引きつけられた注意はセンサデータ解釈の基礎となる。コミュニケーションコンテキストとは、人間の注意を物体のある機能へと誘導するロボットの発話と行動のことである。コミュニケーションコンテキストを利用することで、一つのセンサ情報に対して可能な複数の解釈候補の中から一つを選択することが可能である。

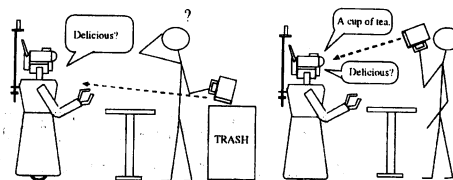


図 2 センサ情報解釈の失敗例と成功例

本稿は以下のように構成する。2 章では注意と物体の機能の関係と、物体を介した人間-ロボットコミュニケーションについて説明する。3 章ではコミュニケーション中に、物に対する制約がどのように変化するかのモデルを説明する。4 章ではこの制約モデルを制御するための、Context-Chain について説明する。5 章では Context-Chain の実装と、使用したトップダウンモジュール、ボトムアップモジュールについてそれぞれ説明し、人間-ロボットコミュニケーションにおいて、物体への制約がどのように変化したかを説明する。6 章では検証結果について考察し、7 章で結論について述べる。

2. 日常物体を介した人間-ロボットインタラクション

2.1 人間の注目点の曖昧性

ロボットシステムは、センサ情報を物体から得るだけでは、物体や環境の状態を得ることが出来ない。なぜなら、物体や環境の状態は、人間が行動の際に何を認識しているかに依存するからである。人間は状況に応じて物体の役割を決める。人間はコップに対して、中身を飲もうとしている可能性もあるし、厄介物として片付けようとしている場合もある。この場合、コップに取り付けられた傾きセンサ情報の解釈は複数存在する。システムは人間の認識を考慮すること無くその解釈を選ぶことは出来ない。

図 2 の左側では、人間がカップを捨てようとしたときに、ロボットが「おいしい?」と発話したときの、人間-ロボット間のコミュニケーションを表している。この発話は適切ではなく、人間はこの発話に驚いている。これに対して、図 2 の右側では、あらかじめロボットが「お茶があるよ」と発話した例を表している。ロボットのこの発話は人間の注意をコップに向けており、何か飲むものを入れる、というコップの役割を強調している。この注目下では、ロボットの「おいしい」という発話に対して人間は違和感を覚えな

2.2 システム構成

本研究では、人間の注意の曖昧性を減少させるこ



図 3 コミュニケーションロボット Robovie-R

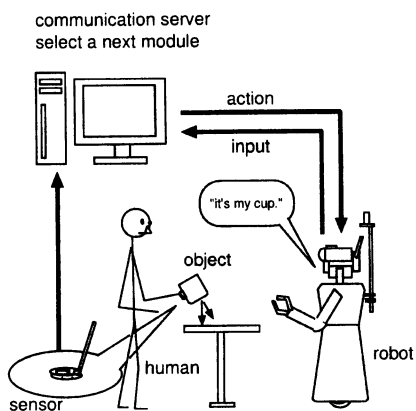


図 4 システム構成図

とでセンサ情報の解釈を行う、人間-ロボット間のコミュニケーションシステムを開発し、これをコミュニケーションロボット Robovie-R(図 3) 上に実装した。物体に取り付けるセンサとしては、MICA-MOTE(図 1) を使用した。

システムの全体図を図 4 に示す。環境センサは人間とロボット間の日常物体に取り付けられ、センサからの入力通信サーバに送られる。通信サーバはセンサ値とコミュニケーション情報によって次に実行するコミュニケーションモジュールを決定する。

コミュニケーションプランニングは図 5 のように行われる。まず、ロボットは待機状態から、コミュニケーションモジュールの一つをランダムに選び、実行する。これらのモジュールはトップダウンモジュールと呼ばれる。ロボットは選ばれたトップダウンモジュールに従って人間に対し発話と行動を行う。その後、システムは待機状態に戻る。

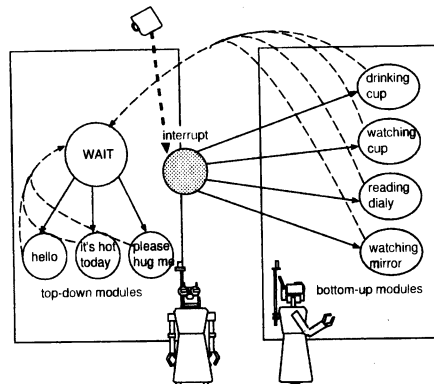


図 5 コミュニケーションプランニング

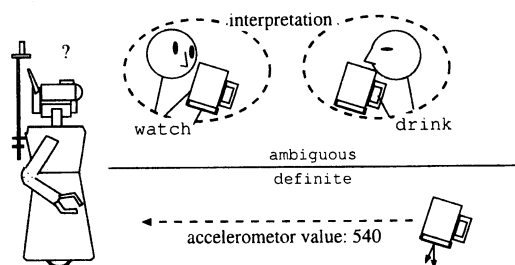


図 6 解釈の曖昧性

物体からのセンサ入力が発生した場合、ロボットはセンサ入力に対してもっとも適切なモジュールを実行する。これらのモジュールはボトムアップモジュールと呼ばれる。ボトムアップモジュールが実行されると、状態は待機状態に戻る。モジュール実行中に別のセンサ入力が入ると、別のモジュールが起動する。

しかしながら、ボトムアップモジュールをセンサ入力から直接選ぶと問題が発生する。なぜなら、適切なボトムアップモジュールはセンサデータからだけではなく、センサデータの解釈に依存して決定されるからである。たとえば、コップが傾けられた加速度センサ値からだけでは、コップを見ているか、コップの中身を飲もうとしているのか判断できないため、対応するモジュールが選べない(図 6)。ボトムアップモジュールを選択するためには、人間-ロボット間のコミュニケーションから発生する制約を考慮する必要がある。

3. コミュニケーションモデル

ロボットによる発話とジェスチャは、物体に対する人間の解釈を制約する。たとえばセンサの取り付けられた鏡のある状況下で、ロボットが「顔に何かついて

るよ」と発話したときには、システムは鏡に取り付けられたセンサの反応を「顔を見た」という解釈に決定することが出来る。

この、発話やジェスチャによる人間の解釈への制約を、コミュニケーションコンテキストと呼ぶ。人間—ロボット間のコミュニケーションによって発生するコミュニケーションコンテキストより、物体の解釈の幅が制約を受ける。我々はコミュニケーションコンテキストによる制約を以下のように分類した。

(1) 使用制約

「飲む」「動かす」「見る」など。センサ入力に直接結びつけられた制約。たとえばコップが傾けられているときには「飲む」「動かす」の二つの解釈が考えられる。これに対し、使用制約を行う会話(例えば「飲んでね」)によって、センサ入力の解釈を制約する。

(2) 役割制約

「容器」「作品」「物体」など。使用制約を制約する制約。たとえば、コップがあるとき、コップに対して「容器」と「作品」の二つの解釈が考えられる。役割制約を行う会話(例えば「お茶が入っているよ」)によって、使用制約を間接的に決定する。たとえばコップが存在するとき、コップが「容器」として扱われる場合と「作品」として扱われる場合の二つの解釈が存在するこれに対し、役割制約を行う会話(例えば、「お茶が入ってるよ」)を実行することで、使用制約を制約することができる。

(3) 状況制約

「コップ」「鏡」「暑い状況」「作品の展示」など。コミュニケーション外部の環境やコミュニケーション状況によって決定される。例えば、コップと鏡の両方のセンサが反応した場合、システムは状況制約の順序によって話す対象を決定する。

コミュニケーションコンテキストは対象となる物体が異なっても継続する。例えば、コップに対して話しているときに、話題が鏡に移り、またコップに戻ったとしても、コップに対する制約は継続される。従って、コミュニケーションコンテキストは単純な話題の積み重ねとして扱うことは出来ない。

さらに、制約には依存関係がある。たとえば、コップが「容器」であるという役割制約は、コップが「飲まれる」という使用制約をコップが「見られる」という使用制約に優先して、暗黙的に与える。コミュニケーションコンテキストのモデルは、このような制約同士

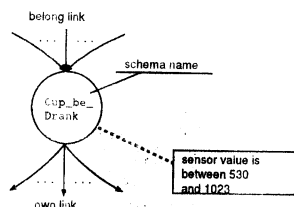


図 7 Context-Chain スキーマ

の依存関係を考慮しなければいけない。

4. コンテキストチェーンの設計

前章で述べたモデルを達成するため、Context-Chain を設計した。Context-Chain はいくつかの制約同士の依存関係を持ち、ロボットの発話と行動に従って、制約同士の優先順序を与えることが出来る。

Context-Chain は実世界の認識を行う知識ベースシステムの一つである。Context-Chain は要素同士の依存関係を持つ。さらに、要素は検索のための優先度を保持している。優先度は検索順序を決定し、制約は検索の順序によって達成される。

Context-Chain は図7のようなスキーマによって構成される。各スキーマは所属スキーマ(図7中のスキーマから出る矢印)と保持スキーマ(図7中のスキーマへ入る矢印)を持つ。

スキーマは前提条件としてセンサ値を持つ。たとえば、図7中のスキーマの前提条件は、加速度センサ値が530から1023の間にあることである。もし物体に取り付けられた加速度センサの値が530以上、1023以下であるとき、前提条件は満たされる。このようなスキーマをアクティブスキーマと呼ぶ。

Context-Chain はスキーマ同士のネットワークであるチェーンから構成される。図8はチェーンの一部であり、図9は図8を木の形に直したものである。スキーマの右上の数字は優先順位を表している。矢印は所属関係を表しており、点線の矢印は優先順番を表している。このチェーンは“Cup.as.Container”と“Cup.be.Drank”、“Cup.as.Work”と“Cup.be.Watched”、“Cup”と“Cup.as.Container”、“Cup”と“Cup.as.Work”、“Mirror.as.Watching”と“Mirror.be.Watched”、“Mirror.as.Default”と“Mirror.be.Near”、“Mirror”と“Mirror.as.Watching”、“Mirror”と“Mirror.as.Default”の、8つの所属関係を含んでいる。この例では、コップが傾けられたとき、“Cup.be.Drank”と“Cup.be.Watched”がアクティブスキーマとなる。また人が鏡に近付いたとき、

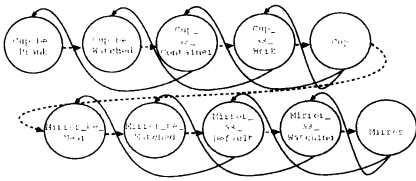


図 8 優先度に基づいて表したチェーン

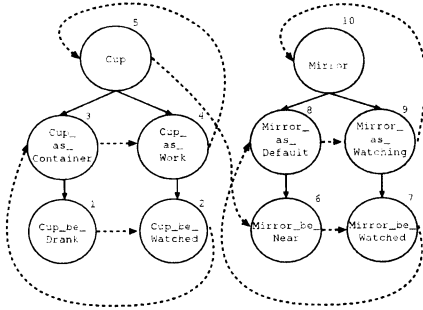


図 9 所属関係に基づいて表したチェーン

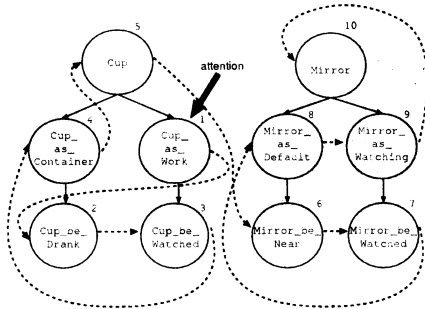


図 10 “Cup_as.Work”への注目

“Mirror_be_Watched”と“Mirror_be_Near”がアクティブスキーマとなる。

チェーンに対する操作の一つは、スキーマへの注目である。この操作は選んだスキーマの優先度を最大にし、スキーマの優先順序を並び替える。図 10 は“Cup_as.Work”スキーマに注目した後のチェーンの図である。

次に重要な操作は、アクティブスキーマの検索である。システムは優先順位の高いスキーマから検索を始め、そのスキーマに所属するスキーマを次々に探して行く。あるスキーマに所属するスキーマが複数存在する場合には、優先順位の高いスキーマから検索を開始する。たとえば、図 9 では、“Cup”の次に検索されるスキーマは“Cup_as.Container”である。一方図 10 の

場合には、次に検索されるスキーマは“Cup_as.Work”になる。アクティブスキーマが一つ発見された場合、その所属するスキーマを検索した後に、検索は終了し、アクティブスキーマと所属するスキーマが検索結果となる。

例として、図 9 の検索例を挙げる。この図で最初に検索されるのは、優先順位が一番高い“Cup_be_Drunk”である。そして、“Cup_be_Drunk”がアクティブなため、検索結果は

Cup_be_Drunk

となる。

一方、図 10 の場合には、“Cup_as.Work”が最初に検索される。そして“Cup_as.Work”に所属するスキーマの中で一番優先順位の高い“Cup_be_Watched”が検索される。“Cup_be_Watched”はアクティブなので検索結果は、

Cup_be_Watched

Cup_as.Work

となる。

“Cup_be_Watched”は、図 9 の時には認識されなかったが、今回は認識される。なぜなら、“Cup_as.Work”が“Cup_be_Drunk”よりも優先順位が高く、“Cup_as.Work”に所属するアクティブスキーマ“Cup_be_Watched”の優先順位が“Cup_be_Drunk”よりも高いためである。このような手順によって、図 3 で説明した役割制約を実現している。また“Cup_be_Watched”や“Cup”といったスキーマに注目することで、使用制約や状況制約を同じ手順で実現している。

また、特定のスキーマのみを対象として検索を行うことも可能である。たとえば、コップが傾けられ、人が鏡の近くに居た場合、“Mirror”からの検索結果は以下ようになる。

Mirror_be_Watched

Mirror_as_Watching

Mirror

この二つの操作によって、コミュニケーションコンテキストを扱い、適切なセンサ認識を達成する。

5. 実装と検証

5.1 スキーマとモジュールの実装

物体・センサ・スキーマ同士の関係は表 1 のように表される。たとえば、“Cup_be_Watched”のセンサ値範囲は 510 から 1023 の間である。一方、“Cup_be_Drunk”のセンサ値範囲は 530 から 1023 の間となる。これは、コップの内容物を飲むときの加速度センサの値が、コップを見るときに加速度センサの値よりも大きいと仮定

表 1 物体・センサ・スキーマの対応表

物体	付属センサ	スキーマ	センサ範囲
コップ	加速度センサ	Cup.be_Drunk	1:530-1023
		Cup.be_Watched	1:510-1023
		Cup.be_Moved	1:510-1023
鏡	赤外線センサ	Mirror.be_Watched	2:0-300
		Mirror.be_Near	2:0-300
本	曲げセンサ	Book.be_Red	3:500-1023
		Book.be_Opened	3:400-1023
椅子	焦電センサ	Chair.be_Used	4:800-1023
クッション	加速度センサ	Cushion.be_Moved	5:0-500

表 2 スキーマ同士の対応表

スキーマ	保持するスキーマ
Cup.as_Container	Cup.be_Drunk
Cup.as_Work	Cup.be_Watched
Cup.as_Default	Cup.be_Moved
Mirror.as_Watching	Mirror.be_Watched
Mirror.as_Default	Mirror.be_Near
Book.as_Diary	Book.be_Red
Book.as_Default	Book.be_Opened
Chair	Chair.be_Used
Cushion	Cushion.be_Move
Cup	Cup.as_Container Cup.as_Work Cup.as_Default
Book	Book.as_Diary Book.as_Default
Mirror	Mirror.as_Watching Mirror.as_Default
Default	Cup.as_Default Book.as_Default Mirror.as_Default
Its_Hot_Today	Cup.as_Container

したためである。

スキーマ同士の依存関係は表 2 に表す。

チェーンは表 1 と表 2 のデータによって初期化される。

Robovie-R 上で使用するトップダウンモジュールとボトムアップモジュールは表 3・4 の通りである。Robovie-R は、センサ入力が無い場合、3 中のモジュールの一つをランダムに実行する。センサ入力が入って、アクティブスキーマが検索された場合には、それをトリガとして、物体からの割り込みに従った表 4 中のボトムアップモジュールが実行される。

各モジュール内では、Robovie-R は発話と行動を行い、その結果に従ってチェーン中のスキーマの優先順位を変更する。発話は人間の方を向いて行われ、物体の位置は固定されたコミュニケーションを行った。

チェーンは Robovie-R の行動に従って変更される。たとえば、「僕の日記だよ」と発話した後は、「Book.as_Diary」の優先順位が最高となる。従って、本に取り付けられた曲げセンサの値が同じ場合、「Book.be_Red」が「Book.be_Open」より前に検索され

表 3 トップダウンモジュール

モジュール名
「こんにちは。僕が Robovie-R だよ」
「だっこしてね」
「今日は暑いね」
「お茶だよ」
「僕の日記だよ」
「顔についてるよ」

表 4 ボトムアップモジュール

トリガとなるスキーマ	モジュール名
Cup.be_Drunk	「おいしい?」
Cup.be_Moved	「動かさないで」
Cup.be_Watched	「それ僕のコップだよ」
Book.be_Red	「面白いかなあ」
Book.be_Opened	「読んじゃだめだよ」
Mirror.be_Watched	「きれいだね」
Chair.be_Used	「疲れた?」
Cushion.be_Moved	「やわらかいでしょ」

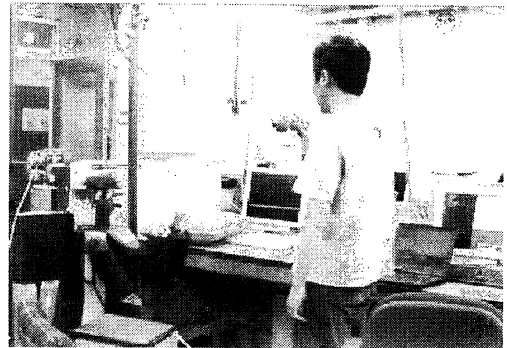


図 11 コップを介した会話

る。この変化に従い、Robovie-R は本に対する発話を「読んじゃだめだよ」から「面白いかなあ」に変化させる。

5.2 コミュニケーションの検証

本研究では、物体を介した人間-ロボット間のコミュニケーションの検証を 5 人の被験者 (学生) に対して行った。図 11 が対話の光景である。

コップを介した人間-ロボット間のコミュニケーションは以下のように行われた。図 12 と図 13 は加速度センサの値・検索されたスキーマ・実行されたモジュールのグラフである。グラフの x 軸は時間 (秒) を表し、y 軸はコップに取り付けられた加速度センサの A/D 変換値を表している。

図 12 の前に、「Cup.be_Work」が注目されている。コミュニケーションが開始して 18.5 秒後に、「Cup.as_Work」に所属する「Cup.be_Watched」が検索される。よって、「Cup.be_Watched」をトリガとして

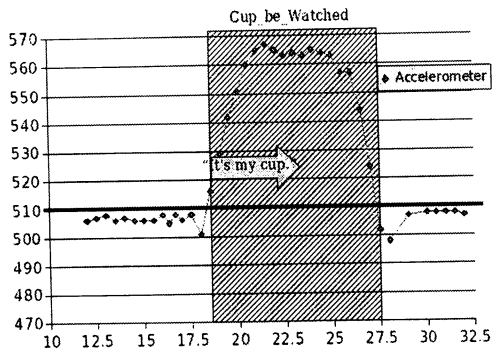


図 12 Cup_as.Work ドでの認識

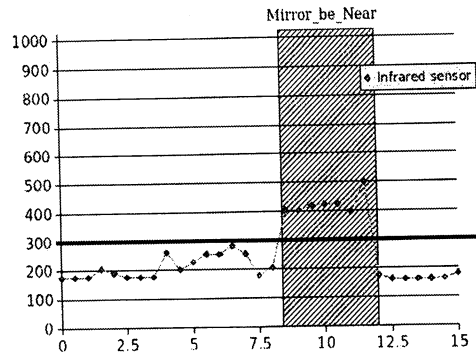


図 14 人が近くにいる時の認識

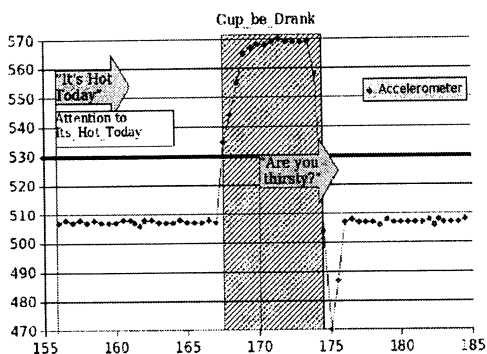


図 13 注目後の認識

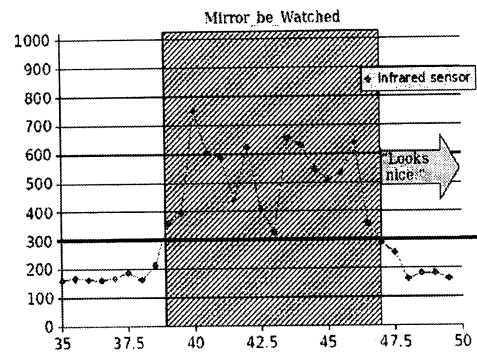


図 15 鏡を見ているときの認識

ボトムアップモジュール「それ僕のコップだよ」が実行される。

一方、図 13 の場合は、コミュニケーションが開始してから 156 秒後に、トップダウンモジュール「It's Hot Today」が実行される。これに従ってスキーマ「Its_Hot_Today」の優先度が上がる。その 11.5 秒後にコップが傾けられ、「Its_Hot_Today」に所属する「Cup_be_Drank」が、「Cup_be_Watched」より前に検索され結果として返る。「Cup_be_Drank」が認識された結果として、ボトムアップモジュール「おいしい」が実行される。

次に、鏡を介したコミュニケーションを説明する。図 14 と図 15 は、赤外線センサ値 (距離値)・検索されたスキーマ・実行されたモジュールのグラフである。グラフの x 軸は時間 (秒) を表し、y 軸は鏡に取り付けられた赤外線センサの A/D 変換値を表している。

図 14 はコミュニケーションが開始してからのセンサ認識結果である。開始時には、「Mirror_as_Default」が「Mirror_as_Watching」よりも優先されている。従って、8.5 秒後に人間が鏡に近付いたとき、

「Mirror_as_Default」に所属する「Mirror_be_near」が認識される。しかしながら、この認識に対応するボトムアップモジュールは存在しないため、Robovie-R は行動を起こさない。

一方で、図 15 はトップダウンモジュール「顔についてるよ」を実行した後の認識結果である。このモジュール実行によって、「Mirror_as_Watching」の優先度が最高になる。従って、鏡に人が近付いたとき、今度は「Mirror_be_Watched」が認識される。これによって、人間が鏡に近付き終わった後、ボトムアップモジュール「きれいだね」が実行される。

以上の手順で、3 章で表した解釈の制約モデルを実行した。

6. 考 察

6.1 コミュニケーションモデルによる制約

5 章の結果より、センサ値のみから解釈の違いを認識するのは予想より難しいことがわかる。実装時にはコップの中身を飲むときの方が、コップを見るときより傾きが大きいと想定したが、図 12 と図 13 から、コ

コミュニケーション中に人間がコップの中身を飲む場合とコップを見る場合で、ほとんどセンサ値の差が無いことがわかる。

図 14 と図 15 にはやや違いが見られる。図 14 の場合、人間がそばを通るだけなので、センサ値は 650 以下であり、反応時間は短い。それに対して図 15 の場合には反応時間が長く、かつセンサ値が大きく揺れていることがわかる。これは、鏡の前で人間が顔を調べるため、大きく顔を揺らしたからである。しかし、この違いには個人差があり、これだけで二つの状況を認識することは出来ない。

この結果、物体に取り付けたセンサ値では、物体の解釈を決定するには不十分であることがわかった。従って、本研究で提案したコミュニケーションモデルを使うことで始めて、日常物体を介した人間-ロボット間のコミュニケーションが実現できたと言える。

ただし今回の結果では、センサ入力からのノイズによる予期しないボトムアップモジュールの実行が 1 コミュニケーションにつき平均して 2~3 回行われた。センサを通じて実世界と接する情報処理では、センサからのノイズは本質的な問題である。今回はアクティブスキーマの前提条件として、単純にセンサ値の閾値を設定したが、将来的にはセンサ特性を考慮した抽象化を行い、前提条件を設けるなどの手法が考えられる。

7. 結 論

本研究によって、トップダウン、ボトムアップのコミュニケーションモジュールによって構成された、物体を介した人間-ロボット間のコミュニケーションを達成した。我々はセンサ値の解釈を認識するための制約モデルを提案し、このモデルを基に Context-Chain を設計した。さらにコミュニケーションロボット Robovie-R 上に Context-Chain を実装した。これにより、物体を介した人間-ロボット間のコミュニケーションが可能となった。Context-Chain を使用することで、コミュニケーションシナリオ設計者がセンサ値を直接認識すること無く、ユビキタス環境下における人間-ロボット間のコミュニケーションが可能となった。

また、将来的な課題として、現在は物体のコンテキスト変更に対する詳細なモデルの作成が挙げられる。このため、ロボットの行動と人間の反応を時間にわたって詳しく調べたモデルを作り、Context-Chain を作成する予定である。

参 考 文 献

- 1) C. Breazeal(Ferrell). A motivational system for regulating human-robot interaction. In *Proceedings of American Association for Artificial Intelligence (AAAI)*, 1998.
- 2) N.Y. Chong, H.Hongu, K.Ohba, S.Hirai, and K.Tanie. A distributed knowledge network for real world robot applications. *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pages 187-192, September 2004.
- 3) H. W. Gellersen, A. Schmidt, and M. Beigl. Multi-sensor context-awareness in mobile devices and smart artifacts. *Mobile Networks and Applications (MONET)*, pages 341-351, 2002.
- 4) C.Hartshorne and P.Weiss. *Collected Papers of Charles Sanders Peirce*. Belknap Press of Harvers Univ. Press, 1965.
- 5) M.Ito and J.Tani. Joint attention between a humanoid robot and users in imitation game. In *Proc. 3rd Int. Conf. on Development and Learning (ICDL'04)*, 2004.
- 6) T. Kanda, H. Ishiguro, T. Ono, M. Imai, and R.Nakatsu. Development and evaluation of an interactive humanoid robot "robovie". *IEEE International Conference on Robotics and Automation (IRCA)*, pages 1848-1855, 2002.
- 7) L. Liao, D. Fox, J. Hightower, H. Kautz, and D. Schulz. Voronoi tracking: Location estimation using sparse and noisy sensor data. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 723-728, 2003.
- 8) S. R. Madden, M. J. Franklin, J. M. Hellerstein, and W. Hong. The design of an acquisitional query processor for sensor networks. *ACM SIGMOD*, pages 491-502, June 2003.
- 9) M.Narumi and M.Imai. Human-centric approach for human-robot interaction. In *8th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI 2004)*, pages 993-994, August 2004.
- 10) V. A. Petrushin, R. Ghani, and A. V. Gershan. A bayesian framework for robust reasoning from sensor networks. In *American Association for Artificial Intelligence*, 2005.